

Построение модели состояния пациента на основе методов машинного обучения в туманной вычислительной среде

А. Н. Субботин¹, Н. А. Жукова², Т. А. Фам³

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)

¹nazhukova@mail.ru, ²alesu1543@gmail.com, ³ptanh@cit.udn.vn

Аннотация. В данной статье рассматривается метод построения модели, отражающей состояние пациента, на основе обработки изображений средствами машинного обучения в туманной вычислительной среде. Проводится обзор существующих методов построения моделей состояний пациентов. Рассматривается применение методов машинного обучения для диагностики состояний пациентов, находящихся под наблюдением медицинского персонала. Выявлена проблема оказания своевременной помощи пациентам, повышения организованности и быстрейшего действия медицинского персонала. Предложено решение, предусматривающее построение модели состояния пациента на основе факторной модели лица человека. Изображения лиц пациентов преобразовываются в вектора признаков. По этим векторам проводится классификация состояния пациента с применением методов машинного обучения. Скорость оказания помощи пациентам стационара возросла на 24,4 %, точность первичной диагностики на 16,37 %, что говорит об эффективности предложенного метода, который может быть применен для диагностики состояний не только в больницах, но и на дому (амбулаторно), и в поликлинике.

Ключевые слова: модель состояний; туманная вычислительная среда; машинное обучение; диагностика состояний пациентов

I. ВВЕДЕНИЕ

В древних временах (конец VI – начало V в. до н.э.), в Афинах, где впервые зародилась медицина вместе с философскими школами от Алкмеона и Эмпедокла до Парацельса (1493–1541 гг.), врачи проводили первичную диагностику по внешнему виду лица, проблемных органов и запаху. Например, запах сильно напоминающий тухлую капусту говорил врачу о шизофрении; желтоватый цвет лица, в частности, вокруг глаз, говорил врачу о гепатите и заболеваниях печени. Черные круги под глазами – о травмах мозга, красные круги под глазами с припухлостью свидетельствовали о болезнях почек. Излишняя худоба и воспаления на локтях – об иммунодефиците. Сплошное акне на щеках алого цвета говорили врачу о туберкулезе. Это всего лишь отдельные небольшие примеры первичной диагностики заболеваний.

В настоящее время в интернете имеются несколько моделей машинного обучения в открытом доступе для определения заболеваний по лицу пациента. Конечно,

этот процесс можно автоматизировать, упростив задачу врачу при первичной диагностике [1], [2], [3].

На сайте Kaggle (<https://www.kaggle.com/datasets/>) представлено огромное количество наборов данных для создания моделей машинного обучения. Стоит отметить датасет Fer2013, который включает изображения лиц в градациях серого размером 48x48 пикселей. Лица были сфотографированы таким образом, что лицо находится более или менее по центру и занимает примерно одинаковое положение в кадре. Задача классификации состоит в том, чтобы отнести выражаемые на лице эмоции в одну из семи категорий (злость – 0, отвращение – 1, страх – 2, радость – 3, грусть – 4, удивление – 5, нейтрально – 6). Обучающий набор состоит из 28 709 примеров, а общедоступный тестовый набор состоит из 3 589 примеров [4], [5].

Датасет Pain EMotion Faces (<https://osf.io/3hgca/>) в большей степени ориентирован на определение болезненного состояния пациента. Датасет представляет собой полностью размеченную разнообразную серию фотографий 127 женщин и 113 мужчин с болезненными и нейтральными выражениями лица. База данных состоит из 229 изображений лиц, характерных для болезненных состояний, и 240 пограничных выражений. Выражения лиц отражают болезненные переживания, многие из этих выражений в конечном итоге оценивались как напоминающие другие эмоции (например, гнев, страх, счастье) и могут считаться пограничными. Все эмоции были представлены в виде векторов характеристик, которые затем были нормированы [6], [7]. Датасет MPII Human Pose Dataset (<http://human-pose.mpi-inf.mpg.de/>), подготовленный Институтом Макса Планка в Германии, позволяет оценивать состояние пациента не только по лицу, но и по его позе. Датасет в настоящее время является эталонным для оценки артикулированной (неподвижной) позы человека. Набор данных включает около 25 тыс. изображений, содержащих более 40 тыс. людей в неподвижном состоянии. Изображения были систематически собраны и относятся к различным видам деятельности человека. В целом набор данных охватывает 410 видов деятельности, и каждое изображение имеет метку деятельности. Каждое изображение было извлечено из видео на YouTube и снабжено предшествующим и последующим кадрами без аннотаций [8], [9], [10].

Интерес также представляет датасет DAiSEE, который включает набор данных для классификации видео с несколькими метками. Датасет состоит из 9068

Работа выполнена при финансовой поддержке гранта, бюджетная тема №FFZF-2022-0006

фрагментов видео, снятых 112 пользователями, на которых показаны люди, находящиеся в аффектных состояниях: скуки, растерянности, вовлеченности и разочарования в одиночестве. Набор данных имеет четыре уровня меток, а именно: очень низкий, низкий, высокий и очень высокий для каждого из аффективных состояний, которые аннотированы экспертами и коррелируют с аннотацией золотого стандарта, созданного с помощью команды опытных психологов [11], [12], [13].

Известны также датасеты IMFDB, MAFW (<https://maf-w-database.github.io/MAFW/>), Indian Movie Face, созданные на основе восточных и европейских лиц. MAFW является крупномасштабной, мультимодальной, составной аффективной базой данных для динамического распознавания выражений лица в естественной среде. Изображения в этой базе данных из Китая, Японии, Кореи, Европы, Америки и Индии и охватывают различные области, например эстраду, семью, научную фантастику, саспенс, любовь, комедию и интервью, и отражают широкий спектр человеческих эмоций. Каждый клип был помечен одиннадцатью экспертами независимо друг от друга. База данных MAFW содержит 10045 видеоклипов из фильмов, телесериалов и коротких видеороликов, 11-мерный вектор распределения экспрессии для каждого видеоклипа, 11 классов одиночных эмоций, 32 класса множественных эмоций, 68 ориентиров лица на уровне кадра, ограничивающие рамки областей лица и многое другое [14–20].

II. ОПРЕДЕЛЕНИЕ ПРОБЛЕМЫ

Одними из главных факторов, определяющих эффективность работы стационара, являются своевременность или быстрота оказания помощи пациентам и точность комплексной диагностики. Второй фактор оказывает влияние на первый, а второй сильно зависит от результатов первичной диагностики [30], [21], [22–25]. Диагностикой заболеваний имеет право заниматься только врач. Можно повысить качество работы врача с применением технологий искусственного интеллекта, в частности, машинного обучения. Проблема состоит в применении машинного обучения для построения моделей состояний пациентов в туманной вычислительной среде. Нужно объединить работу специалистов разного профиля для создания приложения, которое позволит на экране смартфона увидеть предварительный диагноз (рис. 1). Тем самым, можно повысить быстроту первичной диагностики и оказания помощи пациенту. По центру рисунка размещено приложение для смартфона. Слева показана условная связь между врачом и пациентом, а справа условно изображены алгоритмы машинного обучения, выполняемые на сервере туманных вычислений, и информация, размещенная в базе данных облачного хранилища [26], [27], [28], [29].



Рис. 1. Проблема построения модели состояния пациента с применением алгоритмов машинного обучения

III. СПОСОБ РЕШЕНИЯ

Для увеличения скорости оказания помощи пациентам и повышения точности комплексной диагностики разработано приложение для смартфона, с помощью которого можно в короткий срок определить проблему, более точно и оперативно поставить диагнозы [30], [31]. Для получения изображений лиц пациентов используются фотокамеры, встроенные в смартфоны медицинского персонала. Фотографии лица пациента передаются на сервер туманных вычислений по шифрованному каналу MIL-STD-810G (United States Military Standard), сертифицированному в России для применения в медицинских учреждениях и обеспечивающему соблюдение тайн (государственной, медицинской, коммерческой и пр.). На сервере фотография обрабатывается серией алгоритмов машинного обучения, сохраняется статистическая информация (время обработки, точность определения образов и пр.) в формате XML/JSON и передается на облачный сервер для хранения. Рекомендуется использовать СУБД Oracle Database Enterprise Edition RDBMS 21c (21.3) (<https://www.oracle.com/database/>), поскольку эта база данных наиболее эффективно (быстро) работает с небольшими файлами [32], [33].

Графический интерфейс разработанного приложения (рис. 2) включает следующие области: в центральной области отображается предполагаемый диагноз, в правой области размещается основная фотография и уточняющие снимки, левая область содержит кнопки для выхода в основное меню и обновления (повторной обработки изображения в туманной вычислительной среде). Приложение может выполняться в среде Swift под iOS. В качестве сервера для туманных вычислений предлагается использовать стоечный сервер Cisco UCS C220 M4 с программами: ScaleProtect, UCS Express, Video Surveillance Manager для среды UCS [34], [35], [3].

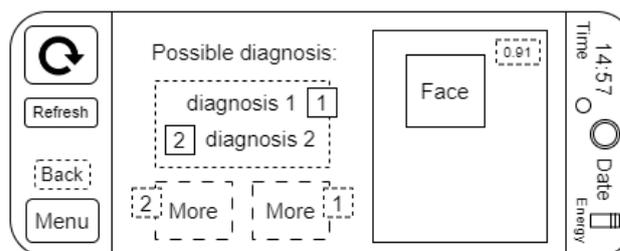


Рис. 2. Графический интерфейс приложения для смартфона (iPhone 14)

IV. ПРИМЕР ИСПОЛЬЗОВАНИЯ

Авторами исследования были разработаны приложения для смартфона и сервера туманных вычислений. Для облачного сервера не создавалось ни одного приложения, выполнялся запуск базы данных через консоль SSH для администрирования. Приложение из тумана обращается к серверу в облаке для хранения и извлечения массивов данных.

Приложение для визуализации обработанных изображений в туманной вычислительной среде разработано для смартфон Apple iPhone 14 с операционной системой iOS (<https://www.apple.com/ios/>), поскольку сейчас этот смартфон является современным, имеет довольно высокое качество и оптимальную цену, и, значит, будет доступен для врача.

Для проверки работы приложения было выбрано самое популярное изображение из поисковой системы Yandex/Google. Известно, что представленные лица являются лицами больных гепатитом А, в частности, слева (рис. 3) изображено лицо больного гепатитом А, проходившего лечение в больнице Боткина. Приложение определило по желтому цвету лица и глазным яблокам, что женщина больна и возможный диагноз именно гепатит А. Есть основания доверять программе, что изображенный человек болеет таким заболеванием. На фотографиях мешковатость на лице говорит о запущенном вирусном гепатите А, передающимся воздушно-капельным путем при чихании или кашле инфицированного человека.

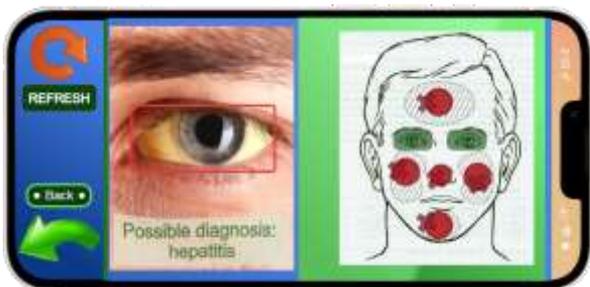


Рис. 3. Внешний вид приложения для смартфона (iPhone 14)

В результате проведения экспериментов было установлено (табл. 1), что с наиболее высокой точностью ставился первичный диагноз при обработке данных из датасета, который был собран Институтом Макса Планка в Германии (MPII), точность определения диагноза составила 0.92. На втором месте оказался датасет Fer2013, для которого точность составила 0.87. На третьем месте – датасет DAiSEE с точностью 0.84. На предпоследнем месте оказался датасет IMFDB с лицами китайцев, точность для него составила 0.81. На самом последнем месте оказался датасет MAFW с изображениями лиц жителей Индии точность определения диагноза, для которого равна 0.78. Для обработки данных применялись алгоритмы из стандартной библиотеки для машинного обучения TensorFlow.FL версии 2.10 (<https://www.tensorflow.org>). Разница между точностью определения заболеваний (75,631 %) самого успешного (MPII) и неуспешного датасета (MAFW) составила 16,37 %, что говорит о хорошем результате и применимости данного метода.

ТАБЛИЦА I. Точность первичного диагноза

Заболевание / Датасет	Точность постановки первичного диагноза				
	Fer2013	MPII	DAiSEE	IMFDB	MAFW
Гепатит	0.87	0.91	0.83	0.795	0.75
Легкие	0.854	0.89	0.7909	0.73	0.67
Почки	0.89	0.95	0.84	0.821	0.8
Печень	0.86031	0.92	0.837	0.819	0.7912
Сердце	0.87903	0.93	0.8504	0.845	0.803
Желудок	0.862	0.92	0.859	0.832	0.794
Мочепол.	0.851	0.91	0.8479	0.82	0.7819
Сред. зн.:	0.87	0.92	0.84	0.81	0.75631
Разница:	0,05	0	0,08	0,11	0,1637

Дополнительно были проведены эксперименты по сравнению времени, необходимому на постановку диагнозов врачами без применения и с применением нового приложения. Эксперименты проводились на анонимных данных, предоставленных клиниками Германии (табл. 2) по пациентам, требующим неотложной помощи. Результаты показали, что скорость оказания помощи таким пациентам возросла почти на четверть (24,4 %).

ТАБЛИЦА II. СКОРОСТЬ ОКАЗАНИЯ ПОМОЩИ

Специальность врача	Повышение скорости		
	До (сек.)	после	Больше (%)
Инфекционист	281	193	31,32
Пульмонолог	239	175	26,78
Нефролог	254	187	26,38
Гепатолог	292	198	32,2
Кардиолог	169	129	23,67
Гастроэнтеролог	182	141	22,53
Уролог	312	287	8,02
По среднему:			24,41429

Для воспроизведения эксперимента, необходимо разработать программы с применением предложенных датасетов. В качестве среды обработки изображений применялся сервер Cisco, взятый в аренду на «Техно-Н» (<https://technon.ru>). После сбора статистики, необходимо открыть логи в Microsoft 365 или P-7 Yandex, применить: фильтрацию, агрегацию, рассчитать среднее значение, выполнить округление до сотых и заполнить результирующие таблицы.

V. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Проведено исследование применимости методов машинного обучения для первичной диагностики заболеваний и построения моделей пациентов, характеризующих их состояние в туманной вычислительной среде. Рассмотрены широко используемые наборы данных для построения моделей людей, находящихся в болезненном состоянии.

Определена проблема, состоящая в применении машинного обучения для построения модели состояния пациента в туманной вычислительной среде. Предложено решение, обеспечивающее возможность построения модели и ее графическом представлении в приложении, установленном на смартфоне. Проведено тестирование показало, что повышение точности определения заболеваний составляет более чем 16 %, скорость оказания помощи возросла на 24,4 %.

Данный метод построения моделей состояний пациентов на основе машинного обучения может также применяться дома, в поликлиниках и в других медицинских учреждениях для первичной диагностики

по изображениям лиц пациентов. Возможно применение не только для постановки диагнозов взрослым пациентам, но и в педиатрии, однако, этот вопрос требует дополнительных исследований.

БЛАГОДАРНОСТЬ

Авторы доклада выражают благодарность Институту Макса Планка в Берлине (<https://www.mpp.mpg.de>) за предоставленные статистические материалы, поликлинике №100 (<http://p100spb.ru>) в Невском районе Санкт-Петербурга и Санкт-Петербургскому институту информатики и автоматизации Российской академии наук (<http://www.spiiras.nw.ru>) за научную поддержку доклада и возможность создания статьи для конференции по мягким вычислениям (SCM-2023).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] V. Shah, A. Suthar, "Possibilities with Digital Twin," *Digital Twin Technology*, November 2022, DOI: 10.1002/9781119842316.ch14.
- [2] Fei Tao, Bin Xiao, Qinglin Qi, Ping Ji, "Digital twin modeling," *Journal of Manufacturing Systems* 64(4):372-389, July 2022.
- [3] V. Osipov, N. Zhukova, A. Subbotin, "Intelligent escalator passenger safety management," *Scientific Reports*, April 2022.
- [4] J. Prakash, "Digital Twin," *Digital Twin Technology*, November 2022, DOI: 10.1002/9781119842316.ch15.
- [5] R. Zhang, F. Wang, J. Cai, "Digital twin and its applications: A survey," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 123(3), November 2022.
- [6] A. Vodyaho, E. Stankova, N. Zhukova, A. Subbotin, "Use of Digital Twins and Digital Threads for Subway Infrastructure Monitoring," *Computational Science and Its Applications – ICCSA 2022 Workshops*, January 2022.
- [7] Suhas D. Joshi, "Digital Twin Solution Architecture," *Digital Twin Technology*, November 2022, DOI: 10.1002/9781119842316.ch4.
- [8] Anant Kumar Patel, Ashish Patel, Kanchan Mona Patel, "An Insight to Digital Twin," *Digital Twin Technology*, November 2022, DOI: 10.1002/9781119842316.ch3.
- [9] A.N. Subbotin, "Determining the Type of Interference in a Receiving Antenna Using Machine Learning in Fog Computing Environments," *2022 International Conference on Quality Management, Transport and Information Security, Information Technologies (IT&QM&IS)*, Saint Petersburg, Russian Federation, 2022, pp. 311-314, doi: 10.1109/ITQMS56172.2022.9976645.
- [10] S. Ramamoorthy, S. Buhari, S. Rajaram, "Different Applications and Importance of Digital Twin," *Digital Twin Technology*, November 2022, DOI: 10.1002/9781119842316.ch12.
- [11] A.N. Subbotin, N.A. Zhukova and F. Anaam, "Application of Recurrent Neural Networks with Controlled Elements for Accuracy Enhancement in Recognition of Sound Events in a Fog Computing Environment," *2022 III International Conference on Neural Networks and Neurotechnologies (NeuroNT)*, Saint Petersburg, Russian Federation, 2022, pp. 47-50, doi: 10.1109/NeuroNT55429.2022.9805559.
- [12] N. Zhukova and A. Subbotin, "Communication Protocol Between Embedded Computers and Fog Computing Environment for Image Processing," *2022 11th Mediterranean Conference on Embedded Computing (MECO)*, Budva, Montenegro, 2022, pp. 01-06, doi: 10.1109/MECO55406.2022.9797225.
- [13] N. A. Zhukova and A. N. Subbotin, "Logical Data Model for Intelligent Video Surveillance Systems," *2022 XXV International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM)*, Saint Petersburg, Russian Federation, 2022, pp. 122-125, doi: 10.1109/SCM55405.2022.9794866.
- [14] N. Zhukova and A. Subbotin, "Applications for Monitoring and Visualizing Events from the Cloud or Fog Environment," *2022 31st Conference of Open Innovations Association (FRUCT)*, Helsinki, Finland, 2022, pp. 371-379, doi: 10.23919/FRUCT54823.2022.9770915.
- [15] A.N. Subbotin and V.S. Zhdanov, "Application of Machine Learning Methods to Control the Process of Defectoscopy of Railway Tracks," *2021 IV International Conference on Control in Technical Systems (CTS)*, Saint Petersburg, Russian Federation, 2021, pp. 64-67, doi: 10.1109/CTS53513.2021.9562911.
- [16] A.N. Subbotin, "Applying Machine Learning in Fog Computing Environments for Panoramic Teeth Imaging," *2021 XXIV International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM)*, St. Petersburg, Russia, 2021, pp. 237-239, doi: 10.1109/SCM52931.2021.9507120.
- [17] W. Jia, Z. Zhang, "From simple digital twin to complex digital twin Part I: A novel modeling method for multi-scale and multi-scenario digital twin," *Advanced Engineering Informatics* 53(06):101706, August 2022, DOI: 10.1016/j.aei.2022.101706.
- [18] A.N. Subbotin, "Data Processing in Foggy Computing Environments for Machine Learning," *2021 II International Conference on Neural Networks and Neurotechnologies (NeuroNT)*, Saint Petersburg, Russia, 2021, pp. 51-53, doi: 10.1109/NeuroNT53022.2021.9472203.
- [19] A. Subbotin, N. Zhukova and T. Man, "Architecture of the intelligent video surveillance systems for fog environments based on embedded computers," *2021 10th Mediterranean Conference on Embedded Computing (MECO)*, Budva, Montenegro, 2021, pp. 1-8, doi: 10.1109/MECO52532.2021.9460270.
- [20] H. Duan, S. Gao, X. Yang, Y. Li, "The development of a digital twin concept system," *Digital Twin*, August 2022, DOI: 10.12688/digitaltwin.17599.1.
- [21] A. Subbotin, N. Zhukova, M. Tianxing, "Video Processing Algorithm in Foggy Environment for Intelligent Video Surveillance," *Intelligent Systems and Applications, Proceedings of the 2021 Intelligent Systems Conference (IntelliSys) Volume 2*, August 2021, DOI: 10.1007/978-3-030-82196-8_52.
- [22] H. Aydemir, U. Zengin, D. Kruschinski, "Developing a Virtual Actuator as a Digital Twin," *AIAA AVIATION 2022 Forum*, July 2022, DOI: 10.2514/6.2022-3629.
- [23] P. Pablo, C. Condori, "Digital Twin in Development of Products," *Digital Twin Technology*, November 2022, DOI: 10.1002/9781119842316.ch13.
- [24] P. Suchindran, D. Pavithra, R. Vanithamani, J. Justin, "Digital Twin Applications and Challenges in Healthcare," *Digital Twin Technology*, November 2022, DOI: 10.1002/9781119842316.ch7.
- [25] W. Sun, W. Ma, Y. Zhou, Y. Zhang, "An Introduction to Digital Twin Standards," *GetMobile Mobile Computing and Communications* 26(3):16-22, October 2022, DOI: 10.1145/3568113.3568119.
- [26] L. Reiche, C. S. Gundlach, G. Mewes, A. Fay, "The Digital Twin of a System: A Structure for Networks of Digital Twins," *IEEE 26th International Conference on Emerging Technologies and Factory*, September 2021, DOI: 10.1109/ETFA45728.2021.9613594.
- [27] K. Wang, Y. Wang, Y. Li, "A review of the technology standards for enabling digital twin," *Digital Twin*, November 2022, DOI: 10.12688/digitaltwin.17549.2.
- [28] Z. Kunkera, O. Tihomir, N. Tosanovic, "Using Digital Twin in a Shipbuilding Project," *Applied Sciences* 12(24):12721, December 2022, DOI: 10.3390/app122412721.
- [29] L. Wang, N. Lei, T. Peng, "Design and Implementation of Digital Twin Data Engine," *Architecture Engineering and Science*, December 2022, DOI: 10.32629/aes.v3i4.1069.
- [30] K. Thapliyal, "Digital Twin in Healthcare Present and Future Scope: Digital Twin in Healthcare," *Digital Twins and Healthcare*, November 2022, DOI: 10.4018/978-1-6684-5925-6.ch005.
- [31] C. Ibsen, B. Qadri, "The journey to digitalization with the digital twin concept," *The journey to digitalization with the digital twin concept*, January 2023, DOI: 10.56367/OAG-037-10199.
- [32] A. Beek, V. Karkaria, W. Chen, "Digital Twins for the Designs of Systems: a Perspective," *Cornell University*, November 2022, DOI: 10.48550/arXiv.2211.05040.
- [33] M. Vohra, "Digital Twin in Smart Cities," *Digital Twin Technology*, November 2022, DOI: 10.1002/9781119842316.ch10.
- [34] K. Alnowaiser, M. Ahmed, "Digital Twin: Current Research Trends and Future Directions," *Arabian Journal for Science and Engineering*, November 2022, DOI: 10.1007/s13369-022-07459-0.
- [35] F. Pesapane, A. Rotili, S. Penco, E. Cassano, "Digital Twins in Radiology," *Journal of Clinical Medicine* 11(21):6553, November 2022, DOI: 10.3390/jcm11216553.