

Османов Э. М.^{1,2}, Туктамышева Л. М.³, Маньяков Р. Р.², Пивоварова К. В.³, Гараева А. С.¹, Коркмазова Л. Х.¹, Дрепин В. В.⁴, Зубайраева Я. С.¹

РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ДЛЯ МАММОГРАФИЧЕСКОЙ ДИАГНОСТИКИ РАКА МОЛОЧНОЙ ЖЕЛЕЗЫ НА ОСНОВЕ СВЕРХТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

¹ФГАОУ ВО «Первый Московский государственный медицинский университет имени И. М. Сеченова» Минздрава России (Сеченовский Университет), 119991, г. Москва;

²ГБУЗ «Тамбовская областная детская клиническая больница», 392000, г. Тамбов;

³ФГБОУ ВО «Оренбургский государственный университет», 460000, г. Оренбург;

⁴ФГБОУ ВО «Елецкий государственный университет имени И. А. Бунина», 399770, г. Елец

Цель исследования состоит в обучении моделей CNN для автоматической идентификации точечных функций визуализации для различия изображений маммографии, принадлежащих к негативным, ложно доброкачественным и злокачественным случаям, направленным на улучшение интерпретации результатов маммографических исследований.

Предложен подход, основанный на автоматическом глубоком обучении (использовании сверточной нейронной сети — СНС, англ. convolutional neural network, CNN), позволяющий выявлять небольшие различия маммографических снимков для диагностирования истинно положительных и ложноположительных результатов. Информационная база обучения нейронной сети представлена цифровой базой (открытый ресурс для методов интеллектуального исследования анализа изображений маммографий) данных скрининга маммографии Массачусетской больницы общего профиля (MGH) и медицинского колледжа в Уинстон-Сейлеме (WFUSM) США.

Доля ложноположительных результатов по обученной модели в общем числе обследованных по разным возрастным группам составила от 22 до 32%, для сравнения: доля ложноположительных результатов на основе расшифровки маммографического изображения медицинским специалистом колебалась от 34 до 53%. Обученная модель на основе сверточной нейронной сети может быть использована для маммографических снимков любой базы. Предсказательная точность модели зависит в том числе от объема обучающей выборки, следовательно, формирование открытых баз результатов маммографических исследований с точно установленным диагнозом позволит в дальнейшем широко применять возможности глубокого обучения в медицинской практике.

Исследование имеет большой потенциал для включения глубокого изучения искусственного интеллекта в клиническую практику скрининга рака молочной железы и улучшения интерпретации маммографических снимков.

К л ю ч е в ы е с л о в а : маммография; рак молочной железы; искусственный интеллект.

Для цитирования: Османов Э. М., Туктамышева Л. М., Маньяков Р. Р., Пивоварова К. В., Гараева А. С., Коркмазова Л. Х., Дрепин В. В., Зубайраева Я. С. Разработка алгоритма интеллектуальной системы поддержки принятия решений для маммографической диагностики рака молочной железы на основе сверточной нейронной сети. Проблемы социальной гигиены, здравоохранения и истории медицины. 2025;33(5):1203—1209. DOI: <http://dx.doi.org/10.32687/0869-866X-2025-33-5-1203-1209>

Для корреспонденции: Османов Эседулл Маллаалиевич, д-р мед. наук, профессор, профессор кафедры общественного здоровья и здравоохранения имени Н. А. Семашко Института общественного здоровья имени Ф. Ф. Эрисмана ФГАОУ ВО «Первый МГМУ имени И. М. Сеченова» Минздрава России (Сеченовский Университет), e-mail: osmanov@bk.ru

Osmanov E. M.^{1,2}, Tuktamysheva L. M.³, Manyakov R. R.², Pivovarova K. V.³, Garaeva A. S.¹, Korkmazova L. H.¹, Drepin V. V.⁴, Zubayraeva Ya. S.¹

THE DEVELOPMENT OF ALGORITHM OF INTELLECTUAL SYSTEM OF SUPPORTING DECISION-MAKING IN MAMMOGRAPHIC DIAGNOSTICS OF BREAST CANCER BASED ON CONVOLUTIONAL NEURONIC NETWORK

¹The Federal State Autonomous Educational Institution of Higher Education “The I. M. Sechenov First Moscow State Medical University” of the Minzdrav of Russia (Sechenov University), 119991, Moscow, Russia;

²The State Budget Institution “The Tambov Oblast Children Clinical Hospital”, 392000, Tambov, Russia;

³The Federal State Budget Educational Institution of Higher Education “The Orenburg State University”, 460000, Orenburg, Russia;

⁴The Federal State Budget Educational Institution of Higher Education “The I. F. Bunin Elets State University”, 399770, Elets, Russia

The article considers issues of training models of convolutional neuron network (CNN) for automated identification of point functions of visualization to discern mammography pictures belonging to negative, false benign and malignant cases, targeting to improve interpretation of results of mammographic examination.

On the basis of automated deep training (application of CNN) the approach is proposed, that permits to detect small differences in mammographic pictures to diagnose true positive and false positive results. The information base for training CNN is represented by digital base (open resource for methods of intellectual studying of analysis of mammographic pictures) of data of mammography screening of the Massachusetts General Hospital and the Winston-Salem Medical College, the USA.

The share of false positive results according trained model in the total number of examined patients from different age groups made up from 22% to 32%. To compare, share of false positive results based on decoding of mammographic picture by medical specialist varied from 34% to 53%. The trained model based on the CNN can be used for mammographic pictures of any database. The predictive accuracy of model depends, among other things, on volume of training sample. Therefore, formation of open database of results of mammographic examinations with accurately established diagnosis will permit later on to broadly apply possibilities of deep training in medical practice.

The study has great potential to incorporate deep training of CNN into clinical practice of screening of breast cancer and to improve interpretation of mammographic pictures.

Key words: convolutional neuron network; mammography; breast cancer, artificial intelligence.

For citation: Osmanov E. M., Tuktamysheva L. M., Manyakov R. R., Pivovarova K. V., Garaeva A.S., Korkmazova L. H., Drepin V. V., Zubayraeva Ya. S. The development of algorithm of intellectual system of supporting decision-making in mammographic diagnostics of breast cancer based on convolutional neuron network. *Problemi socialnoi gigieny, zdravookhraneniya i istorii meditsini*. 2025;33(5):1203–1209 (In Russ.). DOI: <http://dx.doi.org/10.32687/0869-866X-2025-33-5-1203-1209>

For correspondence: Osmanov E. M., doctor of medical sciences, professor, professor of the N. A. Semashko Chair of Public Health and Health Care of the F. F. Erisman Institute of Public Health of the Federal State Autonomous Educational Institution of Higher Education “The I. M. Sechenov First Moscow State Medical University” of the Minzdrav of Russia (Sechenov University). e-mail: osmanov@bk.ru

Conflict of interests. The authors declare absence of conflict of interests.

Acknowledgment. The study had no sponsor support.

Received 24.03.2025

Accepted 12.06.2025

Введение

Маммографический метод исследования используется как стандартный способ скрининговой диагностики рака молочной железы. Было не раз доказано положительное влияние использования маммографии на снижение женской смертности [1–5]. С подозрением на рак молочной железы по результатам маммографии на дополнительные исследования с целью уточнения диагноза ежегодно направляются миллионы пациентов. Вместе с тем результаты этих исследований показывают, что более 70% случаев из них являются доброкачественными, приводящими к психологическому стрессу пациентов, росту медицинских расходов и нагрузки на врачей [6, 7]. Снижение процентного соотношения ложноположительных выводов по результатам маммографического исследования имеет большое клиническое значение.

Наиболее перспективным подходом в совершенствовании интерпретации результатов маммографических исследований является предоставление врачу-рентгенологу мощных автоматизированных инструментов поддержки принятия решений, основанных на математических методах обработки данных.

Одним из способов, которые могут позволить решить поставленную задачу, является создание классификаторов, позволяющих выявить «тонкие» различия маммограмм пациентов следующих вариантов: маммограммы, определяющиеся как блок без патологий, маммограммы пациентов, которые были отправлены на дополнительные исследования и у которых по результатам биопсии тканей молочной железы либо выявлены доброкачественные образования, либо установлен рак молочной железы.

Создание классификаторов на основе глубокого обучения в сочетании с большим набором данных имеет практическую значимость во многих приложениях искусственного интеллекта, в том числе в биомедицинской визуализации [8–11].

Основная архитектура глубокого обучения для обработки цифровых изображений — это сверточная нейронная сеть (СНС) [12, 13]. Наиболее яркая особенность СНС (англ. convolutional neural network, CNN) состоит в том, что она может автома-

тически учиться и иерархически организовывать функции из большого набора данных без ручного проектирования, во многих сценариях традиционной функции обработки изображений. Исследования, применяющие глубокое обучение изображений цифровой маммографии, были сосредоточены на обнаружении массы и микрокальцевизации и классификации между опухолью и нормальной тканью, сегментацией молочной ткани и классификацией анатомии груди. Существует и наиболее полный обзор таких исследований [14].

Цель исследования состоит в обучении моделей CNN для автоматической идентификации точечных функций визуализации с целью дифференциации изображений маммографии, принадлежащих к негативным, ложно доброкачественным и злокачественным случаям, направленных на улучшение интерпретации результатов маммографических исследований.

Материалы и методы

«Цифровая база данных для скрининговой маммографии» (Digital Database for Screening Mammography, DDSM) представляет собой открытый ресурс изображений маммографий [15, 16]. Основная цель базы задекларирована как облегчение исследований в разработке компьютерных алгоритмов для помощи на этапе скрининга. База данных содержит более 2600 исследований. Каждое исследование включает в себя изображения каждой груди наряду с некоторой связанной информацией о пациенте (возраст, этническая принадлежность, рейтинг рентгенологической плотности структуры молочной железы по классификации American College of Radiology, описание аномалий) и информации об изображении (сканер, пространственное разрешение, технические характеристики). Данная база широко используется исследовательским сообществом. Она перманентно поддерживается в университете Южной Флориды в целях сохранения его доступности в интернете.

Цифровая база данных для скрининга маммографии организована в «случаи» и «тома». «Случай» — это набор изображений и информации, соответствующий одной маммографии одного пациента. «Том» — это коллекция случаев, собранных вместе

Таблица 1

Процентное соотношение пациентов по расовой и этнонациональной принадлежности

Расовая и этнонациональная принадлежность	Массачусетская больница общего профиля (MGN), %	Медицинский колледж в Уинстон-Сейлеме (WFUSM), %
Asian	2,6	0,20
Black	4,12	20,40
Spanish Surname	6,55	1,80
American Indian	0,00	0,10
Other	0,75	0,10
Unknown	30,34	0,30
White	56,18	77,00

Примечание. Составлено авторами на основе «Цифровой базы данных для скрининговой маммографии» (Digital Database for Screening Mammography, DDSM). Режим доступа: <http://www.eng.usf.edu/cvprg/Mammography/Database.html>

в целях простоты распределения. Каждый том — это набор случаев соответствующего типа. Всего имеется 2620 случаев, доступных в 43 томах. Каждая страница тома содержит дополнительную информацию о таких случаях, как присутствие кардиостимулятора, импланты, маркеры кожи и другие редкие особенности.

В среднем выборка состоит из регулярных скринингов пациентов с лагом в 4 года. Позитивное скрининговое исследование — это исследование, не требующее дополнительных тестов и детального анализа. Негативное скрининговое исследование — это исследование, в котором имеется раковое заболевание молочных желез. Доброкачественные случаи — это результаты, по которым необходимо проводить дополнительные исследования (клинико-лабораторные и инструментальные), но в результате образование признано доброкачественным.

База состоит из двух частей, большую часть составляют результаты из программы маммографии Массачусетской больницы общего профиля (MGN), вторая часть — медицинский колледж в Уинстон-Сейлеме (WFUSM). Общий статистический разрыв пациентов в процентах по расе и этнонациональной принадлежности клиник MGN и WFUSM представлен в табл. 1.

Информация по расовой и этнонациональной принадлежности пациентов представляет интерес для исследования распространенности рака молочной железы в соответствующих популяциях и может быть учтена при обучении модели [17—19].

На рис. 1 представлено распределение пациентов по возрасту на основании базы снимков, используемых для обучения.

По рис. 1 можно сделать вывод, что в возрастной категории 40 лет отмечается наибольшая доля ложноположительных диагнозов по результатам маммографического исследования, при этом встречаемость рака молочной железы увеличивается с возрастом пациента [20].

Интеллектуальный подход к анализу изображений по результатам маммографий

включает следующие шаги: подготовка базы изображений, геометрическая предобработка к допустимому виду машинного обучения, обучение модели, тестирование модели, апробация полученного результата.

Поскольку снимки маммографии зачастую отличаются, например масштабом, углом поворота, яркостью и прочими параметрами, то для формирования выборки на вход обучения нейронной сети следует привести их к одному масштабу и ориентированности посредством методов геометрических преобразований в соответствии с алгоритмом: нахождение опорных точек на снимках, т. е. выделяющихся повторяющихся областей на всех снимках в выборке, сопоставление исходных точек на изображениях с единой централизацией, масштабирование и поворот. На этом этапе исходное изображение преобразуется: увеличивается или уменьшается масштаб, корректируется угол поворота изображения для приведения его к эталонному виду, происходит фильтрация ложных сопоставлений изображений, которая необходимо для того, чтобы маммографические снимки левой и правой груди не воспринимались как ложные, а были приведены к одному масштабу и ориентированности.

После геометрических преобразований исходной выборки данных происходит непосредственно процесс обучения различных конфигураций нейронной сети в соответствии с алгоритмом: выборка случайным образом разделяется на обучающую и тестовую (80/20). Происходит обучение, в котором ошибка обучения формируется на основании эффективности детекторов границ изменяемой области, чувствительности, специфичности, меры локализации.

Веса составляющих распределяются как 0,55/0,15/0,05/0,25, таким образом делается акцент на эффективности детекторов границ изменяемой области:

Оценивается качество подхода к формированию архитектуры сверточной нейронной сети как минимизация ошибки обучения.

Определяется качество каждой конфигурации с помощью тестов и ROC-кривой.

На рис. 2 представлены результаты маммографического исследования с выделенной областью, диагностированной специалистом как новообразование.

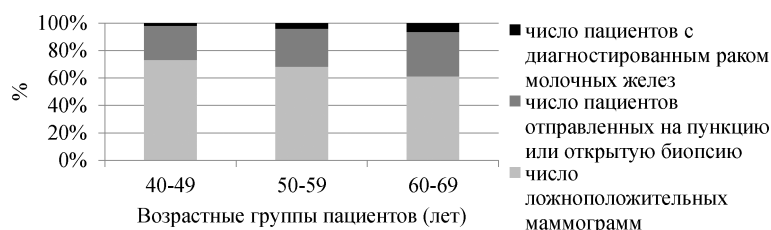


Рис. 1. Возрастные особенности встречаемости рака молочной железы в выборке (ось абсцисс — возрастные группы пациентов, ось ординат — доля пациентов в %). Составлено авторами на основе «Цифровой базы данных для скрининговой маммографии» (Digital Database for Screening Mammography, DDSM). Режим доступа: <http://www.eng.usf.edu/cvprg/Mammography/Database.html>



Рис. 2. Пример размеченных данных маммографического снимка из цифровой базы. Составлено авторами на основе «Цифровой базы данных для скрининговой маммографии» (Digital Database for Screening Mammography, DDSM). Режим доступа: <http://www.eng.usf.edu/cvprg/Mammography/Database.html>

На вход нейронной сети подавали размеченные снимки (как на рис. 2), с пометкой о наличии подозрительных образований и областями поражения, которые в процессе обучения воспринимаются как особенность для сверточной нейронной сети.

Предложенный алгоритм реализован на языке программирования Python 3.8.0 с использованием библиотек машинного обучения открытого доступа.

Результаты исследования

В ходе исследования рассмотрены шесть сценариев для обучения сверточной нейронной сети, которые по сути являются возможными вариантами между ложными и истинными, доброкачественными и злокачественными изображениями, описанными в цифровой базе [15, 16]:

сопоставляются случаи положительного злокачественного результата со случаями положительного доброкачественного результата и отрицательного результата;

— сопоставляются случаи положительного злокачественного результата со случаями отрицательного результата;

— сопоставляются случаи положительного злокачественного результата со случаями положительного доброкачественного результата;

- сопоставляются случаи отрицательного результата со случаями положительного доброкачественного результата;
- сопоставляются случаи положительного доброкачественного результата со случаями положительного злокачественного результата и отрицательного результата;
- сопоставляются случаи положительного злокачественного результата со случаями отрицательного результата и сопоставляются со случаями положительного доброкачественного результата.

Обучение происходило на трех моделях, построенных с помощью сверточных нейронных сетей: arch-conv1, arch-conv3 и arch-conv5 (рис. 3).

Для модели arch-conv1 характерны появления ложноотрицательных результатов, т. е. злокачественные образования переопределяются на доброкачественные, следовательно, в дальнейшем принято решение об отказе от такой архитектуры.

Для оценки статистической устойчивости предложенного метода была проведена серия обучения моделей arch-conv3 и arch-conv5 на различных подмножествах исходной базы данных. На рис. 4 представлена ROC-кривая наилучшего результата для модели arch-conv5.

Также для моделей arch-conv3 и arch-conv5, обученных на различных статистических выборках из множества исходных данных, было получено несколько ROC-кривых с предсказательной точностью от 80 до 91%. По модели arch-conv3 чувствительность составила 0,76, специфичность — 0,81, значение площади под ROC-кривой (AUC) — 0,86. Для модели arch-conv5 эти показатели составили соответствен-

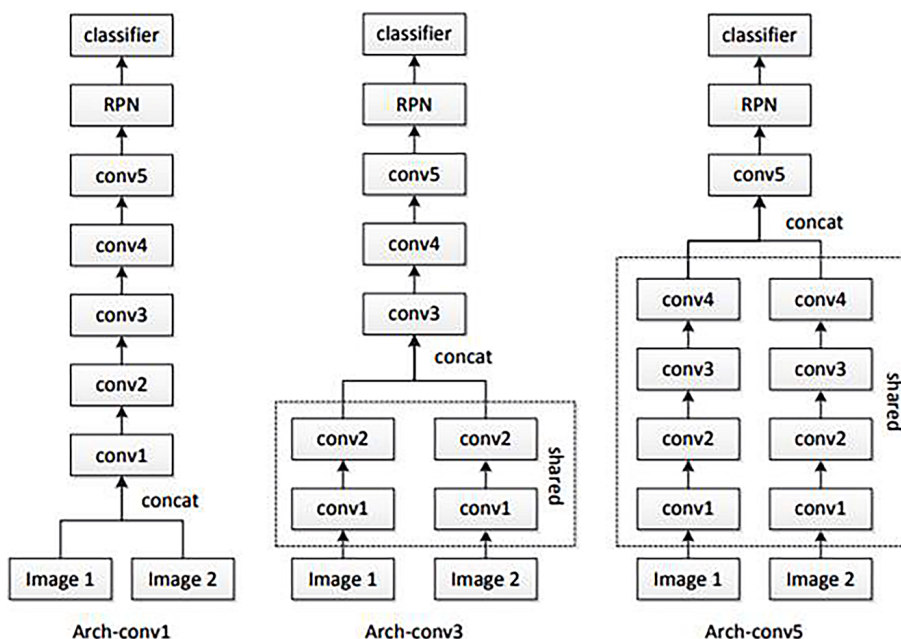


Рис. 3. Типы разработанных моделей, построенных с помощью сверточных нейронных сетей.

conv*i* — *i*-й сверточный слой сети (*i*=1,...,5); RPN — отдельный модуль; Image1,2 — сравниваемые изображения; concat — операция конкатенации (склеивания); Shared — прогон по сверточным слоям изображений; classifier — классификатор.

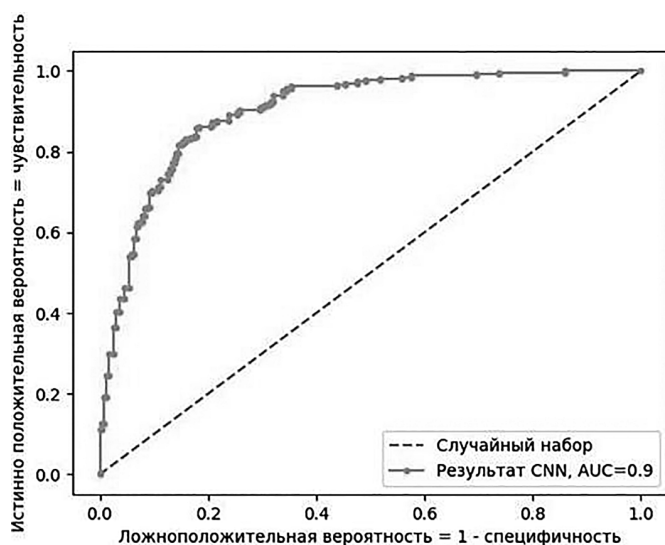


Рис. 4. ROC-кривая оценки качества распознавания разработанной модели.

CNN — сверточная нейронная сеть, AUC — площадь под ROC-кривой.

Таблица 2

Доля пациентов с ложноположительными результатами с использованием классификатора на основе сверточной нейронной сети и без такового

Возрастная группа, лет	Доля ложноположительных результатов в общем числе обследованных без использования классификатора (на основе расшифровки маммографического изображения медицинским специалистом), %	Доля ложноположительных результатов в общем числе обследованных с использованием классификатора на основе сверточной нейронной сети, %	Разница, %
40—49	33,9	22,7	33,0
50—59	40,4	29,5	27,0
60—69	52,8	32,1	39,2

но 0,83; 0,75 и 0,9 (на рис. 4 представлен результат обучения модели arch-conv5), что говорит о достаточно хорошем качестве построенной модели.

Изменение состава обучающей выборки несущественно влияет на качество получаемой модели, что свидетельствует о достаточной гибкости выбранных архитектур относительно входной информации. Также было проведено сравнение количества ложноположительных результатов при использовании разработанного классификатора и без его использования, на основе расшифровки маммографических изображений врачом-рентгенологом (табл. 2).

Таким образом, использование на этапе диагностики классификатора на основе сверточных нейронных сетей позволит снизить долю ложноположительных результатов маммографических исследований с 27 до 39,2% случаев, что существенно уменьшит количество пациентов, подвергающихся дополнительному обследованию.

Обсуждение

В работе предложены результаты использования глубоких сверточных нейронных сетей для повышения эффективности диагностики рака груди по маммографическим снимкам с целью снижения частоты

ложноположительных диагнозов. В качестве базы используются данные маммографий 2620 пациентов из открытого источника. Рассматриваются шесть сценариев обучения: было выявлено, что архитектуры с тремя и пятью этапами сверки в обучение способствуют снижению уровня переобучения модели, таким образом, не допуская примеров определения раковых областей как нормальных тканей. В результате проведения обучения установлено, что наилучшими в смысле процента установления правильных диагнозов является модель arch-conv5. Для обучения модели необходимы крупномасштабные наборы маммографических данных, что обуславливает необходимость сбора и консолидации таких данных в открытом доступе. Это позволит развивать современные методы компьютерного зрения, позволяющие оказывать существенную поддержку в принятии решения о достоверности диагноза, ускорять принятие такого решения, а также позволит снизить нагрузку на медицинский персонал и число стрессовых ситуаций для пациентов.

Заключение

Практика показывает, что число исследований, связанных с применением методов искусственного интеллекта в диагностике и лечении рака, продолжает расти [14]. Как отмечается в исследованиях, особенные успехи в распознавании и интерпретации результатов маммографических исследований просматриваются при применении технологий нейронных сетей.

В настоящем исследовании представлен подход, основанный на автоматическом глубоком обучении методами CNN для установления различий маммографических снимков в диагностике рака молочной железы, не видимых на первый взгляд медицинскому специалисту, с целью выявления истинно положительных и ложноположительных результатов. Разработанные модели CNN продемонстрировали хороший результат классификации в ложном негативном анализе.

Предотвращение ложноположительных результатов исследований и следствие этого — снижение уровня стресса среди пациентов и позитивный отзыв о результате прохождения маммографического исследования — является одним из способов расширения практики регулярного прохождения профилактического маммографического исследования, что позволит диагностировать злокачественные изменения на ранних этапах и существенно снизить смертность.

Дальнейшее исследование, основанное на предложенном подходе, планируется проводить на большей выборке именно ложных случаев, что представляет клиническое значение. Исследование имеет большой потенциал для включения глубокого изучения искусственного интеллекта в клиническую практику скрининга рака молочной железы и улучшения интерпретации маммографических снимков.

Исследование не имело спонсорской поддержки
Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

ЛИТЕРАТУРА

1. Аминодова И. П., Васильев М. Д., Перминова Е. В. Комплексный подход к обследованию пациенток при диагностике доброкачественных заболеваний и рака молочной железы. *Проблемы социальной гигиены, здравоохранения и истории медицины*. 2020;(6):1349—54. doi: 10.32687/0869-866X-2020-28-6-1349-1354
2. Морозов С. П., Ветшева Н. Н., Овсянников А. Г. Московский скрининг: организация маммографического скрининга как способ повысить выявляемость рака молочной железы на ранних стадиях. *Проблемы социальной гигиены, здравоохранения и истории медицины*. 2019;27:623—9. doi: 10.32687/0869-866X-2019-27-si1-623-629
3. Tabar L., Fagerberg G., Chen H. H. Efficacy of breast cancer screening by age: New results from the Swedish Two-County Trial. *Cancer*. 1995;75(10):2507—17. doi: 10.1002/1097-0142(19950515)75:10<2507::aid-cnrcr2820751017>3.0.co;2-h
4. Siu A. L.; U. S. Preventive Services Task Force. Screening for Breast Cancer: U. S. Preventive Services Task Force Recommendation Statement [published correction appears in *Ann Intern Med*. 2016 Mar 15;164(6):448]. *Ann. Intern. Med.* 2016;164(4):279—96. doi: 10.7326/M15-2886
5. Coldman A., Phillips N., Wilson C. Pan-Canadian study of mammography screening and mortality from breast cancer [published correction appears in *J Natl Cancer Inst.* 2015 Jan;107(1):dju404 doi:10.1093/jnci/dju404]. *J. Natl. Cancer Inst.* 2014;106(11):dju261. doi: 10.1093/jnci/dju261
6. Lehman D., Arao R. F., Sprague B. L. National Performance Benchmarks for Modern Screening Digital Mammography: Update from the Breast Cancer Surveillance Consortium Constance. *Radiology*. 2017;283(1):49—58. doi: 10.1148/radiol.2016161174
7. Silverstein M. J., Lagios M. D., Recht A. Image-detected breast cancer: state of the art diagnosis and treatment. *J. Am. Coll. Surg.* 2005;201(4):586—97. doi: 10.1016/j.jamcollsurg.2005.05.032
8. Wu N., Geras K. J., Shen Y., Su J., Kim S. G., Kim E., Wolfson S., Moy L., Cho K. Breast Density Classification with Deep Convolutional Neural Networks. In: 2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE Press; 2018. P. 6682—6. doi: 10.1109/ICASSP.2018.8462671
9. Ручай А. Н., Кобер В. И., Дорофеев К. А. Классификация патологий молочной железы с использованием глубокой сверточной нейронной сети и трансферного обучения. *Информационные процессы*. 2020;(4):357—65.
10. Wang X., Liang G., Zhang Y., Blanton H., Bessinger Z., Jacobs N. Inconsistent Performance of Deep Learning Models on Mammogram Classification. *J. Am. Coll. Radiol.* 2020;17(6):796—803. doi: 10.1016/j.jacr.2020.01.006
11. Tsochatzidis L., Costaridou L., Pratikakis I. Deep Learning for Breast Cancer Diagnosis from Mammograms — A Comparative Study. *J. Imaging*. 2019;5(3):37. doi: 10.3390/jimaging5030037
12. Kim J., Sangjun O., Kim Y., Lee M. Convolutional Neural Network with Biologically Inspired Retinal Structure. *Procedia Computer Science*. 2016;88:145—54. doi: 10.1016/j.procs.2016.07.418
13. Matsugu M., Mori K., Mitari Y., Kaneda Y. Subject independent facial expression recognition with robust face detection using a convolutional neural network. *Neural Netw.* 2003;16(5-6):555—9. doi: 10.1016/S0893-6080(03)00115-1
14. Abdelhafiz D., Yang C., Ammar R., Nabavi S. Deep convolutional neural networks for mammography: Advances, challenges and applications. *BMC Bioinformatics*. 2019;20:281. doi: 10.1186/s12859-019-2823-4
15. Heath M., Bowyer K., Kopans D., Moore R., Kegelmeyer P. Jr. The digital database for screening mammography. Режим доступа: http://www.eng.usf.edu/cvprg/Mammography/software/HeathEtAliWDM_2000.pdf (дата обращения 12.02.2021).
16. Heath M., Bowyer K., Kopans D., Moore R., Kegelmeyer P. Jr., Moore R., Chang K., Munishkumaran S. Digital database for screening mammography: 1998. Режим доступа: http://www.eng.usf.edu/cvprg/Mammography/software/HeathEtAliWDM_1998.pdf (дата обращения 12.02.2021).
17. Бермишева М. А., Богданова Н. В., Гилязова И. Р. Этнические особенности формирования генетической предрасположенности к развитию рака молочной железы. *Генетика*. 2018;(2):233—42 doi: 10.7868/S0016675818020042
18. Inuzuka M., Watanabe T., Yotsumoto J. Analysis of clinical characteristics in breast cancer patients with the Japanese founder mutation of BRCA1 L63X. *J. Clin. Oncol.* 2015;33(28_suppl):22. doi: 10.1200/jco.2015.33.28_suppl.22
19. Loizidou M. A., Hadjisavvas A., Pirpa P. BRCA1 and BRCA2 mutation testing in Cyprus; a population based study. *Clin. Genet.* 2017;91(4):611—5. doi: 10.1111/cge.12886
20. Абдураимов А. Б., Михайлова З. Ф., Лесько К. А. Выбор стратегии скрининга рака молочной железы у женщин старших возрастных групп. *Клиническая геронтология*. 2018;1—2(24):8—15. doi: 10.26347/1607-2499201801-02008-015

Поступила 24.03.2025

Принята в печать 12.06.2025

REFERENCES

1. Aminodova I. P., Vasil'ev M. D., Perminova E. V., et al. An integrated approach to the examination of patients in the diagnosis of benign diseases and breast cancer. *Problems of social hygiene, healthcare and history of medicine*. 2020;(6):1349—54. doi: 10.32687/0869-866X-2020-28-6-1349-1354 (in Russian).
2. Morozov S. P., Vetsheva N. N., Ovsjannikov A. G., et al. Moscow Screening: Organization of Mammographic Screening as a Way to Increase the Detection of Breast Cancer in the Early Stages. *Problems of social hygiene, healthcare and history of medicine*. 2019;27:623—9. doi: 10.32687/0869-866X-2019-27-si1-623-629 (in Russian).
3. Tabar L., Fagerberg G., Chen H. H. Efficacy of breast cancer screening by age: New results from the Swedish Two-County Trial. *Cancer*. 1995;75(10):2507—17. doi: 10.1002/1097-0142(19950515)75:10<2507::aid-cnrcr2820751017>3.0.co;2-h
4. Siu A. L.; U. S. Preventive Services Task Force. Screening for Breast Cancer: U. S. Preventive Services Task Force Recommendation Statement [published correction appears in *Ann Intern Med*. 2016 Mar 15;164(6):448]. *Ann. Intern. Med.* 2016;164(4):279—96. doi: 10.7326/M15-2886
5. Coldman A., Phillips N., Wilson C. Pan-Canadian study of mammography screening and mortality from breast cancer [published correction appears in *J Natl Cancer Inst.* 2015 Jan;107(1):dju404 doi:10.1093/jnci/dju404]. *J. Natl. Cancer Inst.* 2014;106(11):dju261. doi: 10.1093/jnci/dju261
6. Lehman D., Arao R. F., Sprague B. L. National Performance Benchmarks for Modern Screening Digital Mammography: Update from the Breast Cancer Surveillance Consortium Constance. *Radiology*. 2017;283(1):49—58. doi: 10.1148/radiol.2016161174
7. Silverstein M. J., Lagios M. D., Recht A. Image-detected breast cancer: state of the art diagnosis and treatment. *J. Am. Coll. Surg.* 2005;201(4):586—97. doi: 10.1016/j.jamcollsurg.2005.05.032
8. Wu N., Geras K. J., Shen Y., Su J., Kim S. G., Kim E., Wolfson S., Moy L., Cho K. Breast Density Classification with Deep Convolutional Neural Networks. In: 2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE Press; 2018. P. 6682—6. doi: 10.1109/ICASSP.2018.8462671

Здоровье и общество

9. Ruchaj A. N., Kober V. I., Dorofeev K. A. Classification of breast pathologies using a deep convolutional neural network and transfer learning. *Information processes*. 2020;(4):357–65 (in Russian).
10. Wang X., Liang G., Zhang Y., Blanton H., Bessinger Z., Jacobs N. Inconsistent Performance of Deep Learning Models on Mammogram Classification. *J. Am. Coll. Radiol.* 2020;17(6):796–803. doi: 10.1016/j.jacr.2020.01.006
11. Tsochatzidis L., Costaridou L., Pratikakis I. Deep Learning for Breast Cancer Diagnosis from Mammograms — A Comparative Study. *J. Imaging*. 2019;5(3):37. doi: 10.3390/jimaging5030037
12. Kim J., Sangjun O., Kim Y., Lee M. Convolutional Neural Network with Biologically Inspired Retinal Structure. *Procedia Computer Science*. 2016;88:145–54. doi: 10.1016/j.procs.2016.07.418
13. Matsugu M., Mori K., Mitari Y., Kaneda Y. Subject independent facial expression recognition with robust face detection using a convolutional neural network. *Neural Netw.* 2003;16(5-6):555–9. doi: 10.1016/S0893-6080(03)00115-1
14. Abdelhafiz D., Yang C., Ammar R., Nabavi S. Deep convolutional neural networks for mammography: Advances, challenges and applications. *BMC Bioinformatics*. 2019;20:281. doi: 10.1186/s12859-019-2823-4
15. Heath M., Bowyer K., Kopans D., Moore R., Kegelmeyer P. Jr. The digital database for screening mammography. Available at: http://www.eng.usf.edu/cvprg/Mammography/software/HeathEtAlIWD-M_2000.pdf (accessed 12.02.2021).
16. Heath M., Bowyer K., Kopans D., Moore R., Kegelmeyer P. Jr., Moore R., Chang K., Munishkumaran S. Digital database for screening mammography: 1998. Available at: http://www.eng.usf.edu/cvprg/Mammography/software/HeathEtAlIWD-M_1998.pdf (accessed 12.02.2021).
17. Bermisheva M. A., Bogdanova N. V., Giljazova I. R. Ethnic features of the formation of a genetic predisposition to the development of breast cancer. *Genetics*. 2018;(2):233–42 doi: 10.7868/S0016675818020042 (in Russian).
18. Inuzuka M., Watanabe T., Yotsumoto J. Analysis of clinical characteristics in breast cancer patients with the Japanese founder mutation of BRCA1 L63X. *J. Clin. Oncol.* 2015;33(28_suppl):22. doi: 10.1200/jco.2015.33.28_suppl.22
19. Loizidou M. A., Hadjisavvas A., Pirpa P. BRCA1 and BRCA2 mutation testing in Cyprus; a population based study. *Clin. Genet.* 2017;91(4):611–5. doi: 10.1111/cge.12886
20. Abduraimov A. B., Mihajlova Z. F., Les'ko K. A., et al. The choice of a screening strategy for breast cancer in women of older age groups. *Clinical gerontology*. 2018;1-2(24):8–15. doi: 10.26347/1607-2499201801-02008-015 (in Russian).