

Нейросетевая модель детекции признаков поражения легких, ассоциированных с COVID-19, на аксиальных срезах нативной компьютерной томографии грудной клетки

П.В. Гаврилов¹, К.С. Щеткин², Р.М. Залялов², У.А. Смольникова¹,
А.В. Бельских², Д.С. Блинов², А.А. Азаров¹, Е.В. Блинова³, П.К. Яблонский¹

¹ Санкт-Петербургский научно-исследовательский институт фтизиопульмонологии

² ООО «КэреМенторЭйАй», Москва

³ Первый Московский государственный медицинский университет им. И.М. Сеченова (Сеченовский Университет)

Artificial intelligence model for COVID-19 detection based on native chest computed tomography

P. Gavrilov¹, K. Shchetkin², R. Zlyalov², U. Smolnikova¹,
A. Belskikh², D. Blinov², A. Azarov¹, E. Blinova³, P. Yablonskiy¹

¹ St. Petersburg Research Institute of Phthisiopulmonology

² CareMentor AI, Moscow

³ Sechenov University, Moscow

© Коллектив авторов, 2020 г.

Резюме

Цель: разработать и оценить клиническую эффективность системы искусственного интеллекта по анализу изображений КТ грудной клетки, распознающей ведущие признаки патологических изменений легких при коронавирусной инфекции, и определяющей объем поражения органа. **Материалы и методы исследования.** Для обучения и валидации модели пользовались открытыми источниками изображений, включающими анонимизированные полные исследования или отдельные аксиальные срезы КТ органов грудной клетки пациентов, у которых методом ПЦР-идентификации РНК вируса SARS-CoV-2 было подтверждено поражение легких коронавирусной этиологии. Алгоритм модели: аксиальные срезы КТ органов грудной клетки на вход, сегментация изображений на 4 класса, визуализация и подсчет площади в виде доли (в %), за-

нятой каждой находкой, от общей площади легочных полей на всех срезах, доступных для анализа. В настоящей работе использовалась сверточная искусственная нейронная сеть для сегментации вида энкодер-декодер с декодером Feature Pyramid Network (FPN) и энкодером на основе классификационной нейронной сети EfficientNet-B5. Для повышения разнообразия обучающей выборки данных, а также защиты нейросетевой модели от переобучения в процессе обучения применяются трансформации входных изображений. **Результаты.** Нейросетевая модель с высокой точностью (IoU 0,82–0,97) выявляет диагностические признаки, определяющие степень тяжести поражения легких при новой коронавирусной инфекции, на аксиальных срезах нативной компьютерной томографии грудной клетки. Диагностическая точность модели по определению признаков интерстициальной

и альвеолярной инфильтрации превышает точность начинающего рентгенолога и сопоставима с таковой врача-диагноста в предсказании контуров легочных полей и наличия плеврального выпота. **Выводы.** Модель может быть использована в качестве эффективного интеллектуального ассистента рентгенолога при работе с КТ-исследованиями пациентов с подозрением на коронавирусную инфекцию.

Ключевые слова: компьютерная томография, коронавирусная инфекция, поражение легких, нейронная сеть, обучение, инфильтрация

Summary

The **aim** is to develop and evaluate the clinical effectiveness of the artificial intelligence system for analyzing chest CT images, recognizing the leading signs of lung damage caused by coronavirus infection, and determining the damage volume. **Materials and methods.** We used open source images for the model training and validation, including anonymized complete studies or separate axial sections of chest CT of patients with PCR confirmed coronavirus etiology of lung disease. Algorithm of the model included sequence as follows: axial sections of CT of the chest organs at the entrance, image segmentation into 4 classes, visualization and calculation of the

area as a part (in%) occupied by each finding from the total area of the pulmonary fields in all sections available for analysis. In this work, we used a convolutional artificial neural network for segmentation of the form of an encoder-decoder, with a Feature Pyramid Network (FPN) decoder and an encoder based on the EfficientNet-B5 classification neural network. To increase the diversity of the training data set, as well as to protect the neural network model from retraining, input image transformations are used in the learning process. **Results.** The neural network model with high accuracy (IoU 0.82-0.97) reveals diagnostic signs that determine the severity of lung damage with a new coronavirus infection, on axial sections of native computed tomography of the chest. The diagnostic accuracy of the model for determining the signs of interstitial and alveolar infiltration exceeds the accuracy of a novice radiologist and is comparable to a diagnostician in predicting the shape of pulmonary fields and the presence of pleural effusion. **Findings.** The model can be used as an effective intelligent radiologist assistant when working with CT studies of patients with suspected coronavirus infection.

Keywords: computed tomography, coronavirus infection, lung damage, neural network, training, consolidation

Введение

Стремительное распространение нового коронавируса SARS-CoV-2, начавшись в декабре 2019 года в Китае, в течение трех месяцев приобрело характер пандемии и охватило население планеты [1, 2]. Растущее число инфицированных и высокая летальность обуславливают беспрецедентный масштаб политических, медико-санитарных и социально-экономических мер, предпринимаемых во всем мире для противостояния болезни. Тяжесть клинического течения и исход заболевания обусловлены преимущественным поражением дыхательной системы, и в частности двусторонним поражением легких по типу вирусной пневмонии и острого респираторного дистресс-синдрома [3]. Своевременная диагностика заболевания, определение тяжести и объема поражения легких играют важнейшую роль при организации медицинской помощи, осуществлении медицинской сортировки и использования ресурсов здравоохранения. Классическая рентгенография органов грудной клетки не обладает адекватными диагностическими возможностями для выявления природы заболевания. В то же время накопленный уникальный международный опыт свидетельствует, что в условиях относительно невысокой чувствительности применяемых методов специ-

фического ПЦР-детектирования РНК коронавируса SARS-CoV-2 ведущая диагностическая роль отводится компьютерной томографии (КТ) грудной клетки [4, 5]. Применение метода позволяет обнаружить не только специфические для коронавирусного поражения изменения дыхательной системы, но и определить объем поражения легких [6, 7]. Все это делает усилия, направленные на повышение функциональных возможностей метода, ускорение обработки его результатов и повышение точности их интерпретации, чрезвычайно актуальными.

Цель исследования

Разработать и оценить клиническую эффективность системы искусственного интеллекта по анализу изображений КТ грудной клетки, распознающей ведущие признаки патологических изменений легких при коронавирусной инфекции и определяющей объем поражения органа.

Материалы и методы исследования

Дизайн исследования. На первом этапе исследования была осуществлена разработка диагностической интеллектуальной системы. На втором этапе провели оценку точности работы системы компьютерного

зрения по детекции основных диагностических находок, определяющих степень поражения легких при новой коронавирусной инфекции: полисегментарной интерстициальной инфильтрации легких по типу «матовых стекол» и альвеолярной инфильтрации легких (консолидации) с признаком воздушной бронхограммы. Для этого сопоставляли точность нейросетевой генерации сегментационных масок при сравнении с разметкой, полученной высококвалифицированными специалистами-рентгенологами. На третьем этапе провели сравнение точности определения диагностических находок начинающим специалистом-рентгенологом (с опытом работы до 5 лет) с разработанной нами диагностической системой на аналогичных срезах легких пациентов с разной степенью тяжести поражения легких.

Источники изображений. Для обучения и валидации модели пользовались открытыми источниками изображений, включающими анонимизированные полные исследования или отдельные аксиальные срезы КТ органов грудной клетки пациентов, у которых методом ПЦР-идентификации РНК вируса SARS-CoV-2 было подтверждено поражение легких коронавирусной этиологии. В частности, использовали опубликованный архив государственного бюджетного учреждения здравоохранения города Москвы «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий Департамента здравоохранения города Москвы», данные ресурса <http://medicalsegmentation.com/covid19/>. 70% всех изображений были использованы в процессе обучения, 30% данных применялись для валидации модели.

Для проведения настоящего исследования были сформированы два тестовых набора, включавших по 20 диагностических КТ-исследований грудной клетки в формате DICOM из архива ФГБУ «Санкт-Петербургский НИИ фтизиопульмонологии» Минздрава России: первый набор включал исследования пациентов без патологических изменений легких; второй набор исследований содержал томограммы пациентов с поражением легких, вызванным вирусом SARS-CoV-2, с серологическим подтверждением природы заболевания.

Разметка изображений. Для проведения сравнительного анализа тестовые наборы исследований были размечены независимо двумя рентгенологами ФГБУ «Санкт-Петербургский НИИ фтизиопульмонологии» Минздрава России в специально разработанной для целей настоящего исследования электронной среде разметчика ООО «КэреМенторЭйАй» с защищенными персональными страницами, генерируемыми для каждого специалиста. Интерфейс был снабжен специальными средствами переключения режимов просмотра каждого изображения, настройками яркости, контрастности, масштабирования. Проводилась сегментационная разметка путем контурирования измененной области (находки) на срезе с последующим отнесением находки к одному из четырех классов: интерстициальная инфильтрация (по типу «матовых стекол»), альвеолярная инфильтрация (консолидация), ретикулярные изменения (симптом «булыжной мостовой») и плевральный выпот. Кроме того, отдельным полигоном проводилось выделение границ правого и левого легких.

Описание общего алгоритма. КТ органов грудной клетки, аксиальные срезы на вход, сегментация изображений на 4 класса, визуализация и подсчет площади в виде доли (в %), занятой каждой находкой, от общей площади легочных полей на всех срезах, доступных для анализа.

Архитектура модели. В настоящей работе использовалась сверточная искусственная нейронная сеть для сегментации вида энкодер-декодер с декодером Feature Pyramid Network (FPN) [8] и энкодером на основе классификационной нейронной сети EfficientNet-B5 [link]. Схема модели представлена на рис. 1.

Особенностью архитектуры FPN является использование промежуточных состояний нейронной сети для получения финального предсказания. Использование заключается в агрегации активаций с различных слоев энкодера через поэлементное суммирование.

Входное изображение поступает в сверточную нейронную сеть и последовательно преобразуется с помощью набора сверточных фильтров с обучаемыми параметрами. В процессе преобразований происходит

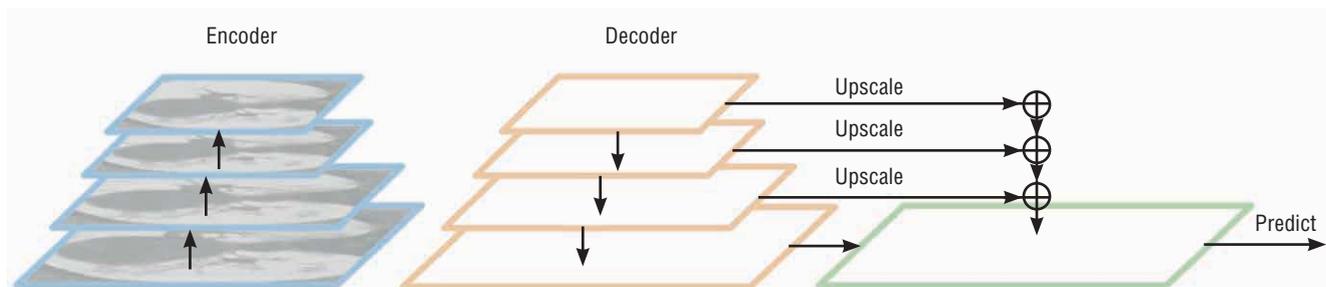


Рис. 1. Схема модели для сегментации вида энкодер-декодер с декодером Feature Pyramid Network (пояснения в тексте)

отображение исходного изображения в скрытое признаковое пространство, которое обучается выделять на пространстве признаков различные объекты и атрибуты, относящиеся к искомым патологическим изменениям. С глубиной нейросети уменьшается пространственное разрешение признакового пространства, но увеличивается его размерность в глубину. В связи с этим на первых слоях нейронной сети обычно находятся параметры, чувствительные к форме и граням объектов, а на более поздних слоях — к более глобальным признакам, таким как класс и размер объектов.

Сжатие признакового пространства с извлечением полезной информации происходит в части сети, называемой энкодером, а обратное разжатие — в части, называемой декодером. Задача декодера в архитектуре — подготовить тензор признаков для попиксельной классификации в последнем сегментационном слое, где и происходит предсказание сегментационной карты, в которой каждому пикселю исходного изображения назначается один из классов искомым патологий.

Предобработка данных. На вход модель получает двумерные аксиальные срезы КТ-снимков, переведенные в единицы шкалы Хаунсфилда. Для предварительной фильтрации берутся значения только в диапазоне $[-1000, 400]$, чтобы отсечь твердые ткани. Так как нейронные сети показывают лучшие результаты обучения, если входные данные нормализованы, далее применяется $\min\max$ нормализация изображения по нижней границе -1000 и верхней 400 .

Для повышения разнообразия обучающей выборки данных, а также защиты нейросетевой модели от переобучения в процессе обучения применяются трансформации входных изображений (аугментации), такие как: вырезание случайной области определенного размера из входного изображения (random crop) таким образом, чтобы в вырезанной области оставался хотя бы один сегментируемый объект, размер случайно выбирается из значений $[256, 320, 480]$, масштабирование размера до размера 512×512 пикселей, случайный разворот вокруг вертикальной оси (horizontal flip), случайный поворот на 90 градусов по часовой стрелке и против нее, изменения яркости и контраста, добавление шума на изображение, размытие изображения. Данные трансформации применяются в случайном сочетании с ограниченно-случайными параметрами (для каждой трансформации задается вероятность применения на данном шаге обучения). Это позволяет внести псевдоразнообразие в данные и служит целям регуляризации модели и защиты ее от переобучения.

Процесс обучения. Модель обучалась на 4xTesla V100 видеокартах с 32 Gb видеопамяти. Размер батча составлял 16 изображений (по 4 изображения на видеокарту). Для оптимизации использовался оптимизатор

Adam с начальным шагом обучения равным $0,0005$, шаг обучения менялся в процессе обучения по Cosine Annealing. В качестве функции ошибки использовалась взвешенная комбинация Focal Loss и Soft Dice.

Функция Focal Loss представляет собой модификацию классической бинарной кросс-энтропии и описывается формулой (1):

$$FL = -(y \cdot (1-p)^y \cdot \log(p) + (1-y) \cdot p^y \cdot \log(1-p)), \quad (1)$$

где p — прогнозируемая вероятность класса; y — значение класса (1 или 0); γ — степенной параметр (во всех экспериментах был равен 3). Функция Soft Dice является дифференцируемой версией коэффициента Дайса и описывается формулой (2):

$$DL = 1 - \frac{2 \sum y \cdot p}{\sum y^2 + \sum p^2}, \quad (2)$$

где p — прогнозируемая вероятность класса; y — значение класса (1 или 0).

Оценка качества. Оценка качества модели проводится на отложенной выборке данных, не участвовавшей в обучении модели. Для этого использовались по 30 аксиальных срезов каждого КТ-исследования пациентов с диагнозом COVID-19, бактериальной пневмонии и здоровых пациентов. Для каждого класса исследуемых патологий рассчитывали коэффициент Жаккара, который измеряет насколько предсказанные сегментационные маски соответствуют истинной разметке по формуле (3):

$$J = 1 - \frac{|Y \cap P|}{|Y| + |P| - |Y \cap P|}, \quad (3)$$

где Y — сегментационная маска из истинной разметки; P — предсказанная моделью сегментационная маска, а $|Y \cap P|$ — пересечение истинной и предсказанных масок [9].

Статистический анализ результатов. Результаты представляются в виде среднего значения показателя Intersection over Union, рассчитанного для каждого наблюдения, и среднеквадратического отклонения. Нормальность распределения признака в каждой исследуемой совокупности проверялась при помощи одномерного дисперсионного анализа. Результаты межгруппового сравнения считали достоверными при значениях $p < 0,05$ [10].

Результаты и их обсуждение

На рис. 2 представлены результаты работы разработанной модели по определению признаков поражения легких при новой коронавирусной инфекции. В частности, первое изображение соответствует исходному срезу КТ-исследования, второе — содержит результаты сегментации сети в виде разноцветных

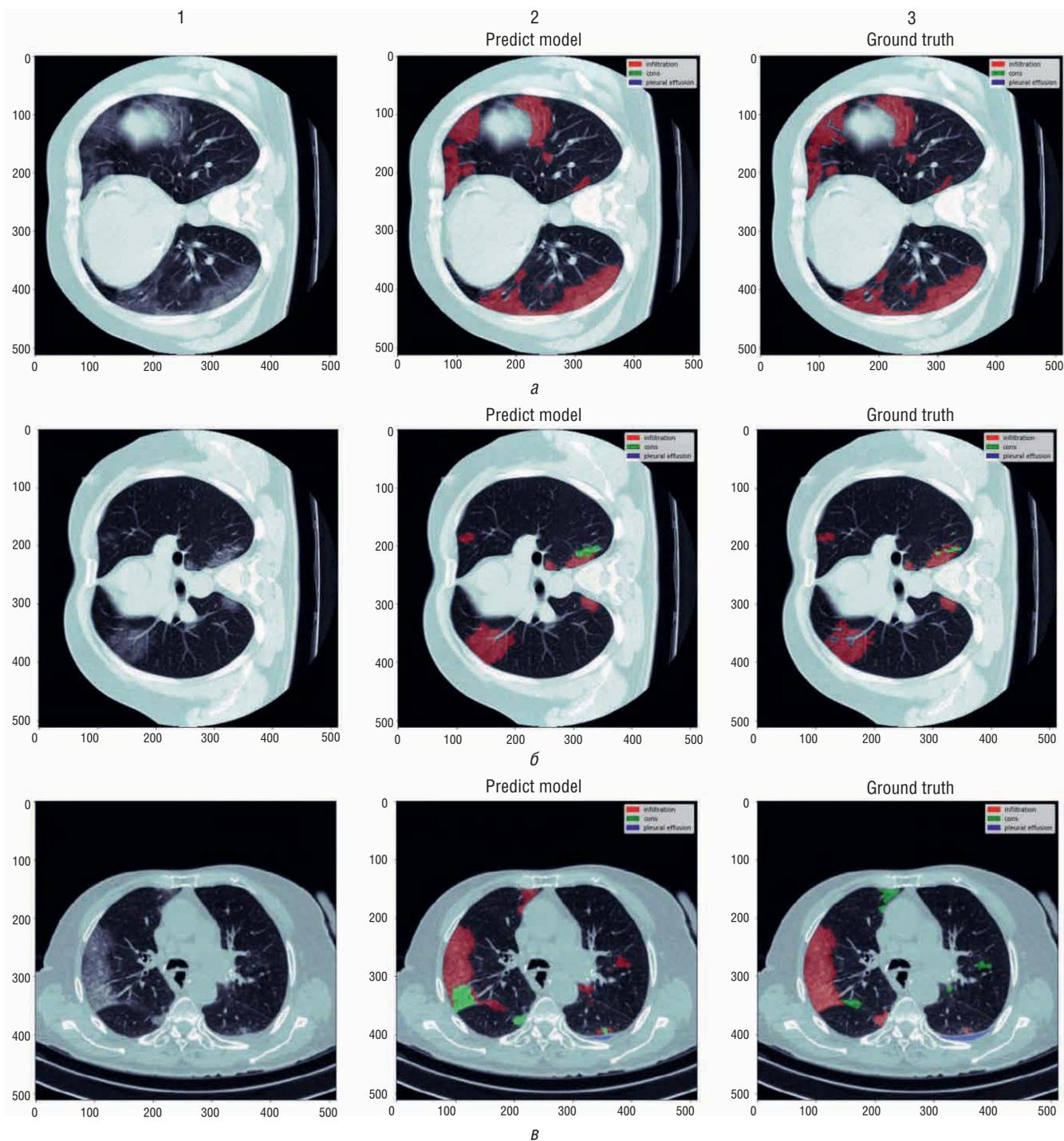


Рис. 2. Изображения срезов КТ-исследований органов грудной клетки пациентов с новой коронавирусной инфекцией с масками предсказаний нейросетевой модели и эталонной разметкой: 1 — исходные изображения; 2 — предсказания нейросетевой модели; 3 — разметка, принимаемая за ground truth: а — на изображении наблюдаются лишь признаки интерстициальной инфильтрации по типу «матового стекла» (красная маска); б — на фоне интерстициальной инфильтрации определяются очаги консолидации (зеленая маска); в — на изображении выявляются признаки плеврального выпота (голубая маска)

масок, тогда как третье изображение представляет собой «усредненную» разметку двух независимых высококвалифицированных специалистов-рентгенологов. Хорошо видно, что при определении признака «матовое стекло» точность работы нейросетевой модели

максимально приближалась к «эталонной» разметке специалистов и по показателю IoU составляла в среднем 0,91 в зависимости от степени тяжести поражения легких (таблица). По признаку альвеолярной инфильтрации (консолидации) точность предсказания

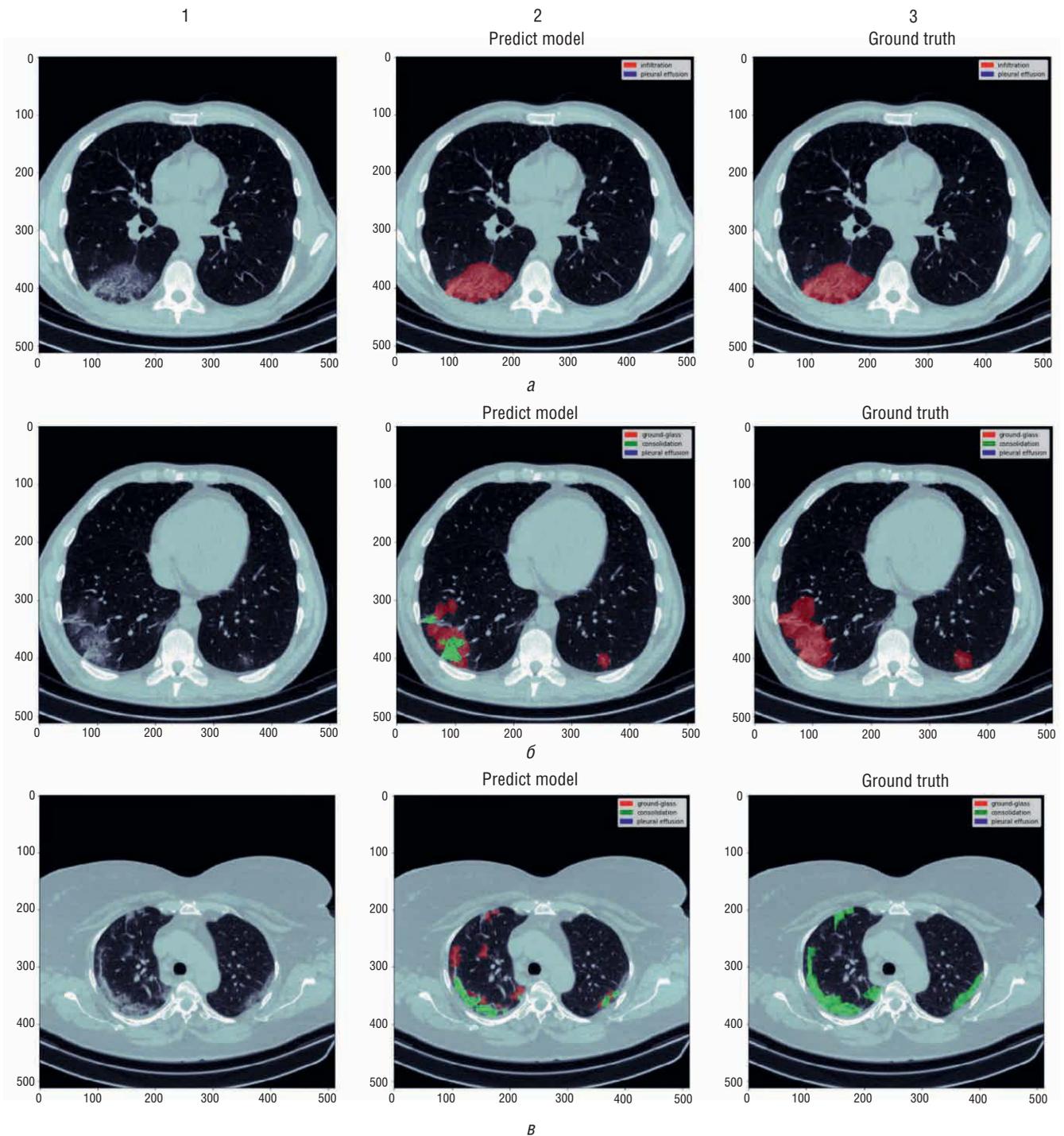


Рис. 3. Изображения срезов КТ-исследований органов грудной клетки пациентов с новой коронавирусной инфекцией с масками предсказаний нейросетевой модели и разметкой начинающего врача-рентгенолога: 1 — исходные изображения; 2 — предсказания нейросетевой модели; 3 — разметка, принимаемая за ground truth: а — на изображении наблюдаются лишь признаки интерстициальной инфильтрации по типу «матового стекла» (красная маска); б, в — на фоне интерстициальной инфильтрации определяются очаги консолидации (зеленая маска)

модели варьировала в диапазоне от 0,84 до 0,90 (см. таблицу). Не менее точно предсказывала нейросетевая модель и наличие плеврального выпота (рис. 2).

На следующем этапе сопоставили точность работы сети с диагностической точностью начинающего

рентгенолога, сегментирующего находки, присущие поражению легких вирусной этиологии, в программной среде разметчика, разработанного ООО «КэреМентор ЭйАй» специально для настоящего исследования (рис. 3). В эксперименте, когда врачу и искусственной

Таблица

Значение показателя Intersection over Union (IoU), рассчитанное для пар нейросетевая модель — «эталонная» разметка и нейросетевая модель — начинающий врач по исследуемым диагностическим признакам

№ п/п	Диагностический признак	Нейросеть—эталон	Нейросеть—врач
1	Симптом «матовое стекло»	0,91± 0,04	0,69± 0,05*
2	Консолидация	0,87± 0,03	0,62± 0,06*
3	Плевральный выпот	0,89± 0,06	0,80± 0,02
4	Границы легочных полей	0,96± 0,03	0,97± 0,03

* Различия при межгрупповом сравнении статистически достоверны при $p < 0,05$ (одномерный дисперсионный анализ, парный критерий t Стьюдента).

нейронной сети предлагалось выделить области на КТ-срезах, соответствующих признаку «Инфильтрация» без уточнения ее характера (см. рис. 3, а), вероятность перекрестного совпадения мнений составляла 0,923.

В случае, когда на срезах требовалось определить границы областей, соответствующих симптому «матового стекла» и консолидации (рис. 3, б, в), нейросетевая модель показывала более точные результаты (таблица). Определение границ легочных полей во всех случаях было сопоставимым по показателю точности.

Таким образом, разработанная нейросетевая модель с высокой точностью сегментирует имеющие

важное практическое значение для определения поражения легких при коронавирусной инфекции рентгенологические феномены, не уступая квалифицированному специалисту. Большое значение при установлении степени тяжести легочных нарушений имеет вычисление объема поражения легочной паренхимы, требующее от диагноста иногда ювелирной работы, занимающей значительное время. В представленном исполнении модель позволяет вычислять долю (в %) диагностических находок от общей площади легочных полей на всех анализируемых срезах и, следовательно, сокращать время обработки каждого исследования.

Выводы

1. Разработанная нейросетевая модель с высокой точностью выявляет диагностические признаки, определяющие степень тяжести поражения легких при новой коронавирусной инфекции, на аксиальных срезах нативной компьютерной томографии грудной клетки.

2. Диагностическая точность модели по определению признаков интерстициальной и альвеолярной инфильтрации превышает точность начинающего рентгенолога и сопоставима с таковой врача-диагноста в предсказании контуров легочных полей и наличия плеврального выпота.

3. Модель может быть использована в качестве эффективного интеллектуального ассистента рентгенолога при работе с КТ-исследованиями пациентов с подозрением на коронавирусную инфекцию.

Список литературы

- Jin Y., Yang H., Ji W., Wu W., Chen S., Zhang W., Duan G. Virology, epidemiology, pathogenesis, and control of COVID-19. *Viruses* 2020; 12: 372. doi.org/10.3390/v12040372.
- Zhou P., Yang X.L., Wang X.G., Hu B., Zhang L., Zhang W. et al. A pneumonia outbreak associated with a new coronavirus of probable bat origin. *Nature* 2020; 579 (7798): 270–273. doi.org/10.1038/s41586-020-2012-7.
- Xu Z., Shi L., Wang Y., Zhang J., Huang L., Zhang C. et al. Pathological findings of COVID-19 associated with acute respiratory distress syndrome. *Lancet Respir. Med.* 2020; 8 (4): 420–422. doi.org/10.1016/s2213-2600(20)30076-x.
- Fang Y., Zhang H., Xie J., Lin M., Ying L., Pang P., Ji W. Sensitivity of chest CT for COVID-19: comparison to RT-PCR. *Radiology* 2020; 295: 200432. doi.org/10.1148/radiol.2020200432.
- Lei J., Li J., Li X., Qi X. CT Imaging of the 2019 Novel Coronavirus (2019-nCoV) Pneumonia. *Radiology* 2020; 295: 18. doi.org/10.1148/radiol.2020200236.
- Fan L., Liu S. CT and COVID-19: Chinese experience and recommendations concerning detection, staging and follow-up. *Eur. Radiol.* 2020; 2020. doi.org/10.1007/s00330-020-06898-3.
- Kucirka L.M., Lauer S.A., Laeyendecker O. et al. Variation in false-negative rate of reverse transcriptase polymerase chain reaction-based SARS-CoV-2 tests by time since exposure. *Ann. Intern. Med.* 2020. doi.org/10.7326/M20-1495.
- Lin T., Dollár P., Girshick R., He K., Hariharan B., Belongie S. Feature Pyramid Networks for Object Detection 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Honolulu, HI, 2017, P. 936–944. doi: 10.1109/CVPR.2017.106.
- Tan M., Pang R., Le Q.V. EfficientDet: Scalable and Efficient Object Detection. 2020 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2020: 1–10.
- Glantz S.A. *Primer of Biostatistics*, 7th ed. McGraw-Hill Education, USA: 320.

Поступила в редакцию 05.05.2020 г.

Сведения об авторах:

Гаврилов Павел Владимирович — кандидат медицинских наук, ведущий научный сотрудник, руководитель направления «Лучевая диагностика» Санкт-Петербургского научно-исследовательского института фтизиопульмонологии; 191036, Санкт-Петербург, Лиговский пр., д. 2-4; e-mail: spbniifrentgen@mail.ru orcid.org/0000-0003-3251-4084;

Щеткин Константин Сергеевич — дата-сайентист, ООО «КэреМеторЭйАй», Москва, 2-й Тверской-Ямской пер., д. 10; orcid.org/0000-0001-6929-1561;

Заялов Рустем Миневагизович — дата-сайентист, ООО «КэреМеторЭйАй», Москва, 2-й Тверской-Ямской пер., д. 10; orcid.org/0000-0003-0130-1713;

Смольникова Ульяна Алексеевна — аспирант Санкт-Петербургского научно-исследовательского института фтизиопульмонологии; 191036, Санкт-Петербург, Лиговский пр., д. 2-4; e-mail: ulamonika@mail.ru; ORCID 0000-0001-9568-3577;

Бельских Александр Владимирович — руководитель отдела разработки, ООО «КэреМеторЭйАй», Москва, 2-й Тверской-Ямской пер., д. 10; e-mail: a.belskikh@cm.ai.team; orcid.org/0000-0002-6991-4500;

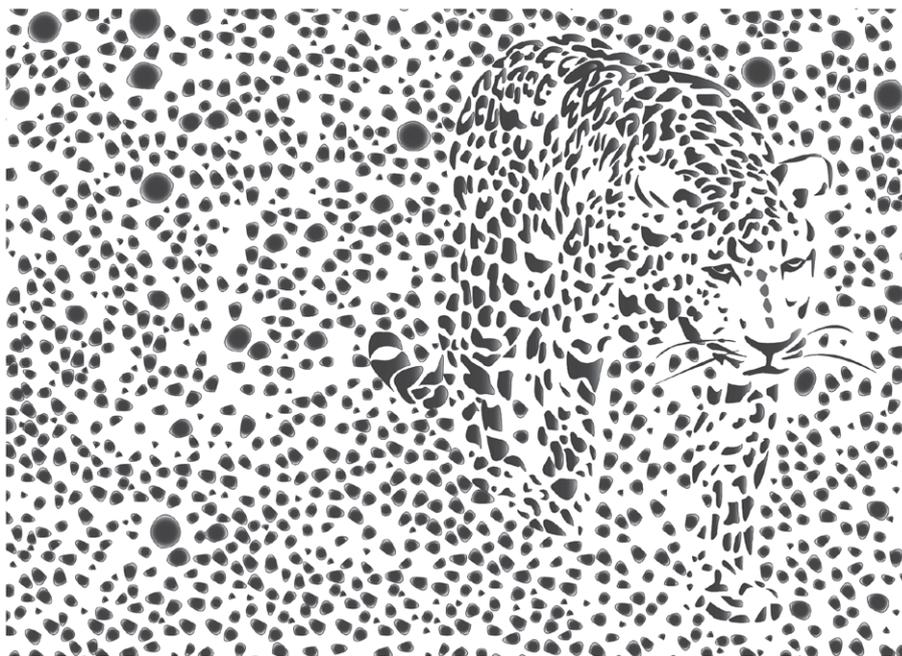
Блинов Дмитрий Сергеевич — доктор медицинских наук, руководитель отдела научных исследований, ООО «КэреМеторЭйАй», Москва, 2-й Тверской-Ямской пер., д. 10; e-mail: d.blinov@cm.ai.team; orcid.org/0000-0002-8385-4356;

Азаров Артем Андреевич — аспирант Санкт-Петербургского научно-исследовательского института фтизиопульмонологии; 191036, Санкт-Петербург, Лиговский пр., д. 2-4; e-mail: azardoc0@gmail.com; ORCID 0000-0002-7988-8510;

Блинова Екатерина Валериевна — доктор медицинских наук, доцент, профессор кафедры оперативной хирургии и топографической анатомии Института клинической медицины им. Н.В. Склифосовского Первого Московского государственного медицинского университета им. И.М. Сеченова (Сеченовского Университета); 119048, Москва, ул. Трубецкая, д. 8-2; e-mail: bev-sechenov@mail.ru; orcid.org/0000-0003-0050-0251;

Яблонский Петр Казимирович — доктор медицинских наук, профессор, директор Санкт-Петербургского научно-исследовательского института фтизиопульмонологии; 191036, Санкт-Петербург, Лиговский пр., д. 2-4; декан медицинского факультета, заведующий кафедрой госпитальной хирургии Санкт-Петербургского государственного университета; 199106, Санкт-Петербург, 21-я линия В.О., д. 8а; e-mail: glhirurg2@mail.ru; ORCID 0000-0003-4385-9643.

Выявление скрытой угрозы



На правах некоммерческой рекламы

T-SPOT® TB

 Oxford
Immunotec
Harnessing the power of T cell measurement

   
CE UKCA UKCA UKCA
CDA-TB-UK-V1-000109

 ФармЛайн
ДИСТРИБЬЮЩИЙ ЗДОРОВЬЯ