

<https://doi.org/10.29188/2712-9217-2025-11-3-25-31>

# Разработка автоматизированной системы определения костного возраста у детей по данным рентгенографии кисти с применением технологий искусственного интеллекта

А.Е. Гордеев, Д.Н. Резников, М.Д. Варюхина, А.В. Петряйкин, А.В. Соловьев, Р.А. Ерижоков, А.В. Владзимирский

ГБУЗ «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий Департамента здравоохранения города Москвы» (ГБУЗ «НПКЦ ДиТ ДЗМ»), Москва, Россия

**Контакт:** Гордеев Александр Евгеньевич, [GordeevAE1@zdrav.mos.ru](mailto:GordeevAE1@zdrav.mos.ru)

## Аннотация:

**Введение.** Оценка костного возраста (КВ) является фундаментальным инструментом в педиатрии, детской эндокринологии и ортопедии для диагностики нарушений роста и развития. Традиционные мануальные методы оценки (атлас Грейлиха-Пайл, метод Таннера-Уайтхауса) характеризуются высокой субъективностью, низкой воспроизводимостью и значительными временными затратами рентгенолога. В Российской Федерации отсутствуют отечественные валидированные программные решения для автоматизации этого процесса, что делает актуальной разработку систем на основе искусственного интеллекта (ИИ).

**Цель.** Разработка и валидация нейросетевой модели для автоматизированной оценки КВ по рентгенограммам кисти, адаптированной к российской популяции, а также создание прикладного программного обеспечения для интеграции в клиническую практику.

**Материалы и методы.** Для обучения и тестирования модели использован комбинированный набор данных, включающий 12 611 рентгенограмм из открытого датасета RSNA Bone Age Challenge и 200 верифицированных исследований из Единой радиологической информационной системы (ЕРИС) ЕМИАС города Москвы. Пайплайн обработки данных включал детекцию кисти (YOLOv11), сегментацию (U-Net) и регрессионный анализ (ResNet50).

**Результаты.** Средняя абсолютная ошибка (MAE) разработанной модели на тестовой выборке составила 7,7 месяца для мальчиков и 8,2 месяца для девочек. Время анализа одного снимка не превышает 2 секунд. Точность модели превосходит показатели традиционной оценки по атласу Грейлиха-Пайл (ошибка до 18 месяцев) и сопоставима с экспертной оценкой (12 месяцев). Разработано программное обеспечение «MosMedSoft» (Свидетельство о госрегистрации № 202566158).

**Выводы.** Создана первая отечественная автоматизированная система оценки КВ, демонстрирующая высокую точность и скорость работы. Внедрение системы в клиническую практику позволит стандартизировать диагностический процесс, снизить нагрузку на врачей-рентгенологов и повысить качество диагностики эндокринных и ортопедических патологий у детей.

**Ключевые слова:** костный возраст; искусственный интеллект; рентгенография кисти; нейронные сети; педиатрия; эндокринология; телемедицина.

**Для цитирования:** Гордеев А.Е., Резников Д.Н., Варюхина М.Д., Петряйкин А.В., Соловьев А.В., Ерижоков Р.А., Владзимирский А.В. Разработка автоматизированной системы определения костного возраста у детей по данным рентгенографии кисти с применением технологий искусственного интеллекта. Российский журнал телемедицины и электронного здравоохранения 2025; 11(3):25-31; <https://doi.org/10.29188/2712-9217-2025-11-3-25-31>

**Development of an automated system for bone age assessment in children based on hand radiography using artificial intelligence technologies**

<https://doi.org/10.29188/2712-9217-2025-11-3-25-31>

**A.E. Gordeev, D.N. Reznikov, M.D. Varyukhina, A.V. Petryaykin, A.V. Solovyov, R.A. Erizhokov, A.V. Vladzimirsky**

Research and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies of the Moscow Health Care Department, Moscow, Russia

**Contact:** Alexander E. Gordeev, [GordeevAE1@zdrav.mos.ru](mailto:GordeevAE1@zdrav.mos.ru)

**Summary:**

**Background.** Bone age (BA) assessment is a fundamental tool in pediatrics, pediatric endocrinology, and orthopedics for diagnosing growth and developmental disorders. Traditional manual assessment methods (the Greulich-Pyle atlas, Tanner-Whitehouse method) are characterized by high subjectivity, low reproducibility, and significant time consumption for the radiologist. In the Russian Federation, there are no domestic validated software solutions for automating this process, making the development of artificial intelligence (AI)-based systems highly relevant.

**Objective.** To develop and validate a neural network model for automated BA assessment from hand radiographs, adapted to the Russian population, and to create applied software for integration into clinical practice.

**Materials and Methods.** A combined dataset was used for training and testing the model, including 12,611 radiographs from the open RSNA Bone Age Challenge dataset and 200 verified studies from the Unified Radiological Information Service (URIS) of the EMIAS of Moscow. The data processing pipeline included hand detection (YOLOv11), segmentation (U-Net), and regression analysis (ResNet50).

**Results.** The Mean Absolute Error (MAE) of the developed model on the test set was 7.7 months for boys and 8.2 months for girls. The analysis time for a single image does not exceed 2 seconds. The model's accuracy surpasses that of traditional assessment using the Greulich-Pyle atlas (error up to 18 months) and is comparable to expert assessment (12 months). «MosMedSoft» software has been developed (Certificate of State Registration No. 202566158).

**Conclusion.** The first domestic automated BA assessment system has been created, demonstrating high accuracy and processing speed. Implementation of the system into clinical practice will allow for the standardization of the diagnostic process, reduce the workload on radiologists, and improve the quality of diagnostics for endocrine and orthopedic pathologies in children.

**Key words:** bone age; artificial intelligence; hand radiography; neural networks; pediatrics; endocrinology; telemedicine.

**For citation:** Gordeev A.E., Reznikov D.N., Varyuhina M.D., Petryaykin A.V., Solovyev A.V., Erizhokov R.A., Vladzimirsky A.V. Development of an automated system for bone age assessment in children based on hand radiography using artificial intelligence technologies. Russian Journal of Telemedicine and E-Health 2025; 11(3):25-31; <https://doi.org/10.29188/2712-9217-2025-11-3-25-31>

**■ ВВЕДЕНИЕ**

Оценка биологической зрелости организма является одной из ключевых задач в педиатрической практике. Наиболее объективным маркером биологического возраста признан «костный возраст» (КВ) – условная величина, отражающая степень оссификации скелета по сравнению со стандартными популяционными показателями [1]. Расхождение между паспортным (хронологическим) и костным возрастом служит важным диагностическим критерием для широкого спектра патологий.

Для врачей-детских эндокринологов определение КВ необходимо при дифференциальной диагностике вариантов задержки роста (конституциональная задержка, соматотропная недостаточность, гипотиреоз) и форм преждевременного полового развития. Точная оценка костного созревания критически важна для принятия решения о начале терапии гормоном роста (рГР) или аналогами гонадотропин-рилизинг гормона, а также для мониторинга эффективности лечения [2]. Ошибки в определении КВ могут привести к неверному прогнозу конечного роста ребенка и необоснованному на-

значению дорогостоящей и длительной терапии.

В практике травматологов-ортопедов данные о костном возрасте используются для прогнозирования пика ростового скачка, что имеет решающее значение при лечении идиопатического сколиоза (определение времени корсетотерапии или хирургической коррекции) и при хирургическом выравнивании длины нижних конечностей (расчет времени эпифизеодеза) [3]. Недоценка стадии оссификации может привести к упущенному «терапевтическому окну» или, наоборот, к слишком раннему и агрессивному вмешательству.

Для педиатров оценка КВ является инструментом скрининга общего соматического статуса, позволяя выявлять детей, чье физическое развитие отклоняется от нормы вследствие хронических заболеваний, нарушений питания или психосоциальных факторов.

На сегодняшний день «золотым стандартом» определения КВ остается рентгенография кисти и лучезапястного сустава. Это обусловлено минимальной лучевой нагрузкой, большим количеством зон роста в данной анатомической области и наличием стандартизированных методик оценки. Наиболее распространенными в мире являются методы Грейлиха-Пайл (G&P) и Таннера-Уайтхауса (TW2/TW3). Метод G&P основан на визуальном сравнении рентгенограммы пациента с изображениями в атласе, созданном в 1950-х годах на основе выборки детей европеоидной расы из США [4]. Метод TW подразумевает балльную оценку степени зрелости отдельных костей (обычно 13 или 20 зон интереса) с последующим расчетом суммарного индекса [5].

Несмотря на широкое распространение, мануальные методы обладают существенными недостатками:

1. Исследования показывают высокую межэкспертную (inter-observer) и внутриэкспертную (intra-observer) вариабельность. Разброс значений при оценке одного и того же снимка разными специалистами может достигать 0,5–1,0 года [6].

2. Детальная оценка по методу TW3 может занимать до 15–20 минут, что неприемлемо в условиях высокой загруженности рентгенологических отделений. Экспресс-оценка по ат-

ласу G&P быстрее, но менее точна.

3. Атлас G&P основан на данных детей, родившихся в первой половине XX века в Северной Америке. Темпы акселерации и этнические особенности современных детей, в том числе в Российской Федерации, могут существенно отличаться от эталонных значений, что требует адаптации методик или использования больших локальных данных [7].

В связи с этим, автоматизация процесса оценки КВ с помощью технологий искусственного интеллекта (ТИИ) и глубокого обучения (Deep Learning) представляется логичным и необходимым шагом эволюции лучевой диагностики. В мировой практике существуют коммерческие решения (например, BoneXpert, VUNO Med-BoneAge), однако их внедрение в РФ ограничено высокой стоимостью, вопросами локализации данных и необходимостью импортозамещения программного обеспечения.

*Научная новизна* настоящей работы заключается в создании и валидации первого полностью отечественного комплексного решения на базе сверточных нейронных сетей для автоматизированной оценки КВ, адаптированного к особенностям работы в системе ЕМИАС и учитывающего специфику российской популяции.

## ■ МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Исследование выполнено на базе ГБУЗ «НПКЦ ДиТ ДЗМ» (Москва). Дизайн исследования – ретроспективное, мультицентровое, наблюдательное.

В исследовании разработана нейросетевая модель для автоматизированной оценки КВ, адаптированная к российской популяции. Теоретико-методологическая база включает анализ классических алгоритмов обработки медицинских изображений (BoneXpert) и сверточных нейронных сетей (VUNO Med BoneAge и Gleamer BoneAge) для задачи определения КВ [1–3]. В работе применены алгоритмы машинного зрения для предобработки медицинских изображений, детекции (YOLOv11, точность 98%) и сегментации кисти (U-Net, IoU 0,95). Для регрессии костного возраста использована модель ResNet50, обученная на комбинированном ►

датасете из 12 811 рентгенограмм (RSNA Challenge и EРИС ЕМИАС).



Рис. 1. Пример аннотированного изображения с выводом костного возраста для исследования из EРИС ЕМИАС

Fig. 1. Example of an annotated image with bone age output for research from EРИС ЕМИАС

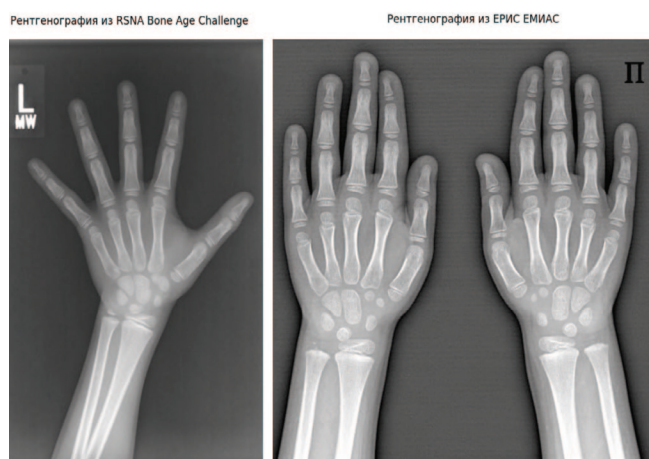


Рис. 2. Методологиями проведения рентгенографии кисти в РФ и США  
Fig. 2. Methodologies for performing hand radiography in the Russian Federation and the USA

### Характеристика наборов данных (Dataset)

Для разработки модели использован комбинированный датасет, обеспечивающий как разнообразие обучающих примеров, так и релевантность целевой популяции:

1. **RSNA Pediatric Bone Age Challenge (США).** Основной массив данных для обучения, включающий 12 611 анонимизированных рентгенограмм кисти детей в возрасте от 0 до 19 лет. Данный набор является международным эталоном для задач машинного обучения в области оценки КВ [8].

2. **ЕРИС ЕМИАС (РФ, Москва).** Для дообучения и независимого тестирования (вали-

дации) использовано 200 рентгенограмм высокого разрешения из Единой радиологической информационной системы города Москвы. Эти данные критически важны для проверки устойчивости модели к качеству изображений отечественного рентгеновского оборудования и особенностям укладки, принятым в РФ.

Был проведен разведочный анализ данных (EDA), который выявил дисбаланс классов с преобладанием возрастных групп 5–15 лет. Для устранения этого фактора на этапе обучения применялась стратификация данных по возрастным интервалам и метод взвешенного сэмплинга (WeightedRandomSampler), что позволило модели равномерно обучаться на примерах всех возрастных групп, включая новорожденных и подростков старшего возраста.

### Архитектура системы и алгоритмы обработки

Разработанный программный конвейер (pipeline) состоит из нескольких последовательных этапов, реализующих принцип «от общего к частному»:

#### 1. Предобработка и нормализация.

Входные изображения (форматы DICOM, PNG, JPG) подвергаются линейной нормализации гистограммы. Яркость пикселей приводится к диапазону [0, 255], что нивелирует различия в экспозиции снимков, полученных на разных аппаратах.

#### 2. Детекция области интереса (ROI).

Для автоматического обнаружения кисти на рентгенограмме использована современная архитектура YOLOv11 в связке с Grounded-DINO. Модель обучена находить кисть и исключать посторонние объекты (маркеры стороны, артефакты, элементы коллимации). Точность детекции на тестовой выборке составила 98%.

#### 3. Сегментация.

Выделенная область кисти передается в нейросеть архитектуры U-Net для создания бинарной маски (отделение костной и мягкой ткани от фона). Дополнительно применяются морфологические операции для удаления шумов и заполнения пустот внутри контура. Это позволяет подавать на вход регрессионной модели только информативную часть изображения, исключая влияние фона.

#### 4. Регрессия костного возраста.

В качестве основы для предсказания возраста использована глубокая сверточная нейронная сеть ResNet50. Выбор данной архитектуры обусловлен ее доказанной эффективностью в задачах анализа медицинских изображений благодаря использованию остаточных связей, которые предотвращают затухание градиента при обучении глубоких сетей [9].

- **Функция потерь.** Использована L1 Loss (Mean Absolute Error – MAE), так как она менее чувствительна к выбросам по сравнению с MSE, что важно при наличии биологической вариативности.

- **Аугментация данных.** Для повышения обобщающей способности модели применялась библиотека MONAI. Использованы методы геометрических преобразований: случайные повороты, масштабирование, отражение. Это позволяет имитировать различные варианты укладки пациента.

#### 5. Валидация.

Использована 5-кратная перекрестная проверка, стратифицированная по полу и возрасту. Итоговая модель выбиралась на основе наилучшего баланса ошибки во всех возрастных когортах.

## ■ РЕЗУЛЬТАТЫ

Эффективность разработанной системы оценивалась метрикой средней абсолютной ошибки (Mean Absolute Error – MAE), которая показывает среднее отклонение предсказанного возраста от референтного (истинного) значения в месяцах.

Количественные показатели точности:

На независимом тестовом наборе данных (из выборки ЕРИС ЕМИАС) получены следующие результаты:

- Мальчики: MAE = 7,77 месяца (95% ДИ: 6,8–9,9 в зависимости от возрастной группы).

- Девочки: MAE = 8,19 месяца (95% ДИ: 4,9–10,0 в зависимости от возрастной группы).

Наилучшая точность достигнута в младших возрастных группах (0–24 мес.), где ошибка составила 3,74 мес. для мальчиков и 4,89 мес. для девочек. Некоторое увеличение ошибки в пубертатном периоде (133–180 мес.) до 9–10 месяцев коррелирует с естественной биологи-

ческой вариативностью темпов закрытия зон роста в этот период.

Сравнительный анализ:

Полученные показатели MAE (в среднем 7,9 мес.) демонстрируют существенное преимущество перед традиционными методами и сопоставимость с лучшими мировыми практиками:

- Атлас Грейлиха-Пайл (мануально): средняя ошибка составляет 12–18 месяцев из-за субъективности интерпретации и дискретных шагов атласа [10]. Разработанная модель точнее традиционного метода на 46%.

- Врач-эксперт: средняя вариативность оценок опытных рентгенологов составляет около 12 месяцев [6]. Таким образом, точность ИИ-модели сопоставима с уровнем консилиума экспертов или превосходит его.

- Зарубежные аналоги (SOTA): В рамках RSNA Challenge лучшие алгоритмы показывали MAE на уровне 4,5–5,2 месяцев [8]. Незначительное отставание отечественной модели объясняется использованием гетерогенных данных реальной клинической практики РФ (ЕРИС ЕМИАС), которые сложнее для анализа, чем рафинированные конкурсные датасеты, однако полученный результат (MAE < 8–9 месяцев) полностью удовлетворяет клиническим требованиям для скрининга и мониторинга.

Временные характеристики:

Среднее время полного цикла обработки одного изображения (от загрузки до выдачи заключения) составляет менее 2 секунд. Для сравнения: качественная оценка по методу TW3 занимает у врача 10–20 минут, по методу G&P – 3–5 минут. Внедрение алгоритма позволяет сократить время, затрачиваемое рентгенологом на рутинную задачу, в десятки раз.

## ■ ОБСУЖДЕНИЕ

Разработанная система представляет собой не просто исследовательский проект, а готовый к внедрению продукт, имеющий высокую практическую значимость для врачей различных специальностей.

### *Значение для врачей-клиницистов*

1. Детская эндокринология. ИИ-система обеспечивает объективность в динамическом ►

наблюдении. При лечении соматотропной недостаточности важно оценивать не только прибавку в росте, но и скорость закрытия зон роста. Субъективная ошибка врача в 6–12 месяцев может исказить картину эффективности терапии. Автоматизированная система, обладая фиксированной математической логикой, исключает фактор «усталости» или смены специалиста при повторных визитах.

2. Травматология и ортопедия. Возможность мгновенного получения данных о костном возрасте позволяет ортопеду на амбулаторном приеме без ожидания описания рентгенолога рассчитать прогноз остаточного роста позвоночника. Это критически важно для своевременного назначения корсетирования по типу Шено при прогрессирующем сколиозе.

3. Педиатрия. Простота использования веб-сервиса позволяет педиатрам первичного звена использовать КВ как дополнительный биомаркер здоровья. При выявлении значительного расхождения (более 2 стандартных отклонений) между паспортным и костным возрастом, система сигнализирует о необходимости углубленного обследования на предмет скрытых хронических патологий (целиакия, пороки сердца, почечная недостаточность).

### ***Интеграция и доступность (Telemedicine & Digital Health)***

Важным результатом работы является создание программного пакета на языке Python и развертывание веб-сервиса на платформе «MosMedSoft» (рис. 1, 2).

Система поддерживает работу с медицинским стандартом DICOM, что позволяет интегрировать ее непосредственно в PACS-системы медицинских учреждений (например, в ЕРИС ЕМИАС). Это реализует концепцию «бесшовной» работы: врач отправляет снимок на сервер и получает аннотированное изображение с рассчитанным возрастом и ближайшим эталонном из атласа.

Для исследователей и разработчиков предусмотрен простой API, позволяющий интег-

рировать модуль оценки КВ в сторонние медицинские информационные системы (МИС) «в две строки кода».

### ***Ограничения и перспективы***

К ограничениям исследования можно отнести использование преимущественно данных датасета RSNA (популяция США) на этапе предварительного обучения. Несмотря на дообучение на российских данных, существуют антропометрические различия между популяциями. Дальнейшие шаги предполагают расширение отечественной выборки для калибровки модели, а также проведение проспективных клинических испытаний для оценки влияния использования ИИ на тактику ведения пациентов.

### **■ ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

Впервые в Российской Федерации разработано и зарегистрировано (Патент № 202566158) программное обеспечение на основе искусственного интеллекта для автоматического определения костного возраста у детей. Система демонстрирует высокую точность (MAE ~7,7–8,2 мес.), превосходящую традиционные мануальные методы, и радикально сокращает время анализа исследования (до 2 секунд).

Внедрение данной технологии в практику здравоохранения Москвы и регионов РФ позволит:

1. Стандартизировать подход к определению биологического возраста, исключив субъективный фактор.
2. Освободить время врачей-рентгенологов для решения более сложных диагностических задач.
3. Повысить качество медицинской помощи детям с эндокринными и ортопедическими заболеваниями за счет точной и быстрой диагностики.

Продукт готов к клиническому применению и может быть масштабирован в рамках развития цифрового контура здравоохранения. **▀**

## ЛИТЕРАТУРА

1. Резников Д.Н., Гордеев А.Е., Варюхина М.Д. и др. Определение костного возраста по данным рентгенографии кисти: от классических методов к искусственному интеллекту. *Digital Diagnostics* 2025;(6).
2. Martin DD, Wit JM, Hochberg Z, et al. The use of bone age in clinical practice – part 1. *Horm Res Paediatr* 2011;76(1):1-9.
3. Dimeglio A, Canavese F. The growing spine: how spinal deformities influence normal spine growth. *Eur Spine J* 2012;21(1):64-70.
4. Greulich WW, Pyle SI. Radiographic Atlas of Skeletal Development of the Hand and Wrist. 2nd ed. Stanford, CA: Stanford University Press; 1959.
5. Tanner JM, Whitehouse RH, Cameron N, et al. Assessment of Skeletal Maturity and Prediction of Adult Height (TW3 Method). 3rd ed. London: Saunders; 2001.
6. Boer AJ, van Rijn RR, van der Steen A, et al. Bone age assessment: a large scale comparison of the Greulich and Pyle, and Tanner and Whitehouse (TW2) methods. *Arch Dis Child* 2001;85:172-175.
7. Alshamrani K, Messina F, Offiah AC. Is the Greulich and Pyle atlas applicable to all ethnicities? A systematic review and meta-analysis. *Eur Radiol* 2019;29(6):2910-2923.
8. Halabi SS, Prevedello LM, Kalpathy-Cramer J, et al. The RSNA Pediatric Bone Age Machine Learning Challenge. *Radiology* 2019;290(2):498-503.
9. He K, Zhang X, Ren S, Sun J. Deep Residual Learning for Image Recognition. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2016:770-778.
10. Lee BD, Lee MS. Automated Bone Age Assessment Using Artificial Intelligence: The Future of Bone Age Assessment. *Korean J Radiol* 2021;22(5):792-800.
11. Spampinato C, Palazzo S, Giordano D, et al. Deep learning for automated skeletal bone age assessment in X-ray images. *Med Image Anal* 2017;36:41-51.
12. Thodberg HH, Kreiborg S, Juul A, Pedersen KD. The BoneXpert method for automated determination of skeletal maturity. *IEEE Trans Med Imaging* 2009;28(1):52-66.

## Сведения об авторах:

Гордеев А.Е. – младший научный сотрудник ГБУЗ «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий Департамента здравоохранения г. Москвы», Москва, Россия

Резников Д.Н. – аспирант, младший научный сотрудник ГБУЗ «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий Департамента здравоохранения г. Москвы», Москва, Россия

Варюхина М.Д. – к.м.н., заведующий сектором ГБУЗ «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий Департамента здравоохранения г. Москвы», Москва, Россия

Петряйкин А.В. – д.м.н., главный научный сотрудник ГБУЗ «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий Департамента здравоохранения г. Москвы», Москва, Россия

Соловьев А.В. – младший научный сотрудник ГБУЗ «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий Департамента здравоохранения г. Москвы», Москва, Россия

Ерижоков Р.А. – руководитель научного отдела ГБУЗ «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий Департамента здравоохранения г. Москвы», Москва, Россия

Владимирский А.В. – д.м.н., заместитель директора по научной работе ГБУЗ «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий Департамента здравоохранения г. Москвы», Москва, Россия

## Вклад авторов:

Гордеев А.Е. – определение научного интереса, разработка дизайна проекта, 40%  
 Резников Д.Н. – литературный обзор, 10%  
 Варюхина М.Д. – литературный обзор, 10%  
 Петряйкин А.В. – литературный обзор, 10%  
 Соловьев А.В. – написание текста, 10%  
 Ерижоков Р.А. – написание текста, 10%  
 Владимирский А.В. – определение научного интереса, 10%

**Конфликт интересов:** Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

**Финансирование:** Исследование проведено без спонсорской поддержки.

**Статья поступила:** 27.07.25

**Рецензирование:** 15.08.25

**Принята к публикации:** 07.09.25

## Information about authors:

Gordeev A.E. – Junior Researcher, Research and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies of the Moscow Health Care Department, Moscow, Russia

Reznikov D.N. – PhD Student, Junior Researcher, Research and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies of the Moscow Health Care Department, Moscow, Russia

Varyuhina M.D. – PhD, Head of Sector, Research and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies of the Moscow Health Care Department, Moscow, Russia

Petryaykin A.V. – Dr. Sci., Chief Researcher, Research and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies of the Moscow Health Care Department, Moscow, Russia

Solovyev A.V. – Junior Researcher, Research and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies of the Moscow Health Care Department, Moscow, Russia

Erizhokov R.A. – Head of the Scientific Department, Research and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies of the Moscow Health Care Department, Moscow, Russia

Vladimirsky A.V. – Dr. Sci., Deputy Director for Scientific Work, Research and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies of the Moscow Health Care Department, Moscow, Russia

## Authors Contribution:

Gordeev A.E. – defining the research interest, project design, 40%  
 Reznikov D.N. – literature review, 10%  
 Varyuhina M.D. – literature review, 10%  
 Petryaikin A.V. – literature review, 10%  
 Soloviev A.V. – writing, 10%  
 Erizhokov R.A. – writing, 10%  
 Vladimirsky A.V. – defining the research interest, 10%

**Conflict of interest.** The authors declare no conflict of interest

**Financing.** The study was performed without external funding

**Received:** 27.07.25

**Review:** 15.08.25

**Accepted for publication:** 07.09.25