



ISSN 1607-0763 (Print); ISSN 2408-9516 (Online)

<https://doi.org/10.24835/1607-0763-1346>

Исследование возможностей алгоритмов автоматизированного контроля качества DICOM-метаданных рентгенографических исследований органов грудной клетки

© Борисов А.А.^{1,2*}, Арзамасов К.М.¹, Семенов С.С.¹,
Владимирский А.В.¹, Васильев Ю.А.¹

¹ ГБУЗ города Москвы “Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий ДЗ города Москвы”; 127051 Москва, ул. Петровка, д. 24, стр. 1, Российская Федерация

² ФГАОУ ВО РНИМУ им. Н.И. Пирогова Минздрава России; 117997 Москва, ул. Островитянова, дом 1, Российская Федерация

Цель исследования: оценить качество заполнения DICOM-тегов, отвечающих за ориентацию, область сканирования и цветовую интерпретацию изображения, а также разработать и протестировать алгоритмы автоматического определения истинных значений данных тегов для рентгенограмм (РГ) и флюорограмм органов грудной клетки (ОГК).

Материал и методы. Для оценки качества заполнения DICOM-тегов было использовано 1885 исследований, полученных из Единого радиологического информационного сервиса Единой медицинской информационно-аналитической системы города Москвы (ЕРИС ЕМИАС). Для обучения и валидации алгоритмов автоматического определения истинных значений тегов использовались наборы РГ ОГК в стандартных прямой и боковой проекциях, взятые из ряда открытых источников, а также из ЕРИС ЕМИАС общим объемом 12920 исследований. Основой для создания алгоритмов выбрана глубокая нейросетевая архитектура VGG19.

Результаты. Выявлено, что частота пропущенных значений в DICOM-тегах может составлять от 6 до 75% в зависимости от тега. При этом в заполненных значениях тегов встречается до 70% ошибок. Были построены модели: модель определения анатомической области рентгенографического исследования, модель определения проекции на РГ ОГК, модель определения фотометрической интерпретации изображения. Все полученные алгоритмы имеют высокие показатели качества классификации. AUC для каждой из полученных моделей составила более 0,99.

Заключение. Наше исследование показывает, что большое количество исследований на потоке содержит некорректные значения DICOM-тегов, что может критически сказываться на внедрении программного обеспечения (ПО) на основе технологии искусственного интеллекта в клиническую практику. Разработанные нами алгоритмы могут быть встроены в процесс разработки такого ПО, а также использоваться при предобработке изображений перед их анализом.

Ключевые слова: рентгенограммы грудной клетки, контроль качества, метаданные DICOM, DICOM-теги, формирование наборов данных, глубокие сверточные нейронные сети, трансферное обучение

Источник финансирования. Авторы заявляют об отсутствии внешнего финансирования при проведении поисково-аналитической работы и подготовке статьи.

Конфликт интересов. Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

Для цитирования: Борисов А.А., Арзамасов К.М., Семенов С.С., Владимирский А.В., Васильев Ю.А. Исследование возможностей алгоритмов автоматизированного контроля качества DICOM-метаданных рентгенографических исследований органов грудной клетки. *Медицинская визуализация*. 2024; 28 (2): 134–144. <https://doi.org/10.24835/1607-0763-1346>

Поступила в редакцию: 13.03.2023. Принята к печати: 13.06.2023. Опубликовано online: 01.12.2023.



Investigation of the capabilities of algorithms for automated quality assurance of DICOM metadata of chest X-ray examinations

© Alexander A. Borisov^{1, 2*}, Kirill M. Arzamasov¹, Serafim S. Semenov¹, Anton V. Vladzimirsky¹, Yuri A. Vasiliev¹

¹ Research and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies of the Moscow Health Care Department; 24-1, Petrovka str., Moscow 127051, Russian Federation

² Pirogov Russian National Research Medical University (Pirogov Medical University); 1, Ostrovityanova str., Moscow 117997, Russian Federation

Purpose. To evaluate the quality of filling DICOM tags responsible for the orientation, scanning area and photometric interpretation of the image, as well as to develop and test algorithms for automatically determining the true values of these tags for chest x-rays and fluorograms.

Materials and methods. To assess the quality of filling DICOM tags, were used 1885 studies obtained from the Unified Radiological Information Service of the Unified Medical Information and Analysis System (ERIS EMIAS). For training and validation of algorithms for automatic determination of the true values of tags, were used datasets of radiographs in standard frontal and lateral projections, from open databases and from ERIS EMIAS (12,920 studies in total). The deep neural network architecture VGG 19 was chosen as the basis for creating algorithms.

Results. We found that the frequency of missing values in DICOM tags can range from 6 to 75%, depending on the tag. At the same time, up to 70% of filled tag values have errors. We obtained next models: a model for determining the anatomical area of x-ray examination, a model for determining the projection on the chest x-ray, a model for determining the photometric interpretation of the image. All of the obtained algorithms have high classification quality indicators. The AUC for each of the obtained models was more than 0.99.

Conclusions. Our study shows that a large number of studies in diagnostic practice contain incorrect values of DICOM tags, which can critically affect the implementation of software based on artificial intelligence technology in clinical practice. Our obtained algorithms can be integrated into the development process of such software and used in the preprocessing of images before their analysis.

Keywords: chest X-ray, quality assurance, DICOM metadata, DICOM-tags, dataset generation, deep convolutional neural networks, transfer learning

Conflict of interest. The authors declare no conflict of interest. The study had no sponsorship.

For citation: Borisov A.A., Arzamasov K.M., Semenov S.S., Vladzimirsky A.V., Vasiliev Yu.A. Investigation of the capabilities of algorithms for automated quality assurance of DICOM metadata of chest X-ray examinations. *Medical Visualization*. 2024; 28 (2): 134–144. <https://doi.org/10.24835/1607-0763-1346>

Received: 13.03.2023.

Accepted for publication: 13.06.2023.

Published online: 01.12.2023.

Введение

В настоящее время активно применяется программное обеспечение (ПО) с применением технологии искусственного интеллекта (ТИИ) в лучевой диагностике. Это связано с развитием технологий медицинской визуализации, что приводит к непропорциональному росту объема рентгенологических исследований по сравнению с количеством доступных обученных врачей-рентгенологов [1, 2]. Профессиональное выгорание, связанное с увеличившейся рабочей нагрузкой, становится все более актуальной проблемой среди медицинского персонала [3]. Интеграция ПО на основе ТИИ в рабочий процесс врача-рентгенолога позволит повысить эффективность, уменьшить количество ошибок за счет увеличения доли автоматизиро-

ванных процессов, предоставляя диагносту предварительно проанализированные изображения с детализацией выявленных ключевых рентгено-семиотических признаков [4, 5].

Наиболее активно в области лучевой диагностики применяются технологии глубокого обучения. Особенностью этих технологий по сравнению с другими методами машинного обучения является крайне сильная зависимость надежности и применимости создаваемых моделей от количества и качества данных, используемых при обучении, тестировании и валидации [6]. Одним из основных препятствий для развития моделей, используемых в ПО на основе ТИИ в лучевой диагностике, является отсутствие либо малое количество выверенных и качественных наборов данных [7].



Это осложняет не только обучение новых, но и валидацию ранее разработанных моделей [8].

Формирование качественного набора данных является сложной задачей. Большинство исследовательских групп и компаний имеют ограниченный доступ к медицинским изображениям, а небольшие размеры выборки и отсутствие разнообразных источников данных препятствуют обобщаемости и точности разработанных решений [9]. Хотя ограниченных в размере наборов данных может быть достаточно для обучения алгоритмов ИИ в исследовательских целях, для контролируемого обучения, валидации и тестирования коммерческих решений перед внедрением их в клиническую практику требуются наборы данных гораздо большего объема с изображениями в высоком качестве и без технических замечаний, а также аннотациями к ним [10]. Усложняют создание качественных наборов данных также могут особенности диагностических изображений в разных демографических группах, малое количество изображений с редко встречаемым патологическим признаком, нехватка врачей экспертного уровня и ограниченность их времени [11].

Отдельной проблемой является качество диагностических изображений. В открытых наборах данных, а также в диагностической практике встречаются исследования с нарушениями укладки и позиционирования пациента, некорректным выбором границ исследования, инородными предметами и артефактами от них, а также другими техническими замечаниями, усложняющими интерпретацию таких дефектных исследований. Использование подобных изображений при обучении алгоритмов ИИ может отрицательно влиять на метрики их точности [12].

Как правило, медицинские цифровые изображения формируются, хранятся и передаются в стандарте DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine). DICOM-файлы имеют объектно-ориентированную структуру с теговой организацией. В DICOM-тегах представлены кадры или серии изображений (растровые данные), а также сопровождающая информация (метаданные). Метаданные в стандарте DICOM и их качество также важны при составлении наборов данных для разработки и тестирования алгоритмов ИИ [9]. Множество ПО на основе ТИИ использует теги заголовков DICOM и может демонстрировать ложные результаты в случае отсутствия или некорректного заполнения метаданных [13]. Некоторые метаданные надежно фиксируют настройки сканера или протокола сканирования, такие как ток рентгеновской трубки в КТ или временные параметры импульсной последовательности в МРТ

(время повторения), поэтому ошибки в них маловероятны. Однако другие параметры, такие как ориентация изображения, область сканирования и наличие внутривенного контрастного препарата, не присущи настройкам сканера и, следовательно, требуют ввода данных пользователем, что чревато человеческими ошибками. Решить проблему пропуска и ошибок метаданных стандарта DICOM может создание алгоритмов автоматической классификации диагностических изображений [14].

Цель исследования: оценить качество заполнения DICOM-тегов, отвечающих за ориентацию, область сканирования и цветовую интерпретацию изображения, а также разработать и протестировать алгоритмы автоматического определения истинных значений данных тегов для рентгенограмм (РГ) и флюорограмм органов грудной клетки (ОГК).

Материал и методы

Данное исследование основано на результатах ранее зарегистрированного исследования (№NCT04489992), одобренного локальным этическим комитетом, “Эксперимент по использованию инновационных технологий в области компьютерного зрения для анализа медицинских изображений и дальнейшего применения в системе здравоохранения города Москвы” (Московский эксперимент). Модель исследования приведена на рис. 1. Для оценки качества заполнения DICOM-тегов было использовано 1885 исследований, полученных из Единого радиологического информационного сервиса Единой медицинской информационно-аналитической системы города Москвы (ЕМИАС). Исследования были оценены двумя врачами-рентгенологами на предмет корректности заполнения тегов в соответствии с изображениями. Критериями отбора изображений являлись: модальность исследования – CR, RF, DX; наименование диагностической услуги должно было содержать текстовые ключи ‘Рентгенография органов грудной’, ‘Флюорография легких’, ‘Rg-графия органов грудной’; возраст пациентов старше 18 лет.

В качестве тега, описывающего анатомическую область исследования, использовался тег (0018,0015) Body Part Examined. В качестве тегов, описывающих проекцию, были выбраны теги: (0020,0020) Patient Orientation, (0018,5101) View Position и (0020,0062) Image Laterality. Тег (0028,0004) Photometric Interpretation использовался для определения фотометрической интерпретации изображения (позитивное или негативное изображение). Корректность заполнения тегов определялась на основании документации стандарта DICOM [15].

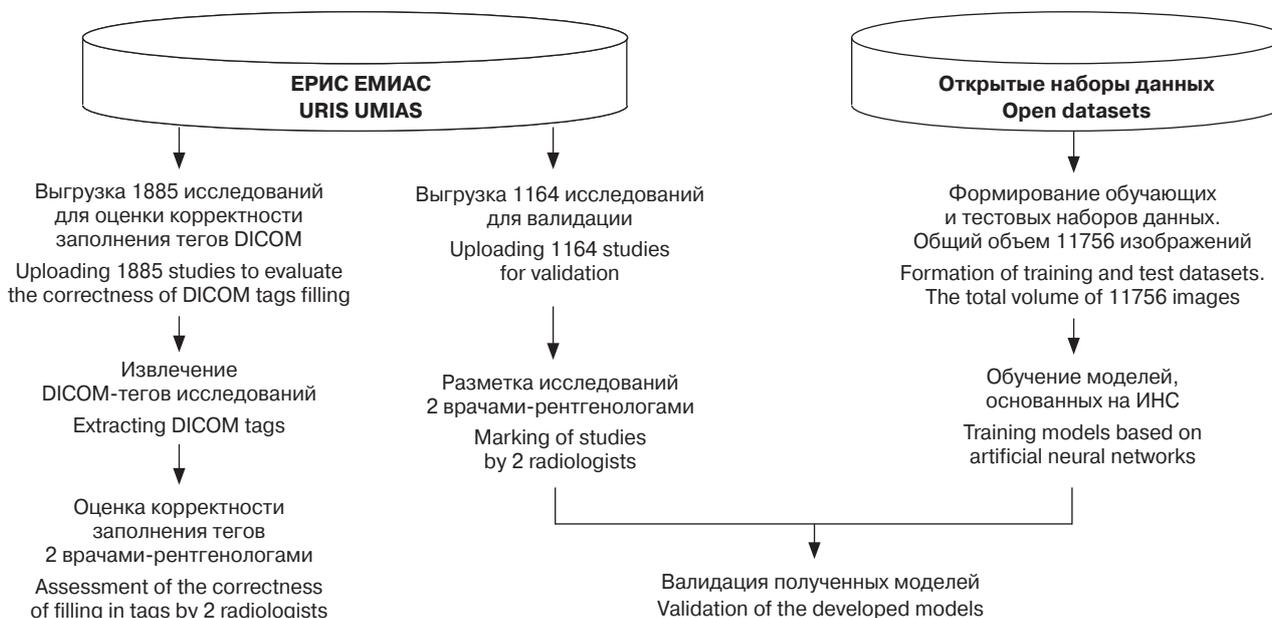
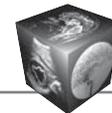


Рис. 1. Модель исследования.

Fig. 1. Research model.

Для обучения алгоритмов автоматического определения истинных значений тегов использовались наборы РГ ОГК в стандартных прямой и боковой проекциях, взятые из ряда открытых источников [16–19], а также полученные из ЕРИС ЕМИАС. Изображения отбирались вручную в зависимости от задачи разрабатываемой модели.

Было построено 3 модели: модель определения анатомической области рентгенографического исследования, модель определения проекции на РГ ОГК, модель определения фотометрической интерпретации изображения. Для каждой модели были подготовлены обучающий и тестовый наборы данных.

Для модели определения анатомической области исследования размер обучающей выборки составил 4199 рентгенограмм. Из них 1986 (47,3%) РГ ОГК и 2213 (52,7%) рентгенограмм других анатомических областей. Размер тестовой выборки составил 1200 рентгенограмм. Из них 627 (52,3%) РГ ОГК и 573 (47,7%) рентгенограммы других анатомических областей.

Для модели, определяющей проекцию на РГ ОГК, размер обучающей выборки составил 5240 рентгенограмм. Из них 2689 (51,3%) рентгенограмм в прямой и 2551 (48,7%) в боковой проекции. Размер тестовой выборки составил 1601 рентгенограмму. Из них 750 (46,8%) в прямой и 851 (53,2%) в боковой проекции.

Для модели, определяющей фотометрическую интерпретацию изображения (тег (0028,0004)), размер обучающей выборки составил 2317 рент-

генограмм. Из них 1192 (51,4%) рентгенограммы в прямой и 1125 (48,6%) в боковой проекции. Размер тестовой выборки составил 581 рентгенограмму. Из них 298 (51,3%) в прямой и 283 (48,7%) в боковой проекции.

В качестве независимого тестового набора использовался набор из 1164 анонимизированных рентгенограмм, полученных из ЕРИС ЕМИАС. Критериями отбора были те же, что использовались при составлении набора данных для оценки качества заполнения DICOM-тегов. При экспертной проверке набора данных было определена его структура: 1144 РГ ОГК, 20 РГ не ОГК; из них РГ ОГК с корректным значением тега (0018,0015) Body Part Examined, описывающим анатомическую область исследования, – 1030 РГ; из них 783 изображения в прямой проекции, 247 изображений в боковой проекции; 564 позитивных изображения и 466 негативных изображений.

В качестве основы для алгоритмов автоматического определения истинных значений тегов мы использовали трансферное обучение глубокой нейросетевой архитектуры VGG19, зарекомендовавшей себя как эффективный инструмент для классификации медицинских изображений [12, 20, 21].

Для результатов каждого классификатора проводился ROC-анализ, рассчитывалась площадь под характеристической кривой (AUC) и определялось оптимальное пороговое значение методом максимизации индекса Юдена с использованием открытого отечественного инструмента для ROC-анализа [22].



Результаты

Оценка качества заполнения

DICOM-тегов

Тег (0018,0015) Body Part Examined

Корректными значениями данного тега, согласно нашим данным, для обозначения РГ ОГК были определены следующие варианты: CHEST, LUNG, THORAX. Результаты оценки заполнения данного тега представлены в табл. 1. Незаполненные значения составили 6%. Среди изображений, помеченных как РГ ОГК, 2,3% содержали исследования других анатомических областей. При этом среди изображений, помеченных как другие анатомические зоны, 29,5% исследований, напротив, содержали исследования РГ ОГК.

Тег (0020,0020) Patient Orientation

Данный тег описывает плоскость, в которой находится изображение. Значения состоят из 2 букв, первая обозначает направление строк пикселей слева направо, вторая – направление столбцов пикселей сверху вниз. Для изображений ОГК в прямой проекции корректными значениями тегов мы считали изображения, обозначенные осями R(право) –L(лево) и F(ноги) –H(голова), например L/H или R/F. Для изображений ОГК в боковой проекции корректными значениями тегов мы считали изображения, обозначенные осями A(передний) –P(задний) и F(ноги) –H(голова), например A/F или P/F. Пример корректных значений данного тега, нанесенных в виде меток, приведен на рис. 2. Результаты оценки заполнения данного тега представлены в табл. 2. Незаполненные значения составили для прямой проекции 65,3%, для боковой проекции 46,9%. Среди заполненных значений некорректно были заполнены для прямой проекции 3% тегов, для боковой проекции 35% тегов.

Тег (0018,5101) View Position

Для изображений РГ ОГК в прямой проекции корректными значениями тегов являются значения AP (переднезаднее изображение) и PA (задне-

переднее изображение). Для изображений ОГК в боковой проекции корректными значениями тегов являются значения RL (правая боковая) и LL (левая боковая). Результаты оценки заполнения данного тега представлены в табл. 3. Незаполненные значения составили для прямой проекции 74,6%, для боковой проекции 50,2%. Среди заполненных значений некорректно были заполнены для прямой проекции 0,3% тегов, для боковой проекции 12,4% тегов.

Тег (0020,0062) Image Laterality

Для изображений РГ ОГК в прямой проекции корректными значениями тегов являются значения U (непарный) и B (как справа, так и слева). Для изображений ОГК в боковой проекции корректными значениями тегов являются значения L(левый), R(правый), LAT или Lateral (боковой). Результаты оценки заполнения данного тега представлены в табл. 4. Незаполненные значения составили для прямой проекции 59,7%, для боковой проекции 29,1%. Среди заполненных значений некорректно были заполнены для прямой проекции 23,8% тегов, для боковой проекции 71,3% тегов.

Тег (0028,0004) Photometric Interpretation

Для рентгенологических изображений данный тег имеет 2 корректных обозначения: MONO-CHROME1(позитивное изображение) и MONO-CHROME2 (негативное изображение). В оцениваемом наборе данных 929 (56,6%) изображений имели корректный тег, а 712 (43,4%) изображений – некорректный тег.

Тестирование алгоритмов автоматического определения истинных значений тегов

Результаты тестирования алгоритмов представлены в табл. 5.

Модели определения анатомической области исследования удалось определить все изображения, не являющиеся РГ ОГК. ROC-кривая для модели представлена на рис. 3а. Модель VGG19 вы-

Таблица 1. Результаты оценки заполнения тега (0018,0015) Body Part Examined

Table. 1. The results of the evaluation of the filling of the tag (0018,0015) Body Part Examined

Вариант заполнения тега Variant of tag value	Реальное содержание изображения Real image content	
	РГ ОГК / Chest X-ray	РГ других областей / Non-chest X-ray
Пустое значение / Empty value	107	6
Корректное значение / Correct value	1641	38
Некорректное значение / Incorrect value	71	21

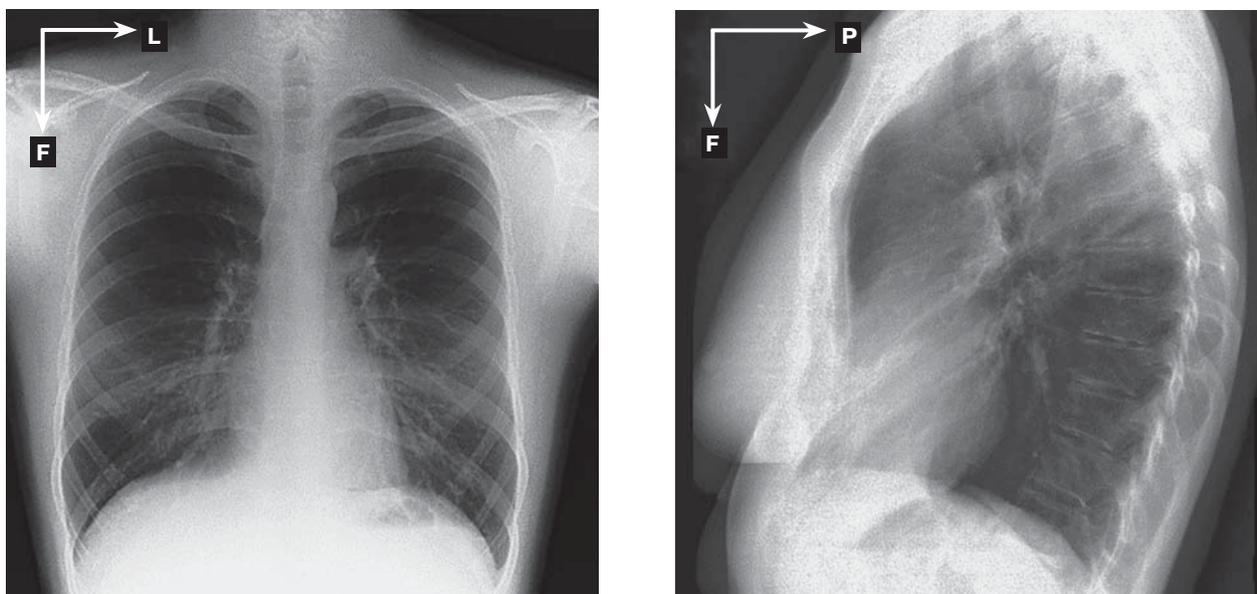
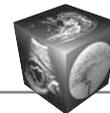


Рис. 2. Слева: рентгенограмма ОГК в прямой проекции, справа: в боковой проекции с нанесенными метками корректных значений тега (0020,0020) Patient Orientation.

Fig. 2. On the left: a chest radiograph in frontal projection, on the right: in a lateral projection with the correct values of the tag (0020,0020) Patient Orientation applied.

Таблица 2. Результаты оценки заполнения тега (0020,0020) Patient Orientation

Table. 2. Results of the evaluation of the filling of the tag (0020,0020) Patient Orientation

	Прямая проекция Frontal projection	Боковая проекция Lateral projection
Всего изображений / Total images	1253	388
Корректное значение / Correct value	422 (33.7%)	133 (34.4%)
Некорректное значение / incorrect value	13 (1%)	72 (18.7%)
Пустое значение / Empty value	818 (65.3%)	182 (46.9%)

Таблица 3. Результаты оценки заполнения тега (0018,5101) View Position

Table. 3. The results of the evaluation of the filling of the tag (0018,5101) View Position

	Прямая проекция Frontal projection	Боковая проекция Lateral projection
Всего изображений / Total images	1253	388
Корректное значение / Correct value	317 (25.3%)	169 (43.6%)
Некорректное значение / incorrect value	1 (0.1%)	24 (6.2%)
Пустое значение / Empty value	935 (74.6%)	195 (50.2%)

Таблица 4. Результаты оценки заполнения тега (0020,0062) Image Laterality

Table. 4. The results of the evaluation of the filling of the tag (0020,0062) Image Laterality

	Прямая проекция Frontal projection	Боковая проекция Lateral projection
Всего изображений / Total images	1253	388
Корректное значение / Correct value	385 (30.7%)	79 (20.4%)
Некорректное значение / Incorrect value	120 (9.6%)	196 (50.5%)
Пустое значение / Empty value	748 (59.7%)	113 (29.1%)



Таблица 5. Результаты тестирования моделей

Table 5. Model testing results

	Модель / Model		
	определения анатомической области definitions of the anatomical area	определения проекции на РГ ОГК definitions of the projection on the chest x-ray	определения цветовой интерпретации definition of photometric interpretation
AUC	1.0 [0.999; 1.0]	1.0 [1.0; 1.0]	1.0 [1.0; 1.0]
Чувствительность / Sensitivity	1.0 [0.825; 1.0]	0.996 [0.983; 0.996]	1.0 [0.994; 1.0]
Специфичность / Specificity	0.997 [0.994; 0.997]	1.0 [0.996; 1.0]	1.0 [0.995; 1.0]
Точность / Accuracy	0.997 [0.992; 0.997]	0.999 [0.993; 0.999]	1.0 [0.995; 1.0]

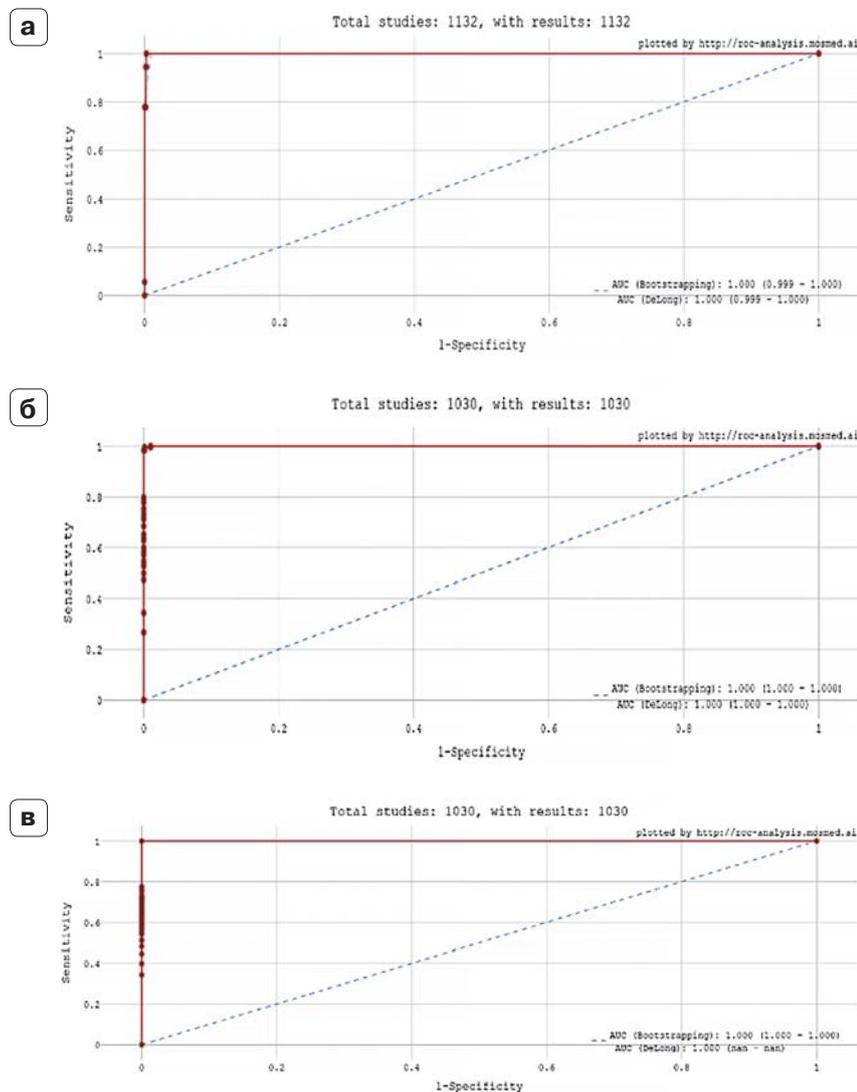


Рис. 3. ROC-кривые. **а** – для модели определения анатомической области исследования; **б** – для модели определения проекции на РГ ОГК; **в** – для модели определения цветовой интерпретации.

Fig. 3. ROC-curves. **a** – for the model of determining the anatomical area of study; **б** – for the model of determining the projection on the chest radiograph; **в** – for the model of determining photometric interpretation.

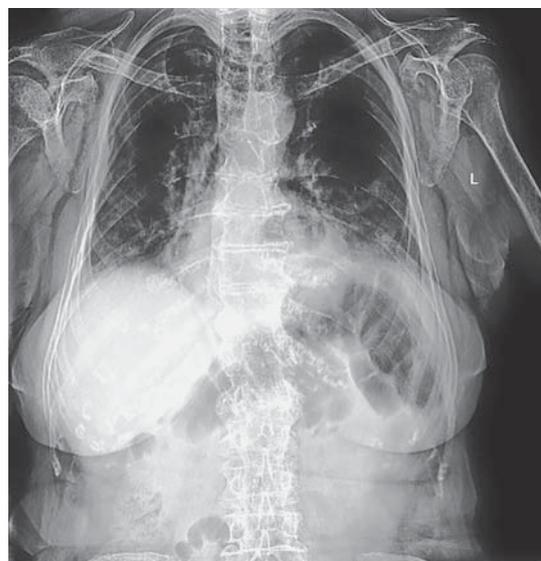
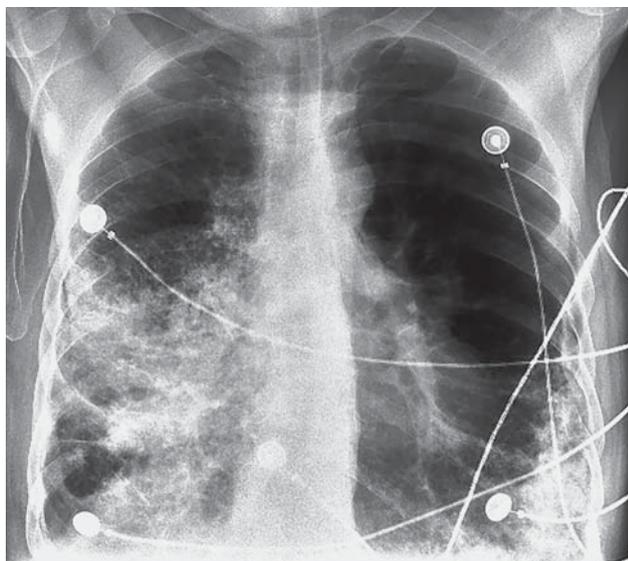
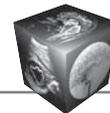


Рис. 4. Изображения, неверно классифицированные моделью определения анатомической области. Изображение слева содержит инородные тела, изображение справа имеет некорректные контрастно-яркостные параметры.

Fig. 4. Images incorrectly classified by the anatomical area definition model. The image on the left contains foreign bodies, the image on the right has incorrect contrast-brightness parameters.

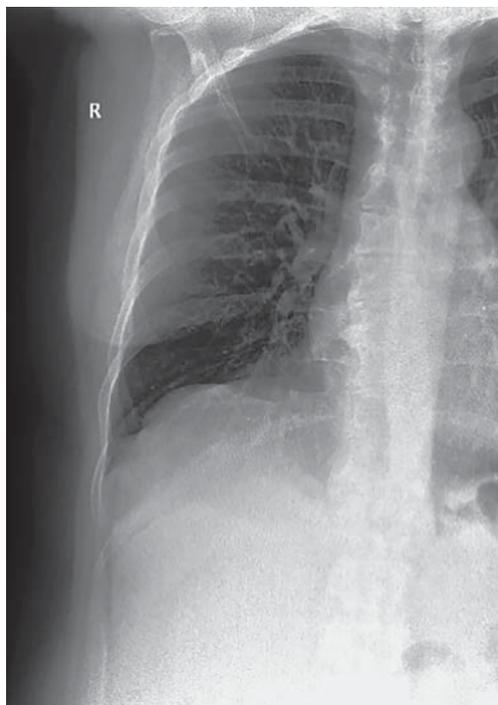


Рис. 5. Изображение, неверно классифицированное моделью определения проекции на РГ ОГК.

Fig. 5. An image incorrectly classified by the projection definition model on the chest x-ray.

полнила поставленную задачу классификации, но допустила 3 ложноположительных результата. Ошибки связаны с качеством представленных изображений – на одном изображении присутствовало большое количество инородных предметов, на других были неправильно выбраны контрастно-яркостные параметры отображения. Пример таких изображений представлен на рис. 4.

Модель определения проекции на РГ ОГК также успешно справилась с задачей классификации. ROC-кривая для модели представлена на рис. 3б. Была допущена одна классификационная ошибка (прицельная рентгенограмма в прямой проекции, где полностью визуализируется только одно легкое, была классифицирована как изображение в боковой проекции. Изображение представлено на рис. 5).

Модель определения цветовой интерпретации справилась с задачей классификации без ошибок. ROC-кривая для модели представлена на рис. 3в.

Обсуждение

Проблема корректности записи значений DICOM-метаданных поднимается впервые в отечественной литературе, однако данная тема затрагивалась зарубежными коллегами. М. Mudra и соавт. указывали на то, что большое количество тегов, в том числе необязательных, предусмот-



ренных стандартом DICOM, приводит к несогласованности заполнения всех полей данными [23]. M.O. Gueld и соавт. провели аналогичное нашему исследование в части заполнения тега Body Part Examined, но для КТ и МРТ. Исследование показало, что более 15% исследований содержали ложное значение тегов, что делало невозможным автоматическую категоризацию исследований [24]. Среди исследований, оцененных нами в данной работе, 5,2% содержали ложное значение тега Body Part Examined. Однако мы рассматривали только исследования, отнесенные к области грудной клетки, поэтому доля ложных значений данного тега для исследований других анатомических областей может отличаться.

Основной причиной появления ошибок в выставлении метаданных DICOM, описанных в нашем исследовании, является использование режимов работы диагностического оборудования, не предназначенных для исследуемой анатомической области. С целью получения лучшего качества изображения при вариабельности в анатомии пациентов, а также из-за высокой рабочей нагрузки рентгенолаборанты могут использовать протокол визуализации для другой анатомической области. При этом зачастую после сканирования ручная коррекция значений тегов не осуществляется, что приводит к их ложному заполнению [24]. Подобные ошибки не влияют на работу врача-рентгенолога, который ориентируется на диагностическое изображение и медицинскую документацию пациента, но могут критически сказаться на результатах работы диагностического ПО на основе ТИИ в лучевой диагностике.

Метрики диагностической точности, показанные созданными нами алгоритмами, аналогичны результатам, показанным K. Santosh и соавт., которые продемонстрировали автоматическую классификацию РГ ОГК на фронтальную или боковую проекцию с близкой к 100% [25], а также K. Urinbayev и соавт., которые классифицировали РГ ОГК среди других рентгенограмм с точностью более 99% [26].

При валидации созданные нами модели не смогли правильно классифицировать несколько изображений. Это позволило определить, что наши модели имеют ограничения в случае наличия грубых технических дефектов при выполнении исследования, а также при обработке исследований с нестандартными рентгенологическими укладками. Выявление в процессе тестирования таких исследований показало необходимость доработки модели определения проекции в части классификации изображений с нестандартными рентгенологическими укладками. Данная доработка бу-

дет реализована в следующем релизе нашего алгоритма. Исследования с дефектами, полученными из-за проблем с диагностическим оборудованием, как на рис. 4б, или другими грубыми дефектами визуализации, имеют низкую диагностическую ценность и не являются качественно выполненными исследованиями. К сожалению, при обучении алгоритмов ИИ невозможно предусмотреть все возможные варианты дефектов. В связи с этим, а также с тем, что наша модель определения анатомической области исследования корректно определила все качественные рентгенограммы грудной клетки, мы пока не планируем проводить ее переобучение.

Результаты нашей работы могут быть полезны разработчикам ПО на основе ТИИ. Наше исследование показывает, что большое количество исследований на потоке содержит некорректные значения DICOM-тегов, что может критически сказываться на внедрении таких программных решений в клиническую практику. При фильтрации изображений на этапах формирования наборов данных и оценки изображений перед их анализом нельзя достоверно ориентироваться исключительно на метаданные DICOM. Необходимо анализировать растровые данные DICOM-файлов. Разработанные нами алгоритмы могут быть встроены в процесс разработки ПО на основе ТИИ, а также использоваться при предобработке изображений перед их анализом.

Заключение

Для формирования качественных наборов данных для обучения и тестирования алгоритмов ИИ в лучевой диагностике необходимо учесть множество характеристик и возможных технических дефектов исследований. Одной из характеристик является корректное заполнение метаданных DICOM-файлов. Как мы показали в данном исследовании, частота пропущенных значений в DICOM-тегах может составлять от 6 до 75% в зависимости от тега. При этом даже в заполненных тегах встречается до 70% ошибок. Поэтому при формировании качественных наборов данных нельзя ориентироваться только на значения описаний исследований или DICOM-теги. Помочь с формированием таких наборов могут системы автоматической классификации рентгенологических изображений. Созданные нами модели на основе трансферного обучения глубоких нейронных сетей позволили решить задачи классификации анатомической области исследования, проекции на РГ ОГК и цветовой интерпретации изображения с высокой точностью. Все созданные нами алгоритмы имеют AUC выше 0,99. Все изображения, при об-



работке которых наши модели допустили классификационные ошибки, не являются качественными и в дальнейшем были бы удалены из формируемого набора данных, даже если бы модели правильно их классифицировали. Таким образом, разработанные алгоритмы способны облегчить создание больших баз данных медицинских изображений для целей машинного и глубокого обучения и обеспечить контроль качества и коррекцию значений метаданных стандарта DICOM.

Дополнительная информация

Данная статья подготовлена авторским коллективом в рамках научно-исследовательской работы «Разработка платформы подготовки наборов данных лучевых диагностических исследований».

Additional Information

The article was written by the author's team as a part of the research work «Development of a platform for the preparation of datasets of radiation diagnostic studies».

Участие авторов

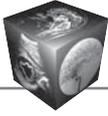
Борисов А.А. – проведение исследования.
Арзамасов К.М. – концепция и дизайн исследования.
Семенов С.С. – подготовка и редактирование текста.
Владимирский А.В. – участие в научном дизайне.
Васильев Ю.А. – утверждение окончательного варианта статьи.

Authors' participation

Borisov A.A. – conducting research.
Arzamasov K.M. – concept and design of the study.
Semenov S.S. – text preparation and editing.
Vladimirsky A.V. – participation in scientific design.
Vasiliev Yu.A. – approval of the final version of the article.

Список литературы [References]

- McDonald R.J., Schwartz K.M., Eckel L.J. et al. The effects of changes in utilization and technological advancements of cross-sectional imaging on radiologist workload. *Acad. Radiol.* 2015; 22 (9): 1191–1198. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2015.05.007>
- van Leeuwen K.G., de Rooij M., Schalekamp S. et al. How does artificial intelligence in radiology improve efficiency and health outcomes? *Pediatr. Radiol.* 2022; 52 (11): 2087–2093. <https://doi.org/10.1007/s00247-021-05114-8>
- Chetlen A.L., Chan T.L., Ballard D.H. et al. Addressing Burnout in Radiologists. *Acad. Radiol.* 2019; 26 (4): 526–533. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2018.07.001>
- Hosny A., Parmar Ch., Quackenbush J. et al. Artificial intelligence in radiology. *Nat. Rev. Cancer.* 2018; 18 (8): 500–510. <https://doi.org/10.1038/s41568-018-0016-5>
- Rubin D.L. Artificial Intelligence in Imaging: The Radiologist's Role. *J. Am. Coll. Radiol.* 2019; 16 (9): 1309–1317. <https://doi.org/10.1016/j.jacr.2019.05.036>
- Savadjiev P., Chong J., Dohan A. et al. Demystification of AI-driven medical image interpretation: past, present and future. *Eur. Radiol.* 2019; 29 (3): 1616–1624. <https://doi.org/10.1007/s00330-018-5674-x>
- Acosta J.N., Falcone G.J., Rajpurkar P. The Need for Medical Artificial Intelligence That Incorporates Prior Images. *Radiology.* 2022; 304 (2): 283–288. <https://doi.org/10.1148/radiol.212830>
- Павлов Н.А., Андрейченко А.Е., Владзимирский А.В., Ревазян А.А., Кирпичев Ю.С., Морозов С.П. Эталонные медицинские датасеты (MosMedData) для независимой внешней оценки алгоритмов на основе искусственного интеллекта в диагностике. *Dig. Diagn.* 2021; 2 (1): 49–66. <https://doi.org/10.17816/DD60635>
Pavlov N.A., Andreychenko A.E., Vladzymirsky A.V. et al. Reference medical datasets (MosMedData) for independent external evaluation of algorithms based on artificial intelligence in diagnostics. *Digital Diagnostics.* 2021; 2 (1): 49–66. <https://doi.org/10.17816/DD60635> (In Russian)
- Willemink M.J., Koszek W.A., Hardell C. et al. Preparing Medical Imaging Data for Machine Learning. *Radiology.* 2020; 295 (1): 4–15. <https://doi.org/10.1148/radiol.2020192224>
- Park S.H., Han K. Methodologic Guide for Evaluating Clinical Performance and Effect of Artificial Intelligence Technology for Medical Diagnosis and Prediction. *Radiology.* 2018; 286 (3): 800–809. <https://doi.org/10.1148/radiol.2017171920>
- European Society of Radiology (ESR). What the radiologist should know about artificial intelligence – an ESR white paper. *Insights. Imaging.* 2019; 10 (1): 44. <https://doi.org/10.1186/s13244-019-0738-2>
- Борисов А.А., Семенов С.С., Арзамасов К.М. Использование трансферного обучения для автоматизированного поиска дефектов на рентгенограммах органов грудной клетки. *Медицинская визуализация.* 2023; 27 (1): 158–169. <https://doi.org/10.24835/1607-0763-1243>
Borisov A.A., Semenov S.S., Arzamasov K.M. Transfer Learning for automated search for defects on chest X-rays. *Medical Visualization.* 2023; 27 (1): 158–169. <https://doi.org/10.24835/1607-0763-1243> (In Russian)
- Juszczak J., Badura P., Czajkowska J. et al. Automated size-specific dose estimates using deep learning image processing. *Medical Image Analysis.* 2021; 68: 101898. <https://doi.org/10.1016/j.media.2020.101898>
- Keshavamurthy K.N., Elnajjar P., El-Rowmeim A. et al. Application of Deep Learning Techniques for Characterization of 3D Radiological Datasets – A Pilot Study for Detection of Intravenous Contrast in Breast MRI. *Proc. SPIE Int. Soc. Opt. Eng.* 2019; 10954: 109540X. <https://doi.org/10.1117/12.2513809>
- DICOM standart // URL: <https://www.dicomstandard.org/> (дата обращения 10.01.2023) 15. 16.
- CheXpert Dataset // URL: <https://stanfordmlgroup.github.io/competitions/chexpert/> (дата обращения 23.12.2022)
- Chest X-rays dataset // URL: <https://www.kaggle.com/datasets/raddar/chest-xrays-indiana-university> (дата обращения 26.12.2022)
- Chest X-Ray Images (Pneumonia) // URL: <https://www.kaggle.com/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia> (дата обращения 20.12.2022)



19. NIH ChestX-ray14 //URL: <https://nihcc.app.box.com/v/ChestXray-NIHCC> (дата обращения 20.12.2022)
20. Han B., Du J., Jia Y. et al. Zero-Watermarking Algorithm for Medical Image Based on VGG19 Deep Convolution Neural Network. *J. Healthc. Eng.* 2021; 2021: 5551520. <https://doi.org/10.1155/2021/5551520>
21. Karaci A. VGGCOV19-NET: automatic detection of COVID-19 cases from X-ray images using modified VGG19 CNN architecture and YOLO algorithm. *Neural. Comput. Appl.* 2022; 34 (10): 8253–8274. <https://doi.org/10.1007/s00521-022-06918-x>
22. ROC-инструмент ГБУЗ НПКЦ ДиТ ДЗМ // URL: <https://roc-analysis.mosmed.ai/>
ROC analysis tool of Scientific and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies of the Moscow City Health Department // URL: <https://roc-analysis.mosmed.ai/>.
23. Mustra M., Delac K., Grgic M. et al. Overview of the DICOM standard. ELMAR, 2008. 50th International Symposium. Zadar, Croatia: 39–44. ISBN 978-1-4244-3364-3
24. Guellet M.O., Kohnen M., Keyzers D. et al. Quality of DICOM header information for image categorization. Proc. SPIE 4685. Medical Imaging 2002: PACS and Integrated Medical Information Systems: Design and Evaluation. <https://doi.org/10.1117/12.467017>
25. Santosh K.C., Wendling L. Angular relational signature-based chest radiograph image view classification. *Med. Biol. Eng. Comput.* 2018; 56 (8): 1447–1458. <https://doi.org/10.1007/s11517-018-1786-3>
26. Urinbayev K., Orazbek Y., Nurambek Y. et al. End-to-End Deep Diagnosis of X-ray Images. 2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC) in conjunction with the 43rd Annual Conference of the Canadian Medical and Biological Engineering Society. <https://doi.org/10.1109/EMBC44109.2020.9175208>

Для корреспонденции*: Борисов Александр Александрович – тел.: +7-977-500-99-12. E-mail: aleksandrborisov10650@gmail.com

Борисов Александр Александрович – младший научный сотрудник отдела медицинской информатики, радиомики и радиогеномики НПКЦ диагностики и телемедицинских технологий ДЗ города Москвы; аналитик ФГАОУ ВО РНИМУ им. Н.И. Пирогова, Москва. <https://orcid.org/0000-0003-4036-5883>

Арзамасов Кирилл Михайлович – канд. мед. наук, руководитель отдела медицинской информатики, радиомики и радиогеномики НПКЦ диагностики и телемедицинских технологий ДЗ города Москвы, Москва. <https://orcid.org/0000-0001-7786-0349>

Семенов Серафим Сергеевич – врач-рентгенолог, младший научный сотрудник сектора разработки систем внедрения медицинских интеллектуальных технологий НПКЦ диагностики и телемедицинских технологий ДЗ города Москвы, Москва. <https://orcid.org/0000-0003-2585-0864>

Владимирский Антон Вячеславович – доктор мед. наук, заместитель директора по научной работе НПКЦ диагностики и телемедицинских технологий ДЗ города Москвы, Москва. <https://orcid.org/0000-0002-2990-7736>

Васильев Юрий Александрович – канд. мед. наук, директор НПКЦ диагностики и телемедицинских технологий ДЗ города Москвы, Москва. <https://orcid.org/0000-0002-0208-5218>

Contact*: Alexander A. Borisov – phone: +7-977-500-99-12. E-mail: aleksandrborisov10650@gmail.com

Alexander A. Borisov – Junior Researcher in the Department of Medical Informatics, Radiomics and Radiogenomics, Research and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies of the Moscow Health Care Department; data analyst, Pirogov Russian National Research Medical University, Moscow. <https://orcid.org/0000-0003-4036-5883>

Kirill M. Arzamasov – Cand. of Sci. (Med.), Head of the Department of Medical Informatics, Radiomics and Radiogenomics, Research and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies of the Moscow Health Care Department, Moscow. <https://orcid.org/0000-0001-7786-0349>

Serafim S. Semenov – Radiologist, Junior Researcher in the Sector of Development of Systems for the Introduction of Medical Intelligent Technologies, Research and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies of the Moscow Health Care Department, Moscow. <https://orcid.org/0000-0003-2585-0864>

Anton V. Vladzimirsky – Doctor of Medical Sciences, Deputy Director for Scientific Work Research and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies of the Moscow Health Care Department, Moscow. <https://orcid.org/0000-0002-2990-7736>

Yuri A. Vasiliev – Cand. of Sci. (Med.), Director of the Research and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies of the Moscow Health Care Department, Moscow. <https://orcid.org/0000-0002-0208-5218>