

Диагностика COVID-19 при 5-секундной обработке видео изображения лица человека

В.А. Минкин, В.А. Акимов

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

Аннотация: Пандемия COVID-19 волнообразно развивается уже полтора года, не смотря на значительные усилия всего мира, отработку биохимических методов диагностики и вакцинацию населения. Одной из причин значительного распространения инфекции является невозможность раннего выявления заболевания путем биохимической диагностики, так как биохимические процессы в организме развиваются медленно и инерционно. При этом давно известно, что поведенческие характеристики человека, измеряемые на основе рефлексных движений, способны, практически, безынерционно определять параметры психофизиологического состояния человека. Технология виброизображения представляет собой метод определения параметров психофизиологического состояния при обработке видеоизображения микродвижений головы человека путем накопления межкадровой разности и преобразования пространственных и временных характеристик межкадровой разности в поведенческие параметры. Виброизображение усиливает информацию о периодических процессах (вибрации) и устраняет информацию об оптических характеристиках (контрасте) неподвижных объектов. Мы показали, что поведенческие параметры, определяемые технологией виброизображения, изменяются при заболевании COVID-19. Выявление признаков изменения поведенческих параметров получено при обучении ИИ на группах пациентов и контрольной, причем характеристики точности диагностики COVID-19 по поведенческим параметрам зависят от многих факторов. Наилучшая точность диагностики (выше 94%) была получена при использовании мгновенных значений поведенческих параметров, определяемых с частотой 10Гц при накоплении 25 кадров межкадровой разности, и усреднении результатов диагностики за период не менее 5 секунд. Предварительные результаты тестирования данного метода диагностики COVID-19 по поведенческим параметрам показали более раннее (5-7 дней) выявление заболевания по сравнению с появлением симптомов и положительных результатов биохимического RT-PCR тестирования. Использование предлагаемого метода диагностики COVID-19 по поведенческим параметрам при анализе микродвижений головы позволяет выявлять инфицированных в течение 5 секундного тестирования с применением стандартных телевизионных камер (веб, IP) и обычных компьютеров (возможно мобильных телефонов), что должно способствовать максимально широкому применению и должно остановить распространение пандемии. Мы предполагаем, что анализ микродвижений головы для диагностики различных заболеваний возможно не только с помощью технологии виброизображения. Дальнейшее исследование механизма информативности микродвижений головы человека позволит не только остановить пандемию COVID-19, но и будет способствовать развитию новых бесконтактных и экологических методов ранней диагностики заболеваний.

Ключевые слова: COVID-19, виброизображение, поведенческие параметры, искусственные нейронные сети, искусственный интеллект, физиология активности, ИНС, ИИ.

COVID-19 Diagnosis by 5-Second Facial Video Processing

Viktor A. Minkin, Valery A. Akimov

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

Abstract: The Covid-19 pandemic spreads in waves for a year and a half, despite significant worldwide efforts, the development of biochemical diagnostic methods and population vaccination. One of the reasons for the infection spread is the impossibility of early disease detection through biochemical diagnostics, since biochemical processes slowly develop in a body. At the same time, well known that behavioral characteristics of a person, measured based on reflex movements, are capable for inertialess assessment of psychophysiological parameters. Vibraimage technology is the method of head micromovements video processing by inter-frame difference accumulation and converting spatial and temporal characteristics of the inter-frame difference into behavioral and psychophysiological parameters. Here we shown that behavioral parameters measured by vibraimage changed during COVID-19 infection. The identification of changes signs in behavioral parameters detected by AI trained on patients and controls. The best diagnostic accuracy (higher 94%) obtained using instantaneous values of behavioral parameters measured with the following vibraimage settings: 10Hz frequency of basic measurements; 25 inter-frame difference accumulations and averaging the diagnostic results over period of at least 5 seconds. COVID-19 diagnoses by behavioral parameters showed earlier (5-7 days) detection of the disease compared to symptoms and positive results of biochemical RT-PCR testing. Proposed method for COVID-19 diagnosis indicates infected persons within 5 seconds video processing using standard television cameras (web, IP) and computers, allows mass testing/selftesting and will stop the pandemic spread. We assume that head micromovements analysis for diagnosis of various diseases is possible not only with the help of vibraimage technology. Further research of human head micromovement analysis will help stop the COVID-19 pandemic and will contribute to the development of new contactless and environmentally friendly methods for early diagnosis of diseases.

Keywords: COVID-19, vibraimage, behavioral parameters, artificial neural networks, artificial intelligence, activity physiology, ANN, AI.

Многие выдающиеся ученые прошлого были уверены, что рефлексные движения могут быть использованы для получения информации о психофизиологическом состоянии человека. Чарлз Дарвин утверждал, что лицевая мимика выработана в процессе эволюции и определяется эмоциональным состоянием человека (Darwin, 1872). Иван Михайлович Сеченов был уверен, что каждая мысль имеет мускульное проявление (Сеченов, 1863). Зигмунд Фрейд писал, что у человека нет случайных движений, а каждое движение информативно (Freud, 1900). Иван Петрович Павлов предполагал, что все физиологические процессы определяются балансом торможения и возбуждения (Павлов, 1951). Карл Юнг писал, что двузначность движения заложена в природе маятника – человеческой природе (Jung, 1951). Николай Бернштейн открыл, что движения человека дискретны и определяются обратной связью (Bernstein, 1967). Норберт Винер предложил использовать обратную связь как основной принцип не только движений человека, но и любого физиологического процесса (Wiener, 1948). Мира и Лопес предложил психологическую методику оценки эмоционального состояния и патологических изменений психики на основе регистрации мускульных сокращений (Mira y Lopez, 1957). Конрад Лоренц определил уровень агрессии с помощью частоты рефлексных движений животных и человека (Lorenz, 1963). Для перевода накопленных знаний о рефлексном движении в практическую область распознавания эмоций и медицинской диагностики не хватало только технических возможностей 20-го века.

Ситуация изменилась с появлением технологии виброизображения (Минкин&Штам, 2000; Минкин, 2007), которая позволила преобразовать рефлексные микродвижения головы человека в поведенческие параметры (Минкин, 2007; 2020). Анализ движений головы человека – это достаточно сложный процесс, используемый в различных областях (Behnke et al., 2021; Hausmann et al., 2021). Современные биометрические стандарты (ISO/IEC 2382-37:2017, 2017) разделяют все биометрические характеристики на биологические и поведенческие, естественно, относя характеристики движения человека к поведенческим параметрам. Технической основой технологии виброизображения является накопление межкадровой разности (Минкин&Штам, 2000). Количество последовательных кадров (N) и

частота (f), которые используются для накопления межкадровой разности, определяют минимальный временной период $T=N/f$ интегрирования психофизиологической информации о человеке. Для решения различных задач и определения различных психофизиологических состояний настройки N и f могут изменяться, естественно для регистрации быстропротекающих процессов устанавливается минимальное значение N и максимальное значение f . Наиболее часто используемыми настройками для определения эмоционального состояния выбирают $N=100$; $f=5$ Гц, что определяет период интеграции информации о психофизиологическом состоянии $T=20$ с (Минкин, 2020). Именно такие стандартные настройки ($N=100$; $f=5$ Гц) были использованы в первых версиях программ диагностики COVID-19 (Minkin et al., 2020; Акимов&Минкин, 2021), так как сбор информации о микродвижениях головы пациентов с подтвержденным диагнозом COVID-19 осуществлялся с помощью программы VibraMed (Minkin et al., 2020). Кроме того, стандартный подход в определении психофизиологических состояний технологией виброизображения был ориентирован на измерении средних значений поведенческих параметров, так как это повышало точность определения эмоциональных состояний (Минкин, 2019), а, с другой стороны, устраняло влияние хронобиологических процессов (Halberg, 1987; Бланк&Бланк, 2010; Минкин&Бланк, 2021) и повышало стабильность определяемых поведенческих параметров, измеряемых как физические величины на основе известных формул расчета (Минкин, 2020). Как показали результаты исследований с помощью технологии виброизображения и обучаемых искусственных нейронных сетей удалось добиться почти 100% точности разбраковки баз данных пациентов и контрольной (референтной) группы (Minkin et al., 2020; Акимов&Минкин, 2021; Минкин&Косенков, 2021). Однако, использование полученных результатов для произвольной выборки измерений показало точность диагностики COVID-19, чуть превышающую 80%, что сравнимо с точностью ПЦР диагностики COVID-19 (Gupta-Wright, 2021), но недостаточно для массового применения новой технологии бесконтактной диагностики COVID-19 из-за недоверия специалистов.

Целью данного исследования являлась разработка метода бесконтактной диагностики COVID-19 при обработке видео изображения головы человека с точностью не менее 90% за минимальное время тестирования.

Материалы и методы

Материалы и методы предварительного исследования

В качестве материалов предварительного исследования использовались данные 547039 измерений мгновенных значений 40 поведенческих параметров (Минкин, 2020), полученные программой VibraHT (Minkin et al., 2020) с настройками ($N=100$; $f=5$) для групп:

а) пациентов с подтвержденным диагнозом COVID-19. Общее количество результатов в имеющейся базе данных пациентов COVID-19 составило 211064 измерений 40 поведенческих параметров.

б) контрольной, включающей здоровых и больных людей с подтвержденным отсутствием заболевания COVID-19. Общее количество результатов в контрольной группе составило 335975 измерений 40 поведенческих параметров.

База измерений мгновенных значений поведенческих параметров (МЗПП) с разделением данных на группы приведена в дополнительных материалах.

Результаты измерений каждой группы (контрольной и пациентов) были разбиты на две группы: обучения и проверочной. Результаты измерений группы обучения использовались для обучения ИНС, а результаты измерений в проверочной группе использовались для проверки обученного ИНС. Размер групп для обучения ИНС был сделан примерно одинаковым и составил 180753 для контрольной группы и 181392 для группы пациентов. Оставшиеся результаты измерений были размещены, соответственно, в тестовые группы пациентов 29672 и контрольную группу 155222. Структура используемых баз данных приведена на рисунке 1. Данные по количеству измерений в группах приведены в таблице 1. Результаты измерений между группой обучения и тестирования распределены случайным образом.



Рис. 1. Структура базы данных поведенческих параметров, используемая для обучения ИИ и проверки точности обучения. Количество измерений предварительного исследования приведено вне скобок. Количество измерений основного исследования приведено в скобках.

Обучение ИИ проводилось присвоением 0 значению коэффициента диагностики (КД), полученному по данным поведенческих параметров (ДПП) контрольной группы без COVID-19, и присвоением 1 – КД, полученному по ДПП в группе с подтвержденным диагнозом COVID-19. При обучении ИИ использовалась линейная трехслойная структура ИНС с прямой связью, подробно описанная в нашей более ранней статье (Акимов&Минкин, 2021), применявшаяся для диагностики COVID-19 по средним значениям поведенческих параметров (ПП). Подбор коэффициентов значимости в нейронной сети 40x80x60x1 осуществлялся с применением стандартных оптимизационных алгоритмов ADAM и Нестерова (Nesterov, 1983; Goodfellow et al., 2017), используемых при обучении нейронных сетей.

Материалы и методы основного исследования

В качестве материалов основного исследования использовались данные записанных видео файлов лица человека длительностью 180-210 секунд. Затем видеофайлы преобразованы программой VibraHT в числовые данные 155933 мгновенных значений 40 ПП (Минкин, 2020) с настройками (N=25; f=10) для групп:

а) пациентов с подтвержденным диагнозом COVID-19. Общее количество результатов в имеющейся базе данных пациентов COVID-19 составило 81343 измерений 40 ПП.

б) контрольной, включающей здоровых и больных людей с подтвержденным отсутствием заболевания COVID-19. Общее количество результатов в контрольной группе составило 74590 измерений 40 ПП.

Результаты измерений каждой группы (контрольной и пациентов) были разбиты на две группы: обучения и проверочной. Результаты измерений группы обучения использовались для обучения ИНС, а результаты измерений в проверочной группе использовались для проверки обученного ИНС. Размер групп для обучения ИНС был сделан примерно одинаковым и составил 58435 для контрольной группы и 59482 для группы пациентов. Оставшиеся результаты измерений были размещены, соответственно, в проверочные группы пациентов и в контрольную группу. Структура используемых баз данных аналогична приведенной на рисунке 1. Данные по количеству измерений в группах при основном исследовании приведены в таблице 1.

Использованная база данных измерений основного исследования с разделением на группы приведена в дополнительных материалах (файл DB_025).

Объединенные данные по количеству измерений 40 ПП при проведении предварительного и основного исследования приведены в таблице 1.

Таблица 1

Количество результатов измерений ПП в базах данных при проведении предварительных и основных исследований

Стадия исследования	БДМЗПП	БДМЗПП_ОИИ контрольной группы	БДМЗПП_ОИИ группы пациентов	БДМЗПП_ПТД контрольной группы	БДМЗПП_ПТД группы пациентов
Предварительное N=100	533562	167276	181392	155222	29672
Основное N=25	155933	58435	59482	16155	21861

При обучении ИИ количество данных контрольной группы и группы пациентов выбирается примерно одинаковым для определения порогового значения диагностики 0.5. Для проверочной группы допущено значительное различие в количестве данных между группой пациентов и контрольной группой из-за ограниченной возможности получения данных пациентов COVID-19.

Результаты исследования

Результаты предварительного исследования

На рисунке 2 приведена плотность распределения результатов диагностики COVID-19, определенная с помощью обученного ИИ, для проверочных баз данных пациентов и контрольной группы при различных временах усреднения КД: при нулевом времени усреднения КД и при 20 секундном усреднении КД.

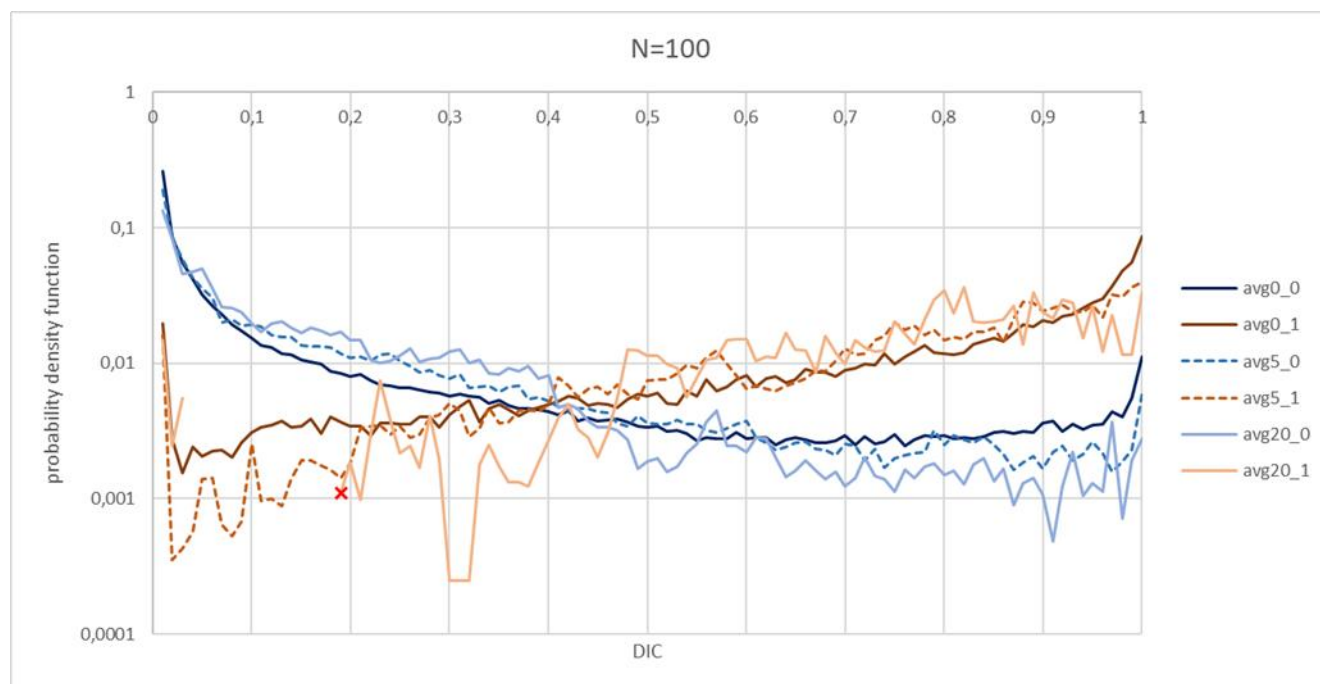


Рис. 2. Плотность распределения КД COVID-19, определенная с помощью обученного ИИ, для проверочных баз данных пациентов и контрольной группы. Avg0_0 – контроль без усреднения; avg0_1 – пациенты без усреднения КД; avg5_0 – контроль с 5 секундным усреднением КД; avg5_1 – пациенты с 5 секундным усреднением КД; avg20_0 – контроль с 20 секундным усреднением КД; avg20_1 – пациенты с 20 секундным усреднением КД.

Из представленных на рисунке 2 графиков следует, что при увеличении времени усреднения результата диагностики количество ошибок диагностики уменьшается (разрыв в красных графиках avgNN_1 при значениях КД 0-0.5).

Результаты точности, чувствительности и специфичности диагностики COVID-19 с помощью обученного ИИ для проверочных баз данных пациентов и контрольной группы при различных временах усреднения КД (0; 5; 10; 20; 30; 40; 60 секунд) приведены в таблице 2.

Таблица 2

Точность, чувствительность, специфичность и ошибки (ложноположительная-FPR; ложноотрицательная-FNR) диагностики COVID-19 для проверочных баз данных пациентов и контрольной группы при различных временах усреднения результатов диагностики (0; 5; 10; 20; 30; 40; 60 секунд)

Период усреднения КД, s	0	1	5	10	20	30	40	60
Точность & ошибки								
A(Test), %	82.2	83.45	85.87	88.59	90.10	90.43	90.44	90.51
A(Learn), %	86.69	88.69	90.99	92.14	93.52	93.69	93.93	94.33
Sen, %	78.84	79.26	81.91	84.95	86.94	87.58	87.38	87.41
Spe, %	83.52	84.26	86.63	89.29	90.71	90.98	91.03	91.12
FPR, %	16.48	15.74	13.37	10.71	9.29	9.02	8.97	8.88
FNR, %	21.16	20.74	18.09	15.05	13.06	12.42	12.62	12.59

ROC зависимость чувствительность-специфичность (Fawsett, 2006; Zhu et al., 2010) в соответствии с ГОСТ Р 53022.3-2008 для МЗПП (нулевое усреднение результатов диагностики), представленных в предварительном исследовании, представлена на рисунке 3.

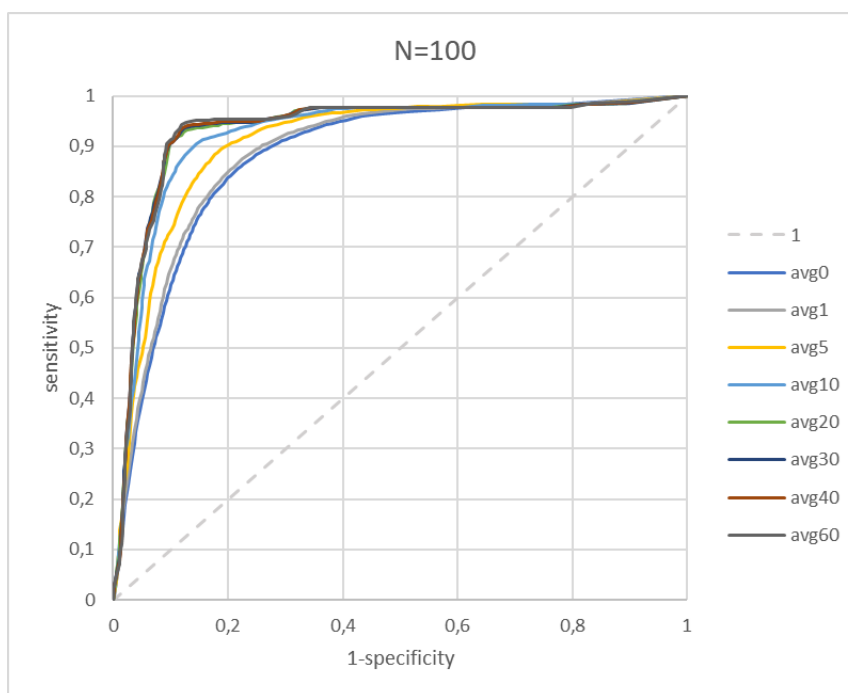


Рис. 3. ROC зависимость чувствительность-специфичность для данных, представленных в предварительном исследовании при различном секундном усреднении КД.

Расчеты чувствительности и специфичности были выполнены средствами Excel. Исходные данные и полученный результат приведены в дополнительных материалах. Файл Sensitivity_specificity_N100

Результаты основного исследования

Обучение ИИ на стадии основного исследования проводилось аналогично предварительному исследованию присвоением 0 значения КД контрольной группы без COVID-19 и присвоением 1 – КД группе пациентов с подтвержденным диагнозом COVID-19. На рисунке 4 приведена плотность распределения КД COVID-19, определенных с помощью обученного ИИ, для тестовых баз данных пациентов и контрольной группы при различных временах усреднения результатов диагностики (0; 5; 10; 20 секунд).

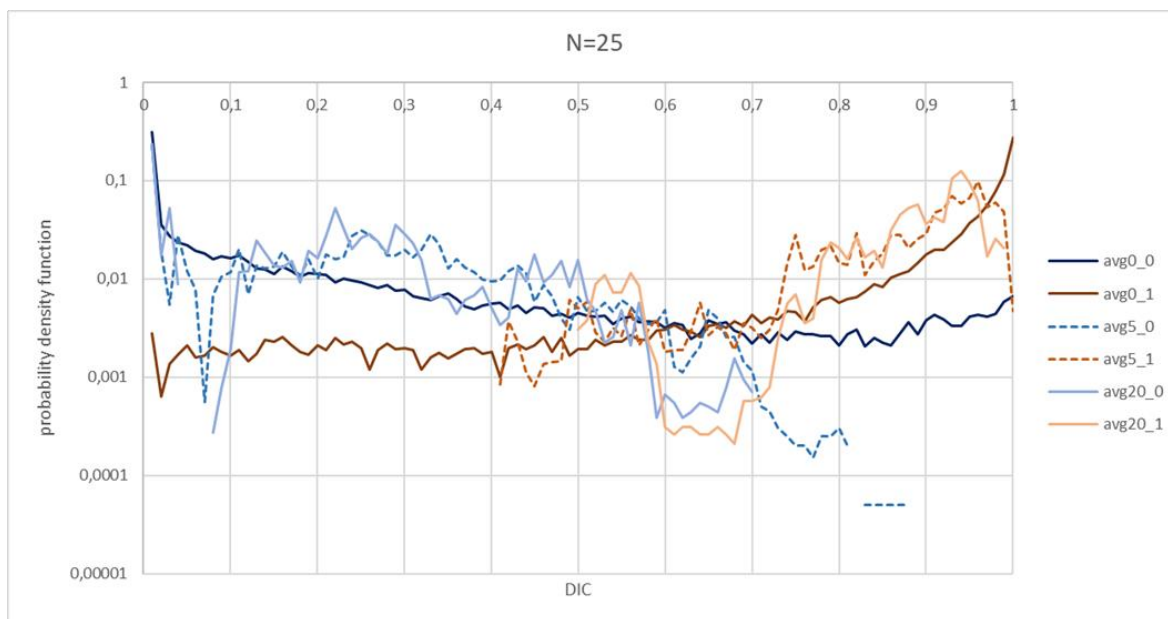


Рис. 4. Плотность распределения коэффициента диагностики (DIC) с помощью обученного ИИ для проверочных баз данных пациентов и контрольной группы на основном тестировании. Avg0_0 – контроль без усреднения; avg0_1 – пациенты без усреднения КД; avg5_0 – контроль с 5 секундным усреднением КД; avg5_1 – пациенты с 5 секундным усреднением КД; avg20_0 – контроль с 20 секундным усреднением КД; avg20_1 – пациенты с 20 секундным усреднением КД.

Приведенные на рисунке 4 результаты заметно отличаются от результатов, полученных при предварительном исследовании. Если плотности распределения КД для МЗПП приблизительно похожи для предварительного и основного исследования, то 20 секундное усреднение КД основного исследования обнуляет все ошибки для значений КД 0-0.45 и 0.7-1.0.

Результаты точности, чувствительности и специфичности диагностики COVID-19 с помощью обученного ИИ для проверочных баз данных пациентов и контрольной группы при различных временах усреднения результатов диагностики (0; 5; 10; 20; 30; 40; 60 секунд) приведены в таблице 3.

Таблица 3

Точность, чувствительность и специфичность диагностики COVID-19 для проверочных баз данных пациентов и контрольной группы при различных временах усреднения результатов диагностики (0; 5; 10; 20; 30; 40; 60 секунд), полученная в основном исследовании.

Период усреднения КД, s	0	1	5	10	20	30	40	60
Точность & ошибки								
A(Test), %	85.64	90.62	94.69	96.69	97.74	98.04	98.22	97.92
A(Learn), %	89.71	95.52	98.60	98.86	99.15	99.29	99.46	99.68
Sen, %	90.59	95.13	97.59	98.74	99.70	99.67	99.64	99.57
Spe, %	78.95	84.52	90.75	93.90	95.08	95.79	96.25	95.60
FPR, %	21.05	15.48	9.25	6.10	4.92	4.21	3.75	4.40
FNR, %	9.41	4.87	2.41	1.26	0.30	0.33	0.36	0.43

ROC зависимость чувствительность-специфичность (Fawsett, 2006; Zhu et al., 2010) для МЗПП (нулевое усреднение результатов диагностики), представленных в основном исследовании, приведена на рисунке 5.

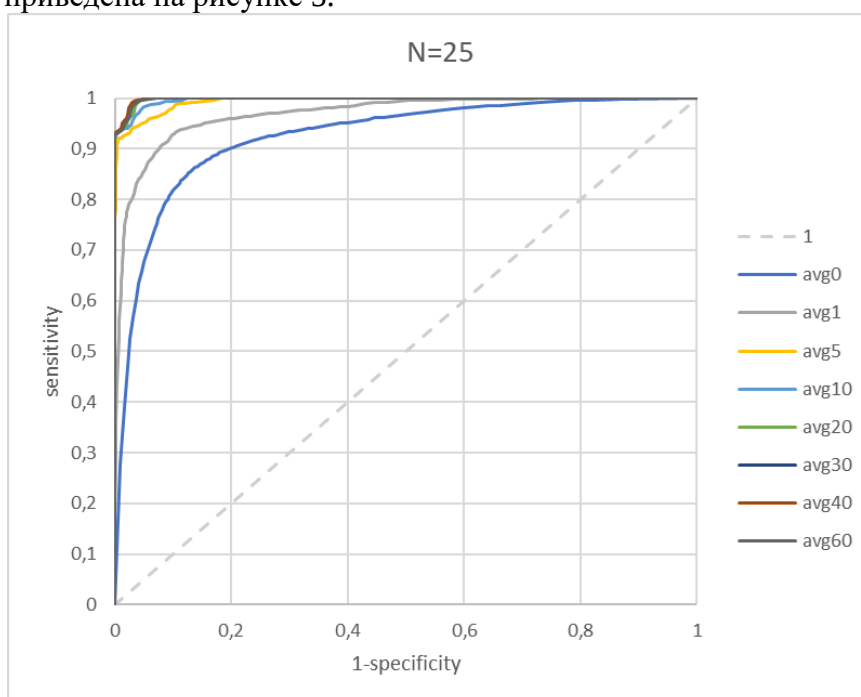


Рис. 5. ROC зависимость чувствительность-специфичность для данных, представленных в основном исследовании при различном усреднении КД.

Обсуждение результатов исследования

Приведенные результаты исследований свидетельствуют о том, что диагностика COVID-19 с помощью анализа микродвижений головы возможна, причем точность диагностики зависит от характеристик анализа движения. Сравнительные точностные характеристики двух вариантов диагностики с различными настройками анализа движений (N=100; f=5; T=20 – предварительное исследование и N=25; f=10; T=2.5 – предварительное исследование) приведены на рисунке 6. Результаты, полученные на предварительном исследовании, а именно слабая зависимость точности диагностики от периода усреднения, позволили нам предположить, что уменьшение времени получения информации о движениях головы при увеличении частоты отсчетов может не только сохранить точность диагностики, но и повысить ее.

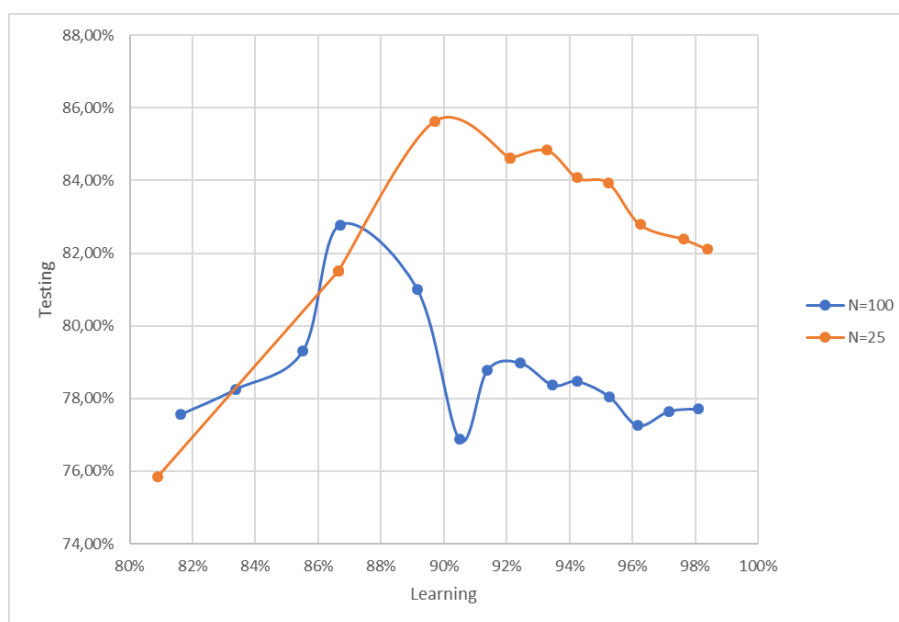


Рис. 6. Зависимость точности диагностики проверочной базы (Testing) данных от точности дискриминации обучаемой базы (Learning) данных для различных настроек анализа микродвижений при предварительном (N=100) и основном (N=25) исследовании.

Необходимо уточнить, что приведенные на рисунке 6 результаты получены при обработке различных по размеру баз данных (табл. 1), и это различие принципиально неустранимо, так как обработка движений технологией виброизображения приводит к необратимому сжатию результатов. Результаты измерений поведенческих параметров, полученные на предварительном исследовании с настройками (N=100), нельзя перевести в другие настройки (N=25), так как только полное видео может быть использовано для анализа с различными настройками виброизображения. Но и полное видео пациентов и контрольной группы, которое было использовано для обработки в ходе основного исследования, не позволяет добиться полной идентичности сравнения результатов, так как размер получаемых баз данных зависит от времени интегрирования поведенческих параметров.

Интересно отметить, что точность диагностики в левой части графика возрастает, примерно, одинаково при росте точности дискриминации обучаемой базы данных с 80 до 88%. При этом, переобучение ИИ наступает раньше для более длительного периода интеграции психофизиологического состояния на уровне 89% точности дискриминации обучаемой базы, а для более короткого периода – на уровне 93%. Этот, относительно, парадоксальный результат, вероятно, связан с тем, что хронобиологические процессы изменения ПП не нарушаются при COVID-19, а их присутствие только снижает точность диагностики заболевания. К такому выводу мы пришли также потому, что нам не удалось использовать временные процессы изменения ПП для диагностики COVID-19, точность диагностики не превысила 60% при большем объеме входных данных.

На рисунке 7 приведены зависимости точности предварительного и основного исследования от времени интеграции результата диагностики.

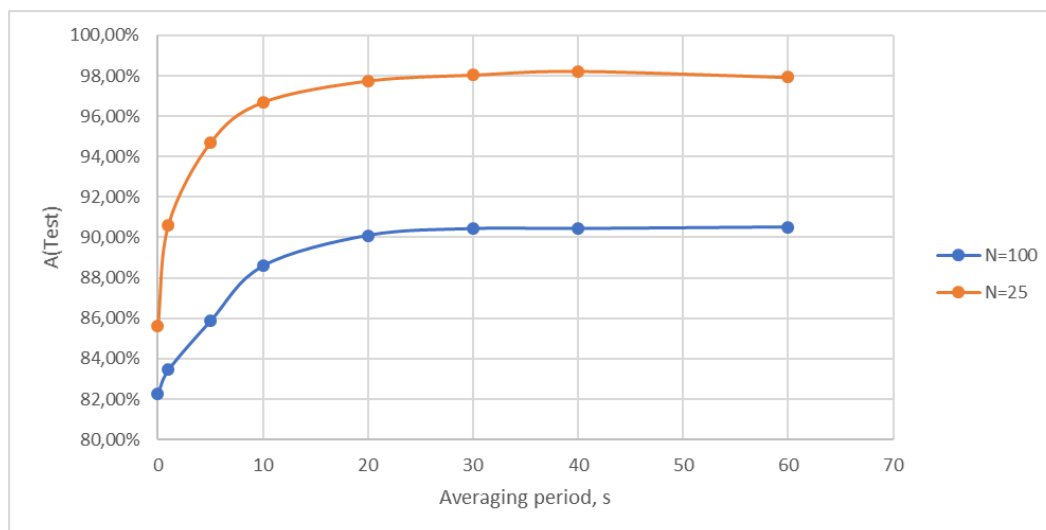


Рис. 7. Зависимость точности от времени интеграции результата диагностики для предварительного ($N=100$) и основного ($N=25$) исследования. $N=100$ – точность диагностики, полученная при предварительном исследовании; $N=25$ – точность диагностики, полученная в ходе основного исследования.

По полученным данным основного тестирования точность диагностики COVID-19 составляет 92.41% при пятисекундной интеграции результата диагностики и далее незначительно повышается до 95% при 40 секундной интеграции результата диагностики.

Сравнительные характеристики ошибок диагностики приведены на рисунке 8.

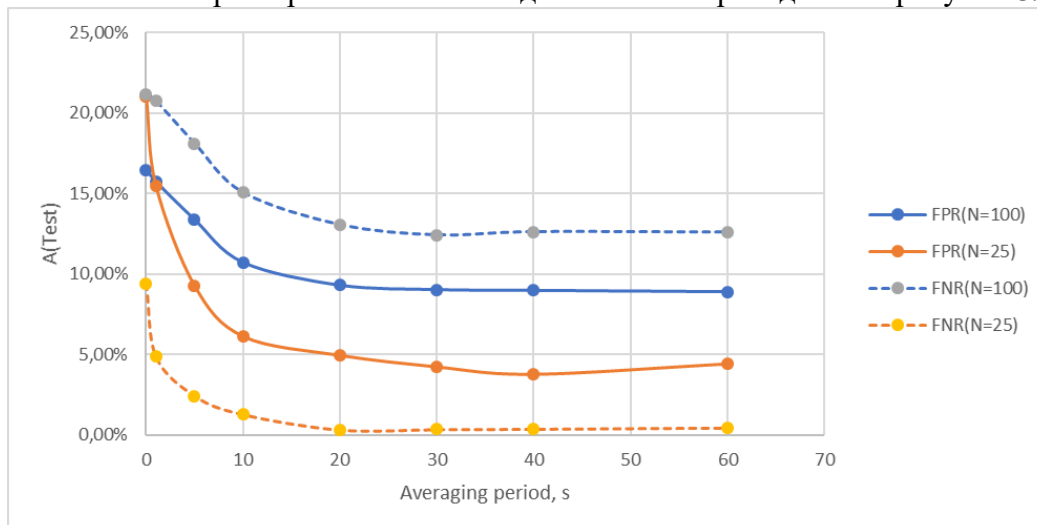


Рис. 8. Зависимости ошибок от времени интеграции результата диагностики для предварительного ($N=100$) и основного ($N=25$) исследования. FPR – вероятность ложноположительных ошибок диагностики. FNR – вероятность ложноотрицательных ошибок диагностики.

Обратим внимание, что ложноотрицательные ошибки (FNR) диагностики на рисунке 8 не превышают 5% после пятисекундной интеграции результата тестирования. На наш взгляд, ложноотрицательная ошибка является самой неприятной при тестировании пациентов с инфекционным заболеванием, так как она предполагает признание больного пациента здоровым и возможность дальнейшего заражения от пропущенного пациента. Минимальное значение ложноотрицательной ошибки наблюдается при 20 секундной интеграции результата диагностики и составляет 2.51%, что существенно ниже аналогичной ошибки при ПЦР тестировании пациентов с COVID-19, составляющей, примерно 20% по имеющимся данным (Gupta-Wright et al., 2021; Wikramaratna et al., 2020; Bhattacharyya et al., 2021; Lascarrou, et al., 2021).

Дискуссия

Мы предвидим основные аргументы противников предлагаемой технологии диагностики COVID-19 в виде следующих основных замечаний, которые мы неоднократно слышали от оппонентов:

1. Результаты основного исследования получены на незначительном количестве пациентов с подтвержденным диагнозом COVID-19.

2. В статье не приводится четкая взаимосвязь между заболеванием COVID-19 и параметрами микродвижений головы человека.

Постараемся далее отразить наши соображения по поводу очевидных замечаний.

В начале о количестве анализируемых данных. Поведенческие параметры человека несколько отличаются по своей сути от биологических параметров, к которым привыкло большинство медицинских и научных специалистов. Биологические и биохимические характеристики человека отличаются высокой стабильностью, конечно, они тоже изменяются с течением времени и каждый следующий биохимический анализ, взятый у того же пациента, будет только незначительно отличаться от предыдущего. Вариабельность поведенческих параметров человека значительно выше, чем вариабельность биологических параметров. Наличие хронобиологических процессов оказывает заметное влияние на поведенческие параметры, настроение и поведение каждого человека зависит от множества внешних и внутренних факторов (Halberg, 1987; Минкин&Бланк, 2019; 2021). Поведенческие параметры человека изменяют его каждую секунду, не зря Гераклит говорил, что в одну реку нельзя войти дважды (Платон, 1990). Потому несколько измерений МЗПП одного человека по информативности идентично измерению МЗПП нескольких людей. Следовательно, информативность исследуемой выборки поведенческих параметров определяется не количеством измеренных пациентов, а общим количеством измерений МЗПП, которое в данном исследовании значительно превышает среднестатистические исследования пациентов с подтвержденным диагнозом COVID-19. Большинство медицинских исследований по COVID-19 основано на несколько сотен данных анализа (El-Rashidy et al., 2021; Wang, et al., 2021; Laguarta et al., 2021), в то время как предварительное исследование включает данные более 500000 измерений 40 поведенческих параметров, а основное исследование более 150000 результатов измерений 40 поведенческих параметров. Конечно, увеличение количества данных (относительно приведенных результатов) возможно приведет к некоторому изменению точностных характеристик диагностики, но вряд ли эти изменения будут носить принципиальный характер. Скорее всего, на точность диагностики могли бы повлиять ограниченность используемых телевизионных камер при записи видео и измерении поведенческих параметров пациентов и контрольной группы. Чтобы избежать влияния деталей дискриминации баз данных, точность дискриминации была ограничена 95% при обучении ИИ. График, приведенный на рисунке 6, показывает правильность такого подхода, так как переобучение ИНС и настройка на незначительные детали при дискриминации обучаемой базы данных повышает точность дискриминации, но уменьшает точность диагностики по независимой тестовой базе данных. Потому замечание по малому количеству исследованных пациентов с подтвержденным диагнозом COVID-19 не является существенным именно для метода с измерением МЗПП. Большое количество измеряемых независимых поведенческих параметров (40) и сотни тысяч результатов измерений позволяют ИИ находить устойчивые различия в связях поведенческих параметров больных COVID-19 и контрольной группой, представленной здоровыми и больными другими заболеваниями людьми. Общее количество коэффициентов связи между ПП при обучении ИИ при используемой конфигурации ИНС составляет 8201.

Что касается связи заболевания COVID-19 и особенностями микродвижений головы человека. Начиная с момента разработки технологии виброизображения (Минкин&Штам, 2000), мы пытались понять причину зависимости параметров микродвижений головы от психофизиологического состояния человека. Первоначально мы предполагали термодинамическое равновесие и человеческую термодинамику основным механизмом связи

между данными явлениями (Gladyshev, 2014). Затем было высказано предположение о вестибулярно-эмоциональном рефлексе, связывающим ПФС и микродвижение головы (Minkin&Nikolaenko, 2008). Несмотря на то, что, на наш взгляд, не столь важно найти однозначный механизм этой связи, важнее статистически достоверно подтвердить ее наличие, мы выскажем еще одно предположение, обосновывающее физическую зависимость между описанными явлениями. Один из общих физических законов, являющийся следствием общей теории относительности (принцип причинности) утверждает, что два физических явления могут быть взаимосвязаны, если одно из них произошло после другого. Роджер Пенроуз в ряде публикаций предложил теорию, связывающую сознание и физику с помощью квантовой гравитации Orch-OR (orchestrated objective reduction) (Penrose, 1994; Hameroff & Penrose, 2014). В начале кажется, что общая теория относительности и общая теория гравитации достаточно далеки от микродвижений головы. Однако, это не совсем так. Вестибулярно-эмоциональный рефлекс заключается в поддержании вертикального положения головы за счет сокращения мускул шейных мышц при постоянном воздействии гравитационного поля Земли. В космосе при отсутствии гравитации вестибулярно-эмоциональный рефлекс не будет работать, так как при отсутствии гравитации теряется смысл мускульной регуляции вертикального поддержания головы. Возможно, как предполагает Пенроуз, существуют гравитационные механизмы обмена информацией в организме человека и, если это действительно так, то вестибулярная система будет первой, которая прореагирует на гравитационные сигналы. Заметим, что один из критиков гравитационной теории Orch-OR Пенроуза, специалист по искусственному интеллекту Marvin Minsky (Minsky, 1991) был бы огорчен трактовкой данного исследования, выполненного с помощью ИИ, как подтверждения гравитационной теории Orch-OR Пенроуза. Но повторю, что мы не видим противоречий в подходе Пенроуза и Мински. Наука постоянно развивается и вполне возможно, что позже будут открыты новые механизмы обмена информацией в человеческом организме. В любом случае, вряд ли ошибались все – Сеченов, Дарвин, Павлов, Юнг, Бернштейн, Винер, Мира-и Лопес и Лоренц, когда говорили об информативности рефлексных движений. Скорее всего, ошибаются оппоненты технологии виброизображения, которые не понимают, как может быть связаны микродвижения головы человека и изменения психофизиологического состояния.

Микродвижения головы человека значительно более чувствительны к любым биофизическим изменениям в организме человека, они, практически, безинерционно реагируют на изменение эмоционального состояния при детекции лжи (Choi et al., 2020) или реакции на стимулы (Минкин, 2021). Прототип системы виброизображения для диагностики COVID-19 использовался на предприятии Элсис, Санкт-Петербург, Россия для предсменного контроля сотрудников с июля 2020 года. За это время было выявлено 2 сотрудника с COVID-19, причем их выявление произошло за 5 и 7 дней до появления симптомов заболевания и получения положительного результата ПЦР анализа. Причем, в выявленных случаях в тот же день после получения положительного результата диагностики COVID-19 технологией виброизображения сотрудники были направлены на ПЦР анализ, который дал ложно отрицательный результат. Сотрудники были отправлены на карантин и только через 5, 7 дней получили положительный результат ПЦР тестирования. Это означает, что диагностика COVID-19 с помощью анализа микродвижений головы человека позволяет значительно ранее выявлять заболевание, чем традиционные биохимические методы тестирования. С точки зрения физики процесса это вполне объяснимо, так как рефлексные движения безинерционны и, практически, моментально передают изменение психофизиологического состояния в изменения движения. В то время как любой биохимический процесс проходит несколько стадий в своем развитии (Delacourte et al., 1999; Jain&Doyle, 2020).

Выводы

Нам представляется, что описанная методика диагностики COVID-19, несмотря на кажущуюся фантастичность и простоту, основана на научном подходе к анализу рефлексных движений, статистически подтверждена и доказала свою практическую реализуемость. Более

того, мы допускаем возможность улучшения приведенных результатов точности диагностики COVID-19 при увеличении существующей базы данных и дополнительной отработке алгоритмов обучения ИИ и диагностики. Обработка видео движения головы не ограничивается обработкой на ПК, следующий очевидный шаг – перенос этой технологии на платформы мобильных телефонов.

Исходные базы данных, по которым проводилась обработка результатов диагностики, представлены в открытый доступ в дополнительных материалах, что позволит независимым разработчикам обрабатывать свои алгоритмы диагностики COVID-19 на основе имеющихся результатов.

Также мы полагаем, что информативность рефлексных микродвижений головы человека не ограничивается диагностикой COVID-19. Мы будем рады видеть опубликованными результаты независимых исследований в данном направлении. Конечно, мы открыты к сотрудничеству, так как простота и доступность предлагаемого метода открывает широкие перспективы для его массового применения и должна препятствовать распространению пандемии COVID-19. 5-секундное видео тестирование COVID-19 может заменить паспорта на вакцинацию и другие проблемы, потому что диагностика COVID-19 в реальном времени дает больше гарантий здоровья, чем формальные документы, не подтверждающие отсутствие заражения.

Дополнительные материалы

Обобщенные данные, полученные в ходе текущего исследования, доступны для скачивания <https://psymaker.com/downloads/NN2.zip>.

Программа Covid5s для диагностики COVID-19 путем измерения поведенческих параметров доступна по адресу <https://psymaker.com/downloads/setupCovid5s.exe>.

Руководство по программе Covid5s доступно по адресу <https://psymaker.com/downloads/COVID5S.pdf>.

Пользовательские коды, используемые в этом исследовании для распознавания поведенческих параметров и/или кода активации для программы Covid5s, доступны у соответствующего автора по разумному запросу.

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. Июнь 2021, Санкт-Петербург, Россия. С. 76-87. <https://doi.org/10.25696/ELSYS.VC4.RU.06>

2. Бланк, М.А., Бланк, О.А. (2010) Хронобиомедицина для онкологии. СПб: Ника.

3. Бланк, М.А. и др. (2012) Способ скрининг диагностики рака простаты. Пат. RU2515149, МПК A61B 5/11. ООО «МП «Элсис». Завл. 06.02.2012; Оpubл. 10.05.2014, Бюл. № 13.

4. ГОСТ Р 53022.3-2008 (2008) Технологии лабораторные клинические. Требования к качеству клинических лабораторных исследований. Часть 3. Правила оценки клинической информативности лабораторных тестов. Утв. Приказом Федерального агентства по техническому регулированию и метрологии РФ от 18 декабря 2008 г. N 557-ст.

5. Минкин, В.А., Штам, А.И. (2000) Способ и устройство преобразования изображения. Пат. RU 2187904, МПК H04N 5/14, ООО «МП «Элсис». Заявл. 19.12.2000; Оpubл. 20.08.2002.

6. Минкин, В.А. (2007) Виброизображение. СПб.: Реноме, 108 с. <https://doi.org/10.25696/ELSYS.B.RU.VI.2007>

7. Минкин, В.А. (2019) О точности технологии виброизображения. Тр. 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>

8. Минкин, В.А., Бланк, М.А. (2019) Психофизиологическое формирование периода мозговой активности. 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.19>
9. Минкин, В.А. (2020) Виброизображение, кибернетика и эмоции. СПб.: Реноме. 164 с. <https://doi.org/10.25696/ELSYS.B.RU.VCE.2020>
10. Минкин, В.А., Бланк, М.А. (2021) Психофизиология и гомеокинез. Синхронизация предъявления стимулов к хронобиологическим процессам. Труды 4-й международной научно-технической конференции: Современная психофизиология. Технология виброизображения. Июнь 2021 г., Санкт-Петербург, Россия, С. 62-75. <https://doi.org/10.25696/ELSYS.VC4.RU.05>
11. Минкин, В.А. (2021) Динамика психофизиологической реакции на визуальные стимулы в зависимости от периода их предъявления. Труды 4-й международной научно-технической конференции: Современная психофизиология. Технология виброизображения. Июнь 2021 г., Санкт-Петербург, Россия, С. 35–48. <https://doi.org/10.25696/ELSYS.VC4.RU.03>
12. 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. Июнь 2021 г., Санкт-Петербург, Россия, С. 88–103. <https://doi.org/10.25696/ELSYS.VC4.RU.07>
13. Павлов, И.П. (1951) Полное собрание сочинений. М.: АН СССР, изд. 2-е, доп.
14. Платон (1990) Кратил. Собрание сочинений в 4-х томах. М: АН СССР Институт философии. Мысль, 1990. Т. 1. С. 636.
15. Сеченов, И.М. (1863) Избранные произведения. М.: Академия Наук СССР, 1952.
16. Behnke, M., Bianchi-Berthouze, N. and Kaczmarek, L.D. (2021) Head Movement Differs for Positive and Negative Emotions in Video Recordings of Sitting Individuals. Nature Scientific Reports. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-86841-8>
17. Bernstein, N. A. (1967) The Co-Ordination and Regulation of Movements. Pergamon Press, Oxford.
18. Bhattacharyya, R. et al. (2021) Incorporating False Negative Tests in Epidemiological Models for SARS-CoV-2 Transmission and Reconciling with Seroprevalence Estimates. Nature Scientific Reports. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-89127-1>
19. Choi, H. Y. et al. (2020) Study of Matching Rate in Stim Test between Video-Polygraph Based on Vibraimage Technology and Traditional Contacting Polygraph. Proceedings of the 3rd International Open Science Conference: Modern Psychology. The Vibraimage Technology, June 2020, St. Petersburg, Russia. <https://doi.org/10.25696/ELSYS.10.VC3.EN>
20. Darwin, C. (1872) The Expression of the Emotions in Man and Animals. John Murray, London.
21. Delacourte, A. et al. (1999) The Biochemical Pathway of Neurofibrillary Degeneration in Aging and Alzheimer's Disease. <https://doi.org/10.1212/WNL.52.6.1158>
22. El-Rashidy, N. et al. (2021) Comprehensive Survey of Using Machine Learning in the COVID-19 Pandemic. Diagnostics, 11(7). <https://doi.org/10.3390/diagnostics11071155>
23. Fawcett, T. (2006) An Introduction to ROC Analysis. Pattern Recognition Letters 27, pp. 861–874. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.10.010>
24. Freud, S. (1900) The Interpretation of Dreams, Science Odyssey: People and Discoveries. PBS, 1998.
25. Gupta-Wright, A. et al. (2021) False-negative RT-PCR for COVID-19 and a Diagnostic Risk Score: a Retrospective Cohort Study Among Patients Admitted to Hospital. BMJ Open 2021, 11. doi:10.1136/bmjopen-2020-047110
26. Gladyshev, G.P. (2014) The Hierarchical Equilibrium Thermodynamics of Living Systems in Action. Moscow: N.N. Semenov Institute of Chemical Physics of the Russian Academy of Sciences Russia.
27. Goodfellow, I. et al. (2017) Deep Learning. Massachusetts Institute of Technology.

28. Halberg, F. (1987) Perspectives of Chronobiologic Engineering. NATO ASI Series, Vol. 120, pp. 1-46.
29. Hameroff, S., Penrose, R. (2014) Consciousness in the Universe. A Review of the 'OrchOR' Theory. Physics of Life Reviews 11(1), pp. 39-78. <http://dx.doi.org/10.1016/j.plrev.2013.08.002>
30. Hausamann, P., Sinnott, C.B., Daumer, M. and MacNeilage, P.R. (2021) Evaluation of the Intel RealSense T265 for Tracking Natural Human Head Motion. Nature Scientific Reports. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-91861-5>
31. Jain, A., Doyle, D.J. (2020) Stages or Phenotypes? A Critical Look at COVID-19 Pathophysiology. Intensive Care Med, 2020, 46, pp.1494–1495. <https://doi.org/10.1007/s00134-020-06083-6>
32. ISO/IEC 2382-37:2017 (2017) Information Technology, Vocabulary, Part 37: Biometrics.
33. Jung, C.G. (1951) Aion: Beiträge zur symbolik des selbst – Aion: Researches into the Phenomenology of the Self. Collected Works, Vol. 9.2.
34. Laguarda, J., Hueto, F. and Subirana, B. (2020) COVID-19 Artificial Intelligence Diagnosis Using only Cough Recordings. IEEE Open Journal of Engineering in Medicine and Biology. <https://doi.org/10.1109/OJEMB.2020.3026928>
35. Lascarrou, J.B. et al. (2021) Predictors of Negative First SARS-CoV-2 RT-PCR Despite Finaldiagnosis of COVID-19 and Association with Outcome. Nature Scientific Reports. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-82192-6>
36. Lorenz, K. (1963) Das Sogenannte Böse zur Naturgeschichte der Aggression. Original edition: Verlag Dr. G Borotha-Schoeler.
37. Minkin, V.A., Nikolaenko, N.N. (2008) Application of Vibraimage Technology and System for 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>
38. 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, Vol. 10, pp. 590–603. <https://doi.org/10.4236/jbbs.2020.1012037>
39. Minsky, M. (1991) Conscious Machines. Machinery of Consciousness. Proceedings, National Research Council of Canada, 75th Anniversary Symposium on Science in Society, June 1991.
40. Mira y Lopez, E. (1957) Psychodiagnostico Miokinetiko. Buenos Aires: Paidos.
41. Nesterov, Y.E. (1983) A Method of Solving Programing Problem with Convergence Rate $O(1/k^2)$. Soviet Math. Dokl., 1983, 27(2).
42. Penrose, R. (1994) Shadows of the Mind. Oxford University Press.
43. Wang, G. et al. (2021) A Deep-Learning Pipeline for the Diagnosis and Discrimination of Viral, Non-viral and COVID-19 Pneumonia from Chest X-ray Images. Nature Biomedical Engineering, 5, pp. 509–521. <https://doi.org/10.1038/s41551-021-00704-1>
44. Wiener, N. (1948) Cybernetics: Or Control and Communication in the Animal and the Machine. Paris, (Hermann&Cie) & Camb. Mass. MIT, 2nd revised ed. 1961.
45. Wikramaratna, P.S. et al. (2020) Estimating the False-Negative Test Probability of SARS-CoV-2 by RT-PCR. Euro Surveill, 2020, 25(50). <https://doi.org/10.2807/1560-7917.ES.2020.25.50.2000568>
46. Zhu, W., Zeng, N. and Wang, N. (2010) Sensitivity, Specificity, Accuracy, Associated Confidence Interval and ROC Analysis with Practical SAS® Implementations. Health Care and Life Sciences, NESUG.