Определение значимых поведенческих параметров при диагностике COVID-19 с помощью настройки искусственных нейронных сетей

В. А. Акимов, В. А. Минкин

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

Аннотация: *Исследованы различные варианты построения искусственных нейронных сетей (ИНС), применяемых для разбраковки (дискриминации) баз данных поведенческих параметров, полученных технологией виброизображения для пациентов с подтвержденным диагнозом COVID-19 и референтной (контрольной) группы с подтвержденным отсутствием заболевания COVID-19. Проведено обучение разработанных ИНС методами ADAM и Нестерова. Представлены полученные зависимости точности метода и количества ошибок (дискриминирующей способности теста) от структуры ИНС и набора входных данных поведенческих параметров. Проведен статистический анализ результатов исследований групп пациентов и контрольной группы стандартными статистическими методами и проведено сравнение результатов дискриминации групп данных методами ИНС и оценками мат ожидания, СКО и вариабельности. Оптимизирована структура ИНС и входного потока поведенческих параметров, позволившая добиться нулевой ошибки при дискриминации имеющейся базы данных пациентов с подтвержденным диагнозом COVID-19 и контрольной группы. Определены значимые поведенческие параметры для диагностики COVID-19.*

Ключевые слова: *виброизображение, искусственные нейронные сети, обучение нейронной сети, поведенческие параметры, структура нейронной сети, ИИ, ИНС, точность диагностики, ошибка.*

Determination of Significant Behavioral Parameters on COVID-19 Diagnosis by Artificial Neural Networks Modeling

Valery A. Akimov, Viktor A. Minkin

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

Abstract: *Investigated various options for constructed artificial neural networks (ANNs) used to discriminate databases of behavioral parameters captured by vibraimage technology for patients with confirmed diagnosis of COVID-19 and reference group with confirmed absence of COVID-19 disease. The developed ANNs were learned using ADAM and Nesterov methods. The dependences of method accuracy and the number of errors (discriminating ability of the test) on the structure of ANN and the set of behavioral parameters are presented. Statistical analysis of the same groups of patients and the control group was carried out using standard statistical methods (mat expectation, SD, variability) and groups discrimination by ANN methods. The structure of ANN and input data of behavioral parameters was optimized. Achieved zero error of existing databases discriminating for the patients*

https://doi.org/10.25696/ELSYS.VC4.RU.06

with a confirmed diagnosis of COVID-19 and the control group. Identified significant behavioral parameters for the diagnosis of COVID-19.

***Keywords:** vibraimage, artificial neural networks, neural network learning, behavioral parameters, neural network structure, AI, ANN, diagnostic accuracy, error.*

Введение

Технические решения, связанные с искусственными нейронными сетями (Haykin, 2008; Бураков, 2013; Goodfellow et al., 2017), занимают все более значимое место при разработке различных технологий и практических применений. Вызов, брошенный миру пандемией COVID-19, привел к развитию множества решений (Laguarta et al., 2020; Soares et al., 2020; Erdem&Aydın, 2020; Hussain et al., 2020; Jin et al., 2020; Wynants et al., 2020; Jimenez-Solem et al., 2021), основанных на искусственных нейронных сетях (ИНС) и искусственном интеллекте (ИИ), предназначенных для диагностики COVID-19. На основе технологии виброизображения были ранее разработаны и обоснованы методы медицинской диагностики (Бланк и др., 2012; Минкин, 2007;2020; Minkin&Nikolaenko, 2008), поэтому использование технологии виброизображения для диагностики COVID-19 стало одной из задач разработчиков данной технологии. Был разработан ряд технических решений для диагностики COVID-19 (Минкин&Бобров, 2020), в том числе с помощью нейронных сетей и искусственного интеллекта (Minkin et al., 2020). Основными преимуществами нейронных сетей является возможность распараллеливания потока информации (высокое быстродействие) и способность к самообучению и обобщению информации (Haykin, 2008). При этом, итоговое решение, принимаемое обученной нейронной сетью, является неочевидным, его практически невозможно проверить (подтвердить или опровергнуть) другими известными методами. Способность получать обоснованный результат на основании информации, которая не встречалась в процессе обучения, является, с одной стороны, явным преимуществом нейронных сетей (Haykin, 2008), что особенно актуально для моделирования сложных биологических процессов (Новосельцев, 1978). Но с другой стороны, практическая закрытость принятия решения нейронной сетью или искусственным интеллектом создает определенное недоверие к восприятию неочевидного результата бесконтактной диагностики определенного заболевания.

Целями данной работы являются определение значимых поведенческих параметров, используемых при диагностике COVID-19, определение оптимальной структуры ИНС для разбраковки результатов исследований пациентов и контрольной группы, а также повышение точности используемого метода и снижение ошибок в диагностике COVID-19.

Материалы и Метод

Результатами исследований обеих групп пациентов и контрольной являются поведенческие параметры, измеренные с помощью технологии виброизображения программой VibraHT и программой HealthTest (Minkin et al., 2020). Технология виброизображения определяет поведенческие параметры человека на основе различных формул анализа микродвижений головы человека (Минкин, 2020). Физиологической основой, связывающей движения головы и поведенческие параметры, является вестибулярно-эмоциональный рефлекс (Minkin&Nikolaenko, 2008; Минкин, 2020). Измерения поведенческих параметров указанными программами проводились в течение времени 1 или 3 минуты, причем во время измерения программа осуществляет 5 отсчетов в секунду для каждого поведенческого параметра P1–P16 (Минкин, 2020). Результирующими данными являются среднее значение M для каждого из 16 поведенческих параметров, а также среднеквадратическое значение изменения этого параметра в период измерения (SD1–SD16) и вариабельность каждого параметра за время измерения V = M/SD.

Результаты исследований группы пациентов включают 268 результатов измерения программами VibraHT или HealthTest (Minkin et al., 2020) параметров микродвижений головы пациентов с подтвержденным диагнозом COVID-19 (из них 250 пациентов с подтверждением COVID-19 по КТ и ПЦР в активной фазе и 18 пациентов на бессимптомной стадии заболевания COVID-19). Измерения были сделаны в период с мая по октябрь 2020 года. Возраст пациентов от 25 до 75 лет, соотношение мужчины–женщины (60–40)%. Этнический состав — 100% европеоиды. Демографические параметры контрольной группы были подобранны идентично группе пациентов. Программы VibraHT и HealthTest идентичны по алгоритмам обработки и различаются уровнем профессиональных настроек. Измерения поведенческих параметров пациентов проводилось с помощью веб-камер MS LifeCam Cinema и MS LifeCam Studio. Разрешение камер было установлено 640×480, частота кадров 30 к/с, в настройках включен черно-белый режим. Исследуемый человек располагался на расстоянии (50–100) см от веб-камеры, размер головы по горизонтали — более 200 пикселей. Уровень качества изображения при тестировании программами VibraHT и HealthTest был выше 80% для всех принятых результатов тестирования. Используемые для измерений поведенческих параметров компьютеры имели ОС Windows 10 и процессоры не ниже i5.

Результаты исследований контрольной группы включают результаты 268 измерений программой VibraHT параметров микродвижений головы пациентов с полным отсутствием симптоматики COVID-19 и отрицательным ПЦР тестом на COVID-19. В контрольную группу включено 20 измерений пациентов с подтвержденным заболеванием ОРВИ для того, чтобы исключить возможность выявления симптоматики патология-норма при сравнении пациентов и контрольной группы, направив поведенческую диагностику именно на выявление симптоматики COVID-19.

Методика исследования основана на обучении нейронных сетей различной структуры с помощью обучающей программы, написанной одним из авторов (Валерием Акимовым) для разделения результатов исследований пациентов и контрольной группы и определению количества ошибок при указанном разделении данных. Структура обучаемых нейронных сетей двух и трехслойная, основным элементом был выбран сигмоидальный нейрон, так как сигмоидальная функция является наиболее распространенной при построении ИНС (Haykin, 2008). Подбор коэффициентов значимости в нейронной сети осуществлялся с применением стандартных оптимизационных алгоритмов ADAM и Нестерова (Nesterov, 1983; Goodfellow et al., 2017), используемых при обучении нейронных сетей. Разработанная программа обучает нейронную сеть иметь 0 на выходном нейроне для контрольной группы и 1 для группы пациентов с подтвержденным диагнозом COVID-19.

Структурные схемы построенных ИНС для дискриминации баз данных в группах представлены на рисунке 1.

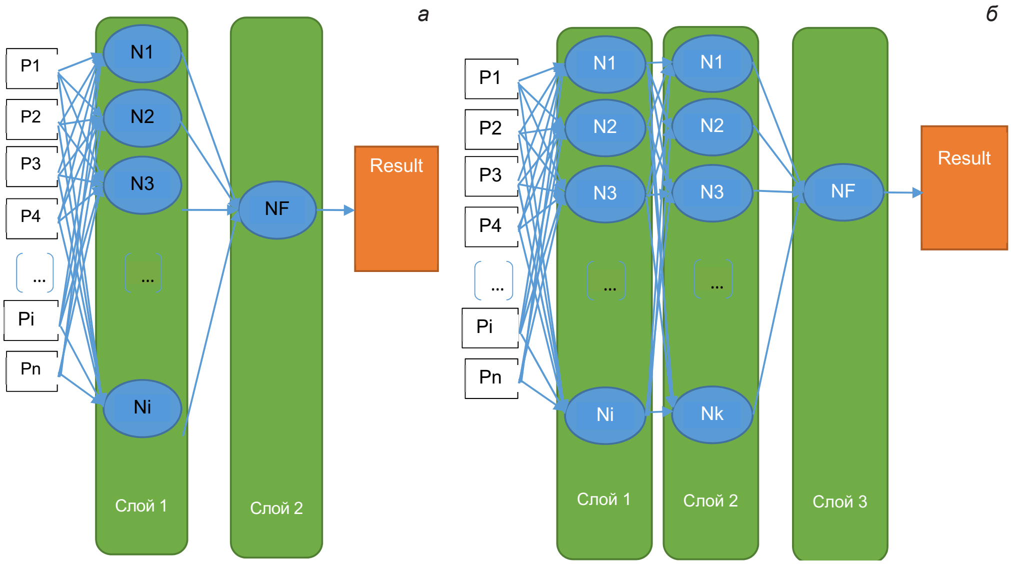

***Рис. 1.** Структурные схемы линейных нейронных сетей с прямой связью для дискриминации баз данных по двум группам: пациентов и контрольной, а) простейшая сеть прямого распространения; б) сеть прямого распространения с одним скрытым слоем нейронов.*

Результаты исследований

В начале сравним и рассмотрим результаты исследования поведенческих параметров пациентов и контрольной группы, полученные стандартными средствами Excel и программой VibraStat (Минкин, 2019). На рисунке 2 представлены средние значения поведенческих параметров для пациентов и контрольной группы.

Максимальное различие в группах имеет поведенческий параметр E7 (энергичность), среднее значение E7 в контрольной группе превышает среднее значение E7 в группе пациентов на 30%.

На рисунке 3 представлены среднеквадратические отклонения (СКО) поведенческих параметров групп пациентов (S1) и контрольной (S2).

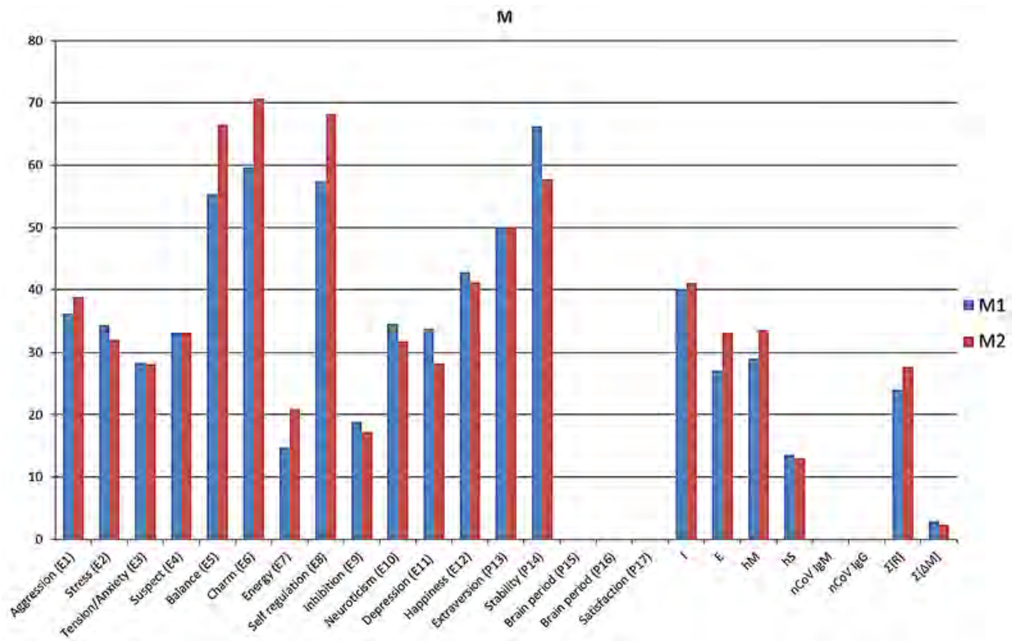

Рис. 2. *Средние значения поведенческих параметров групп пациентов (М1) и контрольной (М2)*

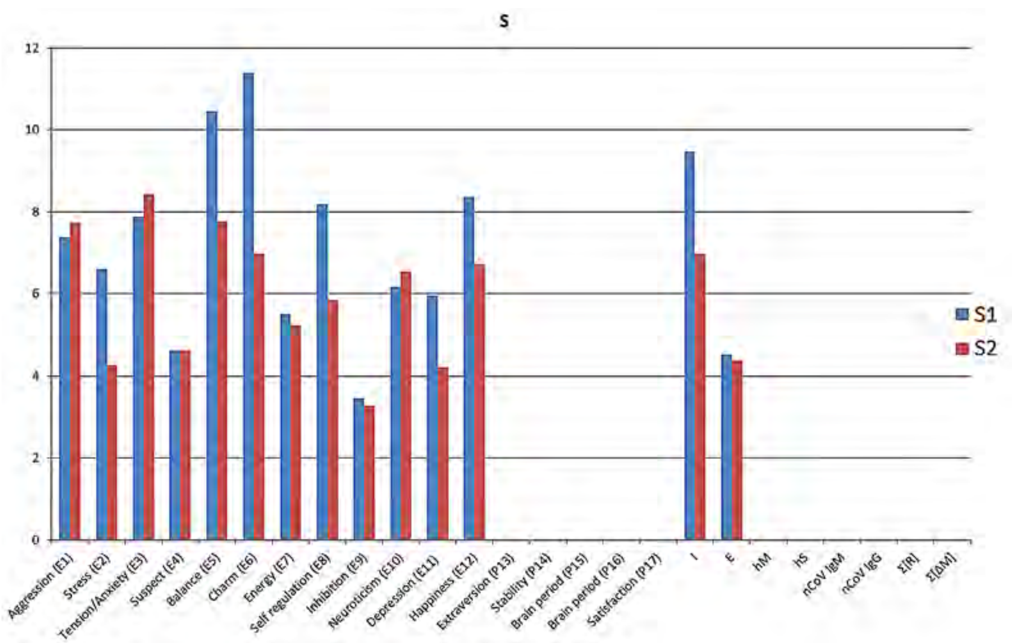

Рис. 3. *Среднеквадратические отклонения (СКО) поведенческих параметров групп пациентов (S1) и контрольной (S2)*

Различие более 30% в группах пациентов и контрольной имеют СКО шести поведенческих параметров: E2 (Стресс), E5 (Уравновешенность), E6 (Харизматичность), E8 (Саморегуляция), E11 (Депрессия) и I (Информационная эффективность).

На рисунке 4 представлено среднеквадратическое отклонение (СКО) поведенческих параметров групп пациентов (V1) и контрольной (V2).

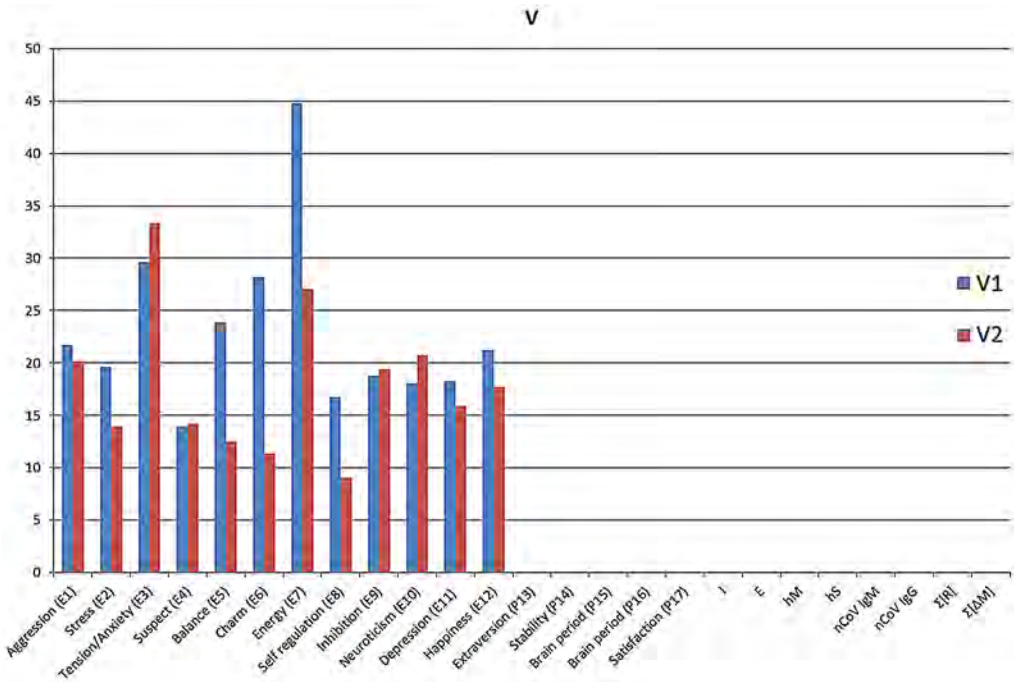

***Рис. 4.** Вариабельность (V) поведенческих параметров групп пациентов (V1) и контрольной (V2)*

Различие более 30% в группах пациентов и контрольной имеют Вариабельность пяти поведенческих параметров: E2 (Стресс), E5 (Уравновешенность), E6 (Харизматичность), E7 (энергичность), E8 (Саморегуляция), причем вариабельность параметра Харизматичность различается более, чем в 2 раза.

В таблице 1 представлены результаты 12 различных экспериментов по определению зависимости количества ошибок при разбраковке результатов в группах пациентов и контрольной от структуры нейронной сети и количества входных поведенческих параметров, подаваемых на входной слой нейронов.

Результаты, приведенные в таблице 1, показывают, что количество ошибок разбраковки данных является сложной функцией, определяемой совокупностью настроек, и напрямую не может быть уменьшено путем увеличения входных нейронов или входных параметров.

Таблица 1

Зависимость количества ошибок при разбраковке результатов в группах пациентов и контрольной от структуры нейронной сети и количества входных поведенческих параметров, подаваемых на входной слой нейронов

N	Структура ИНС	Количество входных величин	Время — Точность/Ошибки	Примечание
1	5 × 1	36 (P12 × 3)	1 мин — 491/566 5 мин — 496/566 10 мин — 497/566 69	Исходно-новая сеть
2	10 × 1	87 (A1F-P4)	1 мин — 553/566 5 мин — 553/566 10 мин — 553/566 13	Исходно-новая сеть
3	10 × 1	40 (T10 + IE + A2 + A3 + + Sat + S(R)	1 мин — 558/566 5 мин — 559/566 10 мин — 559/566 7	Исходно-новая сеть Тест с нормализацией входных данных
4	18 × 1	36 (P12 × 3)	1 мин — 549/566 5 мин — 549/566 10 мин — 549/566 17	Исходно-новая сеть
5	30 × 1	30 (P10 × 3)	1 мин — 553/566 5 мин — 554/566 10 мин — 554/566 12	Исходно-новая сеть
6	36 × 1	36 (P12 × 3)	1 мин — 553/566 5 мин — 553/566 10 мин — 554/566 12	Исходно-новая сеть
7	38 × 1	38 (P12 + IE)	1 мин — 554/566 5 мин — 554/566 10 мин — 554/566 12	Исходно-новая сеть
8	72 × 1	36 (P12 × 3)	1 мин — 279/566 5 мин — 279/566 10 мин — 279/566 287	Исходно-новая сеть
9	40 × 20 × 1	12СКО	1 мин — 536/566 5 мин — 552/566 10 мин — 554/556 12	Исходно-обученный файл по 26 М + СКО
10	40 × 20 × 1	12V Остальные 0.	1 мин — 554/566 5 мин — 557/566 10 мин — 557/566 9	Исходно-обученный файл по 26 М + СКО
11	40 × 20 × 1	12M Остальные 0.	1 мин — 547/566 5 мин — 560/566 10 мин — 560/566 6	Исходно-обученный файл по 26 М + СКО
12	40 × 20 × 1	40 (T10 + IE + A2 + A3 + + Sat + S(R)	1 мин — 552/566 5 мин — 566/566 10 мин — 566/566 0!	Исходно-новая сеть

В таблице 2 приведена значимость поведенческих параметров, полученная для первого слоя нейронов структуры 12 (таблица 1). Выделенная цветом строка показывает максимальные веса коэффициентов значимости, они не сильно различаются для всех приведенных поведенческих параметров.

Таблица 2

Значимость входных коэффициентов поведенческих параметров для первого слоя нейронов структуры 12. Выделенная цветом строка показывает максимальные веса коэффициентов значимости

		Aggression (P7)/M	Aggression (P7)/S	Aggression (P7)/V	Stress (P6)/M	Stress (P6)/S	Stress (P6)/V	Tension/Anxiety (F5X)/M	Tension/Anxiety (F5X)/S	Tension/Anxiety (F5X)/V	Suspect (P19)/M
max(w)		319	123	352	404	132	331	270	115	470	209
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

		Suspect (P19)/S	Suspect (P19)/V	Balance (P16)/M	Balance (P16)/S	Balance (P16)/V	Charm (P17)/M	Charm (P17)/S	Charm (P17)/V	Energy (P8)/M	Energy (P8)/S
max(w)		101	289	501	220	271	750	270	438	204	139
		11	12	13	14	15	16	17	18	19	20

		Energy (P8)/V	Self regulation (P18)/M	Self regulation (P18)/S	Self regulation (P18)/V	Inhibition (F6)/M	Inhibition (F6)/S	Inhibition (F6)/V	Neuroticism (F9)/M	Neuroticism (F9)/S	Neuroticism (F9)/V
max(w)		616	424	99	144	363	40	268	548	102	297
		21	22	23	24	25	26	27	28	29	30

		A2/M	A2/S	A2/V	A3/M	A3/S	A3/V	I	E	sat	refCor
max(w)		272	303	9	130	363	22	454	359	546	350
		31	32	33	34	35	36	37	38	39	40

Относительно небольшой разброс значимости (200–500) большинства поведенческих параметров при разбраковке данных объясним принципом минимальной корреляции, используемой для вычисления поведенческих параметров в технологии виброизображения (Минкин, 2020). Минимальную значимость имеет небольшое количество параметров, в том числе вариабельности А2 и А3 (значимость 9 и 22), которые могут быть заменены на более информативные в дальнейших исследованиях.

Обсуждение полученных результатов

Представленные в таблице 1 результаты по одинаковым настройкам линейной ИНС с увеличением первой линии нейронов (структуры 1 (5 × 1); 4 (18 × 1); 6 (36 × 1); 8 (72 × 1)) показывают, что количество ошибок разбраковки существенно уменьшается (с 69 до 12) только до момента превышения количества входных нейронов над количеством входных параметров. Значительное превышение числа входных нейронов (72 на 36 для структуры 8) приводит к резкому увеличению ошибок разбраковки с 12 до 287.

Увеличение количества входных поведенческих параметров (сравним структуры сетей 2 и 3) само по себе не приводит к увеличению точности разбраковки для одной структуры ИНС: с количеством входных параметров 87 количество ошибок равно 13, уменьшение количества входных параметров до 40 приводит к уменьшению ошибок до 7.

Представленные в таблице 1 результаты для простой линейной сети всего с двумя слоями нейронов (входной и выходной слой, структуры 1–8) показывают достаточно высокую информативность входных поведенческих параметров для разбраковки групп данных и, следовательно, диагностики COVID-19, так как в наилучшем варианте структуры 3 дают точность разбраковки близкую к 99% при дополнительной нормализации входных параметров.

Предварительное длительное обучение НС (более 24 часов) с неполными данными (варианты структур сети 9–11) уступает в точности оптимизированному быстрому обучению варианта структуры 12, в котором ошибка разбраковки данных снижена до нуля.

Конечно, приведенные результаты разбраковки данных, скорее всего, могут быть еще более оптимизированы при увеличении баз данных пациентов и контрольной группы, так как невозможно дальнейшее улучшение алгоритма разбраковки при достижении ошибки равной 0 в последнем 12 варианте структуры НС и оптимизированном потоке входных поведенческих параметров.

Данные с первого слоя ИНС (таблица 2) можно условно считать реальной значимостью входных параметров, так как их значимость может измениться на скрытом слое структуры 12. Однако не приходится ожидать существенного изменения значимости для такой простой структуры ИНС, которая использовалась в этом исследовании.

Статистическая обработка результатов исследований поведенческих параметров групп пациентов и контрольной, представленные на рисунках 2–4, также показывают высокую информативность поведенческих параметров для диагностики COVID-19. Имеются существенные различия в средних значениях поведенческих параметров (6 параметров: E5; E6; E7; E8; P14; E отличаются более, чем на 6% между группами), а порог в 6% был установлен ранее как определенный предел точности измеряемых параметров виброизображения (Минкин, 2019). СКО и вариабельность (рис. 3 и 4) поведенческих параметров оказались даже более информативными для стандартной статистической разбраковки исследуемых групп данных, так как различия в группах 6 параметров СКО и 5 параметров вариабельности превысили значение 30%, причем вариабельность параметра E6 различается в группах пациентов и контрольной более чем в 2 раза.

Большая часть этой статьи посвящена обработке математических данных, но за каждой цифрой поведенческих параметров, определяемых технологией виброизображения, стоит объективная симптоматика заболевания. Множественные симптомы COVID-19 (Struyf et al., 2020) находят безусловное подтверждение в поведенческих реакциях человека (увеличение уровней стресса, депрессии и невротизма при уменьшении энергичности, уравновешенности, саморегуляции и информационной эффективности) и в значительной временной нестабильности поведенческих параметров. Указанные изменения поведенческих параметров позволяют диагностировать COVID-19 при анализе рефлексных движений головы за счет вестибулярно-эмоционального рефлекса. Высокая диагностическая информативность поведенческих параметров человека позволяет осуществлять разбраковку данных на относительно простых структурах НС, а значит и проводить диагностику COVID-19 на простых пользовательских устройствах, персональных компьютерах и мобильных телефонах.

В будущих исследованиях необходимо значительное увеличение размера баз данных пациентов и контрольной группы для переноса полученной точности на произвольную выборку испытуемых. Полученная нулевая ошибка и, соответственно, 100% точность, чувствительность и специфичность при разбраковке данных в приведенных структурах ИНС, скорее всего, несколько изменится при значительном увеличении баз данных. Однако нам представляется достаточно перспективным предлагаемый метод диагностики COVID-19 при контроле поведенческих параметров с помощью технологии виброизображения, так как ожидаемое падение точности при увеличении базы данных может быть скомпенсировано увеличением точности при усложнении структуры ИНС и увеличении входных поведенческих параметров. Кроме того, можно предположить, что предлагаемый метод может быть универсальным для диагностики многих, если не любых, заболеваний. Переход от биохимических тестирований к контролю информативных рефлексных движений и поведенческих параметров аналогичен переходу к зеленой энергетике по сравнению с топливной, так как он абсолютно экологичен и не требует значительных затрат.

Отдельного рассмотрения заслуживают работы по исследованию эффективности вакцинации от COVID-19 с помощью разработанной технологии диагностики COVID-19 на основе поведенческих параметров, измеряемых технологией виброизображения. Полученные нами предварительные результаты у нескольких человек показывают появление поведенческих признаков COVID-19 уже через 3 суток после первой прививки Спутник V (Logunov et al., 2021), когда никакие биохимические методы не показывают значимых биохимических изменений в организме человека. На наш взгляд, это свидетельствует о высочайшей чувствительности рефлексных микродвижений головы человека и вестибулярно-эмоционального рефлекса к любым патологическим процессам и незначительному изменения физиологического состояния. Совокупность измеряемых ИИ поведенческих параметров может оказаться более информативной, чем традиционные медицинские и биохимические методы диагностики.

Так же отдельное рассмотрение необходимо для пост ковидных процессов реабилитации организма, так как полученные с помощью диагностики поведенческих параметров результаты позволяют видеть поведенческий след от COVID-19 спустя полгода и более после перенесения заболевания. Предлагаемый в данной публикации метод диагностики COVID-19 может являться эффективным средством контроля реабилитационных постковидных процессов.

Заключение

Проведенные исследования показали существенную значимость большинства поведенческих параметров, измеряемых технологией виброизображения, для диагностики COVID-19. Проведенные исследования различных структур ИНС позволили оптимизировать набор входных поведенческих параметров и минимизировать ошибку до нуля при разбраковке баз данных пациентов с подтвержденным диагнозом COVID-19 относительно имеющейся контрольной группы данных.

Поставленную цель выявления значимых поведенческих параметров при диагностике COVID-19 можно считать достигнутой, так как 38 из 40 используемых поведенческих параметров показали приемлемую значимость при разбраковке баз данных с помощью синтезированных структур ИНС. Также выполнены задачи оптимизации ИНС для разбраковки баз данных групп пациентов и контрольной группы, и достигнута 100% точность диагностики COVID-19 по имеющимся результатам 536 измерений.

Полученные результаты позволяют использовать разработанную методику не только для диагностики COVID-19, но и для контроля эффективности процессов вакцинации от COVID-19 и пост-ковидной реабилитации пациентов.

Литература:

1. Бланк, М. А и др. (2012) Способ скрининг диагностики рака простаты. Пат. RU2515149, МПК A61B 5/11. ООО «МП «Элсис». Заявл. 06.02.2012; Опубл. 10.05.2014, Бюл. № 13.
2. Бураков, М. В. (2013) Нейронные сети и нейроконтроллеры: учеб. Пособие. СПб.: ГУАП, 284 с.: ил. ISBN 978-5-8088-0812-6.
3. Минкин, В. А. (2007) Виброизображение. СПб.: Реноме, 108 с. https://doi.org/10.25696/ELSYS.B.RU.VI.2007
4. Минкин, В. А. (2019) 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

5. Минкин, В. А. (2020) Виброизображение, кибернетика и эмоции. СПб.: Реноме. 164 с. https://doi.org/10.25696/ELSYS.B.RU.VCE.2020
6. 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
7. Новосельцев, В. Н. (1978) Теория управления и биосистемы. М.: Наука.
8. Barker-Davies, et al. (2020) The Stanford Hall consensus statement for postCOVID-19 rehabilitation, Br J Sports Med 2020;54:949–959. https://doi.org/10.1136/bjsports-2020-102596
9. Erdem, E., Aydın, T. (2020) COVID-19 Detection in Chest X-ray Images Using Deep Learning, Research Square. https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-65954/v1
10. Goodfellow, I. et al. (2017) Deep Learning. Massachusetts Institute of Technology, ISBN 978-1-491-93799-0.
11. Haykin, S. (2008) Neural Networks and Learning Machines Third Edition, Pearson Education, Inc., Upper Saddle River, New Jersey 07458.
12. Hussain, A. A. et al. (2020) AI Techniques for COVID-19, IEEE Access. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3007939
13. Jimenez Solem, E. et al. (2021) Developing and Validating COVID-19 Adverse Outcome Risk Prediction Models from a Bi-national European Cohort of 5594 patients. Scientific Reports, (2021) 11:3246, https://doi.org/10.1038/s41598-021-81844-x
14. Jin, C. et al. (2020) Development and Evaluation of an Artificial Intelligence System for COVID-19 Diagnosis, Nature Communication, 2020, 11:5088 https://doi.org/10.1038/s41467-020-18685-1
15. Laguarta, J. et al. (2020) COVID-19 Artificial Intelligence Diagnosis Using only Cough Recordings, IEEE Open Journal of Engineering in Medicine and Biology, September.
16. Logunov, et al. (2021) Safety and Efficacy of an rAd26 and rAd5 Vector-Based Heterologous Prime-Boost COVID-19 Vaccine: an Interim Analysis of a Randomised Controlled Phase 3 Trial in Russia, Published Online February 2, 2021. https://doi.org/10.1016/S0140-6736(21)00234-8
17. 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, Vol. 42, No. 4, pp. 196–200. https://doi.org/10.1007/s10527-008-9045-9
18. 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, No. 10, pp. 590–603. https://doi.org/10.4236/jbbs.2020.101203712
19. Nesterov, Y. E. (1983) A Method of Solving Programing Problem with Convergence Rate 0(1/k2). Доклады Акад. Наук СССР, том 269 (1983) No. 3, pp. 372–376.
20. Soares, F. et al. (2020) A Novel High Specificity COVID-19 Screening Method Based on Simple Blood Exams and Artificial Intelligence. https://doi.org/10.1101/2020.04.10.20061036
21. Struyf, T. et al. (2020) Signs and Symptoms to Determine if a Patient Presenting in Primary Care or Hospital Outpatient Settings has COVID-19 Disease, Cochrane Database of Systematic Reviews 2020, Issue 7, Art. No.: CD013665. https://doi.org/10.1002/14651858.CD013665.21
22. Wynants, L. et al. (2020) Prediction Models for Diagnosis and Prognosis of COVID-19: Systematic Review and Critical Appraisal, BMJ 2020; 369:m1328. http://dx.doi.org/10.1136/bmj.m1328