

Современные технологии визуализации и интраоперационной навигации
в гепатопанкреатобилиарной хирургии
Modern technologies of visualization and intraoperative navigation
in hepatopancreatobiliary surgery

ISSN 1995-5464 (Print); ISSN 2408-9524 (Online)

<https://doi.org/10.16931/1995-5464.2025-2-23-32>

Разработка системы помощи принятия врачебных решений в диагностике объемных новообразований печени на основе методов искусственного интеллекта

Шабунин А.В.^{1,2}, Васильев Ю.А.³, Тавобилов М.М.^{1,2}, Омелянская О.В.³, Аладин М.Н.^{1,2*},
Ланцынова А.В.^{1,2}, Савкина Е.Ф.³, Румянцев Д.А.³, Пестренин Л.Д.³, Арзамасов К.М.³

¹ ГБУЗ “Московский многопрофильный научно-клинический центр им. С.П. Боткина” ДЗ города Москвы; 125284, г. Москва, 2-й Боткинский проезд, д. 5, Российская Федерация

² ФГБОУ ДПО “Российская медицинская академия непрерывного профессионального образования” Минздрава России; 125993, г. Москва, ул. Баррикадная, д. 2/1, стр. 1, Российская Федерация

³ ГБУЗ “Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий” ДЗ города Москвы; 127051, г. Москва, ул. Петровка, д. 24/1, Российская Федерация

Цель. Разработка сервиса на основе искусственного интеллекта для диагностики очаговых поражений печени, предназначенного для поддержки врачебных решений в хирургической гепатологии.

Материал и методы. Создан технологический сервис на основе искусственного интеллекта для автоматической сегментации и классификации КТ-изображений с контрастированием четырех типов новообразований печени: фокальной нодулярной гиперплазии, карциномы, гемангиомы, простой кисты. Обучение и тестирование проводили на наборах данных, включающих 725 процедур КТ, с применением архитектуры nnU-Net. Диагностическую эффективность оценивали расчетом AUC ROC, чувствительности, специфичности и точности.

Результаты. Сервис достиг высоких показателей. AUC ROC составила 0,847–0,928 с максимальной чувствительностью 0,940 для карциномы и специфичностью 0,900 для фокальной нодулярной гиперплазии. Точность варьировала от 0,883 до 0,922, демонстрируя способность алгоритма надежно дифференцировать как злокачественные, так и доброкачественные поражения.

Заключение. Сервис на основе машинного обучения показал высокую диагностическую эффективность и перспективу для интеграции в клиническую практику, обеспечивая улучшение выявления и классификации новообразований печени.

Ключевые слова: печень; диагностика новообразований; искусственный интеллект; глубокое машинное обучение; хирургическое планирование

Ссылка для цитирования: Шабунин А.В., Васильев Ю.А., Тавобилов М.М., Омелянская О.В., Аладин М.Н., Ланцынова А.В., Савкина Е.Ф., Румянцев Д.А., Пестренин Л.Д., Арзамасов К.М. Разработка системы помощи принятия врачебных решений в диагностике объемных новообразований печени на основе методов искусственного интеллекта. *Анналы хирургической гепатологии*. 2025; 30 (2): 23–32. <https://doi.org/10.16931/1995-5464.2025-2-23-32>

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Development of a clinical decision support system for the diagnosis of space-occupying liver lesions using artificial intelligence methods

Shabunin A.V.^{1,2}, Vasilyev Y.A.³, Tavobilov M.M.^{1,2}, Omelyanskaya O.V.³, Aladin M.N.^{1,2*},
Lantsynova A.V.^{1,2}, Savkina E.F.³, Rumyantsev D.A.³, Pestrenin L.D.³, Arzamasov K.M.³

¹ Botkin Hospital; 5, 2nd Botkinsky proezd, Moscow, 125284, Russian Federation

² Russian Medical Academy of Continuous Professional Education of the Ministry of Healthcare of the Russian Federation; 2/1 bld. 1, Barrikadnaya str., Moscow, 125993, Russian Federation

³ Research and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies of the Moscow Health Care Department; 24/1, Petrovka str., Moscow, 127051, Russian Federation

Aim. To develop an artificial intelligence-based system for the diagnosis of focal liver lesions aimed at supporting clinical decision-making in surgical hepatology.

Materials and methods. An artificial intelligence-based technological service was developed for the automatic segmentation and classification of contrast-enhanced computed tomography (CT) images of four types of liver lesions: focal nodular hyperplasia, carcinoma, hemangioma, and simple cyst. The service was trained and tested on datasets comprising 725 CT images using the nnU-Net architecture. Diagnostic performance was evaluated by calculating the AUC-ROC, sensitivity, specificity, and accuracy.

Results. The service achieved high performance metrics. The AUC-ROC ranged from 0.847 to 0.928, with a maximum sensitivity of 0.940 for carcinoma and a specificity of 0.900 for focal nodular hyperplasia. Accuracy ranged from 0.883 to 0.922, which demonstrates the algorithm's ability to clearly differentiate between malignant and benign lesions.

Conclusion. The machine learning-based service demonstrated high diagnostic performance and shows promise for integration into clinical practice, offering improved detection and classification of liver lesions.

Keywords: liver; lesion diagnosis; artificial intelligence; deep learning; surgical planning

For citation: Shabunin A.V., Vasilyev Y.A., Tavobilov M.M., Omelyanskaya O.V., Aladin M.N., Lantsynova A.V., Savkina E.F., Rumyantsev D.A., Pestrenin L.D., Arzamasov K.M. Development of a clinical decision support system for the diagnosis of space-occupying liver lesions using artificial intelligence methods. *Annaly khirurgicheskoy gepatologii = Annals of HPB surgery*. 2025; 30 (2): 23–32. <https://doi.org/10.16931/1995-5464.2025-2-23-32> (In Russian)

The authors declare no conflict of interest.

● Введение

Заболевания печени остаются актуальной проблемой здравоохранения. По данным GLOBOCAN 2020, первичный рак печени занимает 6-е место среди онкологических заболеваний и 3-е место по смертности, а пятилетняя выживаемость пациентов составляет <20% [1]. Метастатическое поражение печени выявляют у 30–50% пациентов с колоректальным раком и другими злокачественными опухолями брюшной полости [2–5]. Не меньшие диагностические сложности создают доброкачественные новообразования – гемангиомы, кисты, фокальная нодулярная гиперплазия (ФНГ). Такие традиционные методы диагностики, как УЗИ, КТ, МРТ, обладают высокой разрешающей способностью, но имеют ограничения. Двухмерный формат изображений затрудняет оценку синтопии, субъективность интерпретации может приводить к диагностическим разногласиям, а необходимость биопсии для верификации диагноза усложняет процесс. В связи с этим все большее внимание уделяют возможностям искусственного интеллекта (ИИ) в диагностике и лечении заболеваний печени [6]. Современные алгоритмы анализируют медицинские изображения, выявляют скрытые паттерны и увеличивают точность диагностики [7]. ИИ-системы уже применяют для получения “второго мнения” при анализе КТ и МРТ, помогая обнаруживать едва заметные патологические изменения, классифицировать их и прогнозировать их развитие. Дополнительно интеграция ИИ с 3D-моделированием позволяет создавать персонализированные анатомические модели, что способствует улучшению планирования хирургических вмешательств. Применение ИИ и 3D-навигации при резекциях печени позволяет сократить продолжительность операций на 25–30% и уменьшить частоту вмешательств R1 на 40% [8–10].

История развития искусственного интеллекта в медицине. Идея использования компьютеров для анализа медицинских изображений появилась еще в 60-х годах XX века, но была ограничена слабой вычислительной мощностью. В 80-х годах Курт Россман (Чикагский университет) заложил основы систем Computer-Aided Diagnosis (CAD), действующих как “второе мнение” для радиологов. Одним из первых успехов стало автоматическое обнаружение микрокальцификатов на маммограммах, что улучшило выявление рака молочной железы, а в 1998 г. для этой цели FDA (Food and Drug Association) было одобрено первое коммерческое CAD-приложение [11–14].

Прорыв произошел в 10-х годах с развитием глубокого машинного обучения. Сверточные нейросети стали автоматически извлекать сложные признаки изображений. В 2012 г. нейросеть AlexNet впервые продемонстрировала выдающуюся точность в распознавании объектов на компьютерных томограммах. Это привело к созданию более универсальных CAD-систем и развитию количественного анализа медицинских изображений [15–17]. Для этого в 2012 г. был предложен термин “радиомика”, и эта идея быстро получила развитие [18]. В обзоре 2016 г. было образно отмечено, что “изображения – это больше, чем картинка; это данные”, и в этом суть радиомики: каждый пиксель несет информацию, которую можно математически проанализировать [19, 20]. С 10-х годов нейросети стали внедрять в клиническую практику, а в 20-х годах начали появляться обзоры литературы, в которых авторы обобщали успешный опыт их применения в диагностике опухолей печени [21]. Сегодня фокус смещается на интеграцию ИИ в клинические процессы, что открывает новые перспективы для персонализированной медицины [22, 23].

● Материал и методы

Для разработки сервиса ИИ были объединены научно-практические потенциалы двух медицинских учреждений – Московского многопрофильного научно-клинического центра имени С.П. Боткина (ММНКЦ) и Научно-практического клинического центра диагностики и телемедицины (НПКЦ ДиТ). Основанием для этого послужил многолетний опыт ММНКЦ в лечении пациентов с объемными образованиями печени, а также диагностические возможности НПКЦ ДиТ в анализе медицинских данных и внедрении ИИ-технологий. С 2007 по 2024 г. в ММНКЦ на лечении находились 5013 пациентов с объемными новообразованиями печени (рис. 1). Наибольшую долю составили больные с метастазами колоректального рака. Ряду больных с доброкачественными образованиями печени также потребовалось хирургическое вмешательство.

НПКЦ ДиТ – крупнейший в России центр по диагностике, анализу медицинских данных и внедрению сервисов ИИ в медицине. В НПКЦ ДиТ обработано более 14,7 млн радиологических исследований. К системе подключены 153 медицинские организации и 1507 диагностических устройств; более 1800 врачей используют результаты работы ИИ в клинической практике. ИИ активно применяют для анализа маммограмм (87,6%), флюорограмм (83,9%), компьютерных томограмм (64,9%), рентгенограмм (59,9%) и магнитно-резонансных томограмм (25,7%). Алгоритмы охватывают 38 заболеваний, а также используются в 40 экспериментальных направлениях, нацеленных на совершенствование технологий.

Объединив опыт ММНКЦ с технологическими возможностями НПКЦ ДиТ, было сформировано стратегическое направление – разработка сервиса поддержки врачебных решений на базе ИИ для выбора оптимальной тактики хирургического лечения объемных новообразований печени с учетом данных медицинской визуализации. Алгоритм схематично представлен на рис. 2. Ключевым этапом разработки системы поддержки врачебных решений стало создание специализированного ИИ-сервиса, основанного на глубоком обучении.

Для выбора необходимой архитектуры нейронной сети для поставленных задач был проведен литературный обзор современных подходов к сегментации печени и очаговых новообразований на компьютерных томограммах. В настоящее время архитектуры семейства U-Net (2D, 2.5D, 3D) широко применяют для сегментации медицинских изображений. Классическая 2D U-Net [24] проста и быстра, но ограничена отсутствием объемного контекста. Архитектура 2.5D использует соседние срезы, балансируя

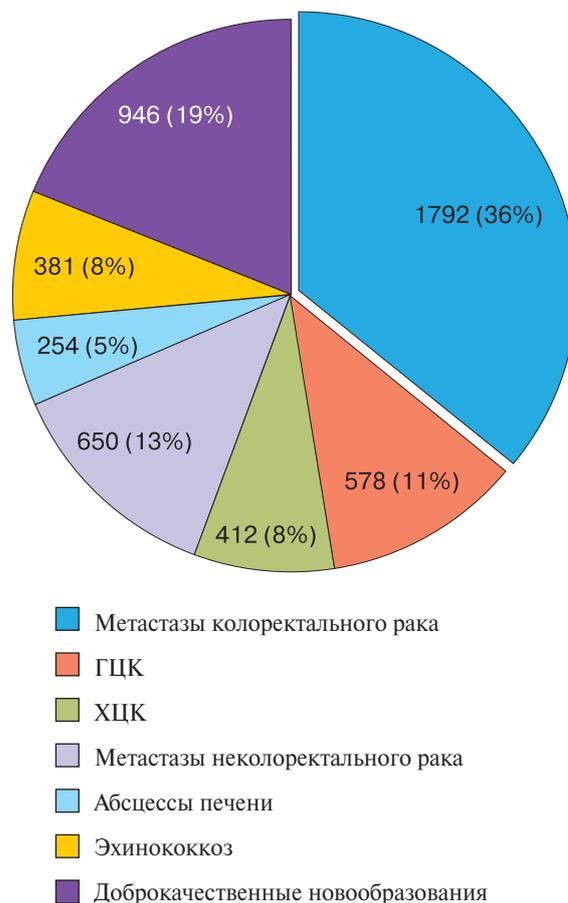


Рис. 1. Диаграмма. Структура пациентов с объемными новообразованиями печени, проходивших лечение в ММНКЦ с 2007 по 2024 г.

Fig. 1. Diagram. Distribution of patients with space-occupying liver lesions treated at Moscow Botkin Multidisciplinary Scientific-Clinical Center from 2007 to 2024.

точность и нагрузку [25], а 3D U-Net и V-Net [26, 27] обеспечивают Dice ~96–97% для печени, но требуют значительных ресурсов. Система nnU-Net выделяется адаптивностью и точностью (Dice печени >96%, опухолей ~73–75%) без ручной настройки [28], что делает ее оптимальной. Модели с вниманием (Attention U-Net) [29] и трансформерами (TransUNet) [9], Swin UNet [30] перспективны, но требуют больших данных и ресурсов. Окончательный выбор архитектуры нейронной сети для сегментации образований печени был основан на проведенном ранее в НПКЦ ДиТ исследовании [31].

Для обучения нейронной сети было использовано два набора данных, включавших КТ-исследования органов брюшной полости с контрастированием. Подготовка наборов данных была выполнена по ранее разработанной НПКЦ ДиТ методологии [32, 33]. Первый набор данных состоял из 84 КТ-исследований, дополненных сегментацией печени, его использовали для обучения алгоритма сегментации печени [34].

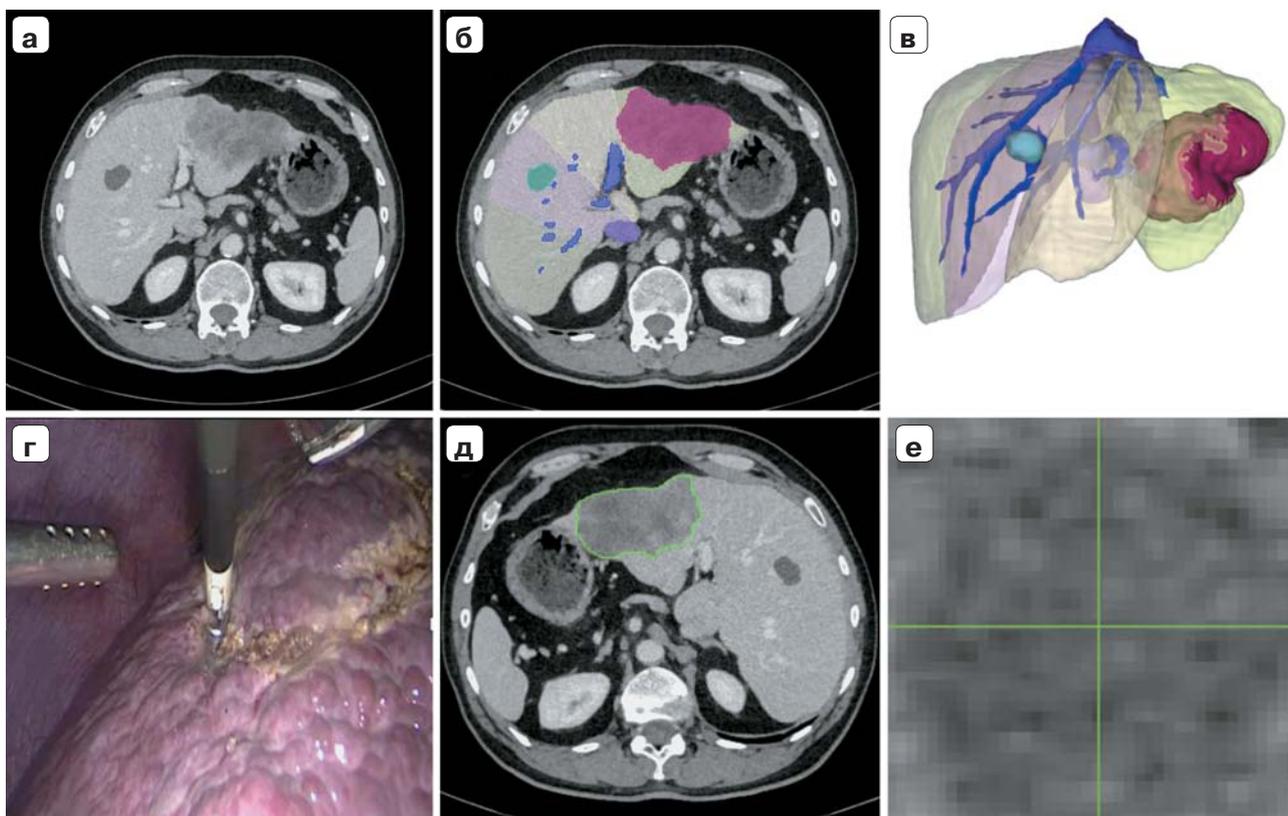


Рис. 2. Алгоритм системы помощи принятия врачебных решений в хирургической гепатологии: **а** – компьютерная томограмма, анализ методами ИИ; **б** – компьютерная томограмма, автоматическая сегментация паренхимы печени, внутрипеченочных структур, объемных новообразований; **в** – трехмерное отображение сегментированных структур; **г** – цифровая гистология, определение типа объемного образования с использованием нейронных сетей и (или) анализа радиомических показателей; **д** – расчет размера и объема новообразования; **е** – автоматический выбор тактики лечения и объема оперативного вмешательства.

Fig. 2. Algorithm of the clinical decision support system in surgical hepatology: **a** – computed tomography with AI assistance; **б** – computed tomography with automatic segmentation of liver parenchyma, intrahepatic structures, and space-occupying liver lesions; **в** – three-dimensional visualization of segmented structures; **г** – digital histology and determination of a lesion type using neural networks and/or analysis of radiomic features; **д** – calculation of lesion size and volume; **е** – automatic selection of treatment strategy and volume of surgical interventions.

Второй набор данных состоял из 641 КТ-исследования, его использовали для обучения ИИ-алгоритма выявления образований печени, а также для тестирования ИИ-алгоритма [35]. Все КТ-исследования были выполнены в медицинских организациях, подведомственных ДЗ г. Москвы, в период с 2022 по 2023 г.

В набор данных для обучения ИИ-алгоритма сегментации печени были включены случайно выбранные КТ-исследования из единого радиологического информационного сервиса единой медицинской информационно-аналитической системы (ЕРИС ЕМИАС) г. Москвы. В каждом КТ-исследовании рентгенологом была размечена печень в программе 3D-Slicer, после чего выполняли проверку и при необходимости – корректировку разметки врачом-экспертом.

В набор данных для обучения ИИ-алгоритма выявления образований печени и для его тестирования были включены 104 КТ-исследования с гепатоцеллюлярным раком, 52 – с холангио-

целлюлярным раком, 100 – с кистами печени, 93 – с ФНГ печени, 88 – с гемангиомами печени и 200 КТ-исследований без признаков каких бы то ни было патологических изменений.

Первоначально КТ-исследования отбирали на основе анализа протоколов их описания с помощью платформы подготовки наборов данных. Все исследования с карциномами (гепатоцеллюлярным и холангиоцеллюлярным раком) имели гистологическое подтверждение, содержащееся в Московском городском канцер-регистре¹. В связи с небольшим числом исследований с холангиоцеллюлярным раком было принято реше-

¹ Московский городской канцер-регистр – единый реестр данных о больных с онкологическими заболеваниями, созданный для сбора достоверной, актуальной информации о состоянии онкологической помощи на территории города Москвы, включая данные о регистрации и лечении злокачественных новообразований, а также мониторинге опухоли в течение всего диспансерного наблюдения за онкологическими больными.

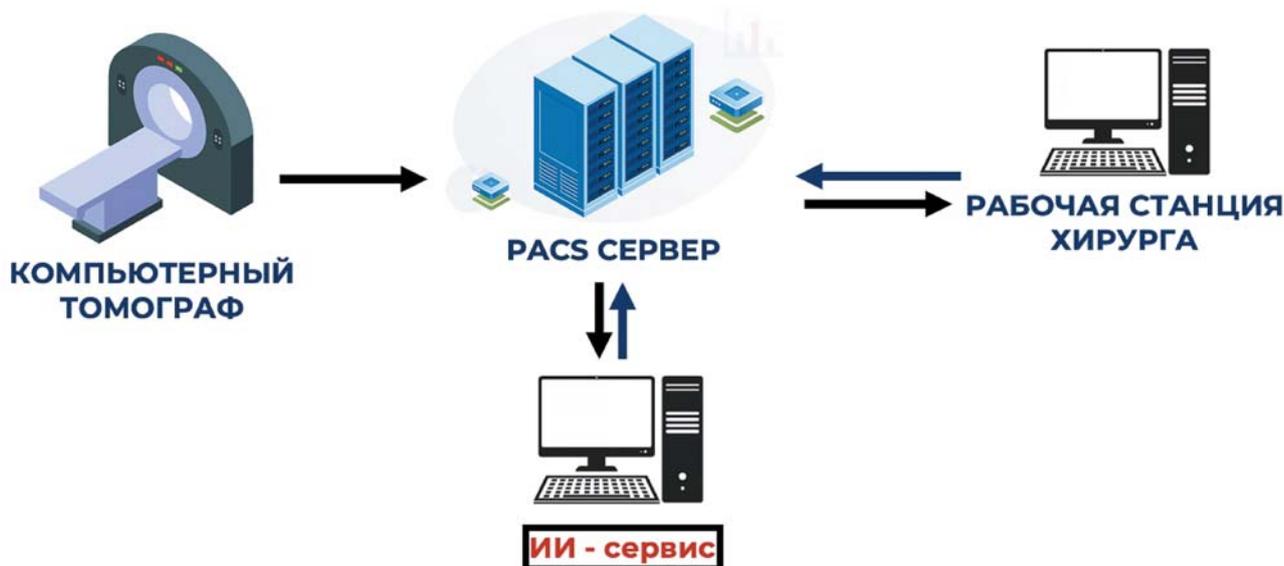


Рис. 3. Схема взаимодействия ИИ-сервиса с пользователем.

Fig. 3. Scheme of interaction between the AI service and the user.

ние объединить гепатоцеллюлярный и холангиоцеллюлярный рак в один класс — карциномы.

Исследования с доброкачественными образованиями (кистами, гемангиомами и ФНГ) были дополнительно пересмотрены двумя экспертами-рентгенологами. В итоговый набор данных были включены только те исследования, в которых рентгенолог, проводивший первичное описание исследования, и два эксперта, проводившие пересмотр, имели консенсус относительно типа новообразования.

Каждое КТ-исследование с очаговыми образованиями печени рентгенолог размечал в программе 3D-Slicer, после чего врач-эксперт выполнял проверку и при необходимости — корректировку разметки. Разметку осуществляли на одной фазе исследования — на которой рентгенологи лучше всего видели целевые новообразования.

Принцип работы сервиса ИИ. Сервис обрабатывает загруженное КТ-исследование с использованием модуля, основанного на технологиях ИИ. Модуль выполняет несколько ключевых этапов: алгоритм автоматически проводит сегментацию, выделяя паренхиму печени, внутрипеченочные структуры и границы новообразований, таких как ФНГ, карцинома, гемангиома и простая киста, обеспечивая точное разграничение анатомических и патологических зон. В дальнейшем модуль осуществляет обнаружение и классификацию новообразований: ИИ-модуль идентифицирует их, определяет тип (злокачественные или доброкачественные) и классифицирует по заданным категориям с учетом нейросетевого анализа. Одновременно система автоматически рассчитывает рутинные показатели — линейные размеры — продольный и по-

перечный, общий объем новообразования в см³ и среднюю плотность объемного образования в ед. Н (рис. 3). В результате обработки создается дополнительная графическая серия, содержащая отображение сегментированных структур с цветными контурами, и текстовый протокол, аналогичный отчету врача-рентгенолога, с описанием выявленных новообразований — типа, локализации, размеров (рис. 4–7). После этого оригинальное КТ-исследование и результаты обработки становятся доступны для просмотра. Пользователь может ознакомиться с исходными изображениями и наложенными на них сегментированными областями, синхронизировать сгенерированную ИИ-сервисом графическую серию с любой оригинальной серией (например, артериальной или венозной фазой) для детального анализа, а также оценить выявленные новообра-



Рис. 4. Компьютерная томограмма. Пример корректно обнаруженной и классифицированной ИИ-алгоритмом карциномы. Опухоль выделена красным контуром.

Fig. 4. Computed tomography scan. Example of a carcinoma correctly detected and classified by the AI algorithm. The tumor is outlined in red.



Рис. 5. Компьютерная томограмма. Пример корректно обнаруженной и классифицированной ИИ-алгоритмом гемангиомы. Опухоль выделена синим контуром.

Fig. 5. Computed tomography scan. Example of a hemangioma correctly detected and classified by the AI algorithm. The tumor is outlined in blue.



Рис. 6. Компьютерная томограмма. Пример корректно обнаруженных и классифицированных ИИ-алгоритмом кист печени (выделены зеленым контуром) и гемангиомы (выделена синим контуром).

Fig. 6. Computed tomography scan. Example of liver cysts (outlined in green) and a hemangioma (outlined in blue) correctly detected and classified by the AI algorithm.

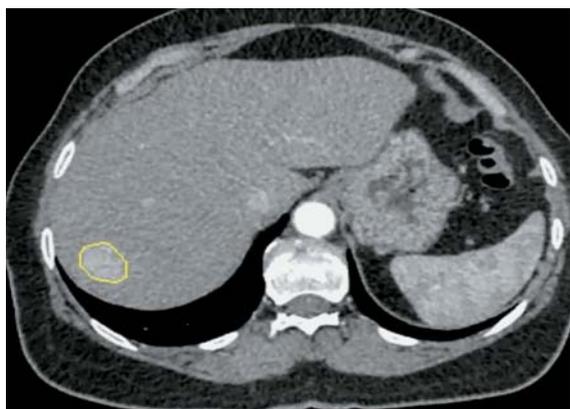


Рис. 7. Компьютерная томограмма. Пример корректно обнаруженной и классифицированной ИИ-алгоритмом ФНГ печени. Зона интереса выделена желтым контуром.

Fig. 7. Computed tomography scan. Example of focal nodular hyperplasia (FNH) of the liver correctly detected and classified by the AI algorithm. The region of interest is outlined in yellow.

зования и рутинные измерения, что значительно облегчает постановку диагноза и планирование лечения.

● Результаты и обсуждение

Для оценки эффективности разработанного ИИ-сервиса были проведены внутренние испытания на выборке пациентов с разными патологическими образованиями в печени. Производительность алгоритма оценивали стандартными методами: площадь под ROC-кривой (AUC), чувствительность, специфичность и точность. Разработанный ИИ-сервис продемонстрировал высокую диагностическую эффективность при дифференциации очаговых поражений печени. Наибольшую точность алгоритм показал в диагностике злокачественных новообразований — практически полное отсутствие ложноотрицательных результатов, что критически важно для своевременного начала лечения. Точность классификации карцином превышает точность для большинства доброкачественных образований, что делает систему особенно ценной в онкологической практике. Для доброкачественных образований алгоритм сохраняет стабильно высокие результаты. Это позволяет минимизировать гипердиагностику, избегая избыточных инвазивных процедур. Эффективность распознавания простой кисты сопоставима с уровнем опытных рентгенологов. Параметры, полученные для гемангиом, подтверждают надежность алгоритма даже для образований со сложной визуализацией (таблица).

Особенностью системы является сочетание высокой чувствительности (94% для карцином) и специфичности (91,7%), что превосходит многие рутинные методы. Для доброкачественных образований специфичность остается на уровне 89–90%, сокращая число ложноположительных заключений. Практическую значимость усиливает тот факт, что ИИ-сервис выявил ряд злокачественных очагов, пропущенных при первичном врачебном анализе. Это подчеркивает роль алгоритма как “второго мнения”: совместное использование ИИ и экспертной оценки позволяет приблизить чувствительность диагностики к 100%, что особенно важно в онкологии. Несмотря на высокие показатели, система продолжает совершенствоваться. Например, чувствительность при выявлении карцином на фоне цирроза или атипичного контрастирования требует дополнительной оптимизации.

Перспективы развития. Разработанный ИИ-сервис продемонстрировал диагностическую эффективность и уже приносит пользу, однако его потенциал далеко не исчерпан. В перспективе планируем расширять возможности системы в нескольких направлениях. Во-первых, это расширение спектра выявляемых заболеваний.

Таблица. Результаты оценки эффективности ИИ-сервиса**Table.** Results of the AI service performance evaluation

Новообразование	AUC ROC	Чувствительность	Специфичность	Точность
ФНГ	0,847 [0,771–0,924]	0,793 [0,646–0,941]	0,900 [0,859–0,942]	0,887 [0,846–0,928]
Карцинома	0,928 [0,889–0,967]	0,940 [0,874–1,000]	0,917 [0,876–0,957]	0,922 [0,887–0,956]
Гемангиома	0,856 [0,783–0,930]	0,821 [0,680–0,963]	0,891 [0,848–0,934]	0,883 [0,841–0,924]
Простая киста	0,884 [0,829–0,938]	0,878 [0,786–0,969]	0,890 [0,844–0,935]	0,887 [0,846–0,928]

Текущая версия фокусируется на 4 типах образований печени, но в клинической практике встречаются и другие, например, регенераторные узлы при циррозе, аденомы, метастазы различных опухолей. Обучение модели на новых классах позволит сервису составлять более дифференцированные заключения. Во-вторых, интеграция мультимодальных данных – сочетание КТ, МРТ и даже результатов УЗИ. Возможно, совмещение информации разных методов увеличит достоверность диагностики. К примеру, добавление МР-признаков может помочь лучше отличать ФНГ от гепатоцеллюлярной карциномы в трудных клинических ситуациях.

Еще одно перспективное направление – участие ИИ на этапах предоперационного планирования и навигации в хирургии печени. Путем объединения алгоритмов распознавания очагов с 3D-технологиями можно автоматически строить высокоточные трехмерные модели органа. Такие модели будут содержать контуры опухолей, сегментарное деление печени, расположение крупных сосудов и желчных протоков. На их основе хирург сможет виртуально спланировать операцию: оптимально подобрать линию резекции, оценить объем оставшейся паренхимы, определить доступ. В дальнейшем при помощи систем дополненной реальности или интраоперационной навигации эта информация может накладываться на изображение в операционной, указывая хирургу местоположение опухоли и критических анатомических структур. Таким образом, разработанный ИИ-сервис может эволюционировать из чисто диагностического инструмента в комплексную платформу для поддержки хирургических решений.

● Заключение

Представленные результаты подтверждают перспективность использования систем на основе ИИ в диагностике и классификации очаговых поражений печени. Высокие показатели точности и специфичности свидетельствуют о возможности эффективного применения ИИ в повседневной клинической практике для своевременного выявления и дифференциальной диагностики различных образований печени. Наилучшие результаты были получены для ФНГ

и простых кист, однако даже при более сложной задаче дифференциальной диагностики злокачественных образований, таких как гепатоцеллюлярная карцинома, система продемонстрировала приемлемые показатели.

Перспективы дальнейшего развития технологии включают расширение спектра выявляемых заболеваний, интеграцию мультимодальной визуализации и внедрение трехмерного моделирования для планирования хирургических вмешательств и интраоперационной навигации. Это позволит не только увеличить точность и персонализацию диагностики, но и оптимизировать хирургическое лечение, сократить частоту осложнений и улучшить клинические исходы пациентов. Активное внедрение подобных решений способно трансформировать гепатобилиарную хирургию и привести к новому стандарту оказания медицинской помощи при заболеваниях печени.

Финансирование

Статья подготовлена авторским коллективом в рамках НИОКР “Разработка платформы повышения качества ИИ-сервисов для медицинской диагностики” (№ ЕГИСУ: 123031400006-0) в соответствии с Приказом Департамента здравоохранения г. Москвы от 21.12.2022 № 1196 “Об утверждении государственных заданий, финансовое обеспечение которых осуществляется за счет средств бюджета города Москвы, государственным бюджетным (автономным) учреждениям, подведомственным Департаменту здравоохранения города Москвы, на 2023 год и плановый период 2024 и 2025 годов”.

Участие авторов

Шабунин А.В. – концепция исследования, утверждение окончательного варианта статьи, организация сбора данных, редактирование текста.

Васильев Ю.А. – концепция исследования, утверждение окончательного варианта статьи, организация сбора данных, редактирование текста.

Тавобилов М.М. – хирургическая экспертиза, написание текста.

Омелянская О.В. – разработка методологии и технологическая база ИИ-сервиса.

Аразамов К.М. – разработка методологии и технологическая база ИИ-сервиса.

Пестренин Л.Д. — разработка методологии и технологическая база ИИ-сервиса.

Аладин М.Н. — клинические данные, участие в валидации, разметка данных.

Ланцынова А.В. — клинические данные, участие в валидации, разметка данных.

Савкина Е.Ф. — разметка данных, анализ, статистическая обработка.

Румянцев Д.А. — разметка данных, анализ, статистическая обработка.

Authors contributions

Shabunin A.V. — concept, approval of the final version of the article, data collection, editing.

Vasiliev Y.A. — concept, approval of the final version of the article, data collection, editing.

Tavobilov M.M. — surgical expertise, writing text.

Omelyanskaya O.V. — development of methodology and technology behind the AI service.

Arzamasov K.M. — development of methodology and technology behind the AI service.

Pestrenin L.D. — development of methodology and technology behind the AI service.

Aladin M.N. — clinical data, participation in validation, data annotation.

Lantsynova A.V. — clinical data, participation in validation, data annotation.

Savkina E.F. — data annotation, analysis, statistical processing.

Rumyantsev D.A. — data annotation, analysis, statistical processing.

● Список литературы [References]

1. Sung H., Ferlay J., Siegel R.L., Laversanne M., Soerjomataram I., Jemal A., Bray F. Global cancer statistics 2020: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers. *CA Cancer J. Clin.* 2021; 71 (3): 209–249. <https://doi.org/10.3322/caac.21660>
2. Akgül Ö., Çetinkaya E., Ersöz S., Tez M. Role of surgery in colorectal cancer liver metastases. *World J. Gastroenterol.* 2014; 20 (20): 6113–6122. <https://doi.org/10.3748/wjg.v20.i20.6113>
3. Chakedis J., Squires M.H., Beal E.W., Hughes T., Lewis H., Paredes A., Al-Mansour M., Sun S., Cloyd J.M., Pawlik T.M. Update on current problems in colorectal liver metastasis. *Curr. Probl. Surg.* 2017; 54 (11): 554–602. <https://doi.org/10.1067/j.cpsurg.2017.10.002>
4. Engstrand J., Nilsson H., Strömberg C., Jonas E., Freedman J. Colorectal cancer liver metastases – a population-based study on incidence, management and survival. *BMC Cancer.* 2018; 18 (1): 78. <https://doi.org/10.1186/s12885-017-3925-x>
5. Horn S.R., Stoltzfus K.C., Lehrer E.J., Dawson L.A., Tchelebi L., Gusani N.J., Sharma N.K., Chen H., Trifiletti D.M., Zaorsky N.G. Epidemiology of liver metastases. *Cancer Epidemiol.* 2020; 67: 101760. <https://doi.org/10.1016/j.canep.2020.101760>
6. Park H.J., Kim J.H., Choi S.Y., Lee E.S., Park S.J., Park J.H., Lee K.H. Radiomics and deep learning: hepatic applications. *Korean J. Radiol.* 2020; 21 (4): 387–401. <https://doi.org/10.3348/kjr.2019.0752>
7. Yasaka K., Akai H., Kunimatsu A., Kiryu S., Abe O. Deep learning with convolutional neural network in radiology. *Jpn. J. Radiol.* 2018; 36 (4): 257–272. <https://doi.org/10.1007/s11604-018-0726-3>

8. Hamm C.A., Wang C.J., Savic L.J., Ferrante M., Schoberl I., Schlachter T., Lin M., Duncan J.S., Weinreb J.C., Chapiro J. Deep learning for liver tumor diagnosis part I: development of a convolutional neural network classifier for multi-phase CT images. *Eur. Radiol.* 2019; 29 (7): 3338–3347. <https://doi.org/10.1007/s00330-018-5945-z>
9. Chen J., Lu Y., Yu Q., Luo X., Adeli E., Wang Y., Lu L., Yuille A.L., Zhou Y. TransUNet: transformers make strong encoders for medical image segmentation. arXiv preprint arXiv:2102.04306. 2021. URL: <https://arxiv.org/abs/2102.04306>
10. Shiota M., Saito K., Sato Y., Matsuo Y., Takayama T. Evaluation of deep learning for segmentation of liver tumors in CT images. *Med. Phys.* 2021; 48 (1): 368–377. <https://doi.org/10.1002/mp.14496>
11. Doi K. Computer-aided diagnosis in medical imaging: historical review, current status and future potential. *Comput. Med. Imaging Graph.* 2007; 31 (4–5): 198–211. <https://doi.org/10.1016/j.compmedimag.2007.02.002>
12. Chlebus G., Schenk A., Moltz J.H., van Ginneken B., Hahn H.K., Meine H. Automatic liver tumor segmentation in CT with fully convolutional neural networks and object-based postprocessing. *Sci. Rep.* 2018; 8: 15497. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-33564-8>
13. Esteva A., Kuprel B., Novoa R.A., Ko J., Swetter S.M., Blau H.M., Thrun S. Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. *Nature.* 2017; 542 (7639): 115–118. <https://doi.org/10.1038/nature21056>
14. Ahn S.J., Lee J.M., Chang W., Lee S.M., Yoon J.H. Liver imaging using deep learning: current status and future directions. *Korean J. Radiol.* 2021; 22 (2): 203–216. <https://doi.org/10.3348/kjr.2020.0503>
15. Liu M., Zeng W., Zhang Y., Wu X., Wang J. Liver tumor segmentation based on hybrid convolutional neural networks with dual feature fusion. *Biomed. Signal Process. Control.* 2021; 68: 102746. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2021.102746>
16. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G.E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Commun. ACM.* 2017; 60 (6): 84–90. <https://doi.org/10.1145/3065386>
17. Wang K., Lu X., Zhou H., Gao Y., Zheng J., Tong M., Wu C., Liu C., Huang L., Meng X. Deep learning-based classification of hepatocellular carcinoma and cirrhotic nodules in multi-phase CT images: a feasibility study. *Eur. Radiol.* 2019; 29 (7): 2899–2907. <https://doi.org/10.1007/s00330-018-5894-6>
18. Lambin P., Rios-Velazquez E., Leijenaar R., Carvalho S., van Stiphout R.G.P.M., Granton P., Zegers C.M.L., Gillies R., Boellard R., Dekker A., Aerts H.J.W.L. Radiomics: extracting more information from medical images using advanced feature analysis. *Eur. J. Cancer.* 2012; 48 (4): 441–446. <https://doi.org/10.1016/j.ejca.2011.11.036>
19. Gillies R.J., Kinahan P.E., Hricak H. Radiomics: images are more than pictures, they are data. *Radiology.* 2016; 278 (2): 563–577. <https://doi.org/10.1148/radiol.2015151169>
20. Aerts H.J., Velazquez E.R., Leijenaar R.T.H., Parmar C., Grossmann P., Carvalho S., Bussink J., Monshouwer R., Haijbeek-Kains B., Rietveld D., Hoebers F., Rietbergen M.M., Leijenaar R.T.H. Decoding tumour phenotype by noninvasive imaging using a quantitative radiomics approach. *Nat. Commun.* 2014; 5: 4006. <https://doi.org/10.1038/ncomms5006>
21. Huo Y., Tang Y., Kim Y., Xu W., Wang Z., Wang X. CT segmentation of the liver and tumors from portal phase images using deep learning: a feasibility study. *Med. Phys.* 2019; 46 (11): 5129–5136. <https://doi.org/10.1002/mp.13729>

22. Liu F., Guan W., Tian J., Zhang Z., Wang X. Automatic detection and classification of focal liver lesions using deep learning algorithms: a feasibility study. *Eur. Radiol.* 2021; 31 (2): 966–975. <https://doi.org/10.1007/s00330-020-07168-1>
23. Haghshomar M., Rodrigues D., Kalyan A., Singh S., Han J., Romagnoli J., Cao J. Leveraging radiomics and AI for precision diagnosis and prognostication of liver malignancies. *Front. Oncol.* 2024; 14: 1362737. <https://doi.org/10.3389/fonc.2024.1362737>
24. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation. arXiv preprint arXiv:1505.04597. 2015. URL: <https://arxiv.org/abs/1505.04597>
25. Lu F., Wu F., Hu P., Peng Z., Kong D. Automatic 3D liver location and segmentation via convolutional neural network and graph cut. *Int. J. Comput. Assist. Radiol. Surg.* 2017; 12 (2): 171–182. <https://doi.org/10.1007/s11548-016-1489-2>
26. Çiçek Ö., Abdulkadir A., Lienkamp S.S., Brox T., Ronneberger O. 3D U-Net: learning dense volumetric segmentation from sparse annotation. *Med. Image Comp. Computer-Assisted Intervent. MICCAI 2016.* 2016; 9901: 424–432. https://doi.org/10.1007/978-3-319-46723-8_49
27. Milletari F., Navab N., Ahmadi S.A. V-Net: fully convolutional neural networks for volumetric medical image segmentation. 2016 Fourth International Conference on 3D Vision (3DV). 2016: 565–571. <https://doi.org/10.1109/3DV.2016.79>
28. Isensee F., Jaeger P.F., Kohl S.A.A., Petersen J., Maier-Hein K.H. nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation. *Nat. Methods.* 2021; 18 (2): 203–211. <https://doi.org/10.1038/s41592-020-01008-z>
29. Oktay O., Schlemper J., Le Folgoc L., Lee M., Heinrich M., Misawa K., Mori K., McDonagh S., Hammerla N.Y., Kainz B., Glocker B., Rueckert D. Attention U-Net: learning where to look for the pancreas. arXiv preprint arXiv:1804.03999. 2018. URL: <https://arxiv.org/abs/1804.03999>
30. Cao H., Wang Y., Chen J., Jiang D., Zhang X., Tian Q., Wang M. Swin-Unet: Unet-like pure transformer for medical image segmentation. arXiv preprint arXiv:2105.05537. 2021. URL: <https://arxiv.org/abs/2105.05537>
31. Достовалова А.М., Горшенин А.К., Старичкова Ю.В., Арзамасов К.М. Сравнительный анализ модификаций нейросетевых архитектур U-Net в задаче сегментации медицинских изображений. *Digital Diagnostics.* 2024; 5 (4): 833–853. <https://doi.org/10.17816/DD629866>
Dostovalova A.M., Gorshenin A.K., Starichkova J.V., Arzamasov K.M. Comparative analysis of modifications of U-Net neural network architectures in the problem of medical image segmentation. *Digital Diagnostics.* 2024; 5 (4): 833–853. <https://doi.org/10.17816/DD629866> (In Russian)
32. Бобровская Т.М., Васильев Ю.А., Никитин Н.Ю., Арзамасов К.М. Подходы к формированию наборов данных в лучевой диагностике. Врач и информационные технологии. 2023; 4: 14–23. https://doi.org/10.25881/18110193_2023_4_14
Bobrovskaya T.M., Vasiliev Yu.A., Nikitin N.Yu., Arzamasov K.M. Approaches to building radiology datasets. *Medical Doctor and Information Technology.* 2023; 4: 14–23. https://doi.org/10.25881/18110193_2023_4_14 (In Russian)
33. Васильев Ю.А., Арзамасов К.М., Владимирский А.В., Омелянская О.В., Бобровская Т.М., Шарова Д.Е., Никитин Н.Ю., Коденко М.Р. Подготовка набора данных для обучения и тестирования программного обеспечения на основе технологии искусственного интеллекта. Ridero: Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий Департамента здравоохранения города Москвы. 2024. 140 с. ISBN 978-5-0062-1244-2
Vasiliev Yu.A., Arzamasov K.M., Vladimirovskiy A.V., Omelyanskaya O.V., Bobrovskaya T.M., Sharova D.E., Nikitin N.Yu., Kodenko M.R. *Podgotovka nabora dannyh dlya obucheniya i testirovaniya programmnogo obespecheniya na osnove tekhnologii iskusstvennogo intellekta. Ridero: Nauchno-prakticheskij klinicheskij centr diagnostiki i telemeditsinskih tekhnologij Departamenta zdavoohraneniya goroda Moskvu* [Preparation of a dataset for training and testing software based on artificial intelligence technology].* Ridero: Center for Diagnostics and Telemedicine. 2024. 140 p. ISBN 978-5-0062-1244-2. (In Russian)
34. Васильев Ю.А., Арзамасов К.М., Пестренин Л.Д. и др. Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2024625817 Российская Федерация. MosMedData: КТ органов брюшной полости, дополненная сегментацией печени: № 2024625742: заявл. 02.12.2024; опублик. 06.12.2024; заявитель Государственное бюджетное учреждение здравоохранения города Москвы “Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий Департамента здравоохранения города Москвы”. Vasiliev Yu.A., Arzamasov K.M., Pestrenin L.D. et al. *Svidetel'stvo o gosudarstvennoj registracii bazy dannyh № 2024625817 Rossijskaya Federaciya. MosMedData: KT organov bryushnoj polosti, dopolnennaya segmentaciej pecheni* [Certificate of State Registration of a Database No. 2024625817, Russian Federation. MosMedData: Abdominal CT scans with liver segmentation – No. 2024625742]. Application filed: 02.12.2024. Published: 06.12.2024 / Applicant: Center for Diagnostics and Telemedicine. (In Russian)
35. Васильев Ю.А., Арзамасов К.М., Пестренин Л.Д. и др. Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2024626116 Российская Федерация. MosMedData: КТ с наличием и отсутствием признаков образований печени и их сегментацией: № 2024626028: заявл. 13.12.2024; опублик. 18.12.2024; заявитель Государственное бюджетное учреждение здравоохранения города Москвы “Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий Департамента здравоохранения города Москвы”, Государственное бюджетное учреждение здравоохранения города Москвы “Московский многопрофильный научно-клинический центр имени С.П. Боткина” Департамента здравоохранения города Москвы. Vasiliev Yu.A., Arzamasov K.M., Pestrenin L.D. et al. *Svidetel'stvo o gosudarstvennoj registracii bazy dannyh № 2024626116 Rossijskaya Federaciya. MosMedData: KT s nalichiem i otsutstviem priznakov obrazovanij pecheni i ih segmentaciej: № 2024626028* [Certificate of State Registration of a Database No. 2024626116, Russian Federation. MosMedData: CT scans with and without signs of liver lesions and their segmentation – No. 2024626028]. Application filed: 13.12.2024. Published: 18.12.2024; Applicants: Center for Diagnostics and Telemedicine, Botkin Hospital. (In Russian)

Сведения об авторах [Authors info]

Шабунин Алексей Васильевич – доктор мед. наук, профессор, академик РАН, директор ГБУЗ ММНКЦ им. С.П. Боткина ДЗМ; заведующий кафедрой хирургии ФГБОУ ДПО РМАНПО Минздрава России. <https://orcid.org/0000-0002-4230-8033>. E-mail: info@botkinmoscow.ru

Васильев Юрий Александрович – доктор мед. наук, директор ГБУЗ “Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий” ДЗ г. Москвы. <https://orcid.org/0000-0002-0208-5218>. E-mail: npcmr@zdrav.mos.ru

Тавобилов Михаил Михайлович – доктор мед. наук, профессор кафедры хирургии ФГБОУ ДПО РМАНПО Минздрава России; заведующий отделением хирургии печени и поджелудочной железы ГБУЗ ММНКЦ им. С.П. Боткина ДЗМ. <https://orcid.org/0000-0003-0335-1204>. E-mail: botkintmm@yandex.ru

Омелянская Ольга Васильевна – руководитель по управлению подразделениями Дирекции наука ГБУЗ “Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий” ДЗ города Москвы. <https://orcid.org/000-0002-0245-4431>. E-mail: OmelyanskayaOV@zdrav.mos.ru

Аладин Марк Николаевич – аспирант кафедры хирургии ФГБОУ ДПО РМАНПО Минздрава России; врач-хирург отделения хирургии печени и поджелудочной железы ГБУЗ ММНКЦ им. С.П. Боткина ДЗМ. <https://orcid.org/0000-0001-9671-390X>. E-mail: aladinmark97@gmail.com

Ланцынова Айса Владимировна – канд. мед. наук, младший научный сотрудник, врач-хирург отделения хирургии печени и поджелудочной железы ГБУЗ ММНКЦ им. С.П. Боткина ДЗМ. <https://orcid.org/0000-0002-9461-6791>. E-mail: AysaLantsynova@mail.ru

Савкина Екатерина Феликсовна – младший научный сотрудник отдела радиомики и радиогеномики ГБУЗ “Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий” ДЗ города Москвы. <https://orcid.org/0000-0001-9165-0719>. E-mail: SavkinaEF@zdrav.mos.ru

Румянцев Денис Андреевич – младший научный сотрудник сектора разработки систем внедрения медицинских интеллектуальных технологий ГБУЗ “Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий” ДЗ города Москвы. <https://orcid.org/0000-0001-7670-7385>. E-mail: RumyantsevDA3@zdrav.mos.ru

Пестренин Лев Дмитриевич – младший научный сотрудник отдела медицинской информатики, радиомики и радиогеномики ГБУЗ “Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий” ДЗ города Москвы. <https://orcid.org/0000-0002-1786-4329>. E-mail: PestreninLD@zdrav.mos.ru

Арзамасов Кирилл Михайлович – канд. мед. наук, руководитель отдела медицинской информатики, радиомики и радиогеномики ГБУЗ “Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий” ДЗ города Москвы. <https://orcid.org/0000-0001-7786-0349>. E-mail: ArzamasovKM@zdrav.mos.ru

Для корреспонденции *: Аладин Марк Николаевич – e-mail: aladinmark97@gmail.com

Alexey V. Shabunin – Doct. of Sci. (Med.), Professor, Academician of the Russian Academy of Sciences, Head of the Botkin Hospital; Chair of Surgery Department, Russian Medical Academy of Continuous Professional Education.

<https://orcid.org/0000-0002-4230-8033>. E-mail: info@botkinmoscow.ru

Yuri A. Vasilyev – Doct. of Sci. (Med.), Head of the Center for Diagnostics and Telemedicine. <https://orcid.org/0000-0002-5283-5961>. E-mail: npcmr@zdrav.mos.ru

Mikhail M. Tavobilov – Doct. of Sci. (Med.), Professor at the Department of Surgery, Russian Medical Academy of Continuous Professional Education; Head of the Department of Liver and Pancreatic Surgery, Botkin Hospital. <https://orcid.org/0000-0003-0335-1204>. E-mail: botkintmm@yandex.ru

Olga V. Omelyanskaya – Head of Division Management, Science Directorate at the Center for Diagnostics and Telemedicine. <https://orcid.org/0000-0002-0245-4431>. E-mail: OmelyanskayaOV@zdrav.mos.ru

Mark N. Aladin – Postgraduate Student at the Department of Surgery, Russian Medical Academy of Continuous Professional Education; Surgeon at the Department of Liver and Pancreatic Surgery, Botkin Hospital. <https://orcid.org/0000-0001-9671-390X>. E-mail: aladinmark97@gmail.com

Aysa V. Lantsynova – Cand. of Sci. (Med.), Junior Researcher and Surgeon at the Department of Liver and Pancreatic Surgery, Botkin Hospital. <https://orcid.org/0000-0002-9461-6791>. E-mail: AysaLantsynova@mail.ru

Ekaterina F. Savkina – Junior Research Fellow, Department of Radiomics and Radiogenomics, Center for Diagnostics and Telemedicine. <https://orcid.org/0000-0001-9165-0719>. E-mail: SavkinaEF@zdrav.mos.ru

Denis A. Rumyantsev – Junior Research Fellow, Section for the Development of Medical Intelligent Technology Implementation Systems Center for Diagnostics and Telemedicine. <https://orcid.org/0000-0001-7670-7385>. E-mail: RumyantsevDA3@zdrav.mos.ru

Lev D. Pestrenin – Junior Research Fellow, Department of Medical Informatics, Radiomics, and Radiogenomics, Center for Diagnostics and Telemedicine. <https://orcid.org/0000-0002-1786-4329>. E-mail: PestreninLD@zdrav.mos.ru

Kirill M. Arzamasov – Cand. of Sci. (Med.), Head of the Department of Medical Informatics, Radiomics, and Radiogenomics, Center for Diagnostics and Telemedicine. <https://orcid.org/0000-0001-7786-0349>. E-mail: ArzamasovKM@zdrav.mos.ru

For correspondence *: Mark N. Aladin – e-mail: aladinmark97@gmail.com

Статья поступила в редакцию журнала 25.03.2025.
Received 25 March 2025.

Принята к публикации 22.04.2025.
Accepted for publication 22 April 2025.