

Новый подход к выделению воспроизводимых и точных радиомических признаков по данным компьютерной томографии

© Сучилова М.М.^{1*}, Васильев Ю.А.¹, Нуднов Н.В.², Войтенко Д.А.¹, Блохин И.А.¹, Мальцев М.С.¹, Мынко О.И.¹, Решетников Р.В.¹, Владзимирский А.В.¹, Омелянская О.В.¹

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

² ФГБУ "Российский научный центр рентгенодиагностики" Минздрава России; 117997 Москва, ул. Профсоюзная, д. 86, Российская Федерация

Цель исследования: выделение инвариантных к разметке радиомических признаков, а также оценка их способности к дифференциальной диагностике доброкачественных и злокачественных образований.

Материал и методы. Для поиска инвариантных к разметке признаков были отобраны 64 КТ-исследования из базы данных LIDC/IDRI. Существующая разметка 64 исследований LIDC/IDRI была дополнена разметкой врачей-рентгенологов НПКЦ ДиТ ДЗМ, выполненной полуавтоматическим способом (3D-сфера). Для первых 10 исследований также выполнена разметка ручным способом (контурная кисть) для сравнения времени разметки. На несвязанном наборе WORC GIST устойчивые к разметке признаки были оценены с точки зрения применимости для дифференциальной диагностики "доброкачественное образование – злокачественное образование".

Результаты. В результате проведенного исследования было выявлено 7 устойчивых к разметке радиомических признаков для КТ-исследований, проявивших дискриминационную способность для задачи бинарной классификации "доброкачественное образование – злокачественное образование" на несвязанном наборе данных.

Заключение. Выявленные признаки могут учитываться в дальнейшем построении радиомической модели. Полуавтоматическая разметка способна значительно уменьшить временные затраты на получение маски зоны интереса для дальнейшего радиомического анализа.

Ключевые слова: радиомика; компьютерная томография; злокачественное новообразование легкого

Авторы подтверждают отсутствие конфликтов интересов.

Для цитирования: Сучилова М.М., Васильев Ю.А., Нуднов Н.В., Войтенко Д.А., Блохин И.А., Мальцев М.С., Мынко О.И., Решетников Р.В., Владзимирский А.В., Омелянская О.В. Новый подход к выделению воспроизводимых и точных радиомических признаков по данным компьютерной томографии. *Медицинская визуализация*. 2026; 30 (3): xxx-xxx. <https://doi.org/10.24835/1607-0763-1621>

Поступила в редакцию: 08.12.2025.

Принята к печати: 12.01.2026.

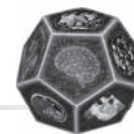
Опубликована online: 29.09.2026.

A new approach to identifying reproducible and accurate radiomic features based on computed tomography data

© Maria M. Suchilova^{1*}, Yuri A. Vasilev¹, Nikolay V. Nudnov², Daria A. Voitenko¹, Ivan A. Blokhin¹, Mikhail S. Maltsev¹, Oleg I. Mynko¹, Roman V. Reshetnikov¹, Anton V. Vladzymyrskyy¹, Olga V. Omelyanskaya¹

¹ Moscow Center for Diagnostics and Telemedicine of the Moscow Health Care Department; 24, bld. 1, Petrovka str., Moscow 127051, Russian Federation

² Federal State Budgetary Institution "Russian Scientific Center of Roentgenoradiology", Ministry of Health of Russia; 86, Profsoyuznaya str., Moscow 117997, Russian Federation



Purpose of the study: the aim of this study is to identify radiomic features that are invariant to segmentation variability, and to evaluate their ability to differentiate between benign and malignant lesions.

Materials and methods. 64 CT studies from the LIDC/IDRI database were selected to search for features invariant to segmentation variability. The existing segmentations of 64 LIDC/IDRI studies was supplemented with segmentations by radiologists from the Moscow Center for Diagnostics and Telemedicine, performed using a semi-automatic method (3D sphere). For the first 10 studies, manual segmentation (contour brush) was also additionally performed to compare the time of segmentation. On an unrelated WORC GIST dataset, segmentation-invariant features were evaluated in terms of “benign lesion-malignant lesion.”

Results. The study identified 7 radiomic features invariant to segmentation variability for computed tomography studies that showed discriminatory ability for the binary classification task “benign formation-malignant formation” on different dataset.

Conclusion. The identified features can be taken into account in the further development of the radiomic model. Semi-automatic annotation can significantly reduce the time required to obtain a mask of the region of interest for further radiomic analysis.

Keywords: radiomics; computed tomography; lung malignancy

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

For citation: Suchilova M.M., Vasilev Yu.A., Nudnov N.V., Voitenko D.A., Blokhin I.A., Maltsev M.S., Mynko O.I., Reshetnikov R.V., Vladzimirsky A.V., Omelyanskaya O.V. A new approach to identifying reproducible and accurate radiomic features based on computed tomography data. *Medical Visualization*. 2026; 30 (3): xxx-xxx. <https://doi.org/10.24835/1607-0763-1621>

Received: 08.12.2025.

Accepted for publication: 12.01.2026.

Published online: 29.09.2026.

Введение

Злокачественные новообразования легкого (ЗНО) занимают одно из ведущих мест в структуре заболеваемости и смертности от онкологических заболеваний по всему миру [1]. ЗНО легкого представляет собой гетерогенную группу заболеваний, включающую в себя различные гистологические подтипы и варианты роста опухоли. Эта морфологическая неоднородность существенно затрудняет как диагностику, особенно в ситуациях, когда биопсия технически сложна или невозможна, так и выбор оптимальной тактики ведения пациента.

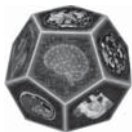
Преодолеть эти трудности и получить детальную информацию о новообразовании *in vivo* позволяет радиомический анализ, перспективный метод “виртуальной биопсии”, основанный на возможностях компьютерного анализа медицинских изображений [2–5]. Радиомические параметры выступают в качестве неинвазивных индикаторов, характеризующих морфологические свойства тканей [2–7].

Несмотря на обилие радиомических признаков и перспективы радиомики, внедрение этого метода в клиническую практику требует решения ряда методологических вопросов. Одной из ключевых проблем при создании надежных классификационных моделей является устойчивость радиомических признаков к сегментации. Вариативность сегментации может значительно влиять на воспроизводимость признаков, что, в свою очередь, снижает точность диагностических алгоритмов [8]. Значения коэффициента Дайса-Соренса (Dice-Sorence Coefficient, DCS), определяемого как мера пересечения трехмерных масок, при ручной разметке по

контуру зоны интереса колеблются в диапазоне 0,76–0,96, а при оценке перитуморальной области ее границы в разных исследованиях варьируют в широком диапазоне от 3 до 30 мм [9, 10].

Для определения инвариантных к разметке признаков возможно использование открытых наборов данных, содержащих в себе анонимизированные результаты компьютерной томографии (КТ) и низкодозной компьютерной томографии (НДКТ). Одним из самых известных наборов данных является The Lung Image Database Consortium (LIDC) and Image Database Resource Initiative (IDRI). Он содержит в себе 1018 КТ- и НДКТ-исследований с размеченными несколькими разметчиками легочными очагами. Дополнительно в другом исследовании к данному набору данных был создан архив с извлеченными радиомическими признаками из каждого очага [11]. Существенным недостатком LIDC/IDRI является отсутствие гистологической верификации [12, 13].

Этот недостаток нивелирован в открытой базе данных WORC GIST, включающей в себя 246 компьютерных томограмм органов брюшной полости с контрастным усилением, для которых представлены текстурные признаки и бинарная классификация результатов морфологической верификации образования желудочно-кишечного тракта [14]. Данный набор данных оптимален для оценки дискриминационной способности радиомических признаков, так как является наиболее крупным открытым набором данных КТ-исследований, содержащим, помимо результатов исследований, данные с бинарной классификацией по установленному диагнозу.



Цель исследования: выделение инвариантных к разметке радиомических признаков, а также оценка их способности к дифференциальной диагностике доброкачественных и злокачественных образований.

Материал и методы

Для поиска инвариантных (демонстрирующих отсутствие статистически значимых различий) к разметке признаков были отобраны 64 КТ-исследования из базы данных LIDC/IDRI. При вероятности ошибки первого рода (Family-Wise Error Rate), равной 5% ($\alpha = 0,05$), контролируемой процедурой Холма-Бонферрони, целевой мощности 80% ($\beta = 0,20$) и ожидаемом среднем размере эффекта $r \approx 0,30-0,40$ для теста Вилкоксона выборка из 64 пар обеспечивает достаточную чувствительность к сдвигам медианы. На каждый очаг в LIDC/IDRI приходилось 2-4 разметки врачей-рентгенологов. Поскольку разметка LIDC/IDRI включала в себя переменное число масок для каждого очага, с помощью вычисления коэффициента Дайса предварительно отбирались похожие разметки ($Dice > 0,1$) и впоследствии формировались итоговые очаги, представляющие собой пересечение похожих масок в теоретико-множественном понимании. Эта итоговая контурная разметка признавалась эталонной.

Существующая разметка 64 исследований LIDC/IDRI была дополнена разметкой врачей-рентгенологов НПКЦ ДиТ ДЗМ, выполненной полуавтоматическим способом (3D-сфера). Для первых 10 исследований также выполнена разметка ручным способом (контурная кисть) для сравнения времени разметки. Пример разметки приведен на рис. 1. Такая выборка

является достаточной при проведении исследования времени сегментации при ожидаемом среднеквадратичном отклонении коэффициента Дайса не выше $\sim 0,1$ и требуемой ширине 95% ДИ около $\pm 0,08-0,10$ [15]. Разметка врачами-рентгенологами НПКЦ ДиТ проводилась в 3D-Slicer. На рис. 2 представлен дизайн исследования.

В ходе исследования текстурных признаков, извлеченных из датасета LIDC/IDRI, был проведен анализ их инвариантности с применением статистических методов. Для оценки значимости различий использовался парный критерий Уилкоксона с последующей коррекцией р-значений методом Бенджамина-Хохберга для учета множественных сравнений.

В данном исследовании проведена сравнительная оценка временных параметров двух инструментов разметки – контурной и обычной кистью – при обработке идентичной области изображения. Первичный анализ нормальности распределения разности временных интервалов был проведен с использованием критерия Шапиро-Уилка. Для проверки статистической значимости различий между инструментами был применен непараметрический критерий Уилкоксона. Дополнительно для оценки величины эффекта использован коэффициент Клиффа дельта.

В открытом датасете WORC GIST было проанализировано 1015 текстурных признаков первого, второго и высших порядков: 105 признаков классических методов текстурного анализа, 182 признака, извлеченных с помощью LoG-фильтра с параметрами $\sigma = 3,0$ мм и $5,0$ мм, 728 признаков, извлеченных с помощью вейвлет-фильтров. Признаки, извлечен-

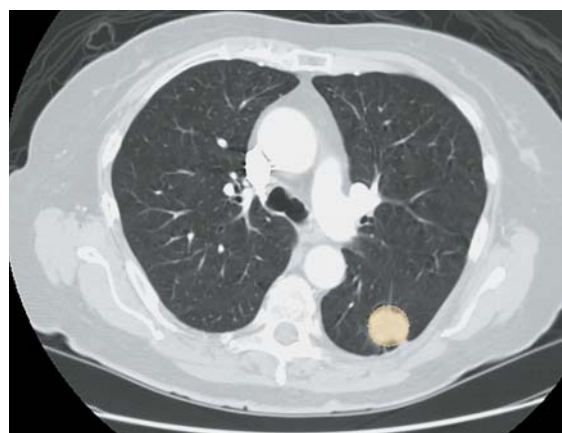
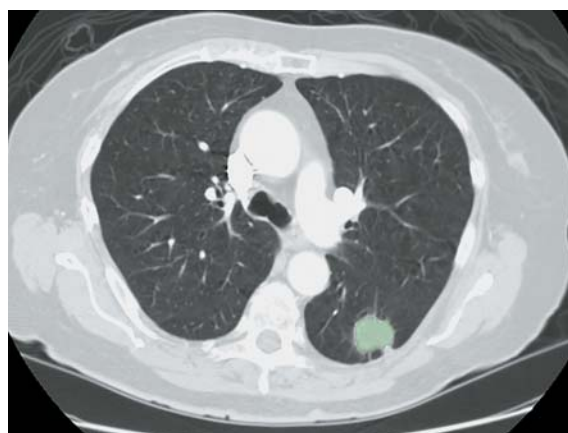


Рис. 1. Примеры размеченных изображений. Разметка инструментом “кисть” показана зеленым цветом. Разметка инструментом “сфера” показана желтым цветом.

Fig. 1. Examples of the annotated images. Annotations made with the brush tool are shown in green. Annotations made with the sphere tool are shown in yellow.

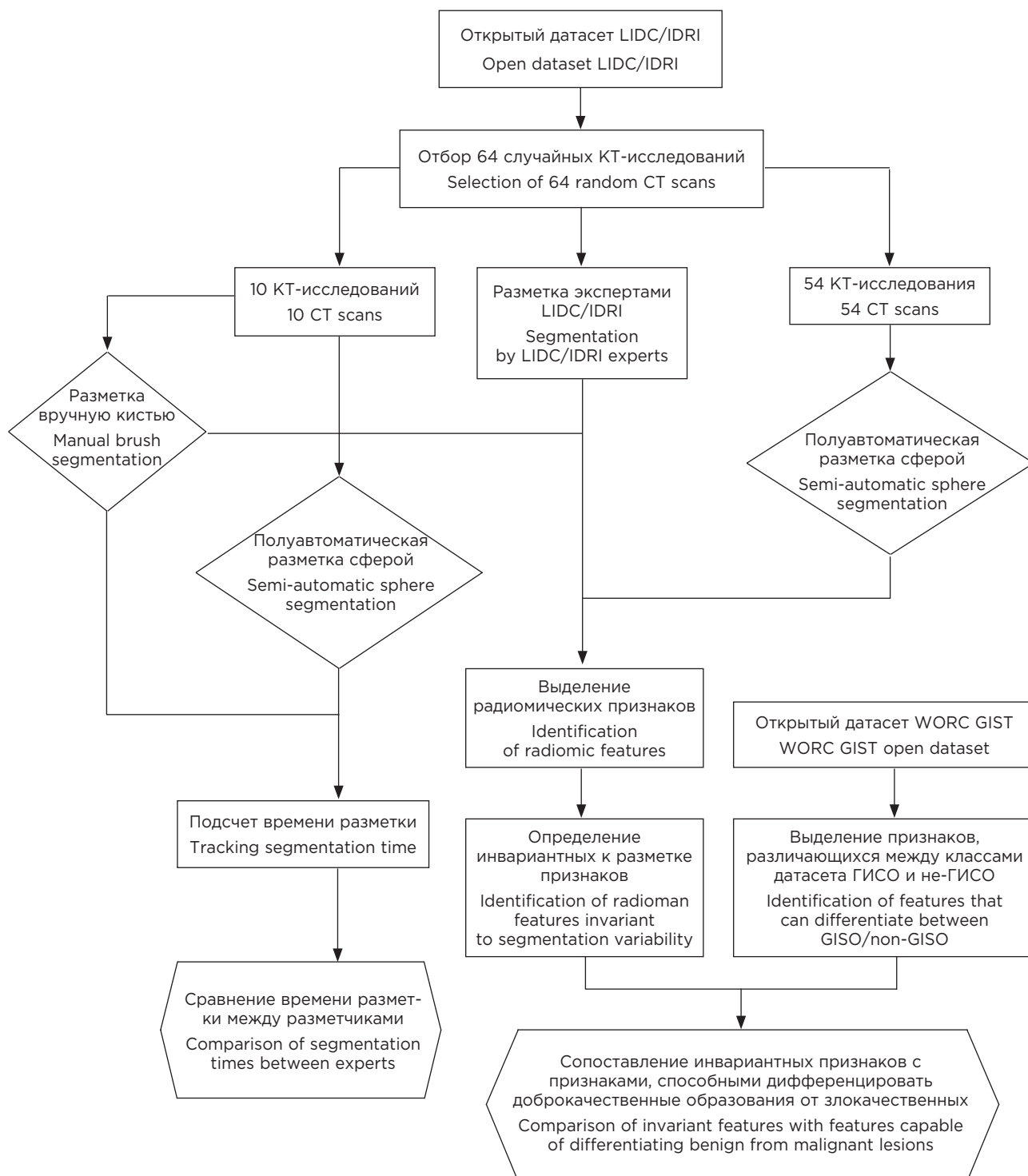
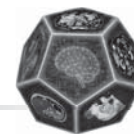
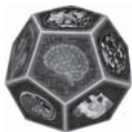


Рис. 2. Дизайн исследования.

Fig. 2. Study design.



ные с помощью LoG-фильтров с параметром $\sigma = 5,0$ мм, для анализа не использовались. Статистические различия между полученными признаками для задач бинарной классификации оценивались с использованием критерия Манна-Уитни. Аналогично для контроля ложноположительных результатов была применена поправка на множественные сравнения методом Бенджамина-Хохберга. Уровень p -критерия менее 0,05 был принят статистически значимым.

Анализ изображений и статистический анализ проведены с помощью инструментов из библиотек языка Python. Вычисление текстурных признаков выполнено с помощью PyRadiomics версии 3.1.0 [16].

Результаты исследования

Получены кластеры, представляющие собой три разметки одного и того же очага: двух специалистов НПКЦ ДиТ и объединенная разметка LIDC/IDRI (Dice трех разметок $> 0,1$). Суммарно получено и изучено 153 кластера. Для каждого очага извлечено 1130 признаков, из которых 107 (9,5%) – классические (IBSI), 744 (65,7%) – с вейвлет-фильтром, 279 (24,6%) – с LoG-фильтром [17, 18]. Основными параметрами извлечения признаков являлись ширина бина (англ. Bin Width) = 25 [17]. Для расчета LoG-фильтров значения стандартного отклонения σ принимались равными 1, 2 и 3 мм.

В результате статистического анализа в наборе данных LIDC/IDRI было выявлено 72 инвариантных признака для используемых вариантов разметки. Распределение этих признаков по методам извлечения показало, что 51 (70,8%) признак был получен с использованием вейвлет-преобразования. Из IBSI-совместимых радиомических признаков лишь 12 (16,6%) признаков были инвариантными, тогда как применение LoG-фильтра с параметром $\sigma = 3,0$ мм позволило выделить 9 (12,5%) устойчивых признаков.

В отношении времени, затраченного врачами-рентгенологами на разметку легочных очагов при КТ, анализ нормальности распределения разности с использованием критерия Шапиро-Уилка выявил значимое отклонение от нормального распределения ($p < 0,05$). Описательные статистики для временных показателей распределились следующим образом:

контурная кисть: медиана = 25,8 с,
IQR (Interquartile Range) = 19,2–52,8 с;
обычная кисть: медиана = 13,8 с, IQR = 12–15 с.

Для проверки статистической значимости различий между инструментами применен непараметрический критерий Уилкоксона, который подтвердил наличие достоверных различий ($p < 0,05$). Дополнительно для оценки величины эффекта использован коэффициент Клиффа дельта, значение которо-

го ($\delta = 0,905$) свидетельствует о выраженном влиянии фактора выбора инструмента на время выполнения разметки.

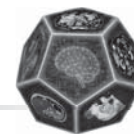
В результате анализа набора данных WORC GIST было выявлено 106 текстурных признаков, обладающих значимой дискриминационной способностью. Классические методы текстурного анализа дали 25 (23,6%) признаков. С помощью вейвлет-преобразования было получено 58 (54,7%) признаков, применение LoG-фильтра с $\sigma = 3,0$ мм выявило 23 (21,6%) признака. Таким образом, распределение признаков по методам извлечения и в данном наборе данных продемонстрировало большинство признаков, полученных с помощью вейвлет-преобразования.

На основе текстовой кросс-валидации был проведен сравнительный анализ признаков из наборов данных LIDC/IDRI и WORC GIST. Результаты показали, что 7 признаков (первого, второго и высших порядков) сочетают инвариантность относительно разметки и выраженную дискриминационную способность. Дискриминационная способность была оценена с помощью p -value для парного теста Уилкоксона с поправкой Бенджамина-Хохберга, для каждого отобранного признака величина p -value была на несколько порядков ниже выбранного порога ($\alpha = 0,05$). Для проверки инвариантности использовались те же статистические методы, признак считался инвариантным при $p > 0,05$.

К этим радиомическим признакам относятся: 'original_glcml_idn', 'original_glcml_idmn', 'log-sigma-3-0-mm-3D_firstorder_Kurtosis', 'wavelet-HLH_glrIm_RunVariance', 'wavelet-LHH_glrIm_RunVariance', 'wavelet-HLL_glrIm_RunLengthNonUniformityNormalized' и 'wavelet-LHL_glrIm_RunVariance'.

Обсуждение

В результате проведенного исследования было выявлено 7 устойчивых к разметке радиомических признаков для КТ-исследований, проявивших дискриминационную способность для задачи бинарной классификации “доброкачественное образование – злокачественное образование” на несвязанном наборе данных. Радиомический анализ основан на предположении, что извлеченные из изображений характеристики образований, такие как форма и текстурные признаки, являются потенциальными опухолевыми биомаркерами, которые могут быть использованы для классификации выявленных изменений и прогнозирования клинических исходов [19]. Также радиомические признаки обладают немаловажным преимуществом по сравнению с признаками, полученными при использовании алгоритмов глубокого обучения, – они более объяснимы [19]. Выделяют несколько классов радиомических признаков [20]:



1. Геометрические описывают форму выделенной области интереса (ROI) и ее геометрические свойства. К ним относятся: максимальный линейный размер в различных плоскостях, объем, максимальная площадь поверхность, сферичность, компактность опухоли.

2. Статистики первого порядка характеризуют распределение значений вокселей без учета их пространственного расположения. К ним относятся: среднее значение, медиана, максимальное и минимальное значения интенсивности вокселей изображения, а также их асимметрия, куртозис, однородность и энтропия.

3. Статистики второго порядка анализируют статистические взаимосвязи между соседними вокселями и отражают пространственное распределение интенсивностей, характеризуя внутриочаговую гетерогенность. Рассчитываются с помощью матрицы совместной встречаемости уровня серого (GLCM) и матрицы длин областей уровней серого (GLRLM).

4. Статистики высшего порядка вычисляются путем применения к изображениям математических преобразований и фильтров для выявления сложных паттернов, например: вейвлет-преобразование, фрактальный анализ, функционалы Минковского, преобразование Лапласа изображений, размытых с помощью функции Гаусса.

Для стандартизации этих признаков была создана инициатива стандартизации биомаркеров изображений (Image Biomarker Standardization Initiative, IBSI), которая определила 167 воспроизводимых признаков [21]. Анализ был проведен на MPT, ПЭТ с ^{18}F -ФДГ и КТ-изображениях 51 пациента с саркомой мягких тканей. Подробного описания сегментации изображений для этого исследования не представлено.

J. Liu и соавт. в недавнем исследовании изучили применение радиомики для классификации очагов легкого по данным синтетических НДКТ [22]. Данное исследование проводилось на наборе данных LIDC/IDRI с использованием разметки, выполненной экспертами LIDC/IDRI. Валидация проводилась на не синтетических НДКТ из этого набора данных. Анализ значимости признаков методом SHAP выявил три наиболее информативных признака: sphericity, wavelet_LLH_glcM_MCC и major_axis_length. Ни один из этих признаков не был выявлен в нашем исследовании, что, вероятно, связано с искусственной генерацией обучающей выборки, в результате чего могли отобраться нерелевантные признаки, а также использованием в нашем исследовании полноточной КТ и оригинальной методологии разметки.

Полученные в нашем исследовании признаки 'original_glcM_idn', 'original_glcM_idmn', вычисляе-

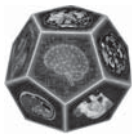
мые на основе матрицы встречаемости серых уровней (GLCM), являются мерой локальной однородности структуры, эти параметры обладают высокой чувствительностью к микромасштабным вариациям интенсивности пикселей, что позволяет эффективно идентифицировать области с плавными градиентами яркости, характерными для зон некроза в опухолевых тканях.

'log-sigma-3-0-mm-3D_firstorder_Kurtosis' – признак, полученный после предварительной обработки изображения логарифмическим фильтром Гаусса с параметром $\sigma = 3,0$ мм и характеризующий эксцесс распределения интенсивностей вокселей. Данный показатель служит важной метрикой тканевой гетерогенности, обеспечивая выявление микрокальцификаций, кистозных образований и других мелкоочаговых патологических изменений.

Группа признаков, извлеченных после вейвлет-разложения изображения, демонстрирует повышенную устойчивость к вариациям условий визуализации и обладает выраженной дискриминационной способностью. В частности, метрика 'RunVariance', анализируемая в различных частотных диапазонах, позволяет количественно оценить пространственную неоднородность текстуры по трем осям, что имеет ключевое значение для выявления слоистых структур и некротических зон. Нормализованный показатель неоднородности длин серий ('RunLength NonUniformityNormalized') в сочетании с вейвлет-фильтрацией обеспечивает комплексный анализ тканевой гетерогенности, включая случаи полиморфных опухолевых образований.

В рамках проведенного исследования нами была оценена дискриминационная способность признаков, в датасете WORC GIST их было выделено 106, но с учетом наличия инвариантных признаков это количество удалось сократить до 7. В перспективе это может построить радиомическую модель с более высокой дискриминационной способностью, основанную на этих признаках.

В данном исследовании также была проведена сравнительная оценка временных параметров двух инструментов разметки – контурной и обычной кистью – при обработке идентичной области изображения. Разметка контурной кистью занимала статистически значимо больше времени, чем разметка обычной кистью. Все очаги были размечены экспертами НПКЦ ДиТ в программе 3D-Slicer. Это имеющееся в свободном доступе некоммерческое программное обеспечение, обладающее широким спектром возможностей, применяется в научных исследованиях по всему миру [23–26]. Настоящее исследование методологически является продолжением работы НПКЦ ДиТ по оценке воспроизводимых радиомических признаков [27].



Ограничения

Наличие только двух способов разметки (инструментами “кисть” и “сфера”) обусловлено возможностями некоммерческого программного обеспечения 3D-Slicer. Разметка “кистью” проводилась специалистами НПКЦ ДиТ для ограниченного числа исследований из набора данных LIDC/IDRI, в основном для оценки времени, затраченного на разметку разными способами. Для изучения применения выявленных признаков для дифференциальной диагностики опухолевых образований других органов и систем требуются дополнительные исследования.

Заключение

Выявлено 7 радиомических признаков, устойчивых к вариантам разметки. Данные признаки могут учитываться в дальнейшем построении радиомической модели. Полуавтоматическая разметка способна значительно уменьшить временные затраты на получение маски зоны интереса.

Финансирование. Данная статья подготовлена авторским коллективом в рамках НИР “Материалы и фантомы для калибровки диагностической аппаратуры и симуляционного обучения”.

Funding. This paper was prepared by a group of authors as a part of the research and development effort titled “Materials and phantoms for imaging equipment calibration and simulation training”.

Участие авторов

Сучилова М.М. – концепция и дизайн исследования, написание текста статьи.

Васильев Ю.А. – концепция и дизайн исследования, утверждение окончательного варианта статьи.

Нуднов Н.В. – концепция и дизайн исследования, редактирование текста, анализ и интерпретация полученных данных, утверждение окончательного варианта статьи.

Войтенко Д.А. – редактирование текста, анализ и интерпретация полученных данных.

Блохин И.А. – написание текста статьи, утверждение окончательного варианта статьи.

Мальцев М.С. – анализ и интерпретация полученных данных, утверждение окончательного варианта статьи.

Мынко О.И. – анализ и интерпретация полученных данных, утверждение окончательного варианта статьи.

Решетников Р.В. – концепция и дизайн исследования, утверждение окончательного варианта статьи.

Владимирский А.В. – концепция и дизайн исследования, утверждение окончательного варианта статьи.

Омелянская О.В. – концепция и дизайн исследования, утверждение окончательного варианта статьи

Authors' participation

M.M. Suchilova – conception and design of the study, writing the text of the article

Y.A. Vasilev – conception and design of the study, approval of the final version of the article.

Nudnov N.V. – conception and design of the study, text editing, analysis and interpretation of the obtained data, approval of the final version of the article.

Voitenko D.A. – text editing, analysis and interpretation of the obtained data.

Blokhin I.A. – writing the text of the article, approval of the final version of the article.

Maltsev M.S. – analysis and interpretation of the obtained data, approval of the final version of the article.

Mynko O.I. – analysis and interpretation of the obtained data, approval of the final version of the article.

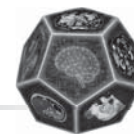
Reshetnikov R.V. – concept and design of the study, approval of the final version of the article.

Vladzmyrsky A.V. – concept and design of the study, approval of the final version of the article.

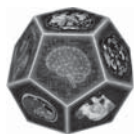
Omelyanskaya O.V. – concept and design of the study, approval of the final version of the article.

Список литературы [References]

1. Bray F., Laversanne M., Sung H. et al. Global cancer statistics 2022: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries. *CA Cancer J. Clin.* 2024; 74 (3): 229–263. <https://doi.org/10.3322/caac.21834>
2. Zheng X., He B., Hu Y. et al. Diagnostic accuracy of deep learning and radiomics in lung cancer staging: a systematic review and meta-analysis. *Frontiers in Public Health.* 2022; 10: 938113. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.938113>
3. Chen M., Copley S. J., Viola P. et al. Radiomics and artificial intelligence for precision medicine in lung cancer treatment. *Semin. Cancer Biol.* 2023; 93: 97–113. <https://doi.org/10.1016/j.semcancer.2023.05.004>
4. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2023618319 Российская Федерация. Модуль оценки диагностического качества компьютерной томографии органов грудной клетки: № 2023617139: заявл. 13.04.2023 : опубл. 21.04.2023 / Ю. А. Васильев, А. В. Владимирский, О. В. Омелянская [и др.]; заявитель Государственное бюджетное учреждение здравоохранения города Москвы “Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий Департамента здравоохранения города Москвы”. Certificate for state registration of computer software No. 2023618319, the Russian Federation. Modul' ocenki diagnosticheskogo kachestva komp'yuternoj tomografii organov grudnoj kletki [Software module for assessing the diagnostic quality of chest computed tomography images]: No. 2023617139: submitted 13.04.2023: published 21.04.2023 / Yu.A. Vasilev, A.V. Vladzmyrsky, O.V. Omelyanskaya [et al.]; submitter



- Research and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies of the Moscow Health Care Department (In Russian)
5. Контроль и стандартизация данных при количественной компьютерной томографии : Методические рекомендации / К.А. Сергунова, А.В. Петрайкин, А.В. Смирнов и др. М.: Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий Департамента здравоохранения города Москвы, 2019. 28 с. (Лучшие практики лучевой и инструментальной диагностики; 71).
Kontrol' i standartizaciya dannyh pri kolichestvennoj komp'yuternoj tomografii : Metodicheskie rekomendacii [Curation and standardization of data in quantitative computed tomography: Best practices] / K.A. Sergunova, A.V. Petraiakin, A.V. Smirnov [et al.]. – State Budget-Funded Health Care Institution of the City of Moscow “Research and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies of the Moscow Health Care Department”, 2019. 28 p. (Luchshie praktiki luchevoj i instrumental'noj diagnostiki [Best practices in medical imaging]; 71). (In Russian)
 6. Fusco R., Granata V., Simonetti I. et al. An Informative Review of Radiomics Studies on Cancer Imaging: The Main Findings, Challenges and Limitations of the Methodologies. *Curr. Oncol.* 2024; 31 (1): 403–424. <https://doi.org/10.3390/curroncol31010027>
 7. Искусственный интеллект в лучевой диагностике: Per Aspera Ad Astra. Под ред. Ю.А. Васильева и А.В. Владимировского. М.: Издательские решения, 2025. 491 с.
Artificial intelligence in radiology: Per Aspera Ad Astra Vasilev Y.A., Vladymyrskyy A.V. (Eds.) [Iskusstvennyy intellekt v luchevoj diagnostike: Per Aspera Ad Astra]. M.: Izdatelskie resheniya, 2025. 491 p. (In Russian)
 8. Park C.M. Can Artificial Intelligence Fix the Reproducibility Problem of Radiomics? *Radiology.* 2019; 292 (2): 374–375. <https://doi.org/10.1148/radiol.2019191154>
 9. Wu L., Lou X., Kong N. et al. Can quantitative peritumoral CT radiomics features predict the prognosis of patients with non-small cell lung cancer? A systematic review. *Eur. Radiol.* 2023; 33 (3): 2105–2117. <https://doi.org/10.1007/s00330-022-09174-8>
 10. Коденко М.Р., Владимировский А.В., Омелянская О.В., Сучилова М.М., Блохин И.А., Гатин Д.В., Решетников Р.В. Автоматизация оппортунистического компьютернотомографического скрининга аневризмы брюшной аорты с использованием искусственного интеллекта: перспективы и проблемы (обзор литературы). *Комплексные проблемы сердечно-сосудистых заболеваний.* 2024; 13 (4): 204–213. <https://doi.org/10.17802/2306-1278-2024-13-4-204-213>
Kodenko M.R., Vladimirovskij A.V., Omelyanskaya O.V. et al. Optimization of opportunistic computed tomography screening for abdominal aortic aneurysms using artificial intelligence: prospects and challenges (literature review). *Complex problems of cardiovascular diseases.* 2024; 13(4): 204–213. <https://doi.org/10.17802/2306-1278-2024-13-4-204-213> (In Russian)
 11. Woznicki P., Laqua F. C., Al-Haj A. et al. Addressing challenges in radiomics research: systematic review and repository of open-access cancer imaging datasets. *Insights Imaging.* 2023; 14 (1): 216. <https://doi.org/10.1186/s13244-023-01556-w>
 12. Fedorov A., Hancock M., Clunie D. et al. DICOM re-encoding of volumetrically annotated Lung Imaging Database Consortium (LIDC) nodules. *Med. Physics.* 2020; 47 (11): 5953–5965. <https://doi.org/10.1002/mp.14445>
 13. Armato III S.G., McLennan G., Bidaut L. et al. The Lung Image Database Consortium (LIDC) and Image Database Resource Initiative (IDRI): A Completed Reference Database of Lung Nodules on CT Scans. *Med. Physics.* 2011; 38 (2): 915–931. <https://doi.org/10.1118/1.3528204>
 14. Starmans M.P.A., Timmerbergen M.J.M., Vos M. et al. The WORC database: MRI and CT scans, segmentations, and clinical labels for 930 patients from six radiomics studies. *Oncology.* 2021: 2021–2008. <https://doi.org/10.1101/2021.08.19.21262238>
 15. Pyradiomics documentation. Available at <https://pyradiomics.readthedocs.io/en/latest/> (Accessed on 26 August 2025).
 16. Van Griethuysen J.J., Fedorov A., Parmar C. et al. Computational Radiomics System to Decode the Radiographic Phenotype. *Cancer Res.* 2017; 77 (21): e104–e107. <https://doi.org/10.1158/0008-5472.CAN-17-0339>
 17. IBSI 1 – IBSI – Image Biomarker Standardisation Initiative Available at <https://theibsi.github.io/ibsi1/> (Accessed on 26 August 2025).
 18. IBSI 2 – IBSI – Image Biomarker Standardisation Initiative Available at <https://theibsi.github.io/ibsi2/> (Accessed on 26 August 2025).
 19. Shur J.D., Doran S.J., Kumar S. et al. Radiomics in Oncology: A Practical Guide. *RadioGraphics.* 2021; 41(6):1717–1732. <https://doi.org/10.1148/rg.2021210037>
 20. Rizzo S., Botta F., Raimondi S. et al. Radiomics: the facts and the challenges of image analysis. *Eur. Radiol.* 2018; 2 (1): 36. <https://doi.org/10.1186/s41747-018-0068-z>
 21. Zwanenburg A., Vallières M., Abdalah M.A. et al. The Image Biomarker Standardization Initiative: Standardized Quantitative Radiomics for High-Throughput Image-based Phenotyping. *Radiology.* 2020; 295 (2): 328–338. <https://doi.org/10.1148/radiol.2020191145>
 22. Liu J., Corti A., Corino V.D., Mainardi L. Lung nodule classification using radiomics model trained on degraded SDCT images. *Comput. Methods Programs Biomed.* 2024; 257: 108474. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2024.108474>
 23. Liu C., He Y., Luo J. The influence of image selection and segmentation on the extraction of lung cancer imaging radiomics features using 3D-Slicer software. *BMC Cancer.* 2025; 25 (1): 728. <https://doi.org/10.1186/s12885-025-14094-z>
 24. Wu L., Lou X., Kong N. et al. Can quantitative peritumoral CT radiomics features predict the prognosis of patients with non-small cell lung cancer? A systematic review. *Eur. Radiol.* 2023; 33 (3): 2105–2117. <https://doi.org/10.1007/s00330-022-09174-8>



25. Zhang Y., Feng H., Zhao Y., Zhang S. Exploring the Application of the Artificial-Intelligence-Integrated Platform 3D Slicer in Medical Imaging Education. *Diagnostics*. 2024; 14 (2): 146. <https://doi.org/10.3390/diagnostics14020146>
26. Amla Z., Khehra P. S., Mathialagan A., Lugez E. Review of the free research software for computer-assisted interventions. *J. Imaging Inform. Med.* 2024; 37 (1), 386–401. <https://doi.org/10.1007/s10278-023-00912-y>
27. Васильев Ю.А., Романенко М.О., Коденко М.Р., Блохин И.А., Сидоров А.Д., Гележе П.Б., Сучилова М.М., Скоробогач И.М., Мынко О.М., Войтенко Д.А., Решетников Р.В., Владзимирский А.В., Омелянская О.В. Способы ручной разметки бипараметрической МРТ предстательной железы: что предпочтительней для текстурного анализа? *Вестник Российского научного центра рентгенорадиологии*. 2025; 2025 (4): 24–37. <https://doi.org/10.24412/1999-7264-2025-4-24-37>
Vasilev Yu.A., Romanenko M.O., Kodenko M.R. et al. Manual segmentation methods of biparametric prostate MRI: which should be preferred for texture analysis? *Bulletin of Russian Scientific Center of Roentgenoradiology*. 2025; 2025(4):24–37. <https://doi.org/10.24412/1999-7264-2025-4-24-37> (In Russian)

Для корреспонденции*: Сучилова Мария Максимовна – e-mail: SuchilovaMM@zdrav.mos.ru

Сучилова Мария Максимовна – младший научный сотрудник отдела научных медицинских исследований ГБУЗ “НПКЦ ДиТ ДЗМ”, Москва. <http://orcid.org/0000-0003-1117-0294>

Васильев Юрий Александрович – доктор мед. наук, директор ГБУЗ “НПКЦ ДиТ ДЗМ”, Москва. <https://orcid.org/0000-0002-0208-5218>

Нуднов Николай Васильевич – доктор мед. наук, профессор, заместитель директора по науке ФГБУ “Российский научный центр рентгенорадиологии” Минздрава России, Москва. <https://orcid.org/0000-0002-2990-7736>

Войтенко Дарья Андреевна – техник отдела координации научной деятельности ГБУЗ “НПКЦ ДиТ ДЗМ”, Москва. <http://orcid.org/0009-0009-4696-2284>

Блохин Иван Андреевич – кандидат мед. наук, заведующий сектором исследований в лучевой диагностике ГБУЗ “НПКЦ ДиТ ДЗМ”, Москва. <http://orcid.org/0000-0002-2681-9378>

Мальцев Михаил Сергеевич – техник сектора научных проектов по телемедицине ГБУЗ “НПКЦ ДиТ ДЗМ”, Москва. <http://orcid.org/0009-0009-2420-4650>

Мынко Олег Игоревич – инженер сектора исследований в лучевой диагностике ГБУЗ “НПКЦ ДиТ ДЗМ”, Москва. <http://orcid.org/0009-0005-3984-4045>

Решетников Роман Владимирович – канд. физ.-мат. наук, руководитель отдела научных медицинских исследований ГБУЗ “НПКЦ ДиТ ДЗМ”, Москва. <http://orcid.org/0000-0002-9661-0254>

Владзимирский Антон Вячеславович – доктор мед. наук, заместитель директора по научной работе ГБУЗ “НПКЦ ДиТ ДЗМ”, Москва. <http://orcid.org/0000-0002-2990-7736>

Омелянская Ольга Васильевна – заместитель директора по перспективному развитию ГБУЗ “НПКЦ ДиТ ДЗМ”, Москва. <http://orcid.org/0000-0002-0245-4431>

Contact*: Maria M. Suchilova – e-mail: SuchilovaMM@zdrav.mos.ru

Maria M. Suchilova – junior researcher of the Moscow Center for Diagnostics and Telemedicine, Moscow. <http://orcid.org/0000-0003-1117-0294>

Yuri A. Vasilev – Doct. of Sci. (Med.), Director of the Moscow Center for Diagnostics and Telemedicine, Moscow. <https://orcid.org/0000-0002-0208-5218>

Nikolay V. Nudnov – Doct. of Sci. (Med.), Professor, Deputy Director, Russian Scientific Center of Roentgenoradiology of the Ministry of Healthcare of the Russian Federation, Moscow. <https://orcid.org/0000-0002-2990-7736>

Daria A. Voitenko – Technician of Research Coordination Department of the Moscow Center for Diagnostics and Telemedicine, Moscow. <http://orcid.org/0009-0009-4696-2284>

Ivan A. Blokhin – Cand. of Sci. (Med.), Head of Research Sector in Diagnostic Radiology of the Moscow Center for Diagnostics and Telemedicine, Moscow. <http://orcid.org/0000-0002-2681-9378>

Mikhail S. Maltsev – Technician of Telemedicine Research Lab of the Moscow Center for Diagnostics and Telemedicine, Moscow. <http://orcid.org/0009-0009-2420-4650>

Oleg I. Mynko – Engineer of Research Sector in Diagnostic Radiology of the Moscow Center for Diagnostics and Telemedicine, Moscow. <http://orcid.org/0009-0005-3984-4045>

Roman V. Reshetnikov – Cand. of Sci. (Phys.-Math.), Head of Scientific Medical Research Department of the Moscow Center for Diagnostics and Telemedicine, Moscow. <http://orcid.org/0000-0002-9661-0254>

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

Olga V. Omelyanskaya – Chief Innovation Officer of the Moscow Center for Diagnostics and Telemedicine, Moscow. <http://orcid.org/0000-0002-0245-4431>