

УДК 616.24-002.14

DOI 10.34014/2227-1848-2024-4-82-98

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ ПНЕВМОНИИ ПРИ COVID-19 И ТУБЕРКУЛЕЗА ЛЕГКИХ В КЫРГЫЗСКОЙ РЕСПУБЛИКЕ

Б.Э. Эмилов¹, А.А. Сорокин², М.А. Жакыпов³, А.Б. Кересбекова⁴,
О.А. Салибаев⁵, Т.Ч. Чубаков¹

¹ Кыргызский государственный медицинский институт переподготовки и повышения квалификации им. Санжарбека Бакировича Даниярова, г. Бишкек, Кыргызская Республика;

² Кыргызско-Российский Славянский университет им. Б.Н. Ельцина, г. Бишкек, Кыргызская Республика;

³ Национальный центр фтизиатрии, г. Бишкек, Кыргызская Республика;

⁴ Чуй-Бишкекский центр борьбы с туберкулезом, г. Бишкек, Кыргызская Республика;

⁵ Учебно-лечебно-научный медицинский центр Кыргызской государственной медицинской академии им. Исы Коноевича Ахунбаева, г. Бишкек, Кыргызская Республика

В настоящее время не вызывает сомнений необходимость контроля таких легочных заболеваний, как COVID-19, вызываемый вирусом SARS-CoV-2, и туберкулез. Одним из важнейших направлений данной работы является быстрая и точная диагностика, в т.ч. с использованием методов визуализации легких, основанных на искусственном интеллекте (ИИ).

Цель. Проверка возможности применения ИИ в целях обнаружения пневмонии при COVID-19 и туберкулеза легких на основе цифровых рентгенограмм.

Материалы и методы. Исследование включало в себя несколько этапов: разработку модели ИИ для обучения обнаружению пневмонии при COVID-19 и туберкулеза легких; создание базы тестирующих рентген-данных; интерпретацию данных врачами-рентгенологами; использование ИИ в диагностике пневмонии при COVID-19 и туберкулеза легких.

Результаты. ИИ продемонстрировал хорошую прогностическую способность (чувствительность – 88,31 % и 83,33 %, специфичность – 96,67 % и 97,78 % для пневмонии и туберкулеза легких соответственно). Он эффективно обрабатывает и анализирует большие объемы данных, что способствует экономии времени врачей. Однако в целях обеспечения большей безопасности ответственность за окончательное заключение должен нести медицинский персонал. Оптимальным представляется сотрудничество врачей-рентгенологов и ИИ, в котором последний выполняет роль вспомогательного инструмента в условиях высокой нагрузки или нехватки специалистов, что может повысить точность рентгенологических заключений и обеспечить их своевременность.

Ключевые слова: COVID-19, туберкулез легких, искусственный интеллект, пневмония, рентген-диагностика, машинное обучение.

Введение. COVID-19, вызываемый вирусом SARS-CoV-2, повлиял на здоровье населения во всем мире [1]. Для контроля пандемии COVID-19 необходима быстрая и точная диагностика заболевания [2]. Важно отметить, что SARS-CoV-2 может привести к пневмонии при COVID-19, в связи с чем большое значение приобретает дифференциальная диагностика вирусной, бактериальной и других респираторных инфекций, таких как туберкулезная болезнь (ТБ), с использованием методов визуализации легких [3].

ТБ является основной причиной смерти от одного инфекционного агента, хотя он в значительной степени излечим и предотвратим. Так, в 2019 г. у 2,9 млн чел. из 10 млн заболевших туберкулез не был диагностирован или зарегистрирован во Всемирной организации здравоохранения [4].

Для достижения глобальной цели по искоренению туберкулеза к 2030 г. требуется научно обоснованное использование инновационных инструментов скрининга [5]. Продукты искусственного интеллекта (ИИ) были

рекомендованы ВОЗ для интерпретации рентгеновских снимков органов грудной клетки с целью сортировки и скрининга на туберкулез больных от 15 лет и старше [4]. Однако эта рекомендация не предусматривает конкретных продуктов и требует дополнительных исследований. Между тем рынок решений компьютерного обнаружения продолжает расти. Так, например, по состоянию на май 2024 г. в данной сфере насчитывалось 16 продуктов, не говоря уже о тех, которые находятся в стадии разработки [6–8].

Пневмония при COVID-19 [9, 10] и ТБ легких [11–15] на рентген-снимках проявляются по-разному, но могут иметь схожие симптомы, такие как затрудненное дыхание, кашель и лихорадка [16]. В связи с этим для назначения правильного курса лечения необходима надежная система ИИ, которая может обнаруживать и классифицировать различные респираторные заболевания, имеющие перекрывающиеся проявления.

В последнее десятилетие использование ИИ в лучевой диагностике получило широкое распространение: нейронные сети глубокого обучения все чаще используются для анализа результатов рентгенографии органов грудной клетки (РОГК) [17, 18]. Кроме того, возможные будущие периоды пандемии могут привести к росту рабочей нагрузки врачей-рентгенологов, что обусловит острую нуждаемость в новых автоматизированных инструментах анализа изображений, которые будут классифицировать или сегментировать участки рентгенограммы для поддержки диагностического рабочего процесса.

Таким образом, системы поддержки принятия решений на основе ИИ зарекомендовали себя как новая исследовательская тенденция и в сфере здравоохранения [19]. В последние месяцы пандемии автоматизированное обнаружение пневмонии или других заболеваний легких привлекло значительное внимание как клинических исследователей, так и исследователей ИИ. Разработка медицинских систем на основе ИИ, а также их

внедрение в медицинскую практику играют все более заметную роль в модернизации лечения [20, 21].

Стандартные методы визуализации, применяемые в диагностике заболеваний легких, включают в себя РОГК и компьютерную томографию (КТ). Безусловно, КТ является золотым стандартом, однако имеет более высокую стоимость, оказывает радиационное воздействие и не всегда легко доступна во всем мире [22]. В то же время РОГК доступна по цене и является одним из наиболее распространенных методов визуализации, используемых в диагностике кардиоторакальных и легочных заболеваний [23–25].

Цель исследования. Проверка возможности применения ИИ в целях обнаружения пневмонии при COVID-19 и туберкулеза легких на основе цифровых рентгенограмм.

Материалы и методы. Исследование включало в себя несколько этапов.

Обучение ИИ состоит в том, что он учится распознавать признаки пневмонии и туберкулеза при любой конфигурации этих заболеваний на рентгенограмме. Именно поэтому данные для машинного обучения были ретроспективными и общее число использованных рентген-снимков составило около 700 тыс. [26].

В целях обработки медицинских изображений в последнее время активно используются методы глубокого машинного обучения [27]. Одним из наиболее эффективных направлений является использование сверхточных нейронных сетей (Convolutional Neural Networks, CNN). CNN включают в себя обширный класс архитектур искусственных нейронных сетей, продемонстрировавших высокие результаты в области компьютерного зрения [28].

Нами в качестве модели машинного обучения была использована нейронная сеть на базе архитектуры MedVit (рис. 1). В исследовании [29] приведены результаты сравнения качества работы нейронной сети на базе архитектуры MedVit и других систем. Базой для проверки являлись 12 наборов различных по нозологии медицинских данных.

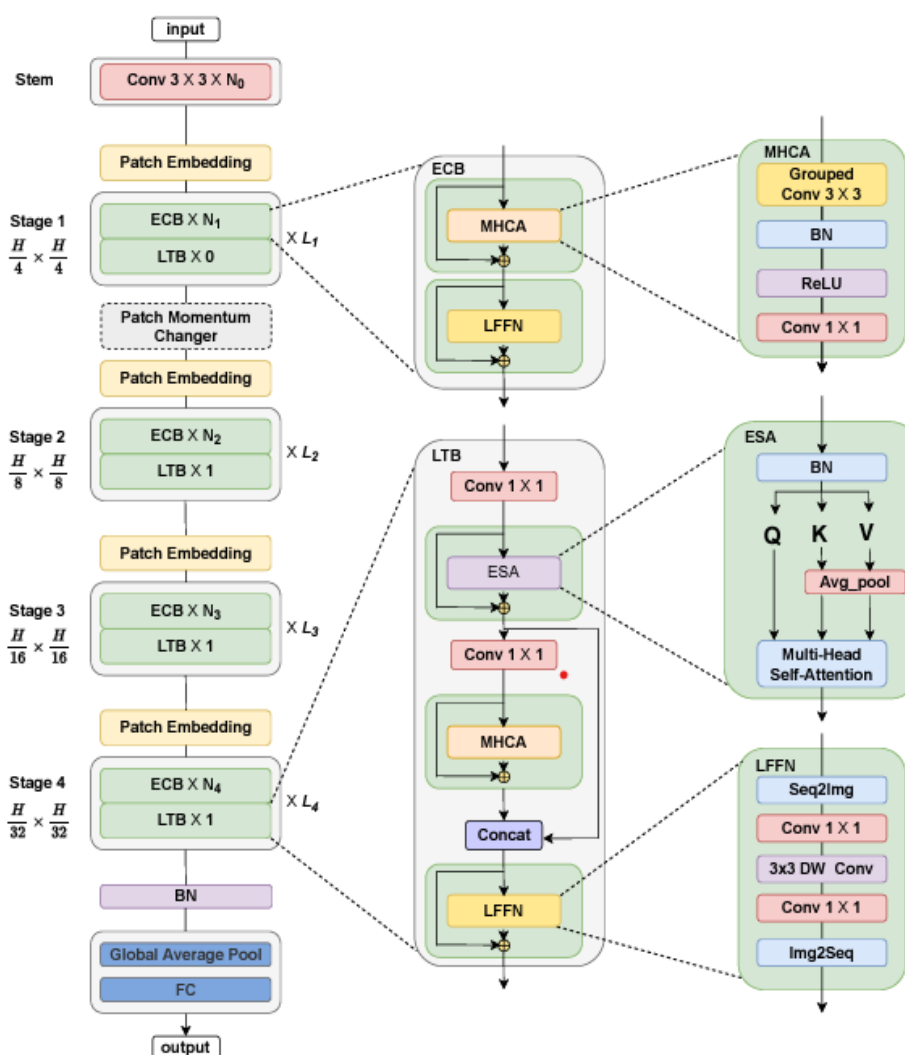


Рис. 1. Архитектура нейронной сети MedVit

Fig. 1. Architecture of the MedVit neural network

Нейронные сети семейства архитектур vision transformer эффективны в решении задач классификации медицинских снимков [26]. Во всех экспериментах использовался вариант модели MedViT_large, обученный на ряде крупных открытых наборов данных рентген-снимков грудной клетки: ChestX-ray8 (National Institute of Health, США) [30], CheXpert (Стэнфордский университет) [31], RSNA Pneumonia Challenge [32], MIMIC-CXR (Массачусетский институт технологий) [33].

В данное исследование были включены цифровые рентген-снимки пациентов с подтвержденными в период 2021–2022 гг. пневмонией при COVID-19 и ТБ легких, а также

снимки легких без патологических изменений. Рентгенограммы в формате DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine) [34], полученные из нескольких государственных медицинских центров Бишкека, были использованы в качестве базы тестирующих ИИ данных.

На следующем этапе тремя врачами-рентгенологами, работающими в различных клиниках, оценивались характер, полнота, содержание и сущность описаний всех рентген-снимков [9–15]. Исследовательской командой был адаптирован шаблон описания рентгенограмм органов дыхания (<https://docs.google.com/forms/d/e/1FAIpQLScwy2fdAAbkNX22H634ojnz-quoqL0cq>

ZWx5-51KkTvfFsEew/viewform), основанный на рекомендациях И.П. Королюка [35] и www.radiologymasterclass.co.uk.

Средний стаж рентгенологов составил 26,6 года.

Всем цифровым рентген-снимкам были присвоены индивидуальные идентификационные номера, которые в целях соблюдения чистоты исследования были разными у каждого врача-рентгенолога. Все рентгенограммы, качество которых исследователи сочли неподходящим или плохим, были исключены, чтобы избежать непредвиденных ошибок в интерпретации.

Для обеспечения возможности использования модели было разработано веб-приложение, которое было размещено на сервере, установленном в центре обработки данных.

Для работы с веб-приложением пользователям предоставлен персональный компьютер с установленным веб-браузером Google Chrome и доступом к Интернету на скорости не менее 512 Kbps. Веб-приложение было протестировано на версиях Chrome 120 и выше. Для стабильной работы браузера рекомендуется не менее 4GB ОЗУ. Доступ к веб-приложению был настроен в рентген-кабинете одной из клиник первичного уровня здравоохранения Кыргызской Республики.

Статистический анализ проводился с использованием программного обеспечения MedCalc 22.021 [36]. В целях определения наиболее эффективного классификатора для диагностики были построены кривые рабочих характеристик приемника (ROC) и проанализирована площадь под кривой (AUC) и 95-процентные доверительные интервалы.

Значение AUC с доверительным интервалом, который не включал значение 0,5, считалось доказательством того, что тест обладал некоторой способностью проводить различие между двумя группами. Оптимальное значение отсечения положительных результатов от отрицательных было оценено с использованием индекса Юдена, который максимизирует разницу между частотой истинно положительных и ложноположительных результатов по всем возможным значениям отсечения. Различия в эффективности распознавания между моделями были проверены на статистическую значимость путем применения теста Делонга [37] к соответствующим значениям AUC.

ROC-кривые являются широко используемым методом оценки диагностических характеристик теста. Путем сопоставления частоты истинно положительных результатов (чувствительность) с частотой ложноположительных результатов (специфичность) для диапазона пороговых значений кривая позволяет оценить общую точность теста при различении положительных и отрицательных случаев. AUC представляет собой сводную статистику кривой ROC, значения которой варьируются от 0,5 (что указывает на случайное предположение) до 1,0 (что указывает на совершенную дискриминацию). Чем выше значение AUC, тем лучше диагностические характеристики теста.

Результаты. Были отобраны 276 и 77 рентгенограмм пациентов с ТБ легких и пневмонией при COVID-19 соответственно, а также 90 рентген-снимков здоровых лиц. Результаты работы ИИ мы сравнили с заключениями 3 врачей-рентгенологов (рис. 2).

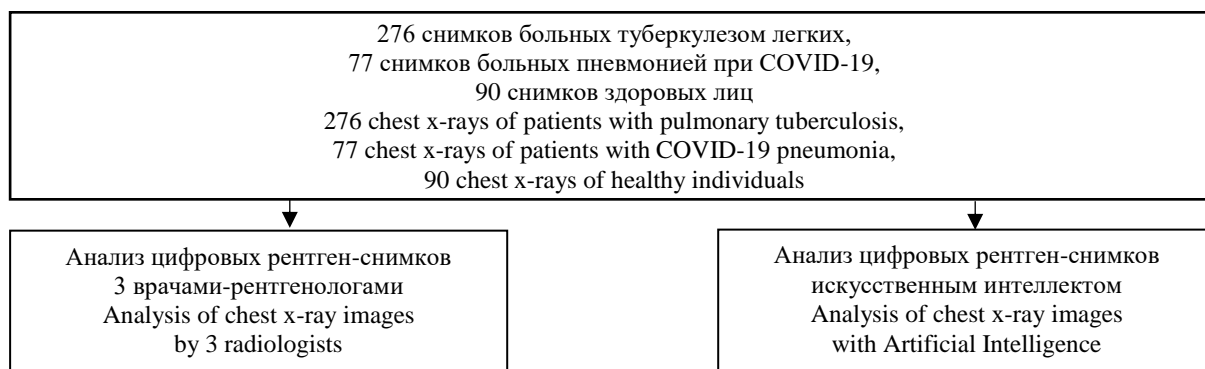


Рис. 2. Схема исследования

Fig. 2. Study design

Эффективность работы ИИ по выявлению туберкулеза легких практически не отличалась от эффективности работы врачей-рентгенологов, что доказывает хорошую прогности-

ческую способность машинного анализа (рис. 3). Аналогичная картина наблюдалась и при диагностике пневмонии как осложнения COVID-19 (рис. 4).

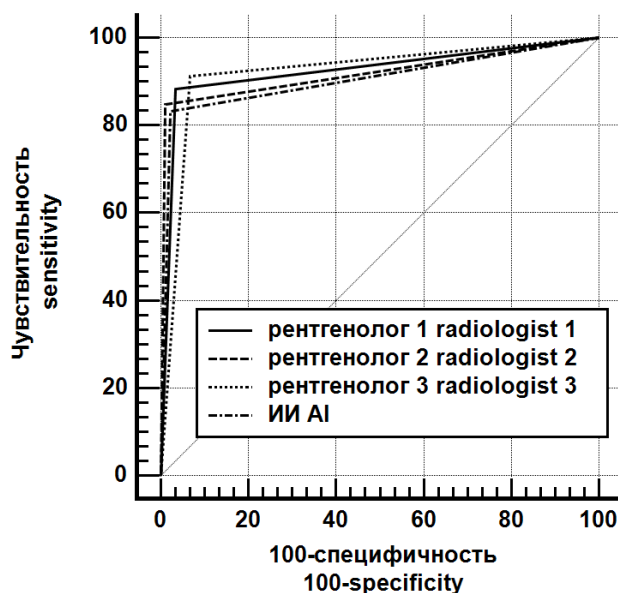


Рис. 3. Сравнение ROC-кривых, характеризующих работу рентгенологов и ИИ при диагностике туберкулеза легких

Fig. 3. Comparison of ROC curves characterizing the work of radiologists and AI in diagnosing pulmonary tuberculosis

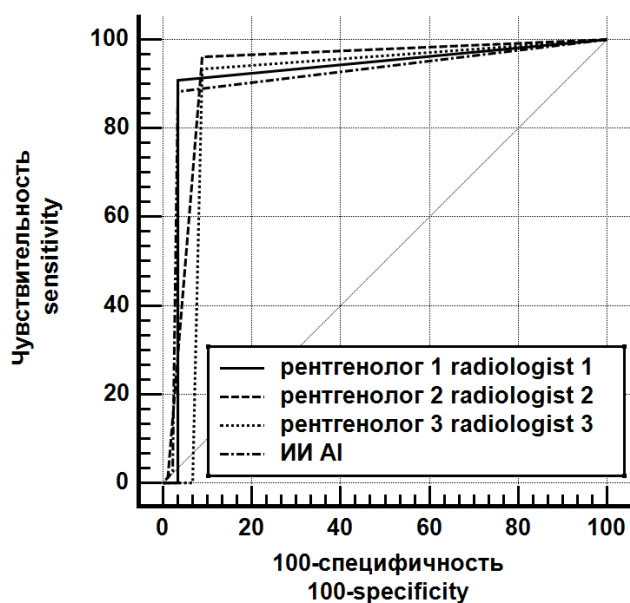


Рис. 4. Сравнение ROC-кривых, характеризующих работу рентгенологов и ИИ при диагностике пневмонии как осложнения COVID-19

Fig. 4. Comparison of ROC curves characterizing the work of radiologists and AI in diagnosing COVID-19 complicated with pneumonia

Данные, представленные на рис. 3 и 4, демонстрируют, что площади под кривыми, характеризующими работу врачей-рентгенологов и ИИ, имеют очень близкие значения. Также во всех случаях имеют место очень высокая специфичность и не менее высокая чувствительность.

В целях определения эффективности классификаторов для диагностики были рассчитаны численные характеристики ROC-кривых для больных туберкулезом легких (табл. 1) и COVID-19, осложненным пневмонией (табл. 2).

Таблица 1

Table 1

Численные характеристики ROC-кривых при диагностике туберкулеза легких

Numerical characteristics of ROC curves in patients with pulmonary tuberculosis

Переменная Variable	AUC	SE ^a	95 % CI
Рентгенолог_1 Radiologist_1	0,925	0,014	0,893–0,950
Рентгенолог_2 Radiologist_2	0,918	0,012	0,885–0,944
Рентгенолог_3 Radiologist_3	0,923	0,016	0,891–0,948
ИИ AI	0,906	0,014	0,871–0,933

Примечание. SE – стандартная ошибка (standard error); ^a – E.R. DeLong et al. [37]; CI – доверительный интервал (confidence interval). Далее обозначения те же.

Note. SE – standard error; ^a – E.R. DeLong et al. [37]; CI – confidence interval. Hereafter, designations are the same.

Таблица 2

Table 2

Численные характеристики ROC-кривых при диагностике пневмонии как осложнения COVID-19

Numerical characteristics of ROC curves in patients with COVID-19 complicated with pneumonia

Переменная Variable	AUC	SE ^a	95 % CI
Рентгенолог_1 radiologist_1	0,923	0,0242	0,871–0,958
Рентгенолог_2 radiologist_2	0,931	0,0208	0,881–0,964
Рентгенолог_3 radiologist_3	0,892	0,0296	0,835–0,935
ИИ AI	0,916	0,0237	0,863–0,953

Максимальные значения AUC при выявлении туберкулеза имеют место у врача 1 и врача 3, несколько меньшие – у врача 2 и

ИИ (табл. 1). Однако при диагностике пневмонии как осложнения COVID-19 наибольшие значения AUC характерны для врача 1 и вра-

ча 2, несколько меньшие – для врача 3 и ИИ (табл. 2). Но доверительные интервалы значительно перекрываются, а значит, различия не

являются статистически значимыми. Это подтверждается сравнением AUC друг с другом (табл. 3, 4).

Таблица 3

Table 3

Парное сравнение AUC ROC-кривых при диагностике туберкулеза легких
Pairwise comparison of AUC-ROC curves in patients with pulmonary tuberculosis

Рентгенолог_1 ~ Рентгенолог_2 Radiologist_1 ~ Radiologist_2		Рентгенолог_1 ~ Рентгенолог_3 Radiologist_1 ~ Radiologist_3	
Z statistic	0,414	Z statistic	0,139
Significance level	p=0,679	Significance level	p=0,889
Рентгенолог_1 ~ ИИ Radiologist_1 ~ AI		Рентгенолог_2 ~ Рентгенолог_3 Radiologist_2 ~ Radiologist_3	
Z statistic	1,020	Z statistic	0,258
Significance level	p=0,308	Significance level	p=0,796
Рентгенолог_2 ~ ИИ Radiologist_2 ~ AI		Рентгенолог_3 ~ ИИ Radiologist_3 ~ AI	
Z statistic	0,691	Z statistic	0,912
Significance level	p=0,490	Significance level	p=0,362

Таблица 4

Table 4

Парное сравнение AUC ROC-кривых при диагностике пневмонии как осложнения COVID-19

Pairwise comparison of AUC-ROC curves in patients with COVID-19 complicated with pneumonia

Рентгенолог_1 ~ Рентгенолог_2 Radiologist_1 ~ Radiologist_2		Рентгенолог_2 ~ Рентгенолог_3 Radiologist_2 ~ Radiologist_3	
Z statistic	0,292	Z statistic	1,148
Significance level	p=0,770	Significance level	p=0,251
Рентгенолог_1 ~ Рентгенолог_3 Radiologist_1 ~ Radiologist_3		Рентгенолог_2 ~ ИИ Radiologist_2 ~ AI	
Z statistic	1,137	Z statistic	0,469
Significance level	p=0,256	Significance level	p=0,639
Рентгенолог_1 ~ ИИ Radiologist_1 ~ AI		Рентгенолог_3 ~ ИИ Radiologist_3 ~ AI	
Z statistic	0,206	Z statistic	0,653
Significance level	p=0,837	Significance level	p=0,513

Данные табл. 3, 4 свидетельствуют о том, что во всех случаях $p > 0,05$, т.е. статистически значимых различий не зарегистрировано.

Аналогичное заключение можно сделать на основании результатов анализа чувствительности и специфичности предикторов (табл. 5, 6).

Таблица 5
Table 5

**Оценка чувствительности и специфичности предикторов
при диагностике туберкулеза легких**
**Estimations of sensitivity and specificity of predictors in patients
with pulmonary tuberculosis**

	Чувствительность, % Sensitivity in %	95 % CI	Специфичность, % Specificity in %	95 % CI
Рентгенолог 1 Radiologist 1	88,41	84,0–91,9	96,67	90,6–99,3
Рентгенолог 2 Radiologist 2	84,78	80,0–88,8	98,89	94,0–100,0
Рентгенолог 3 Radiologist 3	91,30	87,3–94,3	93,33	86,1–97,5
ИИ AI	83,33	78,4–87,5	97,78	92,2–99,7

Таблица 6
Table 6

**Оценки чувствительности и специфичности предикторов
при диагностике пневмонии как осложнения COVID-19**
**Estimation of sensitivity and specificity of predictors in patients
with COVID-19 complicated with pneumonia**

	Чувствительность, % Sensitivity, %	95 % CI	Специфичность, % Specificity, %	95 % CI
Рентгенолог 1 Radiologist 1	90,91	82,2–96,3	96,67	90,6–99,3
Рентгенолог 2 Radiologist 2	96,10	89,0–99,2	91,11	83,2–96,1
Рентгенолог 3 Radiologist 3	93,51	85,5–97,9	91,11	83,2–96,1
ИИ AI	88,31	79,0–94,5	96,67	90,6–99,3

Как видно из табл. 5, 6, значения специфичности всех четырех предикторов довольно близки, тогда как чувствительность ИИ несколько ниже остальных. Это различие статистически не значимо, поскольку доверительный интервал ИИ сильно пересекается с доверительными интервалами других предикторов [36].

Обсуждение. Согласно сложившимся представлениям [38, 39] одной цифровой рентгенограммы легких недостаточно для постановки таких клинических диагнозов, как COVID-19, осложненный пневмонией, или туберкулез

легких. Необходимо использовать дополнительные источники информации. В качестве одного из них может выступать ИИ.

В этом исследовании оценивалась эффективность работы ИИ, который был обучен обнаруживать признаки пневмонии при COVID-19 и ТБ легких на рентгенограмме.

ИИ может использоваться для замены или дополнения экспертной интерпретации простой рентгенограммы врачом при скрининге на туберкулез и способен сократить задержки описания снимков при нехватке квалифицированного

медицинского персонала. Некоторые модели ИИ выражают обнаруженные аномалии РОГК в виде балльной оценки (либо от 0 до 100, либо от 0 до 1). Значения выше определенного порога могут использоваться для направления на дальнейшую диагностику ТБ [40, 41].

В других работах [42–46], в которых применялись модели ИИ для обнаружения пневмонии на рентгенограмме, использовался подход декомпозиции классов с использованием глубокой архитектуры CNN – convolutional neural network (Detrac ResNet). Чувствительность метода составила 97,9 %, хотя эксперимент проводился на меньшем наборе данных [44]. Исследование, в котором использовалась предварительно обученная CNN (ResNet 50), включало только аномальные рентгеновские снимки и показало общую точность 89,2 %. Методы, представленные в этих работах, требуют знаний в области машинного обучения, и их трудно внедрить в клиническую практику [45].

Мы провели независимый анализ интерпретаций трех врачей-рентгенологов и сравнили их рабочие характеристики с характеристиками модели. ИИ продемонстрировал хорошую прогностическую способность (чувствительность – 88,31 % и 83,33 %, специфичность – 96,67 % и 97,78 % для диагностики пневмонии при COVID-19 и туберкулеза легких соответственно). Такие показатели делают модель потенциальным инструментом скрининга для выявления и сортировки пациентов с COVID-19, осложненной пневмонией, и туберкулезом легких. Врачи-рентгенологи могут легко получить доступ к модели и загрузить рентгенограммы, что облегчает ее внедрение в клиническую практику.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Вклад авторов

Концепция и дизайн исследования: Чубаков Т.Ч., Салибаев О.А., Эмилов Б.Э.

Литературный поиск, участие в исследовании, обработка материала: Эмилов Б.Э., Жакыпов М.А., Кересбекова А.Б.

Статистическая обработка данных: Сорокин А.А., Эмилов Б.Э.

Анализ и интерпретация данных: Эмилов Б.Э., Чубаков Т.Ч., Сорокин А.А.

Написание и редактирование текста: Эмилов Б.Э., Чубаков Т.Ч., Жакыпов М.А., Кересбекова А.Б., Салибаев О.А.

Заключение. Одним из главных преимуществ ИИ является способность быстро обрабатывать и анализировать большие объемы данных, что позволяет врачам экономить время и сосредоточиться на более сложных случаях. Это особенно актуально в условиях пандемии, когда нагрузка на медицинские учреждения значительно возрастает. Автоматизация процессов, таких как распознавание паттернов на рентгеновских снимках, может ускорить диагностику и, как следствие, начало лечения.

Однако важно подчеркнуть, что ИИ не может полностью заменить человека. Роль врача в интерпретации результатов остается критически значимой. Несмотря на высокую точность алгоритмов врачи и пациенты часто испытывают недоверие к полностью автоматизированным системам. Ответственность за окончательное заключение должна оставаться за медицинским персоналом, что обеспечивает более высокий уровень безопасности и доверия со стороны пациентов.

Таким образом, идеальным вариантом является сотрудничество врачей и ИИ. Врач может использовать ИИ как дополнительный инструмент, который помогает в принятии решений, особенно в условиях высокой нагрузки или нехватки специалистов. Такое взаимодействие может привести к более точным и своевременным рентгенологическим заключениям, что особенно важно для пациентов с пневмонией и туберкулезом легких.

Итак, интеграция ИИ в лучевую диагностику представляет собой многообещающий шаг вперед, который при правильном подходе может значительно повысить качество медицинской помощи.

Литература

1. *Gorbalenya A.E., Baker S.C., Baric R.S., de Groot R.J., Drosten C., Gulyaeva A.A.* The species severe acute respiratory syndrome-related coronavirus: classifying 2019-nCoV and naming it SARS-CoV-2. *Nat. Microbiol.* 2020; 5: 536–544. DOI: 10.1038/s41564-020-0695-z.
2. *Chen J., Wu L., Zhang J., Zhang L., Gong D., Zhao Y., Chen Q., Huang S., Yang M., Yang X., Hu S., Wang Y., Hu X., Zheng B., Zhang K., Wu H., Dong Z., Xu Y., Zhu Y., Chen X., Zhang M., Yu L., Cheng F., Yu H.* Deep learning-based model for detecting 2019 novel coronavirus pneumonia on high-resolution computed tomography. *Sci. Rep.* 2020; 10 (1): 19196. DOI: 10.1038/s41598-020-76282-0.
3. *Zhi Zhen Qin, Melissa S. Sander, Bishwa Rai, Collins N Titahong, Santat Sudrungrot, Sylvain N. Laah, Lal Mani Adhikari, E. Jane Carter, Lekha Puri, Andrew J. Codlin, Jacob Creswell.* Using artificial intelligence to read chest radiographs for tuberculosis detection: a multi-site evaluation of the diagnostic accuracy of three deep learning systems. *Sci Rep.* 2019. 9: 15000. DOI: 10.1038/s41598-019-51503-3.
4. *Saskia den Boon, Cecily Miller.* WHO operational handbook on tuberculosis. Module 2: screening – systematic screening for tuberculosis disease. Geneva: World Health Organization; 2021. URL: <https://iris.who.int/bitstream/handle/10665/340256/9789240022614-eng.pdf?sequence=1> (дата обращения: 25.04.2024).
5. *Paula I. Fujiwara, Katherine Floyd, Blessina Kumar.* A paradigm shift in the fight against tb. Stop TB Partnership. Global Plan to End TB: 2018–2022. Geneva: Stop TB Partnership; 2019. URL: https://stoptb.org/assets/documents/global/plan/GPR_2018-2022_Digital.pdf (дата обращения: 25.04.2024).
6. *Qin Z.Z., Naheyan T., Ruhwald M., Denkinger C.M., Gelaw S., Nash M., Creswell J., Kik S.V.* A new resource on artificial intelligence powered computer automated detection software products for tuberculosis programmes and implementers. *Tuberculosis (Edinb).* 2021; 127: 102049.
7. *Qin Z.Z., Barrett R., Del Mar Castro M., Zaidi S., Codlin A.J., Creswell J., Denkinger C.M.* Early user experience and lessons learned using ultra-portable digital X-ray with computer-aided detection (DXR-CAD) products: A qualitative study from the perspective of healthcare providers. *PLOS ONE.* 2023; 18 (2): e0277843. DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0277843>.
8. *Liang S., Xu X., Yang Z., Du Q., Zhou L., Shao J., Guo J., Ying B., Li W., Wang C.* Deep learning for precise diagnosis and subtype triage of drug-resistant tuberculosis on chest computed tomography. *Med Comm.* 2024; 5: e487. DOI: <https://doi.org/10.1002/mco.2487>
9. *Martínez Chamorro E., Díez Tascón A., Ibáñez Sanz L., Ossaba Vélez S., Borrueal Nacenta S.* Radiologic diagnosis of patients with COVID-19. *Radiologia (Engl Ed).* 2021; 63 (1): 56–73. DOI: 10.1016/j.rx.2020.11.001.
10. *Abougazia A., Alnuaimi A., Mahran A., Ali T., Khedr A., Qadourah B., Shareef A., Zitouni S., Kahveci S., Alqudah B., Al Yassin Y., Eldesoky M., Abdelmoneim A., Youssef R.* Chest X-Ray Findings in COVID-19 Patients Presenting to Primary Care during the Peak of the First Wave of the Pandemic in Qatar: Their Association with Clinical and Laboratory Findings. *Hindawi. Pulmonary Medicine.* 2021; 2021: 4496488. DOI: <https://doi.org/10.1155/2021/4496488>.
11. *Meyer M., Clarke P., O'Regan A.W.* Utility of the lateral chest radiograph in the evaluation of patients with a positive tuberculin skin test result. *Chest.* 2003; 124: 1824.
12. *Geng E., Kreiswirth B., Burzynski J., Schluger N.W.* Clinical and radiographic correlates of primary and reactivation tuberculosis: a molecular epidemiology study. *JAMA.* 2005; 293: 2740.
13. *Khan M.A., Kovnat D.M., Bachus B.* Clinical and roentgenographic spectrum of pulmonary tuberculosis in the adult. *Am J Med.* 1977; 62: 31. DOI: 10.1016/0002-9343(77)90346-1.
14. *Restrepo C.S., Katre R., Mumbower A.* Imaging Manifestations of Thoracic Tuberculosis. *Radiol Clin North Am.* 2016; 54: 453. DOI: 10.1016/j.rcl.2015.12.007.
15. Curry International Tuberculosis Center. Radiographic Manifestations of Tuberculosis: A Primer for Clinicians. Second Edition. URL: <https://www.currytbccenter.ucsf.edu/products/view/radiographic-manifestations-tuberculosis-primer-clinicians-second-edition-cd-rom> (дата обращения: 25.04.2024).
16. *Ramona Cioboata, Viorel Biciusca, Mihai Olteanu, Corina Maria Vasile.* COVID-19 and Tuberculosis: Unveiling the Dual Threat and Shared Solutions Perspective. *J Clin Med.* 2023; 12 (14): 4784. DOI: 10.3390/jcm12144784.
17. *Chartrand G., Cheng P.M., Vorontsov E.* Deep learning: a primer for radiologists. *Radiographics.* 2017; 37: 2113–2131.

18. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G.E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Adv Neural Inf Process Syst.* 2012; 2012: 1097.
19. Stacey D., Légaré F., Lewis K., Barry M.J., Bennett C.L., Eden K.B., Holmes-Rovner M., Llewellyn-Thomas H., Lyddiatt A., Thomson R., Trevena L. Decision aids for people facing health treatment or screening decisions. *Cochrane Database Syst. Rev.* 2017; 4 (4): CD001431. DOI: 10.1002/14651858.CD001431.pub5.
20. Greenspan H., San José Estépar R., Niessen W.J., Siegel E., Nielsen M. Position paper on COVID-19 imaging and AI: From the clinical needs and technological challenges to initial AI solutions at the lab and national level towards a new era for AI in healthcare. *Med. Image Anal.* 2020; 66: 101800. DOI: 10.1016/j.media.2020.101800.
21. Corinne Merle, Vanessa Veronese, Debora Pedrazzoli. Determining the local calibration of computer-assisted detection (CAD) thresholds and other parameters: a toolkit to support the effective use of CAD for TB screening. Geneva: World Health Organization; 2021. URL: <https://iris.who.int/bitstream/handle/10665/345925/9789240028616-eng.pdf> (дата обращения: 25.04.2024).
22. Andrew A.S. Soltan, Samaneh Kouchaki, Tingting Zhu, Dani Kiyasseh, Thomas Taylor, Zaamin B. Hussain, Tim Peto, Andrew J. Brent, David W. Eyre, David Clifton. Artificial intelligence driven assessment of routinely collected healthcare data is an effective screening test for COVID-19 in patients presenting to hospital. *medRxiv*; 2020. URL: <https://www.medrxiv.org/content/10.1101/2020.07.07.20148361v1.full.pdf+html> (дата обращения: 25.04.2024). DOI: 10.1101/2020.07.07.20148361.
23. Visca D., Ong C.W.M., Tiberi S., Centis R., D'Ambrosio L., Chen B., Mueller J., Mueller P., Duarte R., Dalcolmo M., Sotgiu G., Migliori G.B., Goletti D. Tuberculosis and COVID-19 interaction: A review of biological, clinical and public health effects. *Pulmonology.* 2021; 27 (2): 151–165. DOI: 10.1016/j.pulmoe.2020.12.012.
24. Islam S.R., Maity S.P., Ray A.K., Mandal M. Deep learning on compressed sensing measurements in pneumonia detection. *Int. J. Imaging Syst. Technol.* 2022; 32 (1): 41–54. DOI: 10.1002/ima.22651.
25. Williams G.J., Macaskill P., Kerr M., Fitzgerald D.A., Isaacs D., Codarini M., McCaskill M., Prelog K., Craig J.C. Variability and accuracy in interpretation of consolidation on chest radiography for diagnosing pneumonia in children under 5 years of age. *Pediatr. Pulmonol.* 2013; 48: 1195–1200. DOI: 10.1002/ppul.22806.
26. Shamshad F., Khan S., Zamir S.W., Khan M.H., Hayat M., Khan F.S., Fu H. Transformers in medical imaging: A survey. *Med Image Anal.* 2023; 88: 102802. DOI: 10.1016/j.media.2023.102802.
27. Zhou S.K., Greenspan H., Davatzikos C., Duncan J.S., van Ginneken B., Madabhushi A., Prince J.L., Rueckert D., Summers R.M. A review of deep learning in medical imaging: Imaging traits, technology trends, case studies with progress highlights, and future promises. *Proc IEEE Inst Electr Electron Eng.* 2021; 109 (5): 820–838. DOI: 10.1109/JPROC.2021.3054390.
28. Lecun Y., Bottou L., Bengio Y., Haffner P. Gradient-based learning applied to document recognition, *Proceedings of the IEEE.* 1998; 86 (11): 2278–2324.
29. Manzari O.N., Ahmadabadi H., Kashiani H., Shokouhi S.B., Ayatollahi A. MedViT: A robust vision transformer for generalized medical image classification. *Comput Biol Med.* 2023; 157: 106791. DOI: 10.1016/j.combiomed.2023.106791.
30. Xiaosong Wang, Yifan Peng, Le Lu, Zhiyong Lu, Mohammadhadi B., Ronald M.S. ChestX-ray8: Hospital-scale Chest X-ray Database and Benchmarks on Weakly-Supervised Classification and Localization of Common Thorax Diseases. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*; 2017: 3462–3471. URL: https://www.researchgate.net/publication/316736470_ChestX-ray8_Hospital-scale_Chest_X-ray_Database_and_Benchmarks_on_Weakly-Supervised_Classification_and_Localization_of_Common_Thorax_Diseases (дата обращения: 25.04.2024). DOI: 10.1109/CVPR.2017.369.
31. Jeremy Irvin, Pranav Rajpurkar, Michael Ko, Yifan Yu, Silvana Ciurea-Ilcus, Chris Chute, Henrik Marklund, Behzad Haghgoo, Robyn Ball, Katie Shpanskaya, Jayne Seekins, David A. Mong, Safwan S. Halabi, Jesse K. Sandberg, Ricky Jones, David B. Larson, Curtis P. Langlotz, Bhavik N. Patel, Matthew P. Lungren, Andrew Y. Ng. CheXpert: A Large Chest Radiograph Dataset with Uncertainty Labels and Expert Comparison. In *AAAI Conference on Artificial Intelligence*; 2019. URL: <http://arxiv.org/abs/1901.07031> (дата обращения: 25.04.2024).
32. Shih G., Wu C.C., Halabi S.S., Kohli M.D., Prevedello L.M., Cook T.S., Sharma A., Amorosa J.K., Arteaga V., Galperin-Aizenberg M., Gill R.R., Godoy M.C.B., Hobbs S., Jeudy J., Laroia A., Shah P.N.,

- Vummidi D., Yaddanapudi K., Stein A.* Augmenting the National Institutes of Health Chest Radiograph Dataset with Expert Annotations of Possible Pneumonia. *Radiol Artif Intell.* 2019; 1 (1): e180041. DOI: 10.1148/ryai.2019180041.
33. *Johnson A.E.W., Pollard T.J., Berkowitz S.J., Greenbaum N.R., Lungren M.P., Deng C.Y., Mark R.G., Horng S.* MIMIC-CXR, a de-identified publicly available database of chest radiographs with free-text reports. *Sci Data.* 2019; 6 (1): 317. DOI: 10.1038/s41597-019-0322-0.
34. *Kahn C.E.Jr., Carrino J.A., Flynn M.J., Peck D.J., Horii S.C.* DICOM and radiology: past, present, and future. *J Am Coll Radiol.* 2007; 4 (9): 652–657. DOI: 10.1016/j.jacr.2007.06.004.
35. *Королюк И.П.* Лучевая диагностика: учебник для вузов. 2020; 217.
36. MedCalc® Statistical Software version 22.021 (MedCalc Software Ltd, Ostend, Belgium). URL: <https://www.medcalc.org> (дата обращения: 25.04.2024).
37. *DeLong E.R., DeLong D.M., Clarke-Pearson D.L.* Comparing the areas under two or more correlated receiver operating characteristic curves: a nonparametric approach. *Biometrics.* 1988; 44: 837–845.
38. *Sayeeda Rahman, Maria Teresa Villagomez Montero, Kherie Rowe.* Epidemiology, pathogenesis, clinical presentations, diagnosis and treatment of COVID-19: a review of current evidence. *Expert Rev Clin Pharmacol.* 2021; 14 (5): 601–621. DOI: 10.1080/17512433.2021.1902303.
39. *Goletti D., Delogu G., Matteelli A., Migliori G.B.* The role of IGRA in the diagnosis of tuberculosis infection, differentiating from active tuberculosis, and decision making for initiating treatment or preventive therapy of tuberculosis infection. *Int J Infect Dis.* 2022; 124 (1): 12–19. DOI: 10.1016/j.ijid.2022.02.047.
40. *Corinne Merle, Vanessa Veronese, Debora Pedrazzoli.* Determining the local calibration of computer-assisted detection (CAD) thresholds and other parameters: a toolkit to support the effective use of CAD for TB screening. Geneva: World Health Organization; 2021. Licence: CC BY-NC-SA 3.0 IGO.
41. *Cecily Miller, Annabel Baddeley, Dennis Falzon.* WHO consolidated guidelines on tuberculosis. Module 2: screening – systematic screening for tuberculosis disease. Geneva: World Health Organization; 2021. URL: <https://www.who.int/publications/i/item/9789240022676> (дата обращения: 25.04.2024).
42. *Rajaraman S., Antani S.* Weakly labeled data augmentation for deep learning: A study on COVID-19 detection in chest X-rays. *Diagnostics.* 2020; 10: 358. DOI: 10.3390/diagnostics10060358.
43. *Abbas A., Abdelsamea M.M., Gaber M.M.* Classification of COVID-19 in chest X-ray images using DeTraC deep convolutional neural network. *Applied Intelligence.* 2021; 51: 854–864. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10489-020-01829-7>.
44. *Hall L.O, Paul R., Goldgof D.B., Rahul P., Gregory M.* Finding covid-19 from chest x-rays using deep learning on a small dataset. *arXiv preprint arXiv.* 2020: 1–8. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2004.02060> (дата обращения: 25.04.2024).
45. *Murphy K., Smits H., Knoops A.J.G., Korst M.B.J.M., Samson T., Scholten E.T., Schalekamp S., Schaefer-Prokop C.M., Philipsen R.H.H.M., Meijers A., Melendez J., van Ginneken B., Rutten M.* COVID-19 on Chest Radiographs: A Multireader Evaluation of an Artificial Intelligence System. *Radiology.* 2020; 96 (3): 166–172. DOI: 10.1148/radiol.2020201874.
46. *Holzinger A., Biemann C., Pattichis C.S., Douglas B.K.* What do we need to build explainable AI systems for the medical domain? *arXiv.* 2017. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1712.09923>.

Поступила в редакцию 26.09.2024; принята 25.11.2024.

Авторский коллектив

Эмилов Берик Эмилович – врач-пульмонолог, аспирант кафедры «Управления и экономики здравоохранения», Кыргызский государственный медицинский институт переподготовки и повышения квалификации им. Санжарбека Бакировича Даниярова. 720020, Кыргызская Республика, г. Бишкек, ул. Жоомарта Боконбаева, 144а; e-mail: emilov9090@mail.ru, ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-4800-2374>.

Сорокин Александр Анатольевич – кандидат биологических наук, доцент кафедры «Физики, мединформатики и биологии», Кыргызско-Российский Славянский университет им. Бориса Ельцина. 720000, Кыргызская Республика, г. Бишкек, пр. Чуй, корп. 8; e-mail: aasorokin@rambler.ru, ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-9682-8085>.

Жакыпов Мурзабек Абдивалиевич – врач-фтизиатр, заведующий клинико-диагностическим отделением «Национального центра физиатрии». 720064, Кыргызская Республика, г. Бишкек, ул. Исы Ахунбаева, 90; e-mail: murzabek.zhakupov@mail.ru, ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0002-7610-4925>.

Кересбекова Айзат Болоткановна – врач-фтизиатр, Чуй-Бишкекский центр борьбы с туберкулезом. 720024, Кыргызская Республика, г. Бишкек, ул. Иманбая Элебесова, 211; e-mail: kerezbekova95@mail.ru, ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-0371-8651>.

Салибаев Осмон Абдыкапарович – доктор медицинских наук, директор, Учебно-лечебно-научный медицинский центр Кыргызской государственной медицинской академии им. Исы Коноевича Ахунбаева». 720020, Кыргызская Республика, г. Бишкек, ул. Касыма Тыныстанова, 1; e-mail: oskon73@gmail.com, ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0002-9881-3933>.

Чубаков Тулеген Чубакович – доктор медицинских наук, профессор, заведующий кафедрой «Фтизиопульмонологии», Кыргызский государственный медицинский институт переподготовки и повышения квалификации им. Санжарбека Бакировича Даниярова. 720020, Кыргызская Республика, г. Бишкек, ул. Жоомарта Боконбаева, 144а, e-mail: t_53chubakov@mail.ru, ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-7876-5332>.

Образец цитирования

Эмилов Б.Э., Сорокин А.А., Жакыпов М.А., Кересбекова А.Б., Салибаев О.А., Чубаков Т.Ч. Использование искусственного интеллекта для диагностики пневмонии при COVID-19 и туберкулеза легких в Кыргызской Республике. Ульяновский медико-биологический журнал. 2024; 4: 82–98. DOI: 10.34014/2227-1848-2024-4-82-98.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN DIAGNOSING COVID-19 PNEUMONIA AND PULMONARY TUBERCULOSIS IN THE KYRGYZ REPUBLIC

**B.E. Emilov¹, A.A. Sorokin², M.A. Zhakupov³, A.B. Keresbekova⁴,
O.A. Salibaev⁵, T.Ch. Chubakov¹**

¹ Kyrgyz State Medical Institute of Post-Graduate Training and Continuous Education named after S. B. Daniyarov, Bishkek, Kyrgyz Republic;

² Kyrgyz-Russian Slavic University named after B.N. Yeltsin, Bishkek, Kyrgyz Republic;

³ National Center of Phthisiology, Bishkek, Kyrgyz Republic;

⁴ Chui-Bishkek Center for Tuberculosis Control, Bishkek, Kyrgyz Republic;

⁵ Educational, Medical and Scientific Center, Kyrgyz State Medical Academy named after I.K. Akhunbaev, Bishkek, Kyrgyz Republic

Nowadays, the necessity to control lung diseases such as COVID-19 caused by the SARS-CoV-2 virus and tuberculosis is obvious. One of the most important areas of this work is rapid and accurate diagnostics, including lung imaging based on artificial intelligence (AI).

Objective. The aim of the paper is to test AI for detecting COVID-19 pneumonia and pulmonary tuberculosis based on digital X-ray patterns.

Materials and Methods. The study included several stages. 1. Development of an AI model for detecting COVID-19 pneumonia and pulmonary tuberculosis. 2. Creation of a test X-ray data base. 3. Interpretation of data by radiologists. 4. Use of AI for diagnosing COVID-19 pneumonia and pulmonary tuberculosis.

Results. AI demonstrated good prognostic ability (sensitivity – 88.31 % and 83.33 %, specificity – 96.67 % and 97.78 % for pneumonia and pulmonary tuberculosis, respectively). AI effectively processes and analyzes big data, which saves doctors' time. However, in order to ensure greater safety, healthcare professionals should bear responsibility for the final diagnosis. The collaboration between radiologists and AI seems to be desirable. AI can be an auxiliary tool in conditions of high workload or shortage of specialists, as it can improve the accuracy of radiological reports and ensure their timeliness.

Key words: COVID-19, pulmonary tuberculosis, artificial intelligence, pneumonia, X-ray diagnostics, machine learning.

Conflict of interest. The authors declare no conflict of interest.

Author contributions

Research concept and design: Chubakov T.Ch., Salibaev O.A., Emilov B.E.

Literature search, participation in the study, data processing: Emilov B.E.,

Zhakypov M.A., Keresbekova A.B.

Statistical data processing: Sorokin A.A., Emilov B.E.

Data analysis and interpretation: Emilov B.E., Chubakov T.Ch., Sorokin A.A.

Text writing and editing: Emilov B.E., Chubakov T.Ch., Zhakypov M.A.,

Keresbekova A.B., Salibaev O.A.

References

1. Gorbalenya A.E., Baker S.C., Baric R.S., de Groot R.J., Drosten C., Gulyaeva A.A. The species severe acute respiratory syndrome-related coronavirus: classifying 2019-nCoV and naming it SARS-CoV-2. *Nat. Microbiol.* 2020; 5: 536–544. DOI: 10.1038/s41564-020-0695-z.
2. Chen J., Wu L., Zhang J., Zhang L., Gong D., Zhao Y., Chen Q., Huang S., Yang M., Yang X., Hu S., Wang Y., Hu X., Zheng B., Zhang K., Wu H., Dong Z., Xu Y., Zhu Y., Chen X., Zhang M., Yu L., Cheng F., Yu H. Deep learning-based model for detecting 2019 novel coronavirus pneumonia on high-resolution computed tomography. *Sci. Rep.* 2020; 10 (1): 19196. DOI: 10.1038/s41598-020-76282-0.
3. Zhi Zhen Qin, Melissa S. Sander, Bishwa Rai, Collins N Titahong, Santat Sudrungrot, Sylvain N. Laah, Lal Mani Adhikari, E. Jane Carter, Lekha Puri, Andrew J. Codlin, Jacob Creswell. Using artificial intelligence to read chest radiographs for tuberculosis detection: a multi-site evaluation of the diagnostic accuracy of three deep learning systems. *Sci Rep.* 2019. 9: 15000. DOI: 10.1038/s41598-019-51503-3.
4. Saskia den Boon, Cecily Miller. *WHO operational handbook on tuberculosis. Module 2: screening - systematic screening for tuberculosis disease.* Geneva: World Health Organization; 2021. Available at: <https://iris.who.int/bitstream/handle/10665/340256/9789240022614-eng.pdf?sequence=1> (accessed: April 25, 2024).
5. Paula I. Fujiwara, Katherine Floyd, Blessina Kumar. *A paradigm shift in the fight against tb. Stop TB Partnership. Global Plan to End TB: 2018–2022.* Geneva: Stop TB Partnership; 2019. Available at: https://stoptb.org/assets/documents/global/plan/GPR_2018-2022_Digital.pdf (accessed: April 25, 2024).
6. Qin Z.Z., Naheyan T., Ruhwald M., Denkinger C.M., Gelaw S., Nash M., Creswell J., Kik S.V. A new resource on artificial intelligence powered computer automated detection software products for tuberculosis programmes and implementers. *Tuberculosis (Edinb).* 2021; 127: 102049.
7. Qin Z.Z., Barrett R., Del Mar Castro M., Zaidi S., Codlin A.J., Creswell J., Denkinger C.M. Early user experience and lessons learned using ultra-portable digital X-ray with computer-aided detection (DXR-CAD) products: A qualitative study from the perspective of healthcare providers. *PLOS ONE.* 2023; 18 (2): e0277843. DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0277843>.
8. Liang S., Xu X., Yang Z., Du Q., Zhou L., Shao J., Guo J., Ying B., Li W., Wang C. Deep learning for precise diagnosis and subtype triage of drug-resistant tuberculosis on chest computed tomography. *Med Comm.* 2024; 5: e487. DOI: <https://doi.org/10.1002/mco2.487>
9. Martínez Chamorro E., Díez Tascón A., Ibáñez Sanz L., Ossaba Vélez S., Borruel Nacenta S. Radiologic diagnosis of patients with COVID-19. *Radiologia (Engl Ed).* 2021; 63 (1): 56–73. DOI: 10.1016/j.rx.2020.11.001.
10. Abougazia A., Alnuaimi A., Mahran A., Ali T., Khedr A., Qadourah B., Shareef A., Zitouni S., Kahveci S., Alqudah B., Al Yassin Y., Eldesoky M., Abdelmoneim A., Youssef R. Chest X-Ray Findings in COVID-19 Patients Presenting to Primary Care during the Peak of the First Wave of the Pandemic in Qatar: Their Association with Clinical and Laboratory Findings. Hindawi. *Pulmonary Medicine.* 2021; 2021: 4496488. DOI: <https://doi.org/10.1155/2021/4496488>.
11. Meyer M., Clarke P., O'Regan A.W. Utility of the lateral chest radiograph in the evaluation of patients with a positive tuberculin skin test result. *Chest.* 2003; 124: 1824.
12. Geng E., Kreiswirth B., Burzynski J., Schluger N.W. Clinical and radiographic correlates of primary and reactivation tuberculosis: a molecular epidemiology study. *JAMA.* 2005; 293: 2740.
13. Khan M.A., Kovnat D.M., Bachus B. Clinical and roentgenographic spectrum of pulmonary tuberculosis in the adult. *Am J Med.* 1977; 62: 31. DOI: 10.1016/0002-9343(77)90346-1.

14. Restrepo C.S., Katre R., Mumbower A. Imaging Manifestations of Thoracic Tuberculosis. *Radiol Clin North Am.* 2016; 54: 453. DOI: 10.1016/j.rcl.2015.12.007.
15. Curry International Tuberculosis Center. *Radiographic Manifestations of Tuberculosis: A Primer for Clinicians*. Second Edition. Available at: <https://www.currytbcenter.ucsf.edu/products/view/radiographic-manifestations-tuberculosis-primer-clinicians-second-edition-cd-rom> (accessed: April 25, 2024).
16. Ramona Cioboata, Viorel Biciusca, Mihai Olteanu, Corina Maria Vasile. COVID-19 and Tuberculosis: Unveiling the Dual Threat and Shared Solutions Perspective. *J Clin Med.* 2023; 12 (14): 4784. DOI: 10.3390/jcm12144784.
17. Chartrand G., Cheng P.M., Vorontsov E. Deep learning: a primer for radiologists. *Radiographics.* 2017; 37: 2113–2131.
18. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G.E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Adv Neural Inf Process Syst.* 2012; 2012: 1097.
19. Stacey D., Légaré F., Lewis K., Barry M.J., Bennett C.L., Eden K.B., Holmes-Rovner M., Llewellyn-Thomas H., Lyddiatt A., Thomson R., Trevena L. Decision aids for people facing health treatment or screening decisions. *Cochrane Database Syst. Rev.* 2017; 4 (4): CD001431. DOI: 10.1002/14651858.CD001431.pub5.
20. Greenspan H., San José Estépar R., Niessen W.J., Siegel E., Nielsen M. Position paper on COVID-19 imaging and AI: From the clinical needs and technological challenges to initial AI solutions at the lab and national level towards a new era for AI in healthcare. *Med. Image Anal.* 2020; 66: 101800. DOI: 10.1016/j.media.2020.101800.
21. Corinne Merle, Vanessa Veronese, Debora Pedrazzoli. Determining the local calibration of computer-assisted detection (CAD) thresholds and other parameters: a toolkit to support the effective use of CAD for TB screening. Geneva: World Health Organization; 2021. Available at: <https://iris.who.int/bitstream/handle/10665/345925/9789240028616-eng.pdf> (accessed: April 25, 2024).
22. Andrew A.S. Soltan, Samaneh Kouchaki, Tingting Zhu, Dani Kiyasseh, Thomas Taylor, Zaamin B. Hussain, Tim Peto, Andrew J. Brent, David W. Eyre, David Clifton. Artificial intelligence driven assessment of routinely collected healthcare data is an effective screening test for COVID-19 in patients presenting to hospital. *medRxiv*; 2020. Available at: <https://www.medrxiv.org/content/10.1101/2020.07.07.20148361v1.full.pdf+html> (accessed: April 25, 2024). DOI: 10.1101/2020.07.07.20148361.
23. Visca D., Ong C.W.M., Tiberi S., Centis R., D'Ambrosio L., Chen B., Mueller J., Mueller P., Duarte R., Dalcolmo M., Sotgiu G., Migliori G.B., Goletti D. Tuberculosis and COVID-19 interaction: A review of biological, clinical and public health effects. *Pulmonology.* 2021; 27 (2): 151–165. DOI: 10.1016/j.pulmoe.2020.12.012.
24. Islam S.R., Maity S.P., Ray A.K., Mandal M. Deep learning on compressed sensing measurements in pneumonia detection. *Int. J. Imaging Syst. Technol.* 2022; 32 (1): 41–54. DOI: 10.1002/ima.22651.
25. Williams G.J., Macaskill P., Kerr M., Fitzgerald D.A., Isaacs D., Codarini M., McCaskill M., Prelog K., Craig J.C. Variability and accuracy in interpretation of consolidation on chest radiography for diagnosing pneumonia in children under 5 years of age. *Pediatr. Pulmonol.* 2013; 48: 1195–1200. DOI: 10.1002/ppul.22806.
26. Shamshad F., Khan S., Zamir S.W., Khan M.H., Hayat M., Khan F.S., Fu H. Transformers in medical imaging: A survey. *Med Image Anal.* 2023; 88: 102802. DOI: 10.1016/j.media.2023.102802.
27. Zhou S.K., Greenspan H., Davatzikos C., Duncan J.S., van Ginneken B., Madabhushi A., Prince J.L., Rueckert D., Summers R.M. A review of deep learning in medical imaging: Imaging traits, technology trends, case studies with progress highlights, and future promises. *Proc IEEE Inst Electr Electron Eng.* 2021; 109 (5): 820–838. DOI: 10.1109/JPROC.2021.3054390.
28. Lecun Y., Bottou L., Bengio Y., Haffner P. Gradient-based learning applied to document recognition, *Proceedings of the IEEE.* 1998; 86 (11): 2278–2324.
29. Manzari O.N., Ahmadabadi H., Kashiani H., Shokouhi S.B., Ayatollahi A. MedViT: A robust vision transformer for generalized medical image classification. *Comput Biol Med.* 2023; 157: 106791. DOI: 10.1016/j.compbiomed.2023.106791.
30. Xiaosong Wang, Yifan Peng, Le Lu, Zhiyong Lu, Mohammadhadi B., Ronald M.S. ChestX-ray8: Hospital-scale Chest X-ray Database and Benchmarks on Weakly-Supervised Classification and Localization of Common Thorax Diseases. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*; 2017: 3462–3471. Available at: https://www.researchgate.net/publication/316736470_ChestX-ray8_Hospital

- scale_Chest_X-ray_Database_and_Benchmarks_on_Weakly-Supervised_Classification_and_Localization_of_Common_Thorax_Diseases (accessed: April 25, 2024). DOI: 10.1109/CVPR.2017.369.
31. Jeremy Irvin, Pranav Rajpurkar, Michael Ko, Yifan Yu, Silvana Ciurea-Ilcus, Chris Chute, Henrik Marklund, Behzad Haghgo, Robyn Ball, Katie Shpanskaya, Jayne Seekins, David A. Mong, Safwan S. Halabi, Jesse K. Sandberg, Ricky Jones, David B. Larson, Curtis P. Langlotz, Bhavik N. Patel, Matthew P. Lungren, Andrew Y. Ng. CheXpert: A Large Chest Radiograph Dataset with Uncertainty Labels and Expert Comparison. *AAAI Conference on Artificial Intelligence*; 2019. Available at: <http://arxiv.org/abs/1901.07031> (accessed: April 25, 2024).
 32. Shih G., Wu C.C., Halabi S.S., Kohli M.D., Prevedello L.M., Cook T.S., Sharma A., Amorosa J.K., Arteaga V., Galperin-Aizenberg M., Gill R.R., Godoy M.C.B., Hobbs S., Jeudy J., Laroia A., Shah P.N., Vummidi D., Yaddanapudi K., Stein A. Augmenting the National Institutes of Health Chest Radiograph Dataset with Expert Annotations of Possible Pneumonia. *Radiol Artif Intell.* 2019; 1 (1): e180041. DOI: 10.1148/ryai.2019180041.
 33. Johnson A.E.W., Pollard T.J., Berkowitz S.J., Greenbaum N.R., Lungren M.P., Deng C.Y., Mark R.G., Horng S. MIMIC-CXR, a de-identified publicly available database of chest radiographs with free-text reports. *Sci Data.* 2019; 6 (1): 317. DOI: 10.1038/s41597-019-0322-0.
 34. Kahn C.E.Jr., Carrino J.A., Flynn M.J., Peck D.J., Horii S.C. DICOM and radiology: past, present, and future. *J Am Coll Radiol.* 2007; 4 (9): 652–657. DOI: 10.1016/j.jacr.2007.06.004.
 35. Korolyuk I.P. *Lučevaya diagnostika: učebnik dlya vuzov* [Radiation diagnostics: Textbook for universities]. 2020; 217 (in Russian).
 36. *MedCalc® Statistical Software version 22.021* (MedCalc Software Ltd, Ostend, Belgium). Available at: <https://www.medcalc.org> (accessed: April 25, 2024).
 37. DeLong E.R., DeLong D.M., Clarke-Pearson D.L. Comparing the areas under two or more correlated receiver operating characteristic curves: a nonparametric approach. *Biometrics.* 1988; 44: 837–845.
 38. Sayeeda Rahman, Maria Teresa Villagomez Montero, Kherie Rowe. Epidemiology, pathogenesis, clinical presentations, diagnosis and treatment of COVID-19: a review of current evidence. *Expert Rev Clin Pharmacol.* 2021; 14 (5): 601–621. DOI: 10.1080/17512433.2021.1902303.
 39. Goletti D., Delogu G., Matteelli A., Migliori G.B. The role of IGRA in the diagnosis of tuberculosis infection, differentiating from active tuberculosis, and decision making for initiating treatment or preventive therapy of tuberculosis infection. *Int J Infect Dis.* 2022; 124 (1): 12–19. DOI: 10.1016/j.ijid.2022.02.047.
 40. Corinne Merle, Vanessa Veronese, Debora Pedrazzoli. *Determining the local calibration of computer-assisted detection (CAD) thresholds and other parameters: a toolkit to support the effective use of CAD for TB screening.* Geneva: World Health Organization; 2021. Licence: CC BY-NC-SA 3.0 IGO.
 41. Cecily Miller, Annabel Baddeley, Dennis Falzon. *WHO consolidated guidelines on tuberculosis. Module 2: screening – systematic screening for tuberculosis disease.* Geneva: World Health Organization; 2021. Available at: <https://www.who.int/publications/i/item/9789240022676> (accessed: April 25, 2024).
 42. Rajaraman S., Antani S. Weakly labeled data augmentation for deep learning: A study on COVID-19 detection in chest X-rays. *Diagnostics.* 2020; 10: 358. DOI: 10.3390/diagnostics10060358.
 43. Abbas A., Abdelsamea M.M., Gaber M.M. Classification of COVID-19 in chest X-ray images using DeTraC deep convolutional neural network. *Applied Intelligence.* 2021; 51: 854–864. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10489-020-01829-7>.
 44. Hall L.O, Paul R., Goldgof D.B., Rahul P., Gregory M. Finding covid-19 from chest x-rays using deep learning on a small dataset. *arXiv preprint arXiv.* 2020: 1–8. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2004.02060> (accessed: April 25, 2024).
 45. Murphy K., Smits H., Knoop A.J.G., Korst M.B.J.M., Samson T., Scholten E.T., Schalekamp S., Schaefer-Prokop C.M., Philipsen R.H.H.M., Meijers A., Melendez J., van Ginneken B., Rutten M. COVID-19 on Chest Radiographs: A Multireader Evaluation of an Artificial Intelligence System. *Radiology.* 2020; 296 (3): 166–172. DOI: 10.1148/radiol.2020201874.
 46. Holzinger A., Biemann C., Pattichis C.S., Douglas B.K. What do we need to build explainable AI systems for the medical domain? *arXiv.* 2017. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1712.09923>.

Information about the authors

Emilov Berik Emilovich, Pulmonologist, Postgraduate Student, Chair of Health Management and Economics, Kyrgyz State Medical Institute of Post-Graduate Training and Continuous Education named after S. B. Daniyarov. 720020, Kyrgyz Republic, Bishkek, Zhoomart Bokonbaev St., 144a; e-mail: emilov9090@mail.ru, ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-4800-2374>.

Sorokin Aleksandr Anatol'evich, Candidate of Sciences (Biology), Associate Professor, Chair of Physics, Medical Informatics and Biology, Kyrgyz-Russian Slavic University named after B. Yeltsin. 720000, Kyrgyz Republic, Bishkek, Chuy Ave., Bldg. 8; e-mail: aasorokin@rambler.ru, ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-9682-8085>.

Zhakypov Murzabek Abdivalievich, Phthisiatrician, Head of the Clinical and Diagnostic Department, National Center of Physiology. 720064, Kyrgyz Republic, Bishkek, Isa Akhunbaev St., 90; e-mail: murzabek.zhakypov@mail.ru, ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0002-7610-4925>.

Keresbekova Ayzat Bolotkanovna, Phthisiatrician, Chui-Bishkek Center for Tuberculosis Control. 720024, Kyrgyz Republic, Bishkek, Imanbay Elebesov St., 211; e-mail: kerezbekova95@mail.ru, ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-0371-8651>.

Salibaev Oskon Abdykaparovich, Doctor of Sciences (Medicine), Director, Educational, Medical and Scientific Center, Kyrgyz State Medical Academy named after I.K. Akhunbaev. 720020, Kyrgyz Republic, Bishkek, Kasym Tynystanov St., 1; e-mail: oskon73@gmail.com, ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0002-9881-3933>.

Chubakov Tulegen Chubakovich, Doctor of Sciences (Medicine), Professor, Head of the Chair of Phthisiopulmonology, Kyrgyz State Medical Institute of Post-Graduate Training and Continuous Education named after S. B. Daniyarov. 720020, Kyrgyz Republic, Bishkek, Zhoomart Bokonbaev St., 144a, e-mail: t_53chubakov@mail.ru, ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-7876-5332>.

For citation

Emilov B.E., Sorokin A.A., Zhakypov M.A., Keresbekova A.B., Salibaev O.A., Chubakov T.Ch. Ispol'zovanie iskusstvennogo intellekta dlya diagnostiki pnevmonii pri COVID-19 i tuberkuleza legkikh v Kyrgyzskoy Respublike [Artificial Intelligence in diagnosing COVID-19 pneumonia and pulmonary tuberculosis in the Kyrgyz Republic]. *Ulyanovskiy mediko-biologicheskii zhurnal*. 2024; 4: 82–98. DOI: 10.34014/2227-1848-2024-4-82-98 (in Russian).