



Клинические аспекты применения искусственного интеллекта для интерпретации рентгенограмм органов грудной клетки

С. П. МОРОЗОВ, Д. Ю. КОКИНА, Н. А. ПАВЛОВ, Ю. С. КИРПИЧЕВ, В. А. ГОМБОЛЕВСКИЙ, А. Е. АНДРЕЙЧЕНКО

ГБУЗ города Москвы «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий Департамента здравоохранения города Москвы», Москва, РФ

РЕЗЮМЕ

В обзоре рассмотрены возможности применения искусственного интеллекта для интерпретации рентгенограмм органов грудной клетки путем анализа 45 литературных источников. Проанализированы экспериментальные и коммерческие системы диагностики туберкулеза легких, пневмоний, новообразований и других заболеваний.

Ключевые слова: искусственный интеллект, рентгенография, туберкулез легких, заболевания легких, пульмонология, компьютерное зрение

Для цитирования: Морозов С. П., Кокина Д. Ю., Павлов Н. А., Кирпичев Ю. С., Гомболевский В. А., Андрейченко А. Е. Клинические аспекты применения искусственного интеллекта для интерпретации рентгенограмм органов грудной клетки // Туберкулёз и болезни лёгких. – 2021. – Т. 99, № 4. – С. 58-64. <http://doi.org/10.21292/2075-1230-2021-99-4-58-64>

Clinical aspects of using artificial intelligence for the interpretation of chest X-rays

S. P. MOROZOV, D. YU. KOKINA, N. A. PAVLOV, YU. S. KIRPICHEV, V. A. GOMBOLEVSKIY, A. E. ANDREYCHENKO

Scientific Practical Clinical Center of Diagnostics and Telemedicine Technologies, Moscow, Russia

ABSTRACT

The review considers the possible use of artificial intelligence for the interpretation of chest X-rays by analyzing 45 publications. Experimental and commercial diagnostic systems for pulmonary tuberculosis, pneumonia, neoplasms and other diseases have been analyzed.

Key words: artificial intelligence, radiography, pulmonary tuberculosis, lung diseases, pulmonology, computer vision

For citations: Morozov S.P., Kokina D.Yu., Pavlov N.A., Kirpichev Yu.S., Gombolevskiy V.A., Andreychenko A.E. Clinical aspects of using artificial intelligence for the interpretation of chest X-rays. *Tuberculosis and Lung Diseases*, 2021, Vol. 99, no. 4, P. 58-64. (In Russ.) <http://doi.org/10.21292/2075-1230-2021-99-4-58-64>

Для корреспонденции:
Кокина Дарья Юрьевна
E-mail: d.kokina@npcmr.ru

Correspondence:
Darya Yu. Kokina
Email: d.kokina@npcmr.ru

Заболевания органов дыхания занимают лидирующее место в структуре смертности населения во всем мире. Инфекции нижних дыхательных путей, злокачественные новообразования трахеи, бронхов, легких и туберкулез находятся в списке 10 наиболее распространенных причин смерти в 2016 г. [10]. Большинство перечисленных заболеваний диагностируют с помощью лучевых методов, в том числе рентгенографии. Рентгенография органов грудной клетки соответствует трем необходимым условиям для развертывания искусственного интеллекта: во-первых, флюорография и рентгенография органов грудной клетки имеют массовое использование и являются наиболее популярными исследованиями; во-вторых, стандартизация проведения исследования отражена во многих учебно-методических пособиях; в-третьих, на протяжении более 20 лет лучевая диагностика занимает лидирующие позиции среди трендов на цифровизацию в медицине, в связи с этим постепенная замена аналогового оборудования цифровым, сбор результатов исследований в централизованных архивах и работа врачей-рентгенологов с цифровыми результатами обуславливают готовность к внедрению искусственного интеллекта.

Цель обзора – представить основные направления применения искусственного интеллекта в анализе рентгенограмм органов грудной клетки в

диагностике социально значимых заболеваний и экстренных состояний.

Для допуска к клиническому применению программное обеспечение должно соответствовать показателям стандартного набора метрик, включающих чувствительность, специфичность, точность, а также показатель AUC. AUC – площадь под ROC-кривой, графически отображающей зависимость чувствительности от специфичности. К клиническим испытаниям может быть допущено программное обеспечение, если его показатель $AUC \geq 0,81$ [1]. С помощью перечисленных показателей были проанализированы данные об основных направлениях разработки и возможностях программного обеспечения на основе технологий искусственного интеллекта, используемого для диагностики заболеваний легких с помощью рентгенографии органов грудной клетки.

Туберкулез. Туберкулез остается важной проблемой мирового здравоохранения и одной из 10 основных причин смертности населения во всем мире [11]. Развитие первых систем искусственного интеллекта для определения туберкулеза легких на основе CAD (Computer aided diagnosis) пришлось на период с 1996 по 2013 г. [22]. Системы CAD используют предварительную обработку изображений (повышение контрастности, определение границ

легких, уменьшение теней костных структур) для того, чтобы объекты, отражающие патологические изменения, стали более заметными [17, 34]. Сложность применения САД в скрининге туберкулеза легких напрямую связана с большим разнообразием рентгенологических форм данного заболевания [8, 18]. Многочисленные системы САД, разработанные в 2000-е годы, достигали точности от 42 до 100%, однако были специфичны только для одного из рентгенологических признаков туберкулеза [22]. Так, Т. Ху et al. разработали САД-алгоритм для определения на рентгенограммах полостей распада, которые зачастую свидетельствуют о бактериовыделении у пациента и опасности возникновения тяжелых осложнений [43]. S. Jaeger et al. использовали наборы рентгенограмм с различными признаками туберкулеза, включая полости, инфильтративные изменения, плевральный выпот. В результате AUC алгоритма достигал 83% [17]. В дальнейшем авторам удалось усовершенствовать алгоритм и достичь AUC 87-90%, однако полученные результаты уступали показателям точности врачей-рентгенологов, участвовавших в исследовании [19].

L. Hogeweg et al. на начальных этапах разработки коммерческого проекта САД4ТВ описали возможные варианты систем обработки изображения, включающие обработку полей легких, ключиц, аномалий текстуры и формы, что позволяло значительно улучшить процесс обнаружения патологии корней легких и очаговые изменения [13]. Диагностическая эффективность САД4ТВ была оценена в системном обзоре Т. Pande et al., программное обеспечение использовалось как инструмент скрининга в некоторых странах. AUC САД4ТВ варьировал от 0,71 до 0,84, что ниже аналогичных показателей некоммерческих САД и врачей-рентгенологов [31, 37, 41, 44]. Однако САД4ТВ был полезным для идентификации пациентов, нуждающихся в дальнейшем диагностическом тестировании, в условиях с недостаточными ресурсами и высоким бременем туберкулеза [37]. Наилучшие результаты достигнуты в совокупности с клинической картиной, включающей кровохарканье, ночную потливость, повышенную температуру тела (AUC 0,84, для чувствительности 95% специфичность составила 49%) [26]. В 2018 г. выпущена новая версия САД4ТВ, являющаяся нейросетью глубокого обучения [27].

В настоящий момент существуют другие коммерческие системы на основе нейросетей глубокого

обучения. Z. Qin et al. провели сравнительное ретроспективное исследование трех систем, включая САД4ТВ (версия 6), Lunit INSIGHT (версия 4.7.2) и qXR (версия 2) на 1 196 рентгенограммах пациентов с клиническими признаками туберкулеза, полученных в Непале и Камеруне. Все три системы имели более высокие показатели точности (на примере рентгенограмм из Камеруна – 0,9; 0,94; 0,94 соответственно) и специфичности (0,9; 0,94; 0,95), чем аналогичные показатели врачей-рентгенологов (точность – 0,74, специфичность – 0,74) в данном исследовании [35].

Множество исследований посвящено применению нейросетей глубокого обучения для диагностики туберкулеза. Наиболее высокие показатели достигнуты с помощью комбинированного применения различных нейросетей (AUC до 0,99) (табл. 1) [23].

Развитие искусственного интеллекта в области диагностики туберкулеза достигло высоких результатов, некоторые алгоритмы не уступают показателям врачей и могут использоваться для первичного прочтения, однако для этого требуется соответствующая нормативно-правовая основа.

Пневмонии. Популярность разработки алгоритмов для определения признаков пневмонии на рентгенограммах обусловлена высокой распространенностью данного заболевания, его социальной значимостью и большим количеством баз данных. Около 3 млн смертей во всем мире (четвертое место среди причин смерти населения) в 2016 г. были вызваны инфекциями нижних дыхательных путей, в том числе пневмониями [10]. Рентгенография – доступный и распространенный метод диагностики пневмонии, поэтому применение искусственного интеллекта в данной области, особенно в тяжелых эпидемических условиях, может оказать значительную помощь здравоохранению.

Рентгенологический симптом консолидации – неспецифичный и может быть проявлением геморрагических, неопластических и других изменений, поэтому интерпретация данного признака всегда представляет значительную сложность [20]. N. Mahomed et al. разработали САД-алгоритм для определения пневмонии у детей младше 5 лет, набор данных составлял 858 рентгенограмм с признаками пневмонии (средней степени тяжести или тяжелой по критериям Всемирной организации здравоохранения). AUC разработанного алгорит-

Таблица 1. Применение различных нейросетей в интерпретации рентгенографии для обнаружения туберкулеза легких
Table 1. The use of various neural networks in the interpretation of radiography for pulmonary tuberculosis detection

Исследование	Нейросеть	Наилучший показатель AUC
Hwang et al. [16]	AlexNet	от 0,88 до 0,96
Lakhani et al. [23]	GoogLeNet, AlexNet	0,90 и 0,88
	GoogLeNet, AlexNet, предварительно обученные на изображениях ImageNet	0,98 и 0,97
Pasa et al. [32]	Собственный алгоритм, обученный с нуля с помощью рентгенограмм	0,93

ма достигал 0,85, чувствительность – 76%, специфичность – 80%, что оказалось меньше аналогичных показателей врачей-рентгенологов (0,975; 94 и 90% соответственно) [24]. В исследовании Н. Behzadi-khormoqi et al. использовались известные сверточные нейросети (VGG16, DenseNet121 и т. д.) для анализа рентгенограмм органов грудной клетки детей для выявления консолидации, соответствующей пневмонии. В результате точность алгоритмов достигала 95%. Однако большое количество данных, полученных в результате обработки нейросетями, оказались ложноотрицательными, а также многие изменения могли быть оценены как пневмония только при наличии клинических данных [4].

Р. Rajpurkar et al. разработали CheXNet на основе нейросети глубокого обучения для определения пневмонии и сравнили его эффективность с эффективностью 4 врачей-рентгенологов. Оценка эффективности проводилась по шкале F1 каждого врача по отдельности, среднего показателя 4 врачей и алгоритма. Шкала F1 отражает гармоническое среднее между точностью и чувствительностью [12]. В результате F1 CheXNet достигла 0,435, что оказалось выше, чем средняя оценка 4 врачей (0,387) [38]. Однако в исследовании использовались только прямые проекции рентгенограмм органов грудной клетки, в то время как наличие боковой проекции повышает точность заключения врача-рентгенолога на 15% [39].

Первые работы о возможностях искусственного интеллекта в интерпретации рентгенограмм пациентов с пневмонией, вызванной COVID-19, появились в начале развития пандемии. По мере накопления баз изображений повышается качество обучения нейросетей. Нейросети для определения COVID-19 были протестированы в трехклассовых (COVID-19-пневмония, другие пневмонии и отсутствие патологии) и двухклассовых системах (определение COVID-19-пневмонии). Наивысшая точность, приближающаяся к 100%, достигнута в определении пневмонии, вызванной COVID-19, в двухклассовых системах (табл. 2).

Несмотря на существующие в настоящий момент ограничения в виде отсутствия анализа боковых проекций и учета клинической картины, за счет увеличения наборов изображений повышается качество обучения нейросетей, что в свою очередь предоставляет возможность повышения значимо-

сти искусственного интеллекта в интерпретации рентгенограмм с признаками пневмонии.

Новообразования легких. По данным Всемирной организации здравоохранения, рак легкого, трахеи и бронхов является шестой по частоте причиной смертности населения в 2016 г. [10]. Ошибки в диагностике рака легкого, связанные с интерпретацией рентгенограмм органов грудной клетки, могут быть вызваны рядом факторов, среди них ошибка врача-рентгенолога, характеристики опухоли и технические параметры. Характеристики опухоли, приводящие к ошибке в диагностике, включают плотность опухоли, гистологические особенности (например, аденокарциномы менее заметны на рентгенограммах, чем другие типы опухолей), локализацию в проекции плотных анатомических структур (ребра, ключицы, тень сердца и т. д.), размеры опухоли до 10 мм (опухоли до 30 мм могут быть пропущены врачами-рентгенологами) [9]. Кроме того, рентгенография имеет ограниченные возможности за счет того, что представляет суммационное изображение. Рентгенография не рекомендована для применения в скрининге рака легкого и не влияет на снижение смертности от этого заболевания [30]. Однако в странах, где рентгенография и флюорография являются массовыми исследованиями, используемыми для скрининга туберкулеза легких, они могут оказаться полезными для выявления новообразований у бессимптомных пациентов. Применение искусственного интеллекта в таких условиях может повысить качество интерпретации изображений.

Уже в период с 1995 по 2006 г. было проведено исследование эффективности САД при повторном чтении рентгенограмм. С помощью САД обнаружено около 50% пропущенных врачами-рентгенологами узлов, средний размер которых составлял 1,7 см [42]. В исследовании I. Bush была использована сеть ResNet, предварительно обученная на наборе данных ImageNet. Исследование показало, что возможно достижение чувствительности 92% и специфичности 86% в определении узлов, что сравнимо с показателями врачей-рентгенологов [5]. J. G. Nam et al. использовали набор данных, включавший 34 067 нормальных рентгенограмм и 9 225 рентгенограмм со злокачественными узлами, подтвержденными гистологически. AUC данного алгоритма оказался выше аналогичного показателя, среднего для группы врачей разных специальностей.

Таблица 2. Исследования возможностей искусственного интеллекта в интерпретации рентгенограмм с признаками пневмонии, вызванной COVID-19

Table 2. Study of the capabilities of artificial intelligence in interpreting X-rays with signs of pneumonia caused by COVID-19

Исследование	Нейросеть	Точность в трехклассовой системе	Точность в двухклассовой системе
Khan et al. [21]	CoroNet	95%	99%
Apostolopoulos et al. [2]	VGG19	93,48%	98,75%
Narin et al. [29]	ResNet50		98%
Rahimzadeh M. et al. [36]	Комбинация Xception и ResNet50V2	91,4%	99,5%

Также дополнительное использование алгоритма повышало точность определения узлов всеми врачами. Однако высокая эффективность алгоритма в использованном наборе данных может быть обусловлена тем, что более 50% узлов имели диаметр более 3 см, в то время как узлы менее 1 см алгоритм обнаружил только в 11% случаев [28].

В исследовании Y. Sim et al., сравнивающим эффективность искусственного интеллекта и врачей-рентгенологов в диагностике узлов легких, применение сверточной нейросети при повторном просмотре позволило улучшить чувствительность определения узлов врачами на 5,2%, помогло отклонить ложноположительные результаты [40]. M. J. Cha et al. проводили исследования возможностей сверточной нейросети в определении операбельного рака легкого. Чувствительность нейросети для выявления видимого рака легкого на стадии T1 оказалась выше, чем у врачей-рентгенологов, однако в исследовании были исключены все сочетанные патологии, узелки размерами до 1 см [6].

Тени костей значительно затрудняют обнаружение перекрытых ими узлов легких, поэтому подавление теней костных структур является развивающимся направлением разработки алгоритмов для анализа рентгенограмм. Например, N. Matsubara et al. удалось создать алгоритм, подавляющий все костные фрагменты, облегчая осмотр легочных полей без потери информации [25]. Таким образом, автоматические алгоритмы направлены на расширение возможностей анализа изображений для выявления находок, которые врач может не заметить.

Другие патологии. S. Zhou et al. использовали предварительно обученные сверточные нейросети (InceptionV3, ResNet-50 и Xception) для выявления кардиомегалии на рентгенограммах. Наилучший показатель AUC (0,86) был достигнут при комбинации алгоритмов InceptionV3 и ResNet-50 [45]. P. Putha et al. для обучения алгоритма выявлению сглаженного реберно-диафрагмального угла, кардиомегалии, полостей, консолидации, фиброза, увеличения корней легких, узлов и плеврального выпота использовали набор данных, состоящий из 2,5 млн изображений. В результате AUC достигал 0,92 в определении рентгенограмм, соответствующих норме или патологии. По отношению к определению выбранных рентгенологических признаков наилучший результат достигнут в выявлении плеврального выпота и кардиомегалии, что может быть связано с однозначно трактуемой терминологией данных симптомов [33].

E. J. Hwang et al. использовали нейросеть глубокого обучения (Lunit INSIGHT for Chest Radiography) в отделении неотложной помощи для интерпретации рентгенограмм [14]. AUC достигал 0,95 в определении наличия патологических изменений, чувствительность алгоритма оказалась выше аналогичного показателя резидентов-рентгенологов, однако показатели специфичности у резидентов были

выше [14]. Алгоритм продемонстрировал высокую чувствительность при выявлении паренхиматозных изменений легких (новообразования, туберкулез, пневмония) [15].

A. G. Taylor et al. использовали несколько алгоритмов для нахождения пневмоторакса, им удалось достичь высокой чувствительности и специфичности для выявления выраженного пневмоторакса. Некоторые рентгенограммы с выраженным пневмотораксом были неправильно расценены алгоритмом как нормальные из-за сложностей интерпретации данных изображений [41].

Определение пневмоторакса, плеврального выпота, кардиомегалии с помощью программного обеспечения на основе искусственного интеллекта может оказать значительную пользу врачам-рентгенологам как вспомогательный инструмент, однако необходимо дальнейшее усовершенствование алгоритмов.

Заключение

В настоящее время существуют системы искусственного интеллекта для определения патологии органов грудной клетки на рентгенограммах, позволяющие добиться высокой точности, сопоставимой и превышающей показатели врачей-рентгенологов. Такие системы основаны на применении нейросетей глубокого обучения. Самые высокие показатели точности достигаются в разделении нормы и патологии, в диагностике отдельных заболеваний искусственный интеллект проявляет себя по-разному и имеет разные сценарии практического применения: помощь врачу-рентгенологу, автономное использование для дальнейшей маршрутизации либо приоритизации пациентов.

Наилучшие результаты достигнуты в области диагностики туберкулеза легких. Некоторые коммерческие системы имеют точность, превышающую точность врачей-рентгенологов, могут использоваться как вспомогательный инструмент, так и в автономном режиме в условиях нехватки людских ресурсов для выявления признаков туберкулеза и дальнейшего дообследования. В диагностике пневмоний искусственный интеллект сталкивается с рядом сложностей и ограничений, связанных с рентгенологическими симптомами пневмонии, необходимостью доступности клинической картины, боковых проекций и широким диапазоном заболеваний для дифференциальной диагностики. Однако в период пандемии COVID-19 были разработаны модели с высокими показателями точности с перспективой дальнейшего применения в клинической практике для помощи врачам-рентгенологам. Имеющиеся данные об использовании искусственного интеллекта в определении признаков рака легкого свидетельствуют, что в настоящее время отдельные алгоритмы полезны как вспомогательный инструмент для врача-рентгенолога, позволяющий уменьшить количество диагностических ошибок и

подтвердить наличие патологии. Разработаны модели искусственного интеллекта, которые могут применяться для ранжирования рентгенограмм с патологическими изменениями в условиях отделений, оказывающих неотложную помощь (например, среди пациентов с пневмотораксом).

Использование данных технологий для интерпретации рентгенограмм является только одним из направлений применения искусственного интел-

лекта в лучевой диагностике. Машинный анализ данных компьютерной томографии органов грудной клетки вследствие более высоких разрешающих возможностей метода и отсутствия принципиальных недостатков рентгенографии, в том числе эффекта суммации теней, наличия «слепых» зон и т. д., находит все большее применение как в сфере диагностики, так и скрининга заболеваний органов дыхания [3, 7].

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии у них конфликта интересов.

Conflict of Interests. The authors state that they have no conflict of interests.

ЛИТЕРАТУРА

1. Морозов С. П., Владимирский А. В., Кляшторный В. Г., Андрейченко А. Е., Кульберг Н. С., Гомболевский В. А., Сергунова К. А. Клинические испытания программного обеспечения на основе интеллектуальных технологий (лучевая диагностика). Серия «Лучшие практики лучевой и инструментальной диагностики». – Вып. 57. – М., 2019. – 51 с.
2. Apostolopoulos I. D., Mpesiana T. A. Covid-19: automatic detection from X-ray images utilizing transfer learning with convolutional neural networks // *Phys. Eng. Sci. Med.* – 2020. – № 43. – P. 635-640.
3. Ather S., Kadir T., Gleeson F. Artificial intelligence and radiomics in pulmonary nodule management: current status and future applications // *Clin. Radiol.* – 2020. – № 75 (1). – P. 13-19.
4. Behzadi-Khormouji H., Rostami H., Salehi S. et al. Deep learning, reusable and problem-based architectures for detection of consolidation on chest X-ray images // *Comput Methods Programs Biomed.* – 2020. – № 185. – P. 105162.
5. Bush I. Lung Nodule Detection and Classification // Report, Stanford Computer Science. – 2016. – 8 p.
6. Cha M. J., Chung M. J., Lee J. H., Lee K. S. Performance of deep learning model in detecting operable lung cancer with chest radiographs // *J. Thorac. Imaging.* – 2019. – № 34 (2). – P. 86-91.
7. Chassagnon G., Vakalopoulou M., Paragios N., Revel M. P. Artificial intelligence applications for thoracic imaging // *Eur. J. Radiol.* – 2020. – № 23. – P. 108774.
8. Chest radiography in tuberculosis detection – summary of current WHO recommendations and guidance on programmatic approaches // World Health Organization. – 2016. – 39 p.
9. Del Ciello A., Franchi P., Contegiacomo A., Cicchetti G., Bonomo L., Larici A.R. Missed lung cancer: when, where, and why? // *Diagn. Interv. Radiol.* – 2017. – № 23 (2). – P. 118-126.
10. Global Health Estimates: Deaths by Cause, Age, Sex, by Country and by Region, 2000-2016. Geneva, World Health Organization, 2018.
11. Global tuberculosis report 2019 // Geneva: World Health Organization, 2019. – 283 p.
12. Goutte C., Gaussier E. A Probabilistic interpretation of precision, recall and F-score, with Implication for evaluation // *Lecture Notes in Computer Science.* – 2005. – 3408. – P. 345-359.
13. Hogeweg L., Mol C., de Jong P. A., Dawson R., Ayles H., van Ginneken B. Fusion of local and global detection systems to detect tuberculosis in chest radiographs // *Comput. Assist. Interv.* – 2010. – № 13 (3). – P. 650-657.
14. Hwang E. J., Nam J. G., Lim W. H., Park S. J., Jeong Y. S., Kang J. H., Hong E. K., Kim T. M., Goo J. M., Park S., Kim K. H., Park C. M. et al. Deep Learning for Chest Radiograph Diagnosis in the Emergency Department // *Radiology.* – 2019. – № 293 (3). – P. 573-580.
15. Hwang E. J., Park S., Jin K. N. et al. Development and validation of a deep learning-based automated detection algorithm for major thoracic diseases on chest radiographs // *JAMA Netw Open.* – 2019. – № 2 (3). – P. 191095.
16. Hwang S., Kim H. E., Jeong J., Kim H. J. A novel approach for tuberculosis screening based on deep convolutional neural networks // *Proc. SPIE. Medical Imaging.* – 2016. – P. 97852.

REFERENCES

1. Morozov S.P., Vladimirskiy A.V., Klyashorny V.G., Andrejchenko A.E., Kulberg N.S., Gombolevskiy V.A., Sergunova K.A. *Klinicheskie ispytaniya programmnogo obespecheniya na osnove intellektualnykh tekhnologiy (luhevaya diagnostika). Seriya Luchshie praktiki luhevoy i instrumentalnoy diagnostiki.* [Clinical trials of software based on artificial intelligence technologies (radiology)/ Series of Best practices in medical imaging]. Issue 57, Moscow, 2019, 51 p.
2. Apostolopoulos I.D., Mpesiana T.A. Covid-19: automatic detection from X-ray images utilizing transfer learning with convolutional neural networks. *Phys. Eng. Sci. Med.*, 2020, no. 43, pp. 635-640.
3. Ather S., Kadir T., Gleeson F. Artificial intelligence and radiomics in pulmonary nodule management: current status and future applications. *Clin. Radiol.*, 2020, no. 75 (1), pp. 13-19.
4. Behzadi-Khormouji H., Rostami H., Salehi S. et al. Deep learning, reusable and problem-based architectures for detection of consolidation on chest X-ray images. *Comput. Methods Programs Biomed.*, 2020, no. 185, pp. 105162.
5. Bush I. Lung Nodule Detection and Classification. *Report, Stanford Computer Science.* 2016, 8 p.
6. Cha M.J., Chung M.J., Lee J.H., Lee K.S. Performance of deep learning model in detecting operable lung cancer with chest radiographs. *J. Thorac. Imaging.* 2019, no. 34 (2), pp. 86-91.
7. Chassagnon G., Vakalopoulou M., Paragios N., Revel M.P. Artificial intelligence applications for thoracic imaging. *Eur. J. Radiol.*, 2020, no. 23, pp. 108774.
8. Chest radiography in tuberculosis detection – summary of current WHO recommendations and guidance on programmatic approaches. World Health Organization. 2016, 39 p.
9. Del Ciello A., Franchi P., Contegiacomo A., Cicchetti G., Bonomo L., Larici A.R. Missed lung cancer: when, where, and why? *Diagn. Interv. Radiol.*, 2017, no. 23 (2), pp. 118-126.
10. Global Health Estimates: Deaths by Cause, Age, Sex, by Country and by Region, 2000-2016. Geneva, World Health Organization, 2018.
11. Global tuberculosis report 2019. Geneva, World Health Organization, 2019, 283 p.
12. Goutte C., Gaussier E.A. Probabilistic interpretation of precision, recall and F-score, with Implication for evaluation. *Lecture Notes in Computer Science.* 2005, 3408, pp. 345-359.
13. Hogeweg L., Mol C., de Jong P.A., Dawson R., Ayles H., van Ginneken B. Fusion of local and global detection systems to detect tuberculosis in chest radiographs. *Comput. Assist. Interv.*, 2010, no. 13 (3), pp. 650-657.
14. Hwang E.J., Nam J.G., Lim W.H., Park S.J., Jeong Y.S., Kang J.H., Hong E.K., Kim T.M., Goo J.M., Park S., Kim K.H., Park C.M. et al. Deep Learning for Chest Radiograph Diagnosis in the Emergency Department. *Radiology*, 2019, no. 293 (3), pp. 573-580.
15. Hwang E.J., Park S., Jin K.N. et al. Development and validation of a deep learning-based automated detection algorithm for major thoracic diseases on chest radiographs. *JAMA Netw Open*, 2019, no. 2 (3), pp. 191095.
16. Hwang S., Kim H.E., Jeong J., Kim H.J. A novel approach for tuberculosis screening based on deep convolutional neural networks. *Proc. SPIE. Medical Imaging*, 2016, pp. 97852.

17. Jaeger S., Karargyris A., Antani S. et al. Detecting tuberculosis in radiographs using combined lung masks // In: 2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, IEEE. – 2012. – P. 4978-4981.
18. Jaeger S., Karargyris A., Candemir S. et al. Automatic screening for tuberculosis in chest radiographs: a survey // *Quant Imaging Med Surg.* – 2013. – № 3 (2). – P. 89-99.
19. Jaeger S., Karargyris A., Candemir S., Folio L., Siegelman J., Callaghan F. M., Xue Z., Palaniappan K., Singh R. K., Antani S., Thoma G. R., Wang Y., Lu P., McDonald C. J. Automatic tuberculosis screening using chest radiographs // *IEEE Trans. Med. Imaging.* – 2014. – № 33 (2). – P. 233-245.
20. Kallianos K., Mongan J., Antani S. et al. How far have we come? Artificial intelligence for chest radiograph interpretation // *Clin. Radiol.* – 2019. – № 74 (5). – P. 338-345.
21. Khan A. I., Shah J. L., Bhat M. M. CoroNet: A deep neural network for detection and diagnosis of COVID-19 from chest x-ray images // *Computer Methods and Programs in Biomedicine.* – 2020. – 196.
22. Kulkarni S., Jha S. Artificial intelligence, radiology, and tuberculosis: a review // *Acad Radiol.* – 2020. – № 27 (1). – P. 71-75.
23. Lakhani P., Sundaram B. Deep learning at chest radiography: automated classification of pulmonary tuberculosis by using convolutional neural networks // *Radiology.* – 2017. – № 284 (2). – P. 574-582.
24. Mahomed N., van Ginneken B., Philipsen R. H. H. M. et al. Computer-aided diagnosis for World Health Organization-defined chest radiograph primary-endpoint pneumonia in children // *Pediatr Radiol.* – 2020. – № 50 (4). – P. 482-491.
25. Matsubara N., Teramoto A., Saito K. et al. Bone suppression for chest X-ray image using a convolutional neural filter // *Phys Eng Sci Med.* – 2020. – № 43. – P. 97-108.
26. Melendez J., Sanchez C.I., Philipsen R. H. H. M. et al. An automated tuberculosis screening strategy combining X-ray-based computer-aided detection and clinical information // *Sci. Rep.* – 2016. – № 6. – P. 25265.
27. Murphy K., Habib S. S., Zaidi S. M. A. et al. Computer aided detection of tuberculosis on chest radiographs: an evaluation of the CAD4TB v6 system // *Sci. Rep.* – 2020. – № 10. – P. 5492.
28. Nam J. G., Park S., Hwang E. J., Lee J. H., Jin K.-N., Lim K. Y., Vu T. H., Sohn J. H., Hwang S., Goo J. M., Park C. M. Development and validation of deep learning-based automatic detection algorithm for malignant pulmonary nodules on chest radiographs // *Radiology.* – 2019. – 290. – P. 218-228.
29. Narin A., Kaya C., Pamuk Z. Automatic Detection of Coronavirus Disease (COVID-19) Using X-Ray Images and Deep Convolutional Neural Networks // *arXiv preprint arXiv:2003.10849.* 2020.
30. National Lung Screening Trial Research Team, Aberle D. R., Adams A. M., et al. Reduced lung-cancer mortality with low-dose computed tomographic screening // *N. Engl. J. Med.* – 2011. – № 365 (5). – P. 395-409.
31. Pande T., Cohen C., Pai M., Ahmad Khan F. Computer-aided detection of pulmonary tuberculosis on digital chest radiographs: a systematic review // *Int. J. Tuberc. Lung Dis.* – 2016. – № 20 (9). – P. 1226-1230.
32. Pasa F., Golkov V., Pfeiffer F. et al. Efficient deep network architectures for fast chest x-ray tuberculosis screening and visualization // *Sci. Rep.* – 2019. – № 9. – P. 62-68.
33. Putha P., Tadepalli M., Reddy B., Raj T., Chiramal J. A., Govil S., Sinha N., Reddivari S., Jagirdar A., Rao P., Warier P. Can Artificial intelligence reliably report chest X-Rays?: radiologist validation of an algorithm trained on 1.2 million X-Rays // *arXiv preprint arXiv:1807.07455* (2018).
34. Qin C., Yao D., Shi Y., Song Z. Computer-aided detection in chest radiography based on artificial intelligence: a survey // *Biomed. Eng. Online.* – 2018. – № 17 (1). – P. 113.
35. Qin Z. Z., Sander M. S., Rai B. et al. 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* 9. – 2019. – 15000.
36. Rahimzadeh M., Attar A. A modified deep convolutional neural network for detecting COVID-19 and pneumonia from chest X-ray images based on the concatenation of Xception and ResNet50V2 // *Inform. Med. Unlocked.* – 2020. – № 19. – P. 100360.
37. Rahman M. T., Codlin A. J., Rahman M. M. et al. An evaluation of automated chest radiography reading software for tuberculosis screening among public- and private-sector patients // *Eur. Respir. J.* – 2017. – № 49 (5). – P. 1602159.
38. Rajpurkar P., Irvin J., Zhu K., Yang B., Mehta H., Duan T., Ding D., Bagul A., Langlotz C., Shpanskaya K. CheXnet: Radiologist-level pneumonia detection on chest x-rays with deep learning // *ArXiv Prepr ArXiv:171105225* (2017).
17. Jaeger S., Karargyris A., Antani S. et al. Detecting tuberculosis in radiographs using combined lung masks. In: 2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, IEEE. 2012, pp. 4978-4981.
18. Jaeger S., Karargyris A., Candemir S. et al. Automatic screening for tuberculosis in chest radiographs: a survey. *Quant. Imaging Med. Surg.*, 2013, no. 3 (2), pp. 89-99.
19. Jaeger S., Karargyris A., Candemir S., Folio L., Siegelman J., Callaghan F. M., Xue Z., Palaniappan K., Singh R.K., Antani S., Thoma G. R., Wang Y., Lu P., McDonald C. J. Automatic tuberculosis screening using chest radiographs. *IEEE Trans. Med. Imaging*, 2014, no. 33 (2), pp. 233-245.
20. Kallianos K., Mongan J., Antani S. et al. How far have we come? Artificial intelligence for chest radiograph interpretation. *Clin. Radiol.*, 2019, no. 74 (5), pp. 338-345.
21. Khan A.I., Shah J.L., Bhat M.M. CoroNet: A deep neural network for detection and diagnosis of COVID-19 from chest x-ray images. *Computer Methods and Programs in Biomedicine.* 2020, 196.
22. Kulkarni S., Jha S. Artificial intelligence, radiology, and tuberculosis: a review. *Acad. Radiol.*, 2020, no. 27 (1), pp. 71-75.
23. Lakhani P., Sundaram B. Deep learning at chest radiography: automated classification of pulmonary tuberculosis by using convolutional neural networks. *Radiology*, 2017, no. 284 (2), pp. 574-582.
24. Mahomed N., van Ginneken B., Philipsen R.H.H.M. et al. Computer-aided diagnosis for World Health Organization-defined chest radiograph primary-endpoint pneumonia in children. *Pediatr. Radiol.*, 2020, no. 50 (4), pp. 482-491.
25. Matsubara N., Teramoto A., Saito K. et al. Bone suppression for chest X-ray image using a convolutional neural filter. *Phys. Eng. Sci. Med.*, 2020, no. 43, pp. 97-108.
26. Melendez J., Sanchez C.I., Philipsen R.H.H.M. et al. An automated tuberculosis screening strategy combining X-ray-based computer-aided detection and clinical information. *Sci. Rep.*, 2016, no. 6, pp. 25265.
27. Murphy K., Habib S.S., Zaidi S.M.A. et al. Computer aided detection of tuberculosis on chest radiographs: an evaluation of the CAD4TB v6 system. *Sci. Rep.*, 2020, no. 10, pp. 5492.
28. Nam J.G., Park S., Hwang E.J., Lee J.H., Jin K.N., Lim K.Y., Vu T.H., Sohn J.H., Hwang S., Goo J.M., Park C.M. Development and validation of deep learning-based automatic detection algorithm for malignant pulmonary nodules on chest radiographs. *Radiology*, 2019, 290, pp. 218-228.
29. Narin A., Kaya C., Pamuk Z. Automatic Detection of Coronavirus Disease (COVID-19) Using X-Ray Images and Deep Convolutional Neural Networks. *arXiv preprint arXiv:2003.10849.* 2020.
30. National Lung Screening Trial Research Team, Aberle D. R., Adams A. M., et al. Reduced lung-cancer mortality with low-dose computed tomographic screening. *N. Engl. J. Med.*, 2011, no. 365 (5), pp. 395-409.
31. Pande T., Cohen C., Pai M., Ahmad Khan F. Computer-aided detection of pulmonary tuberculosis on digital chest radiographs: a systematic review. *Int. J. Tuberc. Lung Dis.*, 2016, no. 20 (9), pp. 1226-1230.
32. Pasa F., Golkov V., Pfeiffer F. et al. Efficient deep network architectures for fast chest x-ray tuberculosis screening and visualization. *Sci. Rep.*, 2019, no. 9, pp. 62-68.
33. Putha P., Tadepalli M., Reddy B., Raj T., Chiramal J.A., Govil S., Sinha N., Reddivari S., Jagirdar A., Rao P., Warier P. Can Artificial intelligence reliably report chest X-Rays?: radiologist validation of an algorithm trained on 1.2 million X-Rays. *arXiv preprint arXiv:1807.07455* (2018).
34. Qin C., Yao D., Shi Y., Song Z. Computer-aided detection in chest radiography based on artificial intelligence: a survey. *Biomed. Eng. Online*, 2018, no. 17 (1), pp. 113.
35. Qin Z.Z., Sander M.S., Rai B. et al. 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.* 9, 2019, 15000.
36. Rahimzadeh M., Attar A.A modified deep convolutional neural network for detecting COVID-19 and pneumonia from chest X-ray images based on the concatenation of Xception and ResNet50V2. *Inform. Med. Unlocked.*, 2020, no. 19, pp. 100360.
37. Rahman M.T., Codlin A.J., Rahman M.M. et al. An evaluation of automated chest radiography reading software for tuberculosis screening among public- and private-sector patients. *Eur. Respir. J.*, 2017, no. 49 (5), pp. 1602159.
38. Rajpurkar P., Irvin J., Zhu K., Yang B., Mehta H., Duan T., Ding D., Bagul A., Langlotz C., Shpanskaya K. CheXnet: Radiologist-level pneumonia detection on chest x-rays with deep learning. *ArXiv Prepr ArXiv:171105225* (2017).

39. Raof S., Feigin D., Sung A., Raof S., Irugulpati L., Rosenow E. C. 3rd. Interpretation of plain chest roentgenogram // *Chest*. – 2012. – № 141 (2). – P. 545-558.
40. Sim Y., Chung M. J., Kotter E. et al. Deep convolutional neural network-based software improves radiologist detection of malignant lung nodules on chest radiographs // *Radiology*. – 2020. – № 294 (1). – P. 199-209.
41. Taylor A. G., Mielke C., Mongan J. Automated detection of moderate and large pneumothorax on frontal chest X-rays using deep convolutional neural networks: A retrospective study // *PLoS Med.* – 2018. – № 15 (11). – P. 1002697.
42. White C. S., Flukinger T., Jeudy J., Chen J. J. Use of a computer-aided detection system to detect missed lung cancer at chest radiography // *Radiology*. – 2009. – № 252 (1). – P. 273-281.
43. Xu T., Cheng I., Long R. et al. Novel coarse-to-fine dual scale technique for tuberculosis cavity detection in chest radiographs // *J. Image Video Proc.* – 2013. – 3.
44. Zaidi S. M. A., Habib S. S., Van Ginneken B. et al. Evaluation of the diagnostic accuracy of Computer-Aided Detection of tuberculosis on Chest radiography among private sector patients in Pakistan // *Sci. Rep.* – 2018. – № 8 (1). – P. 12339.
45. Zhou S., Zhang X., Zhang R. Identifying Cardiomegaly in ChestX-ray8 Using Transfer Learning // *Stud Health Technol Inform.* – 2019. – № 264. – P. 482-486.
39. Raof S., Feigin D., Sung A., Raof S., Irugulpati L., Rosenow E. C. 3rd. Interpretation of plain chest roentgenogram. *Chest*, 2012, no. 141 (2), pp. 545-558.
40. Sim Y., Chung M.J., Kotter E. et al. Deep convolutional neural network-based software improves radiologist detection of malignant lung nodules on chest radiographs. *Radiology*, 2020, no. 294 (1), pp. 199-209.
41. Taylor A. G., Mielke C., Mongan J. Automated detection of moderate and large pneumothorax on frontal chest X-rays using deep convolutional neural networks: A retrospective study. *PLoS Med.*, 2018, no. 15 (11), pp. 1002697.
42. White C.S., Flukinger T., Jeudy J., Chen J.J. Use of a computer-aided detection system to detect missed lung cancer at chest radiography. *Radiology*, 2009, no. 252 (1), pp. 273-281.
43. Xu T., Cheng I., Long R. et al. Novel coarse-to-fine dual scale technique for tuberculosis cavity detection in chest radiographs. *J. Image Video Proc.*, 2013, 3.
44. Zaidi S.M.A., Habib S.S., Van Ginneken B. et al. Evaluation of the diagnostic accuracy of Computer-Aided Detection of tuberculosis on Chest radiography among private sector patients in Pakistan. *Sci. Rep.*, 2018, no. 8 (1), pp. 12339.
45. Zhou S., Zhang X., Zhang R. Identifying Cardiomegaly in ChestX-ray8 Using Transfer Learning. *Stud. Health Technol. Inform.*, 2019, no. 264, pp. 482-486.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ:

ГБУЗ города Москвы «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий Департамента здравоохранения города Москвы», 127051, Москва, ул. Петровка, д. 24.

Морозов Сергей Павлович

доктор медицинских наук, профессор, директор.
Тел.: 8 (495) 678-54-95.
E-mail: morozov@npcmr.ru

Кокина Дарья Юрьевна

младший научный сотрудник сектора медицинской информатики, радиомедики и радиогеномики.
E-mail: d.kokina@npcmr.ru

Павлов Николай Александрович

руководитель проекта «Конвейер разметки».
E-mail: n.pavlov@npcmr.ru

Кирпичев Юрий Сергеевич

младший научный сотрудник сектора медицинской информатики, радиомедики и радиогеномики.
E-mail: y.kirpichev@npcmr.ru

Гомболевский Виктор Александрович

кандидат медицинских наук,
руководитель отдела развития качества радиологии.
E-mail: gombolevskiy@npcmr.ru

Андрейченко Анна Евгеньевна

кандидат физико-математических наук, начальник сектора медицинской информатики, радиомедики и радиогеномики.
Тел.: 8 (495) 678-54-95.
E-mail: a.andreychenko@npcmr.ru

INFORMATION ABOUT AUTHORS:

Scientific Practical Clinical Center of Diagnostics and Telemedicine Technologies, 24, Petrovka St., Moscow, 127051.

Sergey P. Morozov

Doctor of Medical Sciences, Professor, Director.
Phone: +7 (495) 678-54-95.
Email: morozov@npcmr.ru

Darya Yu. Kokina

Junior Researcher of the Sector of Medical Informatics, Radiomics and Radiogenomics.
Email: d.kokina@npcmr.ru

Nikolay A. Pavlov

Head of Marking Conveyor Project
Email: n.pavlov@npcmr.ru

Yury S. Kirpichev

Junior Researcher of the Sector of Medical Informatics, Radiomics and Radiogenomics.
Email: y.kirpichev@npcmr.ru

Viktor A. Gombolevskiy

Candidate of Medical Sciences,
Head of Department for Radiology Quality Enhancement.
Email: gombolevskiy@npcmr.ru

Anna E. Andreychenko

Candidate of Physical and Mathematical Sciences,
Head of the Sector of Medical Informatics, Radiomics and Radiogenomics.
Phone: +7 (495) 678-54-95.
Email: a.andreychenko@npcmr.ru