

Возможности применения технологий искусственного интеллекта для выявления конкрементов мочевыделительной системы при компьютерной томографии (ретроспективное диагностическое исследование)

© Дели Д.Ф.^{1, 2*}, Васильев Ю.А.¹, Владимирский А.В.¹, Арзамасов К.М.¹

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

² ФГБУ "Национальный медицинский исследовательский центр онкологии им. Н.Н. Блохина" Минздрава России; 115478 Москва, Каширское шоссе, д. 23, Российская Федерация

Актуальность. Мочекаменная болезнь (МКБ) представляет собой хроническое заболевание, связанное с нарушением обменных процессов в организме, которое сопровождается образованием конкрементов в органах мочевыделительной системы. На сегодняшний день проблема выявления конкрементов мочевыделительной системы, несмотря на все достижения, остается актуальной (прирост заболеваемости, изменения условий жизни (экология, питание)). Для решения трудностей, возникающих в процессе диагностики конкрементов мочевыделительной системы, а также оптимизации самого диагностического процесса, включающего оценку полученной информации и формирование протокола, предлагается использовать программное обеспечение на основе технологий искусственного интеллекта (ПО на основе ТИИ).

Цель исследования: оценить диагностическую точность ИИ-сервисов в задаче первичного бинарного выявления рентгенопозитивных конкрементов мочевыделительной системы (>100 HU) без стратификации по морфометрическим характеристикам при компьютерно-томографических исследованиях (КТ-исследованиях).

Материал и методы. Взят набор данных из 100 исследований КТ органов брюшной полости и мочевыделительной системы, полученные из Единого радиологического информационного сервиса единой медицинской информационно-аналитической системы (ЕРИС ЕМИАС) и отправлен на обработку двум ИИ-сервисам с ПО на основе ТИИ.

Результаты. По результатам тестирования на подготовленном наборе данных с признаками конкрементов мочевыделительной системы ПО на основе ТИИ достигло высоких показателей метрик диагностической точности, превышающих заявленные показатели: площадь под кривой (AUC) до 0,998 (доверительный интервал (ДИ) 0,993–1,000) (ИИ-2 комплексный сервис для анализа органов брюшной полости (ОБП)), специфичность до 1,000 (ДИ 0,900–1,000), чувствительность до 1,000 (ДИ 1,000–1,000).

Заключения. Высокие показатели диагностической точности ПО на основе ТИИ по результатам анализа тестового набора данных показали, что алгоритмы ТИИ могут использоваться в качестве инструмента оптимизации диагностического процесса, включающего выявление и морфометрию конкрементов мочевыделительной системы.

Ключевые слова: компьютерная томография; искусственный интеллект; нейронные сети; конкременты мочевыделительной системы; мочевыделительная система

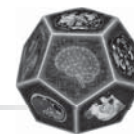
Авторы подтверждают отсутствие конфликтов интересов.

Для цитирования: Дели Д.Ф., Васильев Ю.А., Владимирский А.В., Арзамасов К.М. Возможности применения технологий искусственного интеллекта для выявления конкрементов мочевыделительной системы при компьютерной томографии (ретроспективное диагностическое исследование). *Медицинская визуализация*. 2026; 30 (3): xxx-xxx.
<https://doi.org/10.24835/1607-0763-1564>

Поступила в редакцию: 19.05.2025.

Принята к печати: 06.07.2026.

Опубликована online: 28.09.2026.



The possibilities of using artificial intelligence technologies to detect urinary tract concrements on computed tomography

© Jeyran F. Deli^{1, 2*}, Yuri A. Vasiliev¹, Anton V. Vladzimirskyy¹, Kirill M. Arzamasov¹

¹ Moscow Center for Diagnostics and Telemedicine of the Moscow Healthcare Department; 24/1, Petrovka str, Moscow 127051, Russian Federation

² N.N. Blokhin National Medical Research Center of Oncology of the Ministry of Healthcare of the Russian Federation; 23, Kashirskoe shosse, Moscow 115478, Russian Federation

Background. Urolithiasis (UCD) is a chronic disease associated with metabolic disorders in the body, which is accompanied by the formation of stones in the organs of the urinary system. Today, the problem of detecting stones in the urinary system, despite all the achievements, remains relevant (increase in morbidity, changes in living conditions (ecology, nutrition)). To solve the difficulties that arise in the process of diagnosing stones in the urinary system, as well as optimizing the diagnostic process itself, including the assessment of the information received and the formation of a protocol, it is currently proposed to use software based on artificial intelligence technologies (AI-based software).

Objective. To evaluate the diagnostic accuracy of AI services in the task of primary binary detection of radiopaque urinary system calculi (>100 HU) without stratification by morphometric characteristics in computed tomography (CT) studies.

Materials and methods. A data set of 100 CT scans of the abdominal organs and urinary system was taken from Unified Radiological Information Service of the Unified Medical Information and Analytical System (ERIS EMIAS) and sent for processing to two companies with software based on TII.

Results. Based on the results of testing on the prepared data set with signs of urinary tract stones, the software based on the TII achieved high indicators of diagnostic accuracy metrics exceeding the stated indicators: area under the curve (AUC) up to 0.998 (confidence interval (CI) 0.993–1.000) (AI-2 comprehensive service for analysis of abdominal organs (AOR)), specificity up to 1.000 ((CI 0.900–1.000), sensitivity up to 1.000 (CI 1.000–1.000).

Conclusion. High indicators of diagnostic accuracy of the software based on the TII based on the results of the analysis of the test data set showed that the TII algorithms can be used as a tool for optimizing the diagnostic process, including the detection and morphometry of urinary tract stones.

Keywords: computer tomography; artificial intelligence; neural networks; urinary tract stones; urinary system

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

For citation: Deli D.F., Vasiliev Yu.A., Vladzimirskyy A.V., Arzamasov K.M. The possibilities of using artificial intelligence technologies to detect urinary tract concrements on computed tomography. *Medical Visualization*. 2026; 30 (3): xxx-xxx. <https://doi.org/10.24835/1607-0763-1564>

Received: 19.05.2025.

Accepted for publication: 06.07.2026.

Published online: 28.09.2026.

Введение

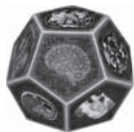
Мочекаменная болезнь (МКБ) представляет собой хроническое заболевание, связанное с нарушением обменных процессов в организме, которое сопровождается образованием конкрементов в органах мочевыделительной системы. В России заболеваемость за последнее десятилетие увеличилось на 25%, что особенно заметно среди пожилых людей. Рецидивирование МКБ отмечается в 30–50% в течение 5–10 лет после первого эпизода [1].

В последние годы наблюдается рост сложных форм болезни, таких как коралловидный нефролитиаз, который составляет 3–5% всех случаев МКБ и сопровождается хронической почечной недостаточностью и частыми рецидивами инфекций [2]. Частота рецидива МКБ в течение 5 лет составляет 50% [3, 4]. Достоверная и своевременная диагностика МКБ имеет чрезвычайно важное значение, поскольку позволяет применить наиболее эффек-

тивный вид лечения и добиться хороших результатов без осложнений [5].

Одним из основных методов выбора выявленных патологий мочевыделительной системы является компьютерная томография (КТ) [6–8]. КТ без контраста (нативная КТ) для диагностики уролитиаза обеспечивает чувствительность от 94 до 100% и специфичность 95–97% [9]. Также развивается направление низкодозовой КТ, позволяющее снизить дозу облучения при сохранении диагностической точности [9]. КТ дает возможность определить количество, размер, локализацию, структуру и плотность камня, тогда как знание последнего позволяет предсказать эффективность как медикаментозной литолитической, так и дистанционной литотрипсии.

В связи с технологическим ростом объемов лучевых исследований в условиях Службы здравоохранения крупных городов (например, Москва)



возрастает нагрузка на врачей-рентгенологов, что приводит к риску пропусков мелких конкрементов и увеличению времени интерпретации снимков, особенно в медицинских центрах с экстренным звеном.

Современные технологии искусственного интеллекта (ТИИ), в частности глубокое обучение, показывают высокий потенциал в автоматизации анализа медицинских изображений. Метаанализ 71 исследования показал, что средняя точность обнаружения конкрементов достигает 96,9%, а композиционный анализ – 88,2% [9, 10]. Отдельные системы, основанные на свёрточной нейронной сети (CNN (от англ. Convolutional Neural Network)), обеспечивают реальную точность обнаружения до 94%, существенно превосходя по скорости интерпретацию врачами: обработка 150 КТ-снимков занимает считанные секунды, тогда как человеку требуется от нескольких до десятка минут [11].

В дополнение использование искусственного интеллекта (ИИ) в задаче оценки состава конкрементов демонстрирует высокую точность – AUC до 0,97–0,99 [11–14].

Однако все чаще отмечаются ограничения при реальном внедрении ИИ-систем:

- ложноположительные срабатывания на кальцификации вне мочевого выделительной системы;
- ложноотрицательные результаты при мелких (<3 мм) конкрементах, особенно в сложной анатомии (мочеточник, лоханка);
- снижение точности на “неизвестных” (вне обучающей выборки) клинических данных;
- недостаток внешней валидации при внедрении в крупных регионах. Кроме того, существует запрос на прозрачность в алгоритмах (XAI (Explainable Artificial Intelligence, объяснимый искусственный интеллект)) при высокоответственных решениях.

В 2020 г. в Москве на базе Центра диагностики и телемедицины ДЗМ при поддержке Департамента информационных технологий стартовал научный эксперимент по использованию инновационных технологий в области компьютерного зрения для анализа медицинских изображений и дальнейшего применения в системе здравоохранения города Москвы (далее – Московский эксперимент) [15–17].

В его рамках осуществляется комплексное изучение безопасности, применимости и качества программных решений на основе ТИИ (ИИ-сервисы), предназначенных для решения задач лучевой диагностики. ИИ-сервисы интегрируются в ЕРИС ЕМИАС, проходят этапное тестирование. При преодолении пороговых значений показателей технического и диагностического качества они получают возможность работать “на потоке” результатов лучевых исследований. На этом этапе осуществля-

ется регулярный мониторинг технической надежности и клинического качества, интегральная оценка определяется посредством специального инструмента – матрицы зрелости, доступной на официальном сайте Московского Эксперимента mosmed.ai.

Процесс применения ИИ-сервисов выглядит следующим образом: пациент получает назначение на лучевое исследование, обращается в поликлинику; рентгенолаборант проводит исследование; медицинское изображение сразу попадает в ЕРИС ЕМИАС, откуда по заданным правилам оно автоматически отправляется на анализ ИИ-сервисом; результат работы ИИ в виде дополнительной серии информации автоматически возвращается в ЕРИС ЕМИАС. Полученные результаты доступны врачу-рентгенологу в виде обработанных изображений с цветовой маркировкой находок и измерений, а также текстового описания результатов исследования (фактически – проект протокола) в формате Dicom SR.

В рамках Московского эксперимента устанавливаются задачи для ИИ-сервисов, состоящие в автоматизации анализа и обработки результатов лучевых исследований определенных видов. Задачи формируются с целью повышения точности и скорости работы врача-рентгенолога с учетом объемов исследований данного вида, выполняемых в сети медицинских организаций Москвы. Одной из таких задач является автоматическое выявление рентгенопозитивных конкрементов мочевого выделительной системы плотностью более 100 HU на результатах КТ органов брюшной полости (ОБП). ИИ-сервис должен выявить конкременты на нативных изображениях, определить их локализацию, количество, а также выполнить измерения самого крупного конкремента в каждом органе мочевого выделительной системы. В данном случае применение ИИ сопряжено с повышением производительности труда врача-рентгенолога и недопущением пропусков патологии в силу субъективных причин (“человеческого фактора”).

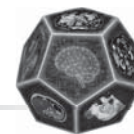
Цель исследования: оценить диагностическую точность ИИ-сервисов для выявления признаков мочекаменной болезни на результатах компьютерной томографии органов брюшной полости.

Материал и методы

Дизайн исследования: ретроспективное диагностическое исследование по методологии STARD-2015 для оценки точности диагностических тестов.

Индекс-тест: ПО на основе ТИИ (ИИ-сервис), интегрированный в ЕРИС ЕМИАС в соответствии с процедурами Московского эксперимента.

В исследование включены ИИ-сервисы:



1. AI Diagnostic ООО (Интел диагностик, моно-сервис).

2. IRA LABS ООО (Айра Лабс, комплексный сервис).

Оба сервиса выполняли автоматическую сегментацию и классификацию областей гиперденсности, соответствующих конкрементам мочевыделительной системы. Результаты представлялись в формате графической разметки и текстового заключения.

Референс-тест: эталонный набор данных (НД), подготовленный по оригинальной методологии ($n = 100$) [18] верификации изображений, разработанный авторами и основанный на двойной слепой интерпретации с арбитражем.

Представленный НД состоял из 100 КТ-исследований с наличием ($n = 50$) и отсутствием ($n = 50$) признаков конкрементов мочевыделительной системы, предварительно анонимизированных [19, 20] и полученных из ЕРИС ЕМИАС. Исследования проводились на мультidetекторных томографах (Siemens Somatom Definition AS, GE Revolution EVO) с толщиной среза 1,25 мм в нативной фазе. Контрастные фазы исследования не анализировались (рис. 1).

Критерии включения пациентов для НД:

- возраст >18 лет;
- наличие КТ: ОБП и малого таза, ОБП, почек и мочевыводящих путей.

Критерии исключения исследования для НД:

- послеоперационные изменения в зоне интереса;
- нарушения методики сканирования;
- отсутствие врачебной валидации;
- технические дефекты.

Популяционные характеристики:

средний возраст – 57 (диапазон: 25–85) лет; мужчины – 52%, женщины – 48%.

Источник клинических данных: история обращения в московские поликлиники, хранящая демографическую информацию (возраст, пол), без идентифицирующих персональных данных, в специальной защищенной среде (Российский закон 152-ФЗ). Автоматический отбор 250 КТ-исследований за период с января 2021 г. по декабрь 2023 г. без связи с клиническими данными (в том числе анамнез относительно МКБ).

Верификация данных проводилась путем повторного анализа исследований двумя врачами-рентгенологами (стаж > 3 лет) независимо друг от друга с использованием базовых диагностических требований к результатам работы ИИ-сервисов [19].

Механизм выявления “положительных” случаев:

- КТ-исследования, в которых два независимых врача-рентгенолога (стаж >3 лет) обнаружили участки гиперденсности, соответствующие плотным конкрементам (>100 HU), в органах

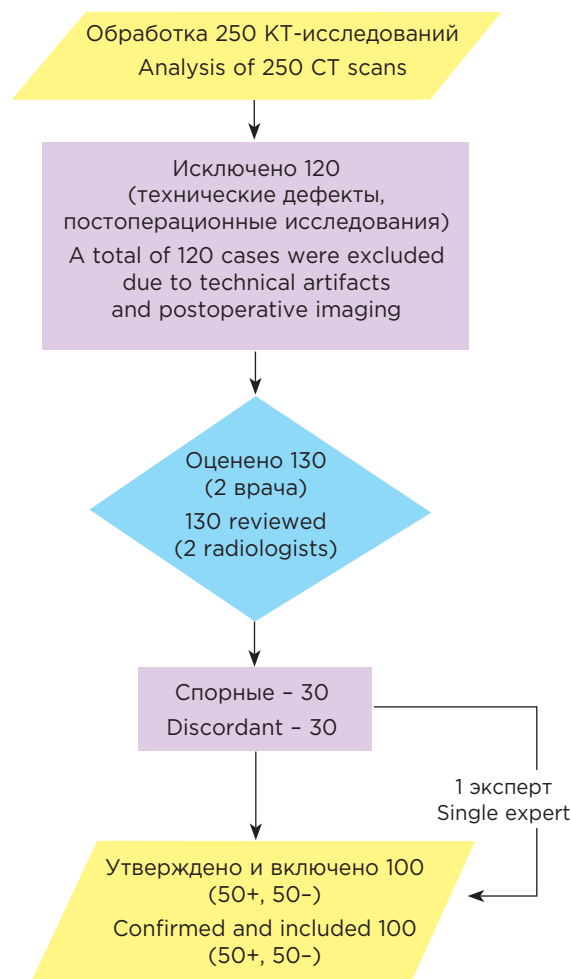


Рис. 1. Схема включения/исключения пациентов (Flowchart).

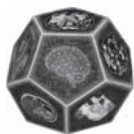
Fig. 1. Flowchart scheme of inclusion/exclusion of patients.

мочевыделительной системы (почки, мочеточники, мочевого пузыря);

- при отсутствии консенсуса – случай исключался или передавался на третичную оценку опытному эксперту (стаж >5 лет);
- финальная верификация: исследование включалось как “положительное”, только если все три эксперта сошлись во мнении о присутствии конкрементов.

Механизм выявления “отрицательных” случаев:

- КТ-исследования, в которых два независимых врача-рентгенолога (стаж >3 лет) не обнаружили участков гиперденсности, соответствующих плотным конкрементам (>100 HU), в органах мочевыделительной системы (почки, мочеточники, мочевого пузыря);



- при отсутствии консенсуса – случай исключался или передавался на третичную оценку опытному эксперту (стаж >5 лет);
- финальная верификация: исследование включалось как “отрицательное”, только если все три эксперта сошлись во мнении об отсутствии конкрементов;
- для повышения достоверности – применялся контроль отсутствия вторичных признаков МКБ (гидронефроз, расширение чашечно-лоханочной системы, отек жировой клетчатки ворот почки) в нативной фазе.

Набор данных направлялся на анализ каждым включенным в исследование ИИ-сервисом. Результаты сравнивали с эталонной разметкой путем построения четырехпольной таблицы и рассчитывали показатели диагностической ценности: площадь под характеристической кривой (далее – AUROC, от англ. area under receiver operating characteristic curve), чувствительность, специфичность и точность. Порог активации определялся по индексу Юдена. Максимальное значение каждого показателя – 100,0% или 1,0 [21]. Статистическая обработка проводилась в Python (библиотеки Scikit-learn и Pandas), уровень значимости $p < 0,05$.

Результаты исследования

На момент проведения исследования в Московском эксперименте свои разработки для диагностики и оценки конкрементов мочевыделительной системы представили два программных решения на основе ТИИ:

- ИИ-1 (моносервис) – определяет наличие/отсутствие конкрементов мочевыделительной системы;
- ИИ-2 (комплексный сервис) – выполняет многопараметрический анализ КТ ОБП с возможностью

распознавания шести различных патологий, включая конкременты.

ИИ-сервисы обрабатывали аксиальные проекции нативной фазы исследования в формате DICOM, содержащие изображения ОБП, поступившие из ЕРИС ЕМИАС. Результаты работы представлены в виде текстового отчета (Dicom SR) с информацией о наличии или отсутствии конкрементов в мочевыделительной системе, их локализации, количестве и морфометрии (размеры и плотность в единицах Хаунсфилда (HU) наибольшего конкремента в каждом органе мочевыделительной системы).

Дополнительно предоставлена DICOM-серия с графическим выделением областей интереса, где оконтуриваются конкременты, отображаются их размеры и плотность. Примеры ИИ-сервисов представлены на рис. 2, 3.

Заявленные метрики диагностической точности работы ПО на основе ТИИ представлены следующими параметрами: AUROC, чувствительность, специфичность и точность (рис. 4).

Характеристика положительных случаев (n = 50)

Локализация: почки – 50/50 (100%), из них двусторонняя локализация – 27/50 (54%), односторонняя – 23/50 (46%), мочеточники – 6/50 (12%), мочевой пузырь – 4/50 (8%). Пациенты с несколькими локализациями – 8/50 (16%). С учетом того, что у 8 пациентов отмечены несколько локализаций, суммарное число локализаций превышает число пациентов.

Размеры конкрементов: ≤ 3 мм – 6/50 (12%), 4–7 мм – 12/50 (24%), ≥ 8 мм – 35/50 (70%). Сумма категорий (6 + 12 + 35 = 53) превышает 50, что указывает на наличие пациентов с несколькими конкрементами разных размеров. Основная группа – конкременты ≥ 8 мм (70%), что свидетельствует о преобладании клинически значимых размеров.

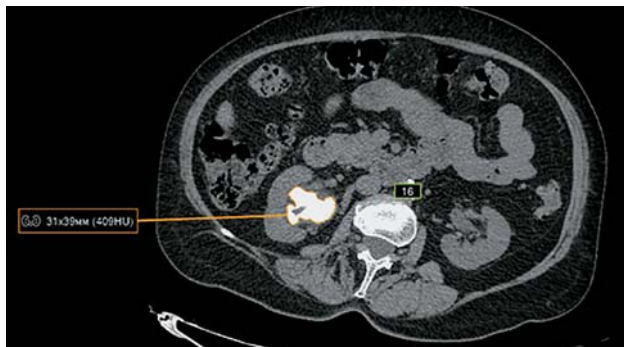


Рис. 2. ИИ-2 комплекс: оранжевым контуром обведен коралловидный конкремент правой почки на разных срезах при анализе КТ ОБП.

Fig. 2. AI-2 complex: the coral-shaped concretion of the right kidney is outlined in an orange contour on different sections during CT analysis of the OBP.

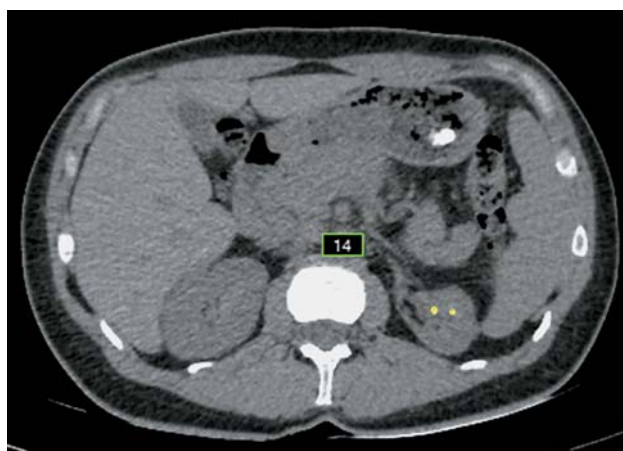
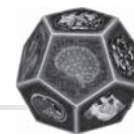


Рис. 3. ИИ-2 комплексный сервис (срезы исследования одного пациента): желтым контуром обведены конкременты левой почки при анализе КТ ОБП; на последнем изображении – DICOM-серия с описанием и графическим выделением патологических изменений области интереса при анализе КТ ОБП.

Fig. 3. AI-2 comprehensive service (cross-sections of a single patient study): The yellow outline shows the concretions of the left kidney during CT OBP analysis; the last image shows a DICOM series with a description and graphical highlighting of pathological changes in the area of interest during CT OBP analysis.

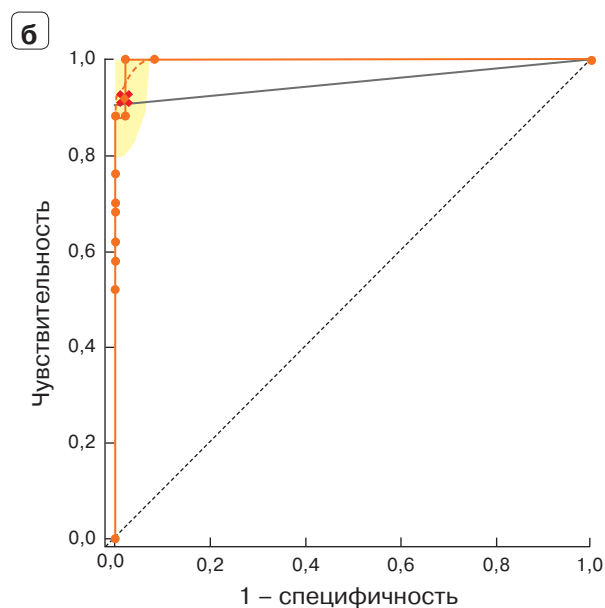
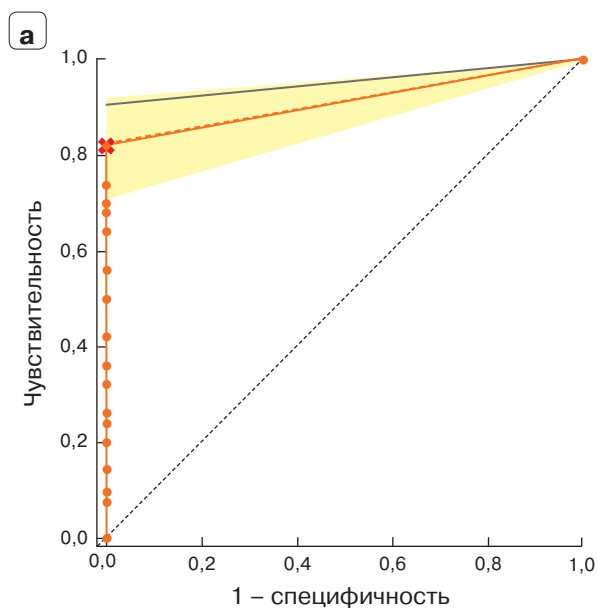


Рис. 4. а – ИИ-1 моно (для анализа ОБП); **б** – ИИ-2 комплекс (для анализа ОБП).

Fig. 4. а – AI-1 mono (for OBP analysis); **б** – AI-2 complex (for the analysis of OBP).

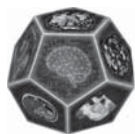


Таблица. Метрики диагностической точности ИИ-сервисов на эталонном наборе данных

Table. Metrics of diagnostic accuracy of AI services based on the reference data set

ИИ-сервисы AI services	Параметр Parameter	AUROC AUROC	Чувствительность Sensitivity	Специфичность Specificity	Точность Accuracy
ИИ-1 моно (для анализа ОБП) AI-1 mono (for OBP analysis)	Заявленные Declared	0.84	0.82	0.81	0.85
	Полученные Received	0.978 (0.856–0.964)	0.82 (0.710–0.930)	1.000 (0.900–1.000)	0.910 (0.850–0.970)
ИИ-2 комплекс (для анализа ОБП) AI-2 complex (for the analysis of OBP)	Заявленные Declared	0.995	0.84	0.85	0.85
	Полученные Received	0.998 (0.993–1.000)	1.000 (1.000–1.000)	0.980 (0.940–1.000)	0.990 (0.970–1.000)

Размерная стратификация конкрементов (≤ 3 мм, 4–7 мм, ≥ 8 мм) была выбрана с учетом клинической тактики ведения пациентов и технических характеристик нативной КТ. Порог 3 мм соответствует пределу уверенной визуализации и высокой вероятности самостоятельного отхождения (до 80% случаев) [22]. Именно данная группа является наиболее сложной для детекции при КТ и чаще всего формирует ложноотрицательные результаты ИИ, тогда как порог ≥ 8 мм отражает группу с высокой вероятностью необходимости инвазивного вмешательства. Интервал 4–7 мм представляет клинически значимую зону принятия решений, таких как медикаментозная литотрипсия, вероятность самостоятельного отхождения снижается (≈ 40 –60%) [23].

Количество конкрементов: единичные – 11/50 (22%), множественные – 39/50 (78%). Преобладали пациенты с множественными конкрементами (почти 4:1), что повышает сложность автоматического анализа и снижает вероятность “очевидности” тестового набора данных.

Следует подчеркнуть, что первичной целью настоящего исследования являлась оценка точности бинарного выявления рентгенопозитивных конкрементов (>100 HU) на уровне исследования в реальных условиях клинического потока.

Средняя плотность конкрементов в мочевыделительной системе 675 HU. Распределение плотности в структуре конкрементов не проводилось (подход отражает реальный сценарий сортировки, не морфометрическое валидационное исследование).

Результаты тестирования работы ИИ-сервисов при поиске конкрементов мочевыделительной системы представлены в таблице.

Комплексный ИИ-сервис (ИИ-2) показал лучшие результаты, включая максимальную чувствительность (100%) и AUROC (99,8%). Моно ИИ-сервис (ИИ-1) продемонстрировал максимальную специфичность (100%) при умеренной чувствительности

(82,0%). Различие в AUROC между ИИ-1 и ИИ-2 оказалось статистически значимым ($p < 0,05$, t-критерий для независимых ROC-площадей).

Ошибки классификации:

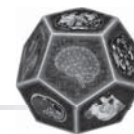
- у ИИ-1 было зарегистрировано **4 ложноотрицательных случая**, преимущественно при наличии мелких (≤ 3 мм) гиперденсных фрагментов в чашечно-лоханочной системе;
- у ИИ-2 выявлено **2 ложноположительных результата** – объекты за пределами мочевыделительной системы (васкулярные кальцинаты) были ошибочно интерпретированы как конкременты;
- временной анализ: среднее время обработки одного исследования составило 2,4 мин для ИИ-2 и 1,55 мин для ИИ-1.

Обсуждение

В условиях растущей нагрузки на специалистов лучевой диагностики и увеличения объема исследований возрастает потребность в автоматизированных инструментах, способных повысить эффективность и точность анализа изображений. Одной из актуальных задач является диагностика конкрементов мочевыделительной системы – процесса, требующего высокой концентрации и временных затрат.

При большом потоке пациентов естественный интеллект склонен к утомляемости, в связи с чем могут выявиться пропуски или неточности при оценке КТ-исследований, в том числе и конкрементов мочевыделительной системы. Использование программных решений на основе ТИИ представляется перспективным направлением [24], способным существенно повысить качество интерпретации изображений и снизить нагрузку на специалистов.

Многие исследования свидетельствуют о высокой точности распознавания, практической ценности ИИ в определении конкрементов мочевыделительной системы [12, 25–28]. В работе J. Kim и соавт. наглядно показано, что точность ПО на основе ТИИ составила 94% [12]; пропущенные случаи в основ-



ном касались камней, расположенных в области мочеточниково-почечного перехода, которые не были включены в обучающую выборку. Скорость обработки изображений ИИ превзошла скорость врачей, проанализировав 150 КТ-изображений за 13 с по сравнению с 38,6 с для оценки урологами и 23 ч для формального чтения. K. Yasaka и O. Abe (2018) подчеркивают универсальность CNN – модели с AUC от 0,94 до 0,96 на различных задачах, но отмечают снижение точности на внешних данных [29]. В работе A. Parakh и соавт. в обнаружение мочевого камня на КТ-изображениях с использованием глубоких CNN показано: оценка производительности модели и генерализация AUC от 0,954, чувствительность 94%, специфичность 96% [30].

Наше исследование подтверждает эти выводы: ИИ-2 показал AUC = 0,998 и 100% чувствительность, превосходя заявленные показатели аналогов и демонстрируя их практическую ценность в диагностике уролитиаза. ИИ-1, обладая 100% специфичностью, уступает по чувствительности – аналогично результатам глубокого обучения моделей в других областях, где баланс между чувствительностью и специфичностью зависит от тестовых наборов.

Тем не менее в настоящем исследовании выявлены и значимые отличия по сравнению с указанными источниками.

Во-первых, в отличие от большинства работ, базирующихся на лабораторных данных или открытых наборах данных, наш эталонный набор данных был сформирован на материалах реальной клинической практики – в рамках исследований, проведенных в городской системе здравоохранения Москвы, полученных из ЕРИС ЕМИАС. Это обеспечивает более высокую внешнюю валидность, но делает задачу более сложной за счет неоднородности технических условий (разные КТ-установки, различия в сканировании, сопутствующие патологии, вариабельность пациентов).

Во-вторых, методология оценки включала слепое тестирование двух независимых ИИ-сервисов, сертифицированных для медицинского применения, на ранее неизвестных им данных. Это исключает возможность утечки данных, что не всегда строго соблюдается в других работах. Кроме того, в нашем исследовании впервые проведено сравнение двух коммерческих ИИ-сервисов, функционирующих в режиме реального времени, интегрированных в городскую информационную систему (ЕРИС ЕМИАС). Подобная оценка с участием сертифицированных решений ранее не проводилась в открытых публикациях, что определяет новизну и уникальность подхода. Наше исследование включают КТ-изображения с разных устройств (Siemens, GE), что обеспечивает более широкую репрезентативность.

Следует отметить и различия в логике применения ТИИ: в нашей работе рассматривался не только вопрос точности, но и практическая ценность ТИИ – фильтрации заведомо нормальных исследований и автоматической разметки патологий для сокращения времени на анализ. Подобные сценарии клинической интеграции ТИИ все активнее внедряются в мировую практику, однако по-прежнему ограничены рядом нормативных барьеров, а также регуляторные механизмы, действующие в Российской Федерации (включая требования по валидации ИИ-систем на отечественных данных).

Наша данные также подтверждают значительный потенциал автоматизации и выраженное преимущество по скорости обработки изображений, что имеет ключевое значение при анализе большого объема исследований, особенно в экстренных ситуациях. Это подтверждает перспективность включения ТИИ в рабочие процессы, в том числе для первичного скрининга и выделения патологических находок, на которые необходимо обратить внимание врача.

Тем не менее, несмотря на высокую точность, мы зафиксировали случаи ложноположительных и ложноотрицательных срабатываний. Ложноотрицательные результаты, как правило, связаны с невыявлением мелких конкрементов (менее 3 мм) или их некорректной сегментацией, особенно при расположении в сложных анатомических зонах (тазовая часть мочеточника, мочевого пузыря). Ложноположительные срабатывания возникали при ошибочной маркировке гиперденсных очагов вне пределов мочевыделительной системы, что может быть обусловлено артефактами, сопутствующими патологиями, а также особенностями телосложения пациента (низкий индекс массы тела и др.).

Показатели специфичности также оказались под влиянием случаев, когда ИИ-сервис ошибочно определял объекты за пределами целевого органа. Данная проблема является частой при разработке алгоритмов ПО на основе ТИИ.

Примеры некорректного срабатывания ИИ-сервисов при выявлении конкрементов мочевыделительной системы представлены на рис. 5–7. Ошибка разметки в рис. 7 связана с тесно прилегающей к мочевому пузырю предстательной железой, структура которой неоднородная за счет кальцинированных включений, один из кальцинатов был расценен ИИ-сервисом как конкремент. По рис. 6 видно, что ИИ разметил гиперденсный участок в области желудка, тогда как сервис предназначен для поиска конкрементов в целевом органе (мочевыделительной системе). Ложноположительный результат связан с интерпретацией гиперденсного включения в нецелевом органе вследствие отсутствия орган-

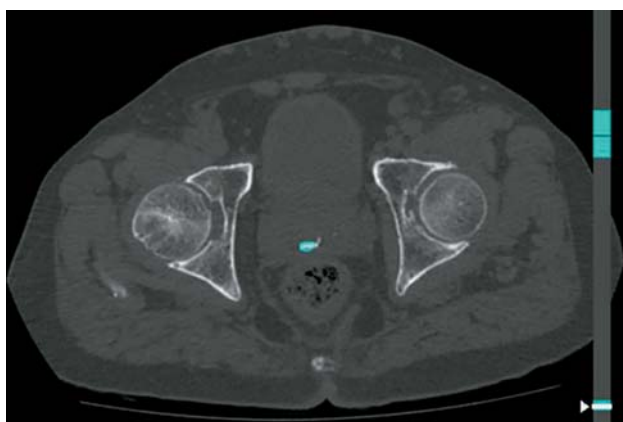
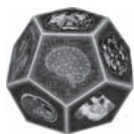


Рис. 5. Ложноположительный результат и одновременно дефект. ИИ-1 моносервис: срабатывание ИИ-сервиса за пределом целевого органа при анализе КТ ОБП.

Fig. 5. A false positive result and at the same time a defect. AI-1 monoservice: triggering of an AI service beyond the target organ during CT scan analysis.

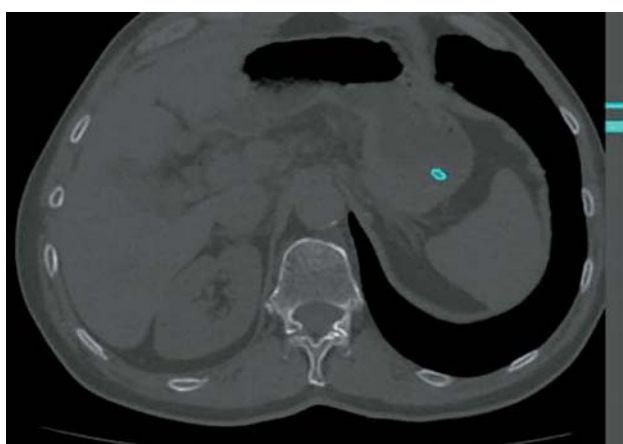


Рис. 6. Ложноположительный результат и одновременно дефект. ИИ-1 моносервис: разметка гиперденсного очага в нецелевом органе при анализе КТ ОБП.

Fig. 6. A false positive result and at the same time a defect. AI-1 monoservice: marking of a hyperdense focus in a non-target organ during CT analysis of the OBP.

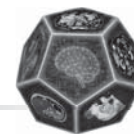


Рис. 7. Ложноположительный результат. ИИ-1 моносервис: разметка гиперденсных очагов в стенке мочевого пузыря, как конкременты.

Fig. 7. False positive result. AI-1 monoservice: marking a hyperdense lesion in the bladder wall as a calculus.

специфической фильтрации и топографической валидации детектируемого объекта. Ложноположительный результат на рис. 7 обусловлен интерпретацией локальных гиперденсных участков стенки мочевого пузыря на фоне цистостомы (пузырь практически полностью испражнен) в качестве конкремента вследствие отсутствия морфологической дифференциации внутриполостных и пристеночных структур, а также недостаточной контекстной анатомической валидации детектируемого объекта.

Особого внимания заслуживают так называемые трудные клинические случаи, при которых вероятность диагностических ошибок алгоритмов ИИ существенно возрастает. В настоящем исследовании ложноположительные результаты были преимущественно связаны с ошибочной интерпретацией кальцинированных структур, расположенных вне мочевыделительной системы. Наиболее сложной задачей представляется дифференциальная диагностика мелких конкрементов дистального отдела



мочеточника и флеболитов на фоне выраженного атеросклероза сосудов малого таза.

Флеболиты и сосудистые кальцинаты обладают сходными с мочевыми конкрементами рентгенологическими характеристиками – высокой плотностью, малыми размерами и анатомической близостью к мочеточнику. При выраженном кальцинозе артерий малого таза наличие множественных гиперденсных очагов дополнительно усложняет автоматический анализ изображений. Несмотря на использование современными алгоритмами методов пространственного анализа и сегментации, существующие модели не всегда способны надежно отличить истинный мочевой конкремент от кальцифицированных сосудистых или венозных образований.

Полученные нами результаты подтверждают данную проблему: зарегистрированные ложноположительные срабатывания были обусловлены именно ошибочной интерпретацией внеурологических кальцификатов и других гиперденсных структур. Одновременно ложноположительные результаты сопровождалась случаями пропуска мелких конкрементов размером менее 3 мм, особенно при их локализации в дистальных отделах мочеточника и в условиях сложной анатомии малого таза. Следовательно, именно сочетание небольших размеров конкрементов и выраженных сосудистых кальцинатов следует рассматривать как один из наиболее сложных случаев для существующих алгоритмов компьютерного зрения.

По этой причине автоматические результаты анализа КТ в подобных ситуациях требуют обязательной экспертной оценки врачом-рентгенологом с учетом анатомического хода мочеточника, наличия вторичных признаков обструкции мочевых путей (уретерозктазии, гидронефроза, периуретеральной инфильтрации), а также анализа последовательных срезов и мультиплоскостных реконструкций. Такой подход позволяет существенно снизить вероятность диагностических ошибок при дифференциальной диагностике мочевых конкрементов и внеурологических кальцинатов.

В рамках нашего исследования задачей рассматриваемых нами ПО было выявить наличие конкрементов мочевыделительной системы, используя нативную фазу. С практической точки зрения этой функции достаточно для того, чтобы минимизировать риск пропуска конкрементов, также оптимизировать сам диагностический процесс, включающий оценку полученной информации и формирование протокола для использования полученных данных врачом-рентгенологом.

С точки зрения практики полученные данные подтверждают возможность использования ИИ-сервисов как вспомогательного инструмента в кли-

нической практике врача-рентгенолога. Особенно значимыми являются их преимущества в ситуациях, когда мочевыделительная система не является основной целью исследования, но попадает в зону сканирования, а также при анализе большого объема экстренных КТ-исследований.

Новизна нашего исследования:

1. Первый в России независимый сравнительный анализ двух коммерчески разработанных ИИ-сервисов (моно- и комплексных), работающих в режиме реального времени в рамках ЕРИС ЕМИАС в условиях независимого тестирования на отечественных клинических данных, включая случаи, не представленные в обучающих выборках.

2. Использование ретроспективного стандартизованного эталонного набора данных из реальной городской сети здравоохранения Москвы с жесткой экспертной валидацией по STARD-2015.

3. Демонстрация пределов применимости на реальных клинических случаях, включая случаи, не попавшие в обучающее множество, что отражает реальный рабочий контекст, комплексная оценка нескольких ИИ-сервисов.

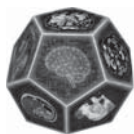
4. Впервые представлены конкретные примеры дефектов сегментации с визуальной демонстрацией, что расширяет понимание причин ложных срабатываний и способствует улучшению практической интеграции ИИ в рабочий процесс.

Это позволило выявить реальные границы применимости алгоритмов, а также определить ключевые зоны ошибок, требующие доработки.

Вклад в существующее знание состоит в том, что данное исследование подтверждает воспроизводимость и надежность работы ИИ-систем в диагностике конкрементов мочевыделительной системы вне лабораторных условий и демонстрирует возможность их эффективного применения в клинической практике с учетом реальных ограничений. Представленные данные могут служить основой для дальнейшей валидации алгоритмов и формирования рекомендаций по их использованию.

Ограничениями настоящего исследования являются: использование недостаточного набора данных, отсутствие мультицентровой валидации, тестирование только на нативной фазе и отсутствие оценки влияния ТИИ на клинические решения. Также стоит отметить, что высокая точность ИИ-сервисов может снижаться при работе с “незнакомыми” случаями, как это нередко наблюдается при внедрении алгоритмов в реальную практику (например, в рамках Московского эксперимента по тестированию ИИ в здравоохранении).

В перспективе для повышения достоверности и клинической применимости алгоритмов необходимы: дообучение моделей на более разнообраз-



ных и объемных выборках, включая случаи с редкой локализацией (лоханочно-мочеточниковый сегмент, тазовая часть мочеточника, мочевого пузыря), конкременты малых размеров (<3 мм) и низкой плотности (<100 HU), а также валидация моделей в мультицентровых условиях с разной технической базой и популяцией пациентов. Необходим пострегистрационный мониторинг, что обеспечивает контроль качества в реальном времени.

В рамках центров внедрения проводят пилотные испытания, обучение персонала, обратную связь от рентгенологов; внедряются протоколы взаимной верификации: человек + ИИ и человек-эксперт при сомнительных случаях; оценивается влияние ИИ на операционные метрики (время чтения, количество пропусков, экономия ресурсов).

Перспективами будущих исследований являются: расширение обучения моделей на мультицентровый анализ влияния ИИ на клинические исходы, экономическую эффективность и удовлетворенность пациентов; продолжение организации проспективного анализа по сравнению “человек + ИИ” и “человек без ИИ”.

Таким образом, ТИИ могут служить эффективным инструментом повышения качества и скорости лучевой диагностики конкрементов мочевыделительной системы в инфраструктуре здравоохранения. Их дальнейшее развитие и адаптация к реальным клиническим примерам будут способствовать снижению нагрузки на специалистов, минимизации ошибок и повышению уровня медицинской помощи.

Заключение

Настоящее исследование представляет собой первое независимое сравнительное тестирование двух программных решений на основе ТИИ, интегрированных в ЕРИС ЕМИАС, выполненное на эталонном наборе клинических КТ-исследований, полученных в условиях реальной городской медицинской практики. Полученные результаты продемонстрировали высокую диагностическую эффективность исследованных алгоритмов при выявлении рентгенопозитивных конкрементов мочевыделительной системы, включая показатели AUROC до 0,998 и чувствительности до 100%.

Практическая значимость исследования заключается в подтверждении возможности использования ИИ для повышения эффективности работы врача-рентгенолога за счет автоматического поиска, разметки и морфометрической оценки конкрементов, а также сокращения времени анализа КТ-исследований при высоком диагностическом потоке.

Вместе с тем результаты исследования свидетельствуют, что на современном этапе развития данные алгоритмы не следует рассматривать как

полностью автономные диагностические системы. Их наиболее обоснованной областью применения является использование в качестве инструмента “второго чтения”, предназначенного для дополнительной поддержки врача-рентгенолога и обязательной экспертной верификации всех автоматически сформированных заключений.

Наибольшие ограничения применения ИИ сохраняются при анализе сложных анатомических зон, прежде всего при необходимости дифференциальной диагностики мелких конкрементов дистального отдела мочеточника и кальцинированных внеурологических структур (флеболитов, сосудистых кальцинатов) на фоне выраженного атеросклероза артерий малого таза. Именно в этих ситуациях вероятность ложноположительных и ложноотрицательных результатов остается наиболее высокой, что требует обязательной оценки изображений специалистом.

Дальнейшее совершенствование алгоритмов должно быть направлено на расширение обучающих выборок за счет сложных клинических случаев, проведение мультицентральной внешней валидации и оценку влияния использования ИИ на клинические решения и исходы лечения. До получения таких данных применение ИИ следует рассматривать как средство повышения качества и скорости лучевой диагностики, но не как замену экспертной интерпретации результатов компьютерной томографии.

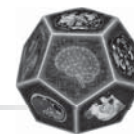
Дополнительная информация

Источник финансирования. Данная статья подготовлена авторским коллективом в рамках НИР “Искусственный интеллект для одновременного анализа изображений и ЭМК (мультимодальный ИИ)”, в соответствии с приказом от 27.11.2025 № 1213 “Об утверждении государственных заданий, финансовое обеспечение которых осуществляется за счет средств бюджета города Москвы, государственным бюджетным (автономным) учреждениям, подведомственным Департаменту здравоохранения города Москвы, на 2026 год и плановый период 2027 и 2028 годов” Департамента здравоохранения города Москвы.

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

Additional information

Source of funding. This paper was prepared by a group of authors as a part of the research and development effort titled “Artificial intelligence for synchronous evaluation of images and EHR (multimodal AI)”, in accordance with the Order No. 1213 dated November 27, 2025 “On approval of state assignments funded by means of allocations from the budget of the city of Moscow to the state budgetary (autonomous) institutions subordinate to the Moscow Health Care Department, for 2026



and the planned period of 2027 and 2028" issued by the Moscow Health Care Department.

Conflict of interest. The authors declare no obvious or potential conflicts of interest related to the publication of this article.

Участие авторов

Дели Д.Ф. – концепция и дизайн исследования, проведение исследования, сбор и обработка данных, обзор публикаций по теме статьи, статистическая обработка данных, анализ и интерпретация полученных данных, написание текста, подготовка, создание опубликованной работы, ответственность за целостность всех частей статьи.

Васильев Ю.А. – участие в научном дизайне.

Владзимирский А.В. – концепция и дизайн исследования, подготовка и редактирование текста.

Арзамасов К.М. – концепция и дизайн исследования, участие в научном дизайне, подготовка и редактирование текста, статистическая обработка данных, ответственность за целостность всех частей статьи, утверждение окончательного варианта статьи.

Authors' participation

Deli D.F. – concept and design of the study, conducting research, collection and analysis of data, review of publications, statistical analysis, analysis and interpretation of the obtained data, writing text, preparation and creation of the published work, responsibility for the integrity of all parts of the article.

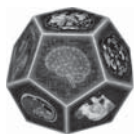
Vasilev Yu.A. – participation in scientific design.

Vladzimirsky A.V. – concept and design of the study, text preparation and editing.

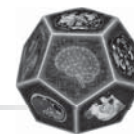
Arzamasov K.M. – concept and design of the study, participation in scientific design, text preparation and editing, statistical analysis, responsibility for the integrity of all parts of the article, approval of the final version of the article.

Список литературы [References]

- Trinchieri A., Ostini F., Nespoli R. et al. A prospective study of recurrence rate and risk factors for recurrence after a first renal stone. *J. Urol.* 1999; 162 (1): 27–30. <https://doi.org/10.1097/00005392-199907000-00007>
- Лопаткин Н.А. Урология: учебник. М.: ГЭОТАР-Медиа, 2011.
- Lopatkin N.A. Urology: textbook. Moscow: GEOTAR-Media, 2011. (In Russian)
- Соколов Н.М., Котов С.В., Неменов А.А., Перов Р.А. Сравнительный анализ пациентов с первичным эпизодом мочекаменной болезни и рецидивным камнеобразованием, после уретероскопических вмешательств. *Урология.* 2024; 2: 18–23. <https://doi.org/10.18565/urology.2024.2.18-23>
- Sokolov N.M., Kotov S.V., Nemenov A.A., Perov R.A. Comparative analysis of patients with primary episode of urolithiasis and recurrent stone formation after ureteroscopic interventions. *Urology.* 2024; 2: 18–23. <https://doi.org/10.18565/urology.2024.2.18-23>. (In Russian)
- Попова Е.О., Ткачев С.Ю., Карпенко А.К., Ли Ю.А., Числов П.А., Али С.Х., Дымов А.М., Винаров А.З., Акованцева А.А., Ершов Б.П., Голуб Д.А., Щеклеина М.Д., Галечян Г.Ю., Богоедов Д.А., Гафарова Э.Р., Мусаэлян Р.Э. Мультимодальный анализ почечных камней для поиска новых биомаркеров мочекаменной болезни. *Вестник урологии.* 2024; 12 (4): 121–134. <https://doi.org/10.21886/2308-6424-2024-12-4-121-134>
- Popova E.O., Tkachev S.Yu., Karpenko A.K. et al. Multimodal analysis of kidney stones to search for new biomarkers of urolithiasis. *Vestnik Urologii = Urology Herald.* 2024; 12 (4): 121–134. <https://doi.org/10.21886/2308-6424-2024-12-4-121-134> (In Russian)
- Siener R., Stein J., Ritter M. Rezidivprävention der Urolithiasis [Prevention of recurrence of urolithiasis]. *Die Urologie (Heidelberg, Germany).* 2024; 63 (4): 387–395. <https://doi.org/10.1007/s00120-024-02312-8> (In German)
- Дуванов Д.А. Роль современных методов визуализации в диагностике мочекаменной болезни. *Бюллетень медицинских интернет-конференций.* 2017; 7 (5): 710.
- Duvanov D.A. The role of modern imaging methods in the diagnosis of urolithiasis. *Bulletin of Medical Internet Conferences.* 2017; 7 (5): 710. (In Russian)
- Российское общество урологов. Клинические рекомендации: мочекаменная болезнь. 2020. Russian Society of Urologists. Clinical recommendations: urolithiasis. 2020. (In Russian)
- MacNevin W., Chua M., Kraus M.S., Keefe D.T. Radiation exposure associated with computed tomography for pediatric urolithiasis evaluation: A scoping review. *J. Pediatr. Urol.* 2024; 20 (3): 386–394. <https://doi.org/10.1016/j.jpuro.2024.03.007>
- Li X., Shu H., Zhang Y. et al. Low-dose CT with adaptive statistical iterative reconstruction for evaluation of urinary stone. *Oncotarget.* 2018; 9 (28): 20103–20111. <https://doi.org/10.18632/oncotarget.25047>
- Ahmed S., Atunhan A. Artificial intelligence in urolithiasis: a systematic review of utilization and effectiveness. *Wld J. Urol.* 2023. <https://doi.org/10.1007/s00345-024-05268-8>
- Tang L., Li W., Zeng X. et al. Value of artificial intelligence model based on unenhanced computed tomography of urinary tract for preoperative prediction of calcium oxalate monohydrate stones in vivo. *Ann. Transl. Med.* 2021; 9 (14): 1129. <https://doi.org/10.21037/atm-21-965>
- Kim J., Kwak C.W., Uhm S. et al. A Novel Deep Learning-based Artificial Intelligence System for Interpreting Urolithiasis in Computed Tomography. *Eur. Urol. Focus.* 2024; 10 (6): 1049–1054. <https://doi.org/10.1016/j.euf.2024.07.003>
- Shah M., Naik N., Somani B.K., Hameed B.M.Z. Artificial intelligence (AI) in urology-Current use and future directions: An iTRUE study. *Turk. J. Urol.* 2020; 46 (6): 401–409. <https://doi.org/10.5152/tud.2020.20117>
- van der Velden B.H.M., Kuijff H.J., Gilhuijs K.G.A., Viergever M.A. Explainable artificial intelligence



- (XAI) in deep learning-based medical image analysis. *Med. Image Anal.* 2022; 79: 102470. <https://doi.org/10.1016/j.media.2022.102470>
15. Riley R.D., Debray T.P.A., Collins G.S. et al. Minimum sample size for external validation of clinical prediction model with binary outcome. *Stat. Med.* 2021; 40 (19): 4230–4251. <https://doi.org/10.1002/sim.9025>
 16. Арзамасов К.М., Бобровская Т.М., Васильев Ю.А., Никитин Н.Ю., Владимирский А.В., Омелянская О.В., Четвериков С.Ф. Объем выборки для оценки диагностической точности ИИ-программ в лучевой диагностике. *Сибирский журнал клинической и экспериментальной медицины.* 2024; 39 (3):188–198. <https://doi.org/10.29001/2073-8552-2024-39-3-188-198>
Arzamasov K.M., Bobrovskaya T.M., Vasiliev Yu.A. et al. The sample size for evaluating the diagnostic accuracy of AI programs in radiation diagnostics. *Siberian Journal of Clinical and Experimental Medicine.* 2024; 39 (3): 188–198. <https://doi.org/10.29001/2073-8552-2024-39-3-188-198> (In Russian)
 17. Шулькин И.М., Васильев, Ю.А., Владимирский А.В., Арзамасов К.М., Андрейченко А.Е., Гомблевский В.А., Кульберг Н.С., Омелянская О.В., Павлов Н.А., Решетников Р.В., Сергунова К.А., Шарова Д.Е. Компьютерное зрение в лучевой диагностике: первый этап московского эксперимента. 2-е изд. М.: Издательские решения, 2023. 388 с.
Shulkin I.M., Vasiliev Yu.A., Vladimirovsky A.V. et al. Computer vision in radiation diagnostics: the first stage the Moscow experiment. 2nd ed. Moscow: Publishing Solutions, 2023. 388 p. (In Russian)
 18. Арзамасов К.М., Бобровская Т.М., Васильев Ю.А., Никитин Н.Ю. 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
Arzamasov K.M., Bobrovskaya T.M., Vasiliev Yu.A., Nikitin N.Y. Approaches to the formation of datasets in radiation diagnostics. *Medical Doctor and Information Technologies.* 2023; 4:14–23. https://doi.org/10.25881/18110193_2023_4_14. (In Russian)
 19. Базовые диагностические требования к ИИ-сервисам. ГБУЗ “НПКЦ ДиТ ДЗМ”. Available from: <https://telemedai.ru>
Basic diagnostic requirements for AI services. GBUZ NPCC DiT DZM. Available from: <https://telemedai.ru> (In Russian)
 20. Морозов С.П., Андрейченко А. Е., Четвериков С. Ф., Арзамасов К.М., Кирпичев Ю.С., Семенов С.С., Курицын С.О., Логунова Т.А. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2022617324: Веб-инструмент для ROC-анализа. 2022.
Morozov S.P., Andreichenko A.E., Chetverikov S.F. et al. Certificate of state registration of a computer program No. 2022617324: A web-based tool for ROC analysis. 2022. (In Russian)
 21. Васильев Ю.А., Владимирский А.В., Шарова Д.Е., Зинченко В.В., Заюнчковский С.Ю., Ахмад Е.С., Гусев А.В. Клинические испытания систем искусственного интеллекта (лучевая диагностика). М.: ГБУЗ “НПКЦ ДиТ ДЗМ”, 2023. 40 с.
Vasiliev Yu.A., Vladimirovsky A.V., Sharova D.E. et al. Clinical trials of artificial intelligence systems (radiation diagnostics). Moscow: GBUZ NPCC DiT DZM, 2023. 40 p. (In Russian)
 22. Коцарь А.Г., Серегин С.П., Новиков А.В., Криковцов С.И. Математико-статистический анализ и корреляция факторов, влияющих на отхождение конкрементов мочеточника при мочекаменной болезни. *Научные ведомости. Серия Медицина. Фармация.* 2013; 11 (154). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/matematiko-statisticheskiy-analiz-i-korrelyatsiya-faktorov-vliyayuschih-na-otkhozhdenie-konkrementov-mochetochnika-pri-mochekamennoy> (дата обращения: 04.03.2026)
Kotsar A.G., Seregin S.P., Novikov A.V., Krikovtsov S.I. Mathematical and Statistical Analysis and Correlation of Factors Affecting the Passage of Ureteral Calculi in Urolithiasis *Actual Problems of Medicine.* 2013; 11 (154). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/matematiko-statisticheskiy-analiz-i-korrelyatsiya-faktorov-vliyayuschih-na-otkhozhdenie-konkrementov-mochetochnika-pri-mochekamennoy> (accessed: 04.03.2026) (In Russian)
 23. Клинические рекомендации. Мочекаменная болезнь. 2024-2025-2026 (22.11.2024) – Утверждены Минздравом РФ.
Clinical Guidelines. Urolithiasis. 2024-2025-2026 (22.11.2024) – Approved by the Ministry of Health of the Russian Federation (In Russian)
 24. Васильев Ю.А., Владимирский А.В., Арзамасов К.М., Шихмурадов Д.У., Панкратов А.В., Ульянов И.В., Нечаев Н.Б. Перспективы применения компьютерного зрения для выявления камней в мочевыделительной системе и новообразований печени и почек на изображениях компьютерной томографии органов брюшной полости и забрюшинного пространства. *Digital Diagnostics.* 2024; 5 (1): 101–119. <https://doi.org/10.17816/DD515814>
Vasiliev Yu.A., Vladimirovsky A.V., Arzamasov K.M. et al. Prospects of using computer vision to detect stones in the urinary system and neoplasms of the liver and kidneys on computed tomography images of the abdominal cavity and retroperitoneal space. *Digital Diagnostics.* 2024; 5 (1): 101–119. <https://doi.org/10.17816/DD515814>. (In Russian)
 25. Eun S.-J., Yun M.S., Whangbo T.-K., Kim K.-H. A Study on the Optimal Artificial Intelligence Model for Determination of Urolithiasis. *Int. Neurourol. J.* 2022; 26 (3): 210–218. <https://doi.org/10.5213/inj.2244202.101>
 26. Cumanas A.D., Chantaduly C., Morgan K.L. et al. Efficient and Accurate Computed Tomography-Based Stone Volume Determination: Development of an Automated Artificial Intelligence Algorithm. *J. Urol.* 2024; 211 (2): 256–265. <https://doi.org/10.1097/JU.0000000000003766>
 27. Bell J.R., Posielski N.M., Penniston K.L. et al. Automated Computer Software Compared with Manual Measurements for CT-Based Urinary Stone Metrics: An Evaluation Study. *J. Endourol.* 2018; 32 (5): 455–461. <https://doi.org/10.1089/end.2017.0787>



28. Caglayan A., Horsanali M.O., Kocadurdu K. et al. Deep learning model-assisted detection of kidney stones on computed tomography. *Int. Braz. J. Urol.* 2022; 48 (5): 830–839. <https://doi.org/10.1590/S1677-5538.IBJU.2022.0132>
29. Yasaka K., Abe O. Deep learning and artificial intelligence in radiology: Current applications and future directions. *PLoS Med.* 2018; 15 (11): e1002707. <https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1002707>
30. Parakh A., Lee H., Lee J.H. et al. Urinary Stone Detection on CT Images Using Deep Convolutional Neural Networks: Evaluation of Model Performance and Generalization. *Radiol. Artif. Intell.* 2019; 1 (4): e180066. <https://doi.org/10.1148/ryai.2019180066>

Для корреспонденции*: Дели Джейран Фирдусиевна – e-mail: drgasanova2015@mail.ru

Дели Джейран Фирдусиевна – аспирант ГБУЗ “Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий ДЗМ”; врач-рентгенолог, отделения рентгенодиагностики отдела лучевых методов диагностики опухолей ФГБУ “Национальный медицинский исследовательский центр онкологии им. Н.Н. Блохина” Минздрава России, Москва. <https://orcid.org/0009-0006-0345-0500>

Васильев Юрий Александрович – доктор мед. наук, главный врач ГБУЗ города Москвы “Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий ДЗМ”, Москва. <https://orcid.org/0000-0002-5283-5961>

Владимирский Антон Вячеславович – доктор мед. наук, заместитель директора по научной работе ГБУЗ города Москвы “Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий ДЗМ”, Москва. <https://orcid.org/0000-0002-2990-7736>

Арзамасов Кирилл Михайлович – доктор мед. наук, руководитель отдела медицинской информатики, радиомики и радиогеномики ГБУЗ города Москвы “Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий ДЗМ”, Москва. <https://orcid.org/0000-0001-7786-0349>

Contact*: Jeyran F. Deli – e-mail: drgasanova2015@mail.ru

Jeyran F. Deli – postgraduate student, Moscow Center for Diagnostics and Telemedicine of the Moscow Healthcare Department; Radiologist, Department of X-ray Diagnostics, Department of Radiation Methods for Tumor Diagnostics, N.N. Blokhin National Medical Research Center of Oncology, Moscow. <https://orcid.org/0009-0006-0345-0500>

Yuri A. Vasiliev – Doct. of Sci. (Med.), Director of Moscow Center for Diagnostics and Telemedicine of the Moscow Healthcare Department, Moscow. <https://orcid.org/0000-0002-5283-5961>

Anton V. Vladzmyrskyy – Doct. of Sci. (Med.), Deputy Director for Moscow Center for Diagnostics and Telemedicine of the Moscow Healthcare Department, Moscow. <https://orcid.org/0000-0002-2990-7736>

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