

# ОЦЕНКА ДИАГНОСТИЧЕСКОЙ ТОЧНОСТИ СИСТЕМЫ СКРИНИНГА ТУБЕРКУЛЕЗА ЛЕГКИХ НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

С. П. МОРОЗОВ, А. В. ВЛАДИМИРСКИЙ, Н. В. ЛЕДИХОВА, И. А. СОКОЛИНА, Н. С. КУЛЬБЕРГ, В. А. ГОМБОЛЕВСКИЙ

ГБУЗ г. Москвы «Научно-практический центр медицинской радиологии Департамента здравоохранения Москвы», Москва, Россия

**Цель исследования:** оценить применимость системы автоматизированного выявления заболеваний органов грудной клетки для массовых периодических осмотров населения путем вычисления совокупности параметров диагностической точности.

**Материалы и методы.** Проведено ретроспективное диагностическое исследование. Индекс-тест (исследуемый метод) – распознавание и анализ рентгенограмм посредством программного продукта на основе сверточных нейронных сетей типа U-NET, модифицированных и обученных специальным образом. Референсный метод – двойной пересмотр ранее классифицированных рентгенограмм двумя квалифицированными врачами-рентгенологами со стажем работы 8-10 лет. Использованы две деперсонализированные выборки цифровых флюорограмм: 1 ( $n = 140$ ), соотношение норма : патология – 50 : 50; 2 ( $n = 150$ ), соотношение норма : патология – 95 : 5.

**Результаты.** Установлены параметры для выборок 1 и 2 соответственно: чувствительность – 87,2 и 75,0%, специфичность – 60,0 и 53,5%, прогностическая ценность положительного результата – 68,6 и 8,3%, отрицательного – 82,4 и 97,5%, площадь под характеристической кривой – 0,74 и 0,64.

**Выводы.** Индекс-тест применим только для массовых периодических осмотров в популяциях с низкой претестовой вероятностью наличия патологии, что подтверждается значением прогностической ценности отрицательного результата (97,5%). Технология может быть рекомендована для полуавтоматизированного формирования групп риска по туберкулезу легких для последующей верификации результатов врачом-рентгенологом.

**Ключевые слова:** туберкулез легких, скрининг, искусственный интеллект, сверточные нейронные сети

**Для цитирования:** Морозов С. П., Владимирский А. В., Ледихова Н. В., Соколина И. А., Кульберг Н. С., Гомболевский В. А. Оценка диагностической точности системы скрининга туберкулеза легких на основе искусственного интеллекта // Туберкулёз и болезни лёгких. – 2018. – Т. 96, № 8. – С. 42-49. DOI: 10.21292/2075-1230-2018-96-8-42-49

## EVALUATION OF DIAGNOSTIC ACCURACY OF THE SYSTEM FOR PULMONARY TUBERCULOSIS SCREENING BASED ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

S. P. MOROZOV, A. V. VLADZIMIRSKIY, N. V. LEDIKHOVA, I. A. SOKOLINA, N. S. KULBERG, V. A. GOMBOLEVSKIY

Moscow Scientific Practical Radiology Center by the Moscow Health Department, Moscow, Russia

**The objective of the study:** to evaluate the applicability of the automated system for detection of chest diseases during a regular mass screening of the population through assessment of universe parameters of diagnostic accuracy.

**Subjects and methods.** A retrospective diagnostic study was conducted. The index-test (the method being studied) implied distinction and analysis of X-ray films using the software based on convolutional neural networks of U-NET type, which were modified and trained for specific purposes. The reference method used was the double revision of the previously classified X-ray films by two qualified roentgenologists with work experience of 8-10 years. Two depersonalized samplings of digital X-ray films were used: Sample 1 ( $n = 140$ ), the ratio of the norm and pathology made 50 : 50; Sample 2 ( $n = 150$ ), the ratio of the norm and pathology made 95 : 5.

**Results.** The following parameters were set up for Samples 1 and 2 respectively: sensitivity – 87.2 and 75.0%, specificity – 60.0 and 53.5%, the prognostic value of the positive result – 68.6 and 8.3%, the prognostic value of the negative result – 82.4 and 97.5%, the area under characteristic curve – 0.74 and 0.64.

**Conclusions.** The index test can be used only for mass regular screening in the population with low pre-test chances of pathology, which is confirmed by the prognostic value of the negative result (97.5%). This technology was recommended for the semiautomatic formation of pulmonary tuberculosis risk groups for consequent verification of the results by a roentgenologist.

**Key words:** pulmonary tuberculosis, screening, artificial intelligence, convolutional neural networks

**For citations:** Morozov S.P., Vladzimirskiy A.V., Ledikhova N.V., Sokolina I.A., Kulberg N.S., Gombolevskiy V.A. Evaluation of diagnostic accuracy of the system for pulmonary tuberculosis screening based on artificial neural networks. *Tuberculosis and Lung Diseases*, 2018, Vol. 96, no. 8, P. 42-49. (In Russ.) DOI: 10.21292/2075-1230-2018-96-8-42-49

В последние годы в Российской Федерации показатели заболеваемости, выявляемости и смертности от туберкулеза демонстрируют положительную динамику [1]. Для значительного улучшения эпидемической ситуации в России по туберкулезу требуется прежде всего наращивание усилий по эффективному скринингу этого заболевания. Необходим поиск новых подходов к организации и прове-

дению массовых периодических осмотров, особенно на территориях с низкой плотностью населения и в условиях кадрового дефицита. Трудно переоценить значение цифровых технологий во фтизиатрии, особое внимание привлечено к технологиям глубокого машинного обучения, нейронным сетям [2, 24]. В этой связи применимость технологий искусственного интеллекта (ИИ) для скрининга и диагностики

туберкулеза изучается уже довольно давно [9, 19]. Первые работы появились в конце 1990-х годов. Тогда нейронные сети применяли для определения риска наличия активного туберкулеза или для формирования рекомендаций по лечению по совокупности данных, содержащихся в медицинской документации и на рентгенограммах (точность систем была довольно высока: чувствительность – 100%, специфичность – 72%) [11, 23]. В дальнейшем ряд исследователей развивали именно это направление, создавая все более совершенные технологии анализа массивов клинических, анамнестических, лабораторных (в том числе состав плевральной жидкости) данных, иногда вовсе пренебрегая диагностической визуализацией [5, 10, 12, 13, 18, 20, 21]. Сверточные нейронные сети довольно успешно апробированы для анализа компьютерных томограмм органов грудной клетки при контроле эффективности лечения больных туберкулезом с лекарственной устойчивостью возбудителя [14]. Можно говорить о постепенном создании класса систем поддержки принятия клинических решений, ориентированных на преимущественное использование в условиях стационаров (в том числе специализированных) или при амбулаторном приеме пациентов с определенными симптомами.

Применимость и значимость ИИ для массовых периодических осмотров практически не изучена. Явным ограничением существующих исследований является использование практически одних и тех же выборок (data-set): Montgomery, Shenzhen и т. д. С одной стороны, это обеспечивает воспроизводимость результатов *in silico*, но с другой – явно ограничивает применимость разработок в условиях реального использования. Существуют единичные публикации по автоматизированному распознаванию лучевой семиотики туберкулеза [6], однако для скрининга такой подход представляется излишним, потенциально технически и экономически нерентабельным. В связи с этим полагаем актуальной дальнейшую разработку технологий автоматизированного анализа рентгенограмм (флюорограмм) для применения в условиях массовых периодических осмотров населения на туберкулез.

Резидентом фонда Сколково компанией «ФтизисБиоМед» разработана «Система автоматизированного анализа флюорографических снимков». Это программный продукт, предназначенный для автоматизированного анализа флюорографических изображений. Программа обрабатывает соответствующие снимки и формирует заключения: норма или не норма. Данный анализ производится для автоматизированного выявления изображений с подозрением на наличие заболеваний органов грудной клетки (в том числе туберкулеза). Система реализована на основе сверточных нейронных сетей, обученных на базе флюорографических снимков, верифицированных квалифицированными врачами-рентгенологами.

Коллективом ГБУЗ г. Москвы «НПЦ медицинской радиологии ДЗМ» выполнена научная оценка диагностической точности системы, в частности, подготовлены выборки деперсонализированных данных, проведено экспериментальное испытание, обобщены и математически проанализированы его результаты.

Цель исследования: оценить применимость системы автоматизированного выявления заболеваний органов грудной клетки для массовых периодических осмотров населения путем вычисления совокупности параметров диагностической точности.

## Материалы и методы

Проведено ретроспективное диагностическое исследование. Описание дизайна и результатов выполнено в соответствии с методологией «STARD 2015» [7].

Для формирования выборки использован Единый радиологический информационный сервис [4]. В выборку включены результаты цифровых обзорных рентгенограмм органов грудной клетки, выполненных в прямой переднезадней проекции. Отбор проводился двумя квалифицированными врачами-рентгенологами. Критериями включения являлись: отсутствие признаков заболеваний легких (в том числе туберкулеза), наличие достоверных рентгенологических признаков туберкулеза легких. Сформирована общая выборка, состоящая из 238 рентгенограмм без патологии и 70 рентгенограмм с достоверными признаками туберкулеза легких. Все исследования были деперсонализированы в соответствии с законодательством Российской Федерации.

Для тестирования системы автоматизированного выявления заболеваний органов грудной клетки случайным образом сформированы две экспериментальные выборки:

- экспериментальная выборка 1 ( $n = 140$ ), соотношение норма : патология 50 : 50,
- экспериментальная выборка 2 ( $n = 150$ ), соотношение норма : патология 95 : 5.

Соответственно, распространенность патологии составляла 50 и 5%.

Выборка 2 предназначена для моделирования распределения лиц с подозрением на туберкулез легких в генеральной совокупности. Такой подход рекомендован именно для оценки диагностической точности систем на основе ИИ [22].

Сформированная выборка представлена для государственной регистрации в качестве базы данных.

Индекс-тест (исследуемый метод) – распознавание и анализ рентгенограмм посредством программного продукта на основе сверточных нейронных сетей типа U-NET, модифицированных и обученных специальным образом.

Система автоматизированного анализа флюорографических снимков представляет собой про-

граммное обеспечение (ПО). Для его реализации использованы библиотеки машинного обучения «TensorFlow» и «Keras». ПО может работать на любом современном компьютере с графическим процессором от «Nvidia» или на мобильных платформах «Jetson TX2».

Программа автоматизированного анализа флюорографических снимков содержит три сверточных нейронных сети типа U-NET. Для обучения подготовлена специальная база снимков. На снимках отмечены области с изменениями структуры легких, которые свидетельствуют о наличии туберкулеза или других патологий. Области разбиты на две группы: опасные и неопасные. В подготовке и разметке обучающей базы (data-set) принимали участие специалисты ФГБУ «Научно-исследовательский институт пульмонологии» ФМБА России и ГАОУЗ «Республиканский клинический противотуберкулезный диспансер», г. Казань.

В обученную сеть на вход подается исходное изображение, а на выходе формируются три сегментационные карты с весами в каждом пикселе всего изображения, при этом карты активны только в тех местах, где происходит выделение патологий. В остальных точках вероятность изменений близка к нулю. Данные карты обрабатываются, выделяются области с повышенным откликом, характеризующие в разных слоях патологии разного типа, их площадь и вес; далее результаты сравниваются с пороговыми значениями (подобранными и установленными для каждой сети экспериментально). После чего происходит обработка отклика нейронной сети, находятся общая энергетика отклика, максимальный отклик, оценивается площадь превышения пороговых значений.

Загрузка изображения (цифрового флюорографического снимка) для обработки происходит с помощью специального программного модуля. Изображение поочередно обрабатывается каждой сверточной нейронной сетью, каждая из которых на основании полученного в ходе обучения опыта выдает суждение; при наличии подозрительного участка подсвечивает его. Следующий программный модуль собирает результаты работы всех трех сетей, объединяет их и накладывает на исходное изображение. Модуль вывода изображения выводит обработанный снимок с выделенным патологическим участком (в случае его наличия). Отклик от сетей отображается разным цветом и разной интенсивностью в зависимости от величины отклика.

Для индекс-теста в качестве точки отсечения (cut-off) установлен уровень средней и высокой активации.

Референсный метод – двойной пересмотр ранее классифицированных рентгенограмм двумя квалифицированными врачами-рентгенологами со стажем работы 8-10 лет [3].

Оценку проводили путем бинарной классификации изображений: норма или патология. Клиниче-

скую информацию при интерпретации изображений не использовали.

Результаты классификации накапливались в виде электронных таблиц, далее подвергались статистическому анализу с помощью ПО «MedCalc». Значимость результатов определяли по 95%-ному доверительному интервалу (ДИ).

Проведен расчет следующих показателей:

1. Чувствительность – вероятность того, что диагностический тест окажется позитивным при наличии признака.
2. Специфичность – вероятность того, что диагностический тест окажется негативным при отсутствии признака.
3. Отношение правдоподобия положительного/отрицательного результата – математически отображает, во сколько раз при положительном/отрицательном результате вероятность наличия заболевания превышает вероятность его отсутствия.
4. Прогностическая ценность положительного результата – вероятность заболевания при положительном результате диагностического теста.
5. Прогностическая ценность отрицательного результата – вероятность отсутствия заболевания при отрицательном (нормальном) результате диагностического (теста).
6. Площадь под характеристической кривой (AUC от англ. area under curve) – как индикатор качества бинарной классификации, площадь, ограниченная характеристической (ROC) кривой и осью доли ложных положительных классификаций.

## Результаты исследования

Как было указано выше, для формирования экспериментальной выборки использованы 70 рентгенограмм лиц старше 18 лет с достоверными признаками туберкулеза легких. В большинстве случаев (68,5%) патологические изменения локализовались в  $S_1$ ,  $S_2$  верхних долей легких и занимали не более двух легочных сегментов. Наиболее частым рентгенологическим проявлением туберкулеза были очаговые тени в сочетании с локальным изменением легочного рисунка. Подробные данные о локализациях процесса и основных рентгенологических синдромах представлены в табл. 1 и 2.

Обе экспериментальные выборки были помещены в отдельные директории. Далее все рентгенографические изображения приведены к общему формату (portable network graphics – PNG). С помощью программы автоматизированного выявления заболеваний органов грудной клетки поочередно обработаны все директории с файлами. Для каждой директории сформирована новая директория «out\_\*\*\*», в которую записаны результирующие данные: графическая разметка каждого снимка, служебная информация, заключение по каждому снимку. Также сформирована статистика по каждой директории: число снимков без патологии, число

**Таблица 1.** Характер локализации туберкулезного процесса на рентгенограммах, включенных в выборку  
*Table 1.* Localization of tuberculous lesions on X-ray films, included into the sampling

Локализация	Количество	
	абс.	%
Двухсторонняя тотальная и субтотальная	7	10
Двухсторонняя верхнедолевая	5	7
Односторонняя верхнедолевая	36	52
Односторонняя верхнедолевая + S <sub>6</sub> нижней доли	7	10
Среднедолевая	1	1
Односторонняя нижнедолевая	3	4
Прикорневые отделы легких	6	9
Плевральная полость	5	7
Всего	70	100

снимков с патологией (с выделением отдельных групп со слабой, средней, высокой активацией).

Определено число истинно положительных, истинно отрицательных, ложноположительных, ложноотрицательных результатов, построены и проанализированы четырехпольные таблицы (табл. 3, 4).

Исходя из приведенных данных можно утверждать следующее. Оцениваемая система отличается средним уровнем специфичности (53,5-60,0%), что свидетельствует об относительно высоком уровне ложноположительных срабатываний системы. Вместе с тем вероятность корректного определения системой наличия туберкулеза у действительно больного лица в 1,6-2,2 раза выше, чем вероятность получения ложноположительного срабатывания у здорового субъекта. Для автоматизированного скрининга повышенная настороженность может трактоваться как положительное свойство. Система

**Таблица 2.** Основные рентгенологические синдромы на рентгенограммах, включенных в выборку  
*Table 2.* Main X-ray signs on X-ray films, included into the sampling

Основной рентгенологический синдром	Количество, абс.
Очаги и ограниченная очаговая диссеминация	32
Обширная очаговая диссеминация	2
Ограниченное затенение легочного поля (инфильтрат)	15
Изменение легочного рисунка	42
Изменение корней легких	13
Круглая тень	7
Кольцевидная тень	1
Жидкость/воздух в плевральной полости	4/1
Плевральные наслоения	7

обладает высокой точностью классификации рентгенограмм (флюорограмм) лиц, не страдающих туберкулезом легких (чувствительность – 75,0-87,2%, прогностическая ценность отрицательного результата – 82,4-97,5%).

С учетом различий между выборками (табл. 4) при оценке диагностической точности систем ИИ, проводящих бинарные классификации, рекомендуем формировать соотношения норма : патология максимально приближенно к аналогичному распределению в генеральной совокупности. Это позволит достигать более точных результатов, типичных для определенной популяции.

На рис. 1 приведены примеры наиболее характерных случаев. Для обеих выборок построены и проанализированы характеристические кривые (рис. 2).

Как следует из приведенных на рис. 2 данных, параметр «площадь под кривой» для выборки 1 со-

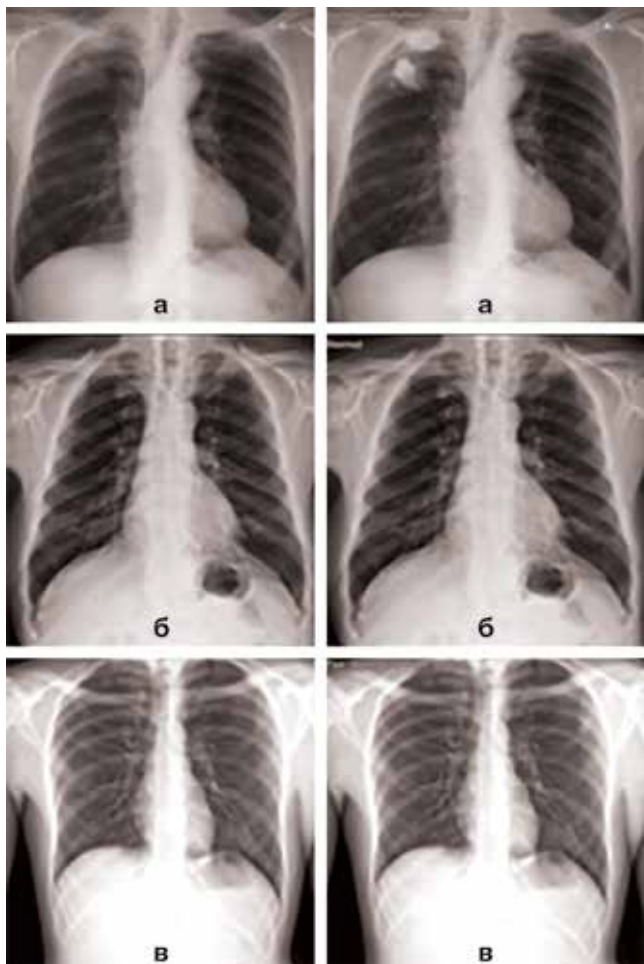
**Таблица 3.** Результаты обработки выборок  
*Table 3.* Results of the sampling processing

Выборки	Классификация			
	«Патология»		«Норма»	
	Определено как с патологией (истинно положительные результаты)	Определено как норма (ложноотрицательные результаты)	Определено как с патологией (ложноположительные результаты)	Определено как норма (истинно отрицательные результаты)
Выборка 1	87,14% (61)	12,86% (9)	40,0% (28)	60,0% (42)
Выборка 2	75,0% (6)	25,0% (2)	46,48% (66)	53,52% (76)

**Таблица 4.** Результаты анализа четырехпольных таблиц  
*Table 4.* Results of the fourfold table analysis

Параметры	Выборка 1	Выборка 2
Чувствительность	87,2% (95%-ный ДИ 77,0-94,0%)	75,0% (95%-ный ДИ 34,9-96,8%)
Специфичность	60,0% (95%-ный ДИ 47,6-71,5%)	53,5% (95%-ный ДИ 45,0-61,9%)
Отношение правдоподобия положительного результата	2,2 (95%-ный ДИ 1,6-3,0)	1,62 (95%-ный ДИ 1,04-2,50)
Отношение правдоподобия отрицательного результата	0,22 (95%-ный ДИ 0,1-0,41)	0,47 (95%-ный ДИ 0,14-1,6)
Прогностическая ценность положительного результата	68,6% (95%-ный ДИ 61,7-74,7%)	8,3% (95%-ный ДИ 5,6-12,4%)
Прогностическая ценность отрицательного результата	82,4% (95%-ный ДИ 71,1-89,9%)	97,5% (95%-ный ДИ 91,9-99,2%)



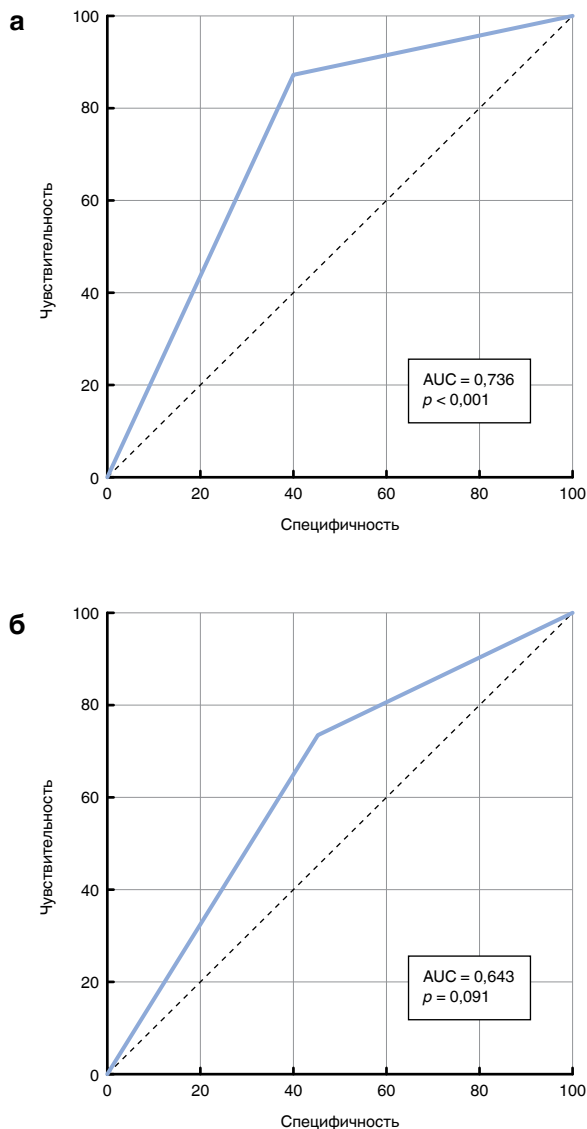


**Рис. 1.** Примеры результатов автоматизированного анализа: а – истинно положительный, б – ложноотрицательный, в – ложноположительный  
**Fig. 1.** Examples of automated analysis results: а – true positive, б – false negative, в – false positive

ставляет 0,74 (95%-ный ДИ 0,66-0,81), для выборки 2 – 0,64 (95%-ный ДИ 0,56-0,72). Полученные значения можно охарактеризовать как удовлетворительные для скрининга, но при условии двойного пересмотра результатов, попавших в группу риска. Подробнее об этом далее.

В литературе имеются единичные публикации, посвященные оценке диагностической точности систем на основе ИИ, предназначенных именно для скрининга туберкулеза легких. В этих статьях приводятся значения «площади под кривой» в диапазоне 0,78-0,99. В цитируемых системах, как и в исследуемой, применялись ансамбли сверточных нейронных сетей [15-17]. Однако в изучаемой системе используется другой принцип обучения, который будет опубликован отдельно.

С методологической точки зрения ИИ при скрининге должен применяться для автоматизированного формирования группы риска, которую затем верифицирует квалифицированный врач. Показано, что такой двойной («машина-человек») пересмотр флюорограмм при скрининге туберку-



**Рис. 2.** Характеристические кривые: а – для экспериментальной выборки 1, б – для экспериментальной выборки 2  
**Fig. 2.** Characteristic curve: а – for experimental Sample 1, б – for experimental Sample 2

леза имеет чувствительность 97,3% и специфичность 100% [16]. Особенно автоматизированный двойной пересмотр рекомендуется для медицинского обслуживания территорий с низкой плотностью населения, а также в условиях выраженного кадрового дефицита. Этот тезис подтверждается и данными литературы [8, 16]. Сейчас только начинают формироваться принципы внедрения ИИ в программы скрининга, в частности показано, что при имплементации ИИ для скрининга туберкулеза необходима квалифицированная мультидисциплинарная команда [8].

Таким образом, изучаемый индекс-тест может использоваться для первого этапа скрининга – автоматизированной сортировки по принципу норма/патология.

С учетом полученных значений чувствительности, специфичности, прогностической ценности, а также их различий между выборками можно утверждать следующее. Система автоматизированного выявления заболеваний органов грудной клетки потенциально позволяет реализовать «двойное чтение» при скрининговых исследованиях. Разработка может быть рекомендована в качестве системы поддержки принятия решений только для массовых периодических осмотров в популяциях с низкой претестовой вероятностью наличия патологии, а именно для проведения скрининговых обследований постоянного населения административно-территориальных единиц.

Ограничения исследования: не проводили экономический (клинико-экономический) анализ; исследование выполнено на одной выборке (сравнительный анализ на выборках, сформированных на географически разделенных территориях, не проводился); в выборку не включены случаи иной патологии легких (пневмония, онкологические поражения и т. д.).

## Выводы

1. В результате ретроспективного исследования определены параметры диагностической точности

системы скрининга туберкулеза легких на основе ИИ: чувствительность – 75,0-87,2%, специфичность – 53,5-60,0%, площадь под кривой – 0,64-0,74.

2. Система применима только для массовых периодических осмотров в популяциях с низкой претестовой вероятностью наличия патологии, что подтверждается значением прогностической ценности отрицательного результата (97,5%).

3. Система может быть рекомендована для полуавтоматизированного формирования в процессе скрининга групп риска по туберкулезу легких для последующей верификации результатов компьютерного анализа флюорограмм врачом-рентгенологом.

## Благодарность

Авторы благодарят за помощь при анализе эффективности системы автоматизированного анализа флюорографических снимков А. В. Аверьянова, А. П. Алексеева, В. В. Барышова, К. А. Зыкова, А. Е. Колесу, С. И. Коновалова, М. Я. Натензона, В. Н. Лесняка, А. Г. Чучалина, а также за участие в разработке программного продукта «Система автоматизированного анализа флюорографических снимков» сотрудников ООО «ФтизисБиоМед», (г. Чистополь, Республика Татарстан) – В. И. Класена, А. А. Сафина, А. В. Мальцева, Н. Г. Андрианова.

**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. Васильева И. А., Белиловский Е. М., Борисов С. Е., Стерликов С. А. Заболеваемость, смертность и распространенность как показатели бремени туберкулеза в регионах ВОЗ, странах мира и в Российской Федерации. Часть 2. Смертность от туберкулеза // Туб. и болезни легких. – 2017. – Т. 95, № 7. – С. 8-16. DOI: 10.21292/2075-1230-2017-95-7-8-16.
2. Гусев А. В. Перспективы нейронных сетей и глубокого машинного обучения в создании решений для здравоохранения // Врач и информационные технологии. – 2017. – № 3. – С. 92-105.
3. Ланге С., Уолш Д. Лучевая диагностика заболеваний органов грудной клетки: руководство, атлас / пер. с англ. под ред. С. К. Тернового, А. И. Шехтера. – М.: ГЭОТАР-Медиа, 2010. – 432 с.
4. Морозов С. П. Единая радиологическая информационная система // Медицина: целевые проекты. – 2016. – № 24. – С. 54-55.
5. Aguiar F. S., Torres R. C., Pinto J. V., Kritski A. L., Seixas J. M., Mello F. C. Development of two artificial neural network models to support the diagnosis of pulmonary tuberculosis in hospitalized patients in Rio de Janeiro, Brazil // Med. Biol. Eng. Comput. – 2016. – Vol. 54, № 11. – P. 1751-1759. DOI:10.1007/s11517-016-1465-1.
6. Becker A. S., Blüthgen C., Phi van V. D., Sekaggya-Wiltshire C., Castelnovo B., Kambugu A., Fehr J., Frauenfelder T. Detection of tuberculosis patterns in digital photographs of chest X-ray images using Deep Learning: feasibility study // Int. J. Tuberc. Lung Dis. – 2018. – Vol. 22, № 3. – P. 328-335. DOI: 10.5588/ijtld.17.0520.
7. Bossuyt P. M., Reitsma J. B., Bruns D. E., Gatsonis C. A., Glasziou P. P., Irwig L., Lijmer J. G., Moher D., Rennie D., de Vet H. C., Kressel H. Y., Rifai N., Golub R. M., Altman D. G., Hooft L., Korevaar D. A., Cohen J. F. STARD 2015: An Updated List of Essential Items for Reporting Diagnostic Accuracy Studies // Radiology. – 2015. – 151516.

## REFERENCES

1. Vasilyeva I.A., Belilovskiy E.M., Borisov S.E., Sterlikov S.A. Incidence, mortality and prevalence as indicators of tuberculosis burden in WHO regions, countries of the world and the Russian Federation. Part 2. Tuberculosis mortality *Tuberculosis and Lung Diseases*, 2017, vol. 95, no. 7, pp. 8-16. (In Russ.) doi: 10.21292/2075-1230-2017-95-7-8-16.
2. Gusev A.V. Perspectives of neural networks and deep machine learning in the making decisions in healthcare. *Vrach i Informatsionnye Tekhnologii*, 2017, no. 3, pp. 92-105. (In Russ.)
3. Lange S., Walsh G. *Luchevaya diagnostika zabolevaniy organov grudnoy kletki: rukovodstvo, atlas*. (Russ. ed.: Sebastian Lange, Geraldine Walsh. Radiology of chest diseases). S.K. Ternovy, A.I. Shekhter, transl. and eds., Moscow, GEOTAR-Media Publ., 2010, 432 p.
4. Morozov S.P. Unified radiological information system. *Medsina: Tselevyye Proekty*, 2016, no. 24, pp. 54-55. (In Russ.)
5. Aguiar F.S., Torres R.C., Pinto J.V., Kritski A.L., Seixas J.M., Mello F.C. Development of two artificial neural network models to support the diagnosis of pulmonary tuberculosis in hospitalized patients in Rio de Janeiro, Brazil. *Med. Biol. Eng. Comput.*, 2016, vol. 54, no. 11, pp. 1751-1759. doi:10.1007/s11517-016-1465-1.
6. Becker A.S., Blüthgen C., Phi van V.D., Sekaggya-Wiltshire C., Castelnovo B., Kambugu A., Fehr J., Frauenfelder T. Detection of tuberculosis patterns in digital photographs of chest X-ray images using Deep Learning: feasibility study. *Int. J. Tuberc. Lung Dis.*, 2018, vol. 22, no. 3, pp. 328-335. doi: 10.5588/ijtld.17.0520.
7. Bossuyt P.M., Reitsma J.B., Bruns D.E., Gatsonis C.A., Glasziou P.P., Irwig L., Lijmer J.G., Moher D., Rennie D., de Vet H.C., Kressel H.Y., Rifai N., Golub R.M., Altman D.G., Hooft L., Korevaar D.A., Cohen J.F. STARD 2015: An Updated List of Essential Items for Reporting Diagnostic Accuracy Studies. *Radiology*, 2015, 151516.

8. Dande P, Samant P. Acquaintance to Artificial Neural Networks and use of artificial intelligence as a diagnostic tool for tuberculosis: A review // *Tuberculosis (Edinb.)*. – 2018. – Vol. 108. – P. 1-9. DOI: 10.1016/j.tube.2017.09.006.
9. Darsey J. A., Griffin W. O., Joginipelli S., Melapu V. K. Architecture and biological applications of artificial neural networks: a tuberculosis perspective // *Methods Mol. Biol.* – 2015. – № 1260. – P. 269-283. DOI: 10.1007/978-1-4939-2239-0\_17.
10. de O. Souza Filho J. B., de Seixas J. M., Galliez R., de Bragança Pereira B., de Q. Mello F. C., Dos Santos A. M., Kritski A. L. A screening system for smear-negative pulmonary tuberculosis using artificial neural networks // *Int. J. Infect. Dis.* – 2016. – Vol. 49. – P. 33-39. DOI: 10.1016/j.ijid.2016.05.019.
11. El-Solh A. A., Hsiao C. B., Goodnough S., Serghani J., Grant B. J. Predicting active pulmonary tuberculosis using an artificial neural network // *Chest*. – 1999. – Vol. 116, № 4. – P. 968-973.
12. Elveren E., Yumuşak N. Tuberculosis disease diagnosis using artificial neural network trained with genetic algorithm // *J. Med. Syst.* – 2011. – Vol. 35, № 3. – P. 329-332. DOI: 10.1007/s10916-009-9369-3.
13. Er O., Temurtas F., Tanrikulu A. C. Tuberculosis disease diagnosis using artificial neural networks // *J. Med. Syst.* – 2010. – Vol. 34, № 3. – P. 299-302.
14. Gao X. W., Qian Y. Prediction of multidrug-resistant TB from CT pulmonary images based on deep learning techniques // *Mol. Pharm.* – 2018. DOI: 10.1021/acs.molpharmaceut.7b00875.
15. Hwang S., Kim H. E., Jeong J., Kim H. J. A novel approach for tuberculosis screening based on deep convolutional neural networks. *Proc. SPIE 9785 // Med. Imaging*. – 2016. – Computer-Aided Diagnosis, 97852W. DOI:10.1117/12.2216198.
16. Lakhani P., Sundaram B. Deep learning at chest radiography: automated classification of pulmonary tuberculosis by using convolutional neural networks // *Radiology*. – 2017. – Vol. 284, № 2. – P. 574-582. DOI: 10.1148/radiol.2017162326.
17. Lopes U. K., Valiati J. F. Pre-trained convolutional neural networks as feature extractors for tuberculosis detection // *Comput Biol Med.* – 2017. – Vol. 89. – P. 135-143. DOI: 10.1016/j.combiomed.2017.08.001.
18. Mohamed E. I., Mohamed M. A., Moustafa M. H., Abdel-Mageed S. M., Moro A. M., Baess A. I., El-Kholy S. M. Qualitative analysis of biological tuberculosis samples by an electronic nose-based artificial neural network // *Int. J. Tuberc. Lung Dis.* – 2017. – Vol. 21, № 7. – P. 810-817. DOI: 10.5588/ijtld.16.0677.
19. Morozov S., Ranschaert E. Why Europeans must care more about AI, machine learning (2017) – Available at: <https://www.auntminnieeurope.com/index.aspx?sec=def&pno=24> (accessed 7 May 2018)
20. Seixas J. M., Faria J., Souza Filho J. B., Vieira A. F., Kritski A., Trajman A. Artificial neural network models to support the diagnosis of pleural tuberculosis in adult patients // *Int. J. Tuberc. Lung Dis.* – 2013. – Vol. 17, № 5. – P. 682-686.
21. Shamshirband S., Hessam S., Javidnia H., Amiribesheli M., Vahdat S., Petković D., Gani A., Kiah M. L. M. Tuberculosis disease diagnosis using artificial immune recognition system // *Int. J. Med. Sci.* – 2014. – Vol. 11, № 5. – P. 508-514. DOI: 10.7150/ijms.8249.
22. Ting D. S. W., Yi P. H., Hui F. Clinical applicability of deep learning system in detecting tuberculosis with chest radiography // *Radiology*. – 2018. – Vol. 286, № 2. – P. 729-731. DOI: 10.1148/radiol.2017172407.
23. Viktor H. L., Cloete I., Beyers N. Extraction of rules for tuberculosis diagnosis using an artificial neural network // *Methods Inf. Med.* – 1997. – Vol. 36, № 2. – P. 160-162.
24. Vladzimirskyy A., Mozgovoy V., Bondarenko S. A telemedicine network for managing multidrug-resistant tuberculosis // *J. Telemed. Telecare*. – 2014. – Vol. 20, № 2. – P. 113-114. DOI:10.1177/1357633X13519054.
8. Dande P, Samant P. Acquaintance to Artificial Neural Networks and use of artificial intelligence as a diagnostic tool for tuberculosis: A review. *Tuberculosis (Edinb.)*, 2018, vol. 108, pp. 1-9. doi: 10.1016/j.tube.2017.09.006.
9. Darsey J.A., Griffin W.O., Joginipelli S., Melapu V.K. Architecture and biological applications of artificial neural networks: a tuberculosis perspective. *Methods Mol. Biol.*, 2015, no. 1260, pp. 269-283. doi: 10.1007/978-1-4939-2239-0\_17.
10. de O. Souza Filho J.B., de Seixas J.M., Galliez R., de Bragança Pereira B., de Q. Mello F.C., Dos Santos A.M., Kritski A.L. A screening system for smear-negative pulmonary tuberculosis using artificial neural networks. *Int. J. Infect. Dis.*, 2016, vol. 49, pp. 33-39. doi: 10.1016/j.ijid.2016.05.019.
11. El-Solh A.A., Hsiao C.B., Goodnough S., Serghani J., Grant B.J. Predicting active pulmonary tuberculosis using an artificial neural network. *Chest*, 1999, vol. 116, no. 4, pp. 968-973.
12. Elveren E., Yumuşak N. Tuberculosis disease diagnosis using artificial neural network trained with genetic algorithm. *J. Med. Syst.*, 2011, vol. 35, no. 3, pp. 329-332. doi: 10.1007/s10916-009-9369-3.
13. Er O., Temurtas F., Tanrikulu A.C. Tuberculosis disease diagnosis using artificial neural networks. *J. Med. Syst.*, 2010, vol. 34, no. 3, pp. 299-302.
14. Gao X.W., Qian Y. Prediction of Multidrug-Resistant TB from CT Pulmonary Images Based on Deep Learning Techniques. *Mol. Pharm.*, 2018, doi: 10.1021/acs.molpharmaceut.7b00875.
15. Hwang S., Kim H.E., Jeong J., Kim H.J. A novel approach for tuberculosis screening based on deep convolutional neural networks. *Proc. SPIE 9785. Med. Imaging*, 2016, Computer-Aided Diagnosis, 97852W. doi:10.1117/12.2216198.
16. Lakhani P., Sundaram B. Deep learning at chest radiography: automated classification of pulmonary tuberculosis by using convolutional neural networks. *Radiology*, 2017, vol. 284, no. 2, pp. 574-582. doi: 10.1148/radiol.2017162326.
17. Lopes U.K., Valiati J.F. Pre-trained convolutional neural networks as feature extractors for tuberculosis detection. *Comput Biol Med.*, 2017, vol. 89, pp. 135-143. doi: 10.1016/j.combiomed.2017.08.001.
18. Mohamed E.I., Mohamed M.A., Moustafa M.H., Abdel-Mageed S.M., Moro A.M., Baess A.I., El-Kholy S.M. Qualitative analysis of biological tuberculosis samples by an electronic nose-based artificial neural network. *Int. J. Tuberc. Lung Dis.*, 2017, vol. 21, no. 7, pp. 810-817. doi: 10.5588/ijtld.16.0677.
19. Morozov S., Ranschaert E. Why Europeans must care more about AI, machine learning (2017) – Available at: <https://www.auntminnieeurope.com/index.aspx?sec=def&pno=24> (accessed 7 May 2018)
20. Seixas J.M., Faria J., Souza Filho J.B., Vieira A.F., Kritski A., Trajman A. Artificial neural network models to support the diagnosis of pleural tuberculosis in adult patients. *Int. J. Tuberc. Lung Dis.*, 2013, vol. 17, no. 5, pp. 682-686.
21. Shamshirband S., Hessam S., Javidnia H., Amiribesheli M., Vahdat S., Petković D., Gani A., Kiah M.L.M. Tuberculosis Disease Diagnosis Using Artificial Immune Recognition System. *Int. J. Med. Sci.*, 2014, vol. 11, no. 5, pp. 508-514. doi: 10.7150/ijms.8249.
22. Ting D.S.W., Yi P.H., Hui F. Clinical Applicability of Deep Learning System in Detecting Tuberculosis with Chest Radiography. *Radiology*, 2018, vol. 286, no. 2, pp. 729-731. doi: 10.1148/radiol.2017172407.
23. Viktor H.L., Cloete I., Beyers N. Extraction of rules for tuberculosis diagnosis using an artificial neural network. *Methods Inf. Med.*, 1997, vol. 36, no. 2, pp. 160-162.
24. Vladzimirskyy A., Mozgovoy V., Bondarenko S. A telemedicine network for managing multidrug-resistant tuberculosis. *J. Telemed. Telecare*, 2014, vol. 20, no. 2, pp. 113-114. doi:10.1177/1357633X13519054.

ДЛЯ КОРРЕСПОНДЕНЦИИ:

ГБУЗ г. Москвы «Научно-практический центр  
медицинской радиологии Департамента здравоохранения  
Москвы»,  
109029, Москва, ул. Средняя Калитниковская, д. 28, стр. 1.  
Тел.: 8 (495) 678-54-95.

**Морозов Сергей Павлович**

директор.  
E-mail: morozov@npcmr.ru

**Владимирский Антон Вячеславович**

заместитель директора по научной работе.  
E-mail: a.vladimirsky@npcmr.ru

**Ледикова Наталья Владимировна**

заведующая учебно-консультативным отделением.  
Тел.: 8 (495) 276-04-36.  
E-mail: n.ledikova@npcmr.ru

**Соколова Ирина Александровна**

старший научный сотрудник.  
E-mail: isokolina@yandex.ru

**Кульберг Николай Сергеевич**

руководитель отдела разработки средств медицинской  
визуализации.  
E-mail: kulberg@npcmr.ru

**Гомболевский Виктор Александрович**

руководитель отдела развития качества радиологии.  
E-mail: gombolevskiy@npcmr.ru

FOR CORRESPONDENCE:

Scientific Practical Center of Medical Radiology, Moscow  
Health Department,  
28, Bd. 1, Srednaya Kalitnikovskaya St.,  
Moscow, 109029.  
Phone: +7 (495) 678-54-95.

**Sergey P. Morozov**

Director.  
Email: morozov@npcmr.ru

**Anton V. Vladimirskiy**

Deputy Director for Research.  
Email: a.vladimirsky@npcmr.ru

**Natalya V. Ledikova**

Head of Consulting and Training Department.  
Phone: +7 (495) 276-04-36.  
Email: n.ledikova@npcmr.ru

**Irina A. Sokolina**

Senior Researcher.  
Email: isokolina@yandex.ru

**Nikolay S. Kulberg**

Head of Department  
for Medical Visualization Development.  
Email: kulberg@npcmr.ru

**Viktor A. Gombolevskiy**

Head of Department for Radiology Quality Development.  
Email: gombolevskiy@npcmr.ru

Поступила 02.03.2018

Submitted as of 02.03.2018