

Определение гистологического типа рака легких на основе радиомического анализа данных компьютерной томографии

© Солодкий В.А.¹, Нуднов Н.В.^{1, 2, 3}, Карелидзе Д.Г.^{1*}, Борисов А.А.⁴, Султанова П.Н.¹, Иванников М.Е.⁵, Шахвалиева Э.С.⁶

¹ ФГБУ “Российский научный центр рентгенорадиологии” Минздрава России; 117997 Москва, ул. Профсоюзная, д. 86, Российская Федерация

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

³ ФГАОУ ВО “Российский университет дружбы народов имени Патриса Лумумбы” Минобрнауки России; 117198 Москва, ул. Миклухо-Маклая, 6, Российская Федерация

⁴ ГБУЗ “Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий ДЗ города Москвы”; 109029 Москва, Средняя Калитниковская ул., д. 28, стр. 1, Российская Федерация

⁵ ГБУЗ города Москвы “Городская клиническая больница имени А.К. Ерамишанцева ДЗ города Москвы”; 129327 Москва, ул. Ленская, д. 15, Российская Федерация

⁶ ГБУЗ города Москвы “Детская городская клиническая больница № 9 им. Г.Н. Сперанского ДЗ города Москвы”; 123317 Москва, Шмитовский проезд, д. 29, Российская Федерация

Рак легких является одним из самых распространенных онкологических заболеваний. Для морфологической верификации опухоли используются бронхоскопия и трансторакальная биопсия легких под контролем компьютерной томографии (КТ). Обе эти технологии являются инвазивными с определенными рисками и высокими затратами. Точность морфологически верифицированного диагноза рака легкого в России достигает в среднем 88,2%. От гистологического типа рака легких зависят тактика лечения, характер течения и прогноз заболевания. “Золотым стандартом” диагностики рака легких является КТ органов грудной клетки. Развивающимся направлением обработки КТ-изображений является радиомика – математический анализ данных лучевых методов исследований, позволяющий выявлять особенности текстуры ткани на уровне, недоступном глазу врача-рентгенолога. Применение методов радиомики может способствовать определению гистологического типа рака легкого еще на этапе диагностического поиска.

Цель исследования: разработка метода определения наиболее распространенных гистологических типов рака легких на основе текстурного анализа КТ-изображений органов грудной клетки.

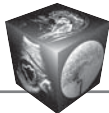
Материал и методы. В исследование были включены данные 200 пациентов, проходивших лечение в РНЦРР с гистологически подтвержденным раком легкого, из них 100 пациентов с мелкоклеточным раком легкого, 100 пациентов с немелкоклеточным раком легкого (50 из них с аденокарциномой и 50 – с плоскоклеточным раком легкого). Для каждого образования было рассчитано 107 радиомических показателей. Построение моделей машинного обучения производилось на языке программирования Python 3.10 с использованием специализированных библиотек. Для выбора наиболее эффективных моделей использовались стандартные метрики машинного обучения: precision, recall, accuracy, f1-мера и площадь под характеристической кривой (ROC-AUC).

Результаты. Разработаны различные модели машинного обучения, наилучшими метриками обладали градиентный бустинг для дифференцировки немелкоклеточного рака легкого и мелкоклеточного рака легкого с площадью под ROC-кривой 0,973 и случайный лес на основе трех деревьев для дифференцировки аденокарциномы и плоскоклеточного рака легкого с площадью под ROC-кривой 0,833.

Заключение. Разработанные нами модели классификации обладают высокими метриками диагностической точности, что позволяет говорить о применимости показателей радиомики для дифференцировки различных типов рака легкого на этапе диагностического поиска, а также в ситуациях с невозможностью получения материала для гистологического исследования.

Ключевые слова: рак легкого; виртуальная биопсия; радиомика; текстурный анализ

Авторы подтверждают отсутствие конфликтов интересов.



Для цитирования: Солодкий В.А., Нуднов Н.В., Карелидзе Д.Г., Борисов А.А., Султанова П.Н., Иванников М.Е., Шахвалиева Э.С. Определение гистологического типа рака легких на основе радиомического анализа данных компьютерной томографии. *Медицинская визуализация*. 2025; 29 (2): 29–38. <https://doi.org/10.24835/1607-0763-1519>

Поступила в редакцию: 02.12.2024. **Принята к печати:** 19.12.2024. **Опубликована online:** 18.04.2025.

Determination of the histological type of lung cancer based on radiomic analysis of computed tomography chest images

© Vladimir A. Solodkiy¹, Nikolay V. Nudnov^{1, 2, 3}, David G. Karelidze^{1*}, Aleksandr A. Borisov⁴, Peri N. Sultanova¹, Mikhail E. Ivannikov⁵, Elina S.-A. Shakhvalieva⁶

¹ Russian Scientific Center of Roentgenoradiology of the Ministry of Healthcare of the Russian Federation; 86, Profsoyusnaya str., Moscow 117997, Russian Federation

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

³ Peoples' Friendship University of Russia named after Patrice Lumumba; 6, Miklukho-Maklay str., Moscow 117198, Russian Federation

⁴ Research and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies of Moscow Healthcare Department; 24, Petrovka str., Moscow 127051, Russian Federation

⁵ A.K. Yeramishantsev City Clinical Hospital of Moscow Healthcare Department; 15, Lenskaya str., Moscow 129327, Russian Federation

⁶ G.N. Speransky Children's City Clinical Hospital No. 9 of Moscow Healthcare Department; 29, Shmitovsky passage, Moscow 123317, Russian Federation

Lung cancer is one of the most common cancers. Bronchoscopy and transthoracic lung biopsy under the control of computed tomography (CT) are used for morphological verification of the tumor. Both of these technologies are invasive with certain risks and high costs. The accuracy of the morphologically verified diagnosis of lung cancer in Russia reaches an average of 88.2%. Treatment tactics, progression and prognosis of the disease depends on the histological type of lung cancer. The gold standard for lung cancer diagnosis is computed tomography of the chest. A developing area of CT image processing is radiomics, a mathematical analysis of data from radiation research methods that allows the detection of tissue texture features at a level inaccessible to the eye of a radiologist. The use of radiomics methods can contribute to the determination of the histotype of lung cancer even at the stage of diagnostic search.

Objective: to determine the most common histological types of lung cancer based on the textural analysis of CT-scans of the chest organs.

Materials and methods. The study included data from 200 patients treated at the RSCRR with histologically confirmed lung cancer, including 100 patients with small-cell lung cancer, 100 patients with non-small cell lung cancer (50 of them with adenocarcinoma and 50 with squamous cell carcinoma). 107 radiomic features were calculated for each tumor. Machine learning models were built in the Python 3.10 programming language using specialized libraries. To select the most effective models, standard machine learning metrics were used: precision, recall, accuracy, f1-measure and the area under the receiver operating characteristic curve (ROC-AUC).

Results. Several machine learning models were developed, the best metrics were gradient boosting for differentiating non-small cell lung cancer and small-cell lung cancer with ROC-AUC 0.973 and a random forest based on three trees for differentiating adenocarcinoma and squamous cell carcinoma with ROC-AUC 0.833.

Conclusion. Classification models developed by us have high metrics of diagnostic accuracy, which allows us to discourse about the applicability of radiomics features for differentiating various types of lung cancer at the stage of diagnostic search, as well as in situations where it is impossible to obtain material for histological examination.

Keywords: lung cancer; virtual biopsy; radiomics; texture analysis

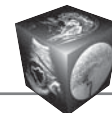
Conflict of interest. The authors declare no conflict of interest. The study had no sponsorship.

For citation: Solodkiy V.A., Nudnov N.V., Karelidze D.G., Borisov A.A., Sultanova P.N., Ivannikov M.E., Shakhvalieva E.S.-A. Determination of the histological type of lung cancer based on radiomic analysis of computed tomography chest images. *Medical Visualization*. 2025; 29 (2): 29–38. <https://doi.org/10.24835/1607-0763-1519>

Received: 02.12.2024.

Accepted for publication: 19.12.2024.

Published online: 18.04.2025.



Введение

Рак легких является одним из самых распространенных онкологических заболеваний, занимающая первое место по заболеваемости среди других злокачественных новообразований у мужчин в России и первое место по летальным исходам среди мужчин и женщин как в России, так и во всем мире [1].

В настоящее время выделяют следующие гистологические типы рака легких: немелкоклеточный рак (НМРЛ), включающий аденокарциному, плоскоклеточный рак и крупноклеточную карциному, и мелкоклеточный рак (МРЛ). НМРЛ встречается чаще и протекает медленнее, а МРЛ характеризуется меньшей распространенностью, но более быстрым ростом [1, 2].

НМРЛ составляет более 80% случаев рака легких. Согласно критериям классификации ВОЗ, аденокарцинома легких (АДК) и плоскоклеточный рак легких (ПКРЛ) являются двумя преобладающими подтипами НМРЛ, которые вызывают около 40 и 30% случаев рака легких соответственно [1, 3].

В настоящее время наиболее широко используемыми методами получения ткани опухоли для морфологической верификации являются бронхоскопия и трансторакальная биопсия легких под контролем компьютерной томографии (КТ) [4]. Однако обе эти технологии являются инвазивными с определенными рисками и высокими затратами. Кроме того, для некоторых форм рака легких, прилежащих к средостению, аорте и другим крупным кровеносным сосудам, биопсия под контролем КТ является высокорискованной и сложной, в то время как бронхоскопия имеет ограничения для новообразований, расположенных ниже бронхов 5-го порядка. Также в тех случаях, когда патологический очаг менее 1,5 см, возможность получить материал для исследования существенно снижается [5, 6].

Показатели удельного веса морфологически верифицированного диагноза рака легкого достигают в среднем 88,2% в России, ниже только у опухолей печени и поджелудочной железы. У значительной части больных заболевание верифицируется по данным только цитологического исследования [1, 7].

От гистологического типа рака легких зависят тактика лечения, характер течения и прогноз заболевания.

Стандартная операция при НМРЛ I–II стадии – лобэктомия или билобэктомия. У больных с III стадией хирургический метод сочетается с химиотерапией или лучевым лечением либо их комбинацией [1].

Основным методом терапии МРЛ является химиолучевое лечение. Хирургическое лечение осуществляется только для I стадии и в отдельных случаях при II стадии с обязательной адъювантной химиотерапией [1].

МРЛ является более агрессивной формой рака легкого. Так, у 80% пациентов при первичном обращении выявляют метастатическое (IV стадия или распространенная форма) поражение и лишь у 20% – локализованную форму I–III стадии [1, 8].

Прогноз также сильно варьирует в зависимости от гистологического типа и стадии. У больных с операбельным НМРЛ пятилетняя выживаемость может достигать более 70% при стадии IA, но лишь 20% при увеличении стадии до IIIA. Лишь 5% больных МРЛ при первичном обращении имеют I стадию болезни; у таких больных пятилетняя выживаемость составляет 50% [1, 9].

В настоящее время “золотым стандартом” диагностики рака легких является КТ органов грудной клетки, по данным которой можно оценить распространенность, размеры и форму патологического очага, однако выявление гистологического типа по данным КТ невозможно [10, 11].

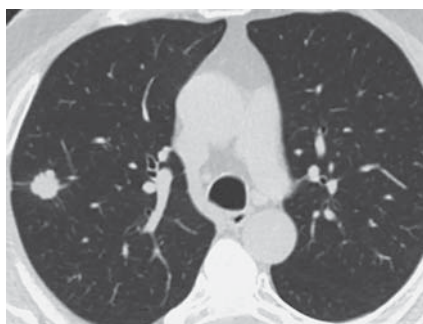


Рис. 1. Мелкоклеточный рак легкого.
Fig. 1. Small-cell lung cancer.

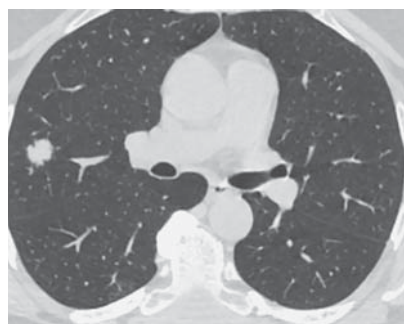


Рис. 2. Аденокарцинома легкого.
Fig. 2. Lung adenocarcinoma.

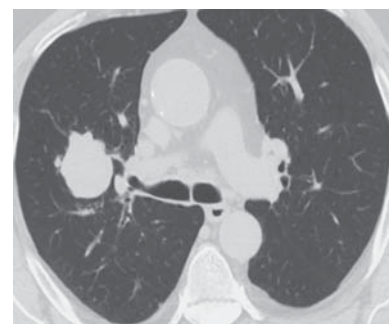
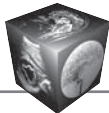


Рис. 3. Плоскоклеточный рак легкого.
Fig. 3. Squamous-cell lung cancer.



В одном из клинических наблюдений у пациента с периферическим МРЛ (рис. 1) на серии компьютерных томограмм выявлено солидное мягкотканное образование с четкими неровными контурами, которое визуальнo не отличалось от образования у другого пациента с АДК (рис. 2) аналогичной локализации и размеров. В третьем случае у пациента с периферической формой ПКРЛ (рис. 3) также наблюдалось образование с равномерной структурой и четкими неровными контурами, которое не проявляло характерных признаков, позволяющих визуальнo отличить ее от двух предыдущих гистологических типов. Модели на основе радиомических признаков на этапе диагностики классифицировали образования так же, как и гистологическое исследование постоперационного материала.

Развивающимся направлением обработки КТ-изображений является радиомика – математический анализ данных лучевых методов исследований, позволяющий выявлять особенности текстуры ткани на уровне, недоступном глазу врача-рентгенолога. Применение методов радиомики может способствовать определению гистологического типа рака легкого еще на этапе диагностического поиска [12].

Цель исследования: разработка метода определения наиболее распространенных гистологических типов рака легких на основе текстурного анализа КТ-изображений органов грудной клетки.

Материал и методы

В исследование были включены данные 200 пациентов, проходивших лечение в РНЦПР с гистологически подтвержденным раком легкого, из них 100 пациентов с МРЛ, 100 пациентов с НМРЛ (50 из них с АДК и 50 – с ПКРЛ).

Критериями включения являлись:

- наличие гистологической верификации опухоли;
- наличие КТ-исследования органов грудной клетки до хирургического, химио- и лучевого лечения с толщиной среза 1 мм;
- возраст пациентов старше 18 лет.

Сегментация областей интереса проводилась вручную тремя врачами-рентгенологами на нативной фазе исследования в бесплатном программном обеспечении 3D-Slicer с функцией выгрузки показателей радиомики из областей интереса.

Для каждого образования было рассчитано 107 радиомических показателей. В исследовании участвовало 148 мужчин и 52 женщины. Средний возраст пациентов составлял 65 [59; 70] лет.

Данные были разделены на обучающую и тестовую выборки с процентным соотношением 60:40%. Для сокращения признакового пространства использовался корреляционный анализ с применением критерия Пирсона, а также проводилась оценка значимости каждого признака мерой *feature importances* на основе лесов решений и LASSO-регрессией. Построение моделей машинного обучения производилось на языке программирования Python 3.10 с использованием специализированных библиотек. Были построены 4 модели машинного обучения: дерево решений, случайный лес, логистическая регрессия и градиентный бустинг (LGBM) – метод, основанный на оптимизации деревьев решений путем настройки градиентного спуска. Для каждой модели были подобраны наиболее эффективные гиперпараметры.

Для выбора наиболее эффективных моделей использовались стандартные метрики машинного обучения: *precision*, *recall*, *accuracy*, *f1*-мера и площадь под характеристической кривой ROC-AUC.

Результаты исследования

Исследование проводилось в два этапа: на первом этапе осуществлялся поиск наиболее эффективной модели для дифференцировки НМРЛ и МРЛ, на втором этапе – АДК и ПКРЛ.

Дифференцировка НМРЛ и МРЛ

Сокращение признакового пространства

Проведен корреляционный анализ с применением критерия Пирсона для исключения сильно коррелирующих признаков с порогом = 0,8. Таким образом, из 107 показателей радиомики было отобрано 35.

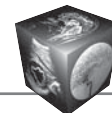
На следующем этапе для отбора наиболее значимых признаков была построена Lasso-регрессия. В результате было получено 2 признака: *Skewness* (показатели статистики первого порядка) и *Gray Level Variance* (матрицы GLRLM).

Построение моделей машинного обучения

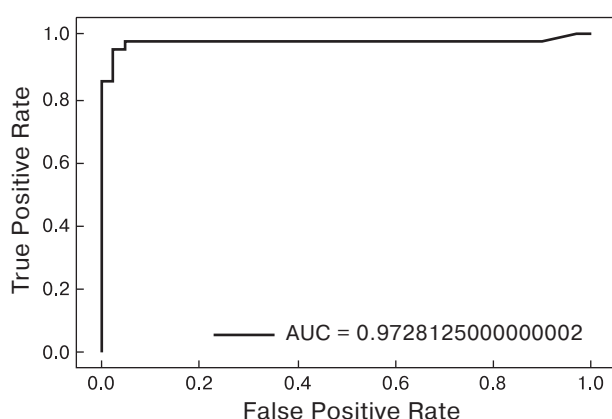
Результаты работы моделей для обучающей и тестовой выборок представлены в табл. 1.

Как видно из табл. 1, наилучшими метриками обладает модель на основе градиентного бустинга с площадью под ROC-кривой 0,973 на тестовой выборке (рис. 4).

По полученным результатам можно сделать вывод о том, что показатель *Skewness*, показывающий асимметрию распределения значений уровня серого относительно среднего, в среднем более чем в 3 раза выше в группе пациентов с МРЛ, что свидетельствует о более неоднородной текс-

**Таблица 1.** Результаты моделей машинного обучения для дифференцировки НМРЛ и МРЛ**Table 1.** Results of machine learning models for differentiating non-small cell and small cell lung cancer

	Метрика Metrics	Модель машинного обучения Machine learning model			
		дерево решений decision tree	случайный лес из трех деревьев random forest of 3 trees	логистическая регрессия logistic regression	градиентный бустинг LGBMClassifier gradient boosting LGBM Classifier
Обучающая выборка Training set	Precision	1.0	0.952	0.951	1.0
	Recall	1.0	0.983	0.967	0.983
	Accuracy	1.0	0.967	0.958	0.992
	F1-score	1.0	0.967	0.959	0.992
	ROC-AUC	1.0	0.975	0.986	0.999
Тестовая выборка Test set	Precision	0.974	0.927	0.927	0.951
	Recall	0.925	0.950	0.950	0.975
	Accuracy	0.950	0.938	0.938	0.963
	F1-score	0.949	0.938	0.938	0.963
	ROC-AUC	0.950	0.944	0.951	0.973

**Рис. 4.** ROC-кривая для модели на основе градиентного бустинга для дифференцировки НМРЛ и МРЛ.**Fig. 4.** ROC curve for a gradient boosting model for differentiating non-small cell and small cell lung cancer.

туре МРЛ относительно НМРЛ. Показатель Gray Level Variance (матрицы GLRLM) в группе с МРЛ в среднем в 20 раз выше, чем в группе пациентов с НМРЛ, что показывает более высокую дисперсию интенсивностей длин уровней серого, что также свидетельствует о большей разнородности ткани МРЛ.

Полученные нами метрики диагностической точности подтверждают, что радиомические признаки позволяют с высокой точностью дифференцировать два основных гистологического типа рака легкого по данным первичного КТ-исследования.

Дифференцировка АДК и ПКРЛ

Сокращение признакового пространства

Проведен корреляционный анализ с применением критерия Пирсона для исключения сильно коррелирующих признаков с порогом 0,8. Таким образом, из 107 показателей радиомики было отобрано 34.

На следующем этапе была рассчитана мера feature importances для отбора наиболее значимых признаков. В результате было получено 4 признака: Entropy (статистики первого порядка), Cluster Prominence (матрицы GLCM), Large Area Emphasis (матрицы GLSZM), Idmn (матрицы GLCM).

Построение моделей машинного обучения

Результаты работы моделей для обучающей и тестовой выборок представлены в табл. 2.

Как видно из табл. 2, наилучшими метриками обладает модель на основе случайного леса с площадью под ROC-кривой 0,833 на тестовой выборке (рис. 5).

По полученным результатам можно сделать обоснованный вывод о том, что показатель Entropy выше в группе АДК, что свидетельствует о большей вариабельности значений уровней внутри опухоли. Показатель Cluster Prominence в группе АДК в 4 раза выше, чем у плоскоклеточных форм рака, что показывает больший разброс значений уровней серого от среднего значения внутри опухоли, что также свидетельствует о большей гетерогенности АДК. Показатель Large Area Emphasis существенно выше у плоскоклеточных форм рака, что подтверждает присутствие внутри них крупных

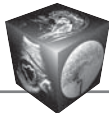


Таблица 2. Результаты использования моделей машинного обучения для дифференцировки АДК и ПКРЛ
Table 2. Results of use of machine learning models for differentiating adenocarcinoma and squamous cell carcinoma

	Метрика Metrics	Модель машинного обучения Machine learning model			
		дерево решений decision tree	случайный лес из трех деревьев random forest of 3 trees	логистическая регрессия logistic regression	градиентный бустинг LGBMClassifier gradient boosting LGBM Classifier
Обучающая выборка Training set	Precision	0.854	0.895	0.667	0.970
	Recall	1.0	0.971	0.743	0.914
	Accuracy	0.914	0.929	0.686	0.943
	F1-score	0.921	0.932	0.703	0.941
	ROC-AUC	0.970	0.976	0.727	0.992
Тестовая выборка Test set	Precision	0.632	0.813	0.700	0.667
	Recall	0.800	0.867	0.933	0.800
	Accuracy	0.667	0.833	0.767	0.700
	F1-score	0.706	0.839	0.800	0.727
	ROC-AUC	0.671	0.833	0.796	0.684

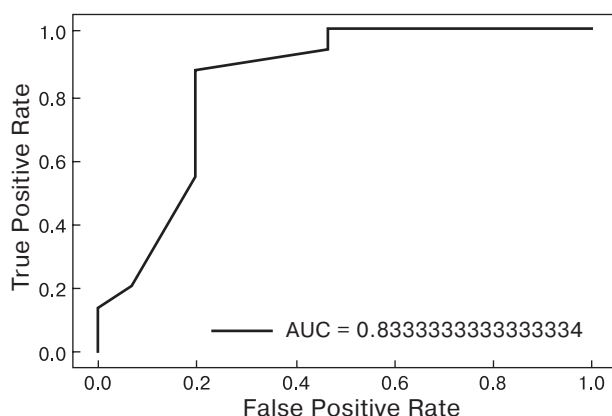


Рис. 5. ROC-кривая для модели на основе случайного леса для дифференцировки АДК и ПКРЛ.

Fig. 5. ROC curve for the random forest model for differentiating adenocarcinoma and squamous cell carcinoma.

зон одного уровня серого и в целом более грубую текстуру опухоли. Показатель Idmn также выше в группе с плоскоклеточным раком, что свидетельствует о крупных зонах с локальной однородностью.

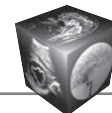
Таким образом, АДК как группа отличаются более гетерогенной текстурой, чем плоскоклеточные формы рака легкого.

Полученные нами метрики диагностической точности подтверждают перспективность использования радиомических признаков для дифференциальной диагностики данных типов рака легкого. Однако выявленные нами закономерности

менее выражены, чем в группах НМРЛ и МРЛ, что убеждает в необходимости дальнейших исследований в этой области с анализом большего количества данных.

Обсуждение

Вопрос применения радиомики в диагностике рака легкого широко освещен в научной литературе, но исследований, посвященных дифференцировке немелкоклеточного и мелкоклеточного рака легкого, встречается не так много. Так, В.Т. Chen и соавт. получили для модели дифференцировки АДК и МРЛ площадь под ROC-кривой (ROC-AUC) 0,93 [13]. Как отмечают сами авторы, данное исследование является пилотным и основано только на радиомических данных от небольшой выборки из 69 пациентов. Данные ограничения отсутствуют в работе J. Wang и соавт., где модель классификации периферических АДК и МРЛ, основанная на комбинации клинических, рентгенологических и радиомических данных 240 пациентов, показала ROC-AUC 0,967 в валидационной выборке [14]. Подобные показатели однозначно вызывают интерес, но обе работы имеют важное ограничение – отсутствие в выборках пациентов с плоскоклеточным раком. Эта проблема устранена в исследовании Е. Linning и соавт., где созданы три классификационные модели: АДК и ПКРЛ, АДК и МРЛ, МРЛ и ПКРЛ [15]. Авторы также использовали не только нативные КТ-серии, но и артериальные и венозные фазы. Наилучшие результаты (ROC-AUC – 0,864, 0,864 и 0,664 соответственно) получены



при использовании радиомических показателей, извлеченных в венозную фазу. Интересно, что в исследовании L. Huanhuan и соавт. с такими же моделями, но при использовании только артериальных фаз ROC-AUC составили 0,879, 0,836, 0,783 соответственно, что, за исключением модели АДК и МРЛ, выше, чем в предыдущем исследовании [16].

В нашей работе мы сознательно отказались от использования контрастных серий. Наше решение основано на предположении, что дополнительная вариабельность в характеристиках изображения может негативно сказаться на воспроизводимости показателей и эффективности работы моделей. Помимо этого, частота проведения контрастных КТ-исследований у пациентов с раком легкого в целом по популяции невысока [1].

Наше исследование наиболее схоже со второй работой E. Linning и соавт., где на основе нативных КТ-серий 278 пациентов были созданы модели классификации НМРЛ и МРЛ, АДК и ПКРЛ, ROC-AUC которых составила 0,741 и 0,655 соответственно, что ниже полученных нами результатов [17].

Интересный подход в дифференцировке новообразований легкого выбрали R. Shah и соавт. [18]. В основу их исследования был положен факт, что среди легочных неоплазий МРЛ обладает наилучшим прогнозом и поэтому должен быть выявлен в первую очередь и как можно раньше. Исходя из этого, авторы отобрали нативные и постконтрастные КТ-серии у пациентов с МРЛ, НМРЛ, а также с доброкачественными и неопухолевыми образованиями. Извлеченные из этих серий показатели радиомики использовались для создания модели дифференцировки между МРЛ и любыми другими образованиями, как злокачественными, так и доброкачественными. Наилучшие результаты показал метод случайного леса на основе постконтрастных КТ-серий (ROC-AUC – 0,88). В нашей работе мы не использовали изображения с доброкачественными и неопухолевыми образованиями. Данное ограничение считаем необходимым, так как вопрос дифференцировки доброкачественных, неопухолевых и злокачественных образований легкого является отдельным большим направлением, выходящим за рамки нашего исследования.

Еще один необычный подход встречается в работе J. Qi и соавт., где авторы, используя нативные КТ-серии 417 пациентов, создали единую модель классификации МРЛ, АДК и ПКРЛ с ROC-AUC для каждого гистологического подтипа 0,87, 0,84 и 0,76 соответственно [17]. Хотя эти метрики ниже, чем наши, важно отметить, что данная модель дополнительно обучена локализовать образование на изображении. Этот факт способен значи-

тельно упростить ее использование в клинической практике.

В литературе встречаются отдельные примеры исследований, направленных исключительно на дифференцировку АДК и ПКРЛ, в которых ROC-AUC выше, чем у нашей модели [19–21]. Важно отметить, что наша модель классификации АДК и ПКРЛ обладает преимуществом по сравнению с ними, так как она рассчитана на работу в связке с моделью классификации МРЛ и НМРЛ. Хотя в задачи нашего исследования не входила более точная дифференцировка гистологических подтипов НМРЛ, важно отметить, что существует несколько исследований, где, помимо АДК и ПКРЛ, также классифицируются крупноклеточный и недифференцированный рак легкого [22–24]. Данные подтипы встречаются гораздо реже, поэтому не были включены в нашу работу.

Заключение

Нами разработаны модели машинного обучения для дифференцировки НМРЛ и МРЛ с площадью под ROC-кривой 0,973 и дифференцировки АДК и ПКРЛ с площадью под ROC-кривой 0,833. Данные модели классификации обладают высокими метриками диагностической точности, что позволяет говорить о применимости показателей радиомики для дифференцировки различных типов рака легкого уже на этапе диагностического поиска, а также в ситуациях с невозможностью получения материала для гистологического исследования. В дальнейшем планируется расширение выборки с включением более редких форм рака легкого и проведение многоцентровых исследований, что позволит повысить воспроизводимость наших результатов и применимость моделей в клинической практике.

Источник финансирования. Авторы заявляют об отсутствии внешнего финансирования при проведении поисково-аналитической работы и подготовке статьи.

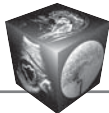
Конфликт интересов. Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

Участие авторов

Солодкий В.А. – ответственность за целостность всех частей статьи, утверждение окончательного варианта статьи.

Нуднов Н.В. – ответственность за целостность всех частей статьи, утверждение окончательного варианта статьи.

Карелидзе Д.Г. – обзор публикаций по теме статьи, концепция и дизайн исследования, сбор и обработка данных, проведение исследования, анализ и интерпре-



тация полученных данных, статистическая обработка данных, подготовка и редактирование текста.

Борисов А.А. – обзор публикаций по теме статьи, концепция и дизайн исследования, сбор и обработка данных, проведение исследования, анализ и интерпретация полученных данных, статистическая обработка данных, подготовка и редактирование текста, подготовка, создание опубликованной работы.

Султанова П.Н. – обзор публикаций по теме статьи, концепция и дизайн исследования, сбор и обработка данных, проведение исследования, анализ и интерпретация полученных данных, статистическая обработка данных, подготовка и редактирование текста, подготовка, создание опубликованной работы.

Иванников М.Е. – обзор публикаций по теме статьи, концепция и дизайн исследования, сбор и обработка данных, проведение исследования, анализ и интерпретация полученных данных, статистическая обработка данных, подготовка и редактирование текста, подготовка, создание опубликованной работы.

Шахвалиева Э.С. – обзор публикаций по теме статьи, концепция и дизайн исследования, сбор и обработка данных, проведение исследования, анализ и интерпретация полученных данных, статистическая обработка данных, подготовка и редактирование текста, подготовка, создание опубликованной работы.

Authors' participation

Solodkiy V.A. – responsibility for the integrity of all parts of the article, approval of the final version of the article.

Nudnov N.V. – responsibility for the integrity of all parts of the article, approval of the final version of the article.

Karelidze D.G. – review of publications, concept and design of the study, collection and analysis of data, conducting research, analysis and interpretation of the obtained data, analysis and interpretation of the obtained data, statistical analysis, text preparation and editing, preparation and creation of the published work.

Borisov A.A. – review of publications, concept and design of the study, collection and analysis of data, conducting research, analysis and interpretation of the obtained data, analysis and interpretation of the obtained data, statistical analysis, text preparation and editing, preparation and creation of the published work.

Sultanova P.N. – review of publications, concept and design of the study, collection and analysis of data, conducting research, analysis and interpretation of the obtained data, analysis and interpretation of the obtained data, statistical analysis, text preparation and editing, preparation and creation of the published work.

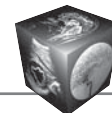
Ivannikov M.E. – review of publications, concept and design of the study, collection and analysis of data, conducting research, analysis and interpretation of the obtained data, analysis and interpretation of the obtained data, statistical analysis, text preparation and editing, preparation and creation of the published work.

Shakhvalieva E.S.-A. – review of publications, concept and design of the study, collection and analysis of data, conducting research, analysis and interpretation of the obtained data, analysis and interpretation of the obtained

data, statistical analysis, text preparation and editing, preparation and creation of the published work.

Список литературы [References]

1. Клинические рекомендации “Злокачественное новообразование бронхов и легкого”, 2021. Russian clinical guidelines “Malignant neoplasm of bronchi and lung”, 2021. (In Russian)
2. Singh G., Singh A., Dave R. An Update on WHO Classification of Thoracic Tumours 2021-Newly Described Entities and Terminologies. *J. Clin. Diagn. Res.* 2023; 17 (6): EE01–EE05. <https://www.doi.org/10.7860/JCDR/2023/62583/18076>
3. Рак легкого / Под ред. К.К. Лактионова и В.В. Бредера. М.: “ГРАНАТ”, 2020. Lung cancer / Eds by K.K. Laktionov, V.V. Breder. M.: “GARNET”, 2020. (In Russian)
4. Соколов В.В., Соколов Д.В., Пирогов С.С., Каприн А.Д., Рябов А.Б., Рябов А.Б., Кудрявцева Ю.Л., Струнина А.А. Современная бронхоскопическая диагностика раннего центрального рака легкого (обзор литературы). *Медицинский совет.* 2016; 15: 62–66. <http://doi.org/10.21518/2079-701X-2016-15-62-66> Sokolov V.V., Sokolov D.V., Pirogov S.S. et al. Modern bronchoscopic diagnosis of early central lung cancer (literature review). *Medical Council.* 2016; 15: 62–66. <http://doi.org/10.21518/2079-701X-2016-15-62-66> (In Russian)
5. Аллахвердиев А.К., Лактионов К.К., Полоцкий Б.Е. и др. Современные возможности видеоторакоскопии в практике торакальной онкологии. *Вестник Московского онкологического общества.* 2009; 6–8 (559). Allakhverdiev A.K., Laktionov K.K., Polotsky B.E. et al. Modern possibilities of videothoracoscopy in the practice of thoracic oncology. *Bulletin of the Moscow Oncological Society.* 2009; 6–8 (559). (In Russian)
6. Бурдюков М.С., Юричев И.Н., Нечипай А.М., Чистякова О.В., Лактионов К.К., Долгушин Б.И., Назлиев П.Б., Маринов Д.Т., Унгиадзе Г.В. Роль тонкоигльной пункции под контролем эндоскопической ультрасонографии в морфологической верификации рака легкого. *Клиническая и экспериментальная хирургия.* 2015; 4: 63–72. Burdyukov M.S., Yurichev I.N., Nechipai A.M. et al. The role of fine needle puncture under the control of endoscopic ultrasonography in the morphological verification of lung cancer. *Clinical and Experimental Surgery.* 2015; 4: 63–72. (In Russian)
7. Tang Y., Tian S., Chen H. et al. Transbronchial lung cryobiopsy for peripheral pulmonary lesions. A narrative review. *Pulmonology.* 2024; 30 (5): 475–484. <http://doi.org/10.1016/j.pulmoe.2023.08.010>
8. Lee J.H., Saxena A., Giaccone G. Advancements in small cell lung cancer. *Semin. Cancer Biol.* 2023; 93: 123–128. <http://doi.org/10.1016/j.semcancer.2023.05.008>
9. Megyesfalvi Z., Gay C.M., Popper H. et al. Clinical insights into small cell lung cancer: Tumor heterogeneity, diagnosis, therapy, and future directions. *CA Cancer J. Clin.* 2023; 73 (6): 620–652. <http://doi.org/10.3322/caac.21785>
10. Лагкуева И.Д., Черниченко Н.В., Котляров П.М., Солдатов Д.Г., Солодкий В.А. Диагностика и дифференциальная диагностика очаговых образований легких. *Пульмонология.* 2024; 34 (4): 533–543. <http://doi.org/10.18093/0869-0189-2024-34-4-533-543>



- Lagkueva I.D., Chernichenko N.V., Kotlyarov P.M. et al. Diagnosis and differential diagnosis of focal lung formations. *Pulmonology*. 2024; 34 (4): 533–543. <http://doi.org/10.18093/0869-0189-2024-34-4-533-543> (In Russian)
11. Haga A., Takahashi W., Aoki S. et al. Classification of early stage non-small cell lung cancers on computed tomographic images into histological types using radiomic features: interobserver delineation variability analysis. *Radiol. Phys. Technol.* 2018; 11: 27–35. <https://doi.org/10.1007/s12194-017-0433-2>
 12. Yan M., Wang W. A non-invasive method to diagnose lung adenocarcinoma [published correction appears in *Front. Oncol.* 2020; 10: 1515. <http://doi.org/10.3389/fonc.2020.01515>]. *Front. Oncol.* 2020; 10: 602. <http://doi.org/10.3389/fonc.2020.00602>
 13. Chen B.T., Chen Z., Ye N. et al. Differentiating Peripherally-Located Small Cell Lung Cancer From Non-small Cell Lung Cancer Using a CT Radiomic Approach. *Front. Oncol.* 2020; 10: 593. <http://doi.org/10.3389/fonc.2020.00593>
 14. Wang J., Zhong F., Xiao F. et al. CT radiomics model combined with clinical and radiographic features for discriminating peripheral small cell lung cancer from peripheral lung adenocarcinoma. *Front. Oncol.* 2023; 13: 1157891. <http://doi.org/10.3389/fonc.2023.1157891>
 15. Linning E., Lin L., Li L. et al. Radiomics for Classifying Histological Subtypes of Lung Cancer Based on Multiphasic Contrast-Enhanced Computed Tomography. *J. Comput. Assist. Tomogr.* 2019; 43 (2): 300–306. <http://doi.org/10.1097/RCT.0000000000000836>
 16. Li H., Gao L., Ma H. et al. Radiomics-Based Features for Prediction of Histological Subtypes in Central Lung Cancer. *Front. Oncol.* 2021; 11: 658887. <http://doi.org/10.3389/fonc.2021.658887>
 17. Qi J., Deng Z., Sun G. et al. One-step algorithm for fast-track localization and multi-category classification of histological subtypes in lung cancer. *Eur. J. Radiol.* 2022; 154: 110443. <http://doi.org/10.1016/j.ejrad.2022.110443>
 18. Shah R.P., Selby H.M., Mukherjee P. et al. Machine Learning Radiomics Model for Early Identification of Small-Cell Lung Cancer on Computed Tomography Scans. *JCO Clin. Cancer. Inform.* 2021; 5: 746–757. <http://doi.org/10.1200/CCI.21.00021>
 19. Liang B., Tong C., Nong J., Zhang Y. Histological subtype classification of non-small cell lung cancer with radiomics and 3D convolutional neural networks. *J. Imaging Inform. Med.* 2024. <http://doi.org/10.1007/s10278-024-01152-4>
 20. Chen Z., Yi L., Peng Z. et al. Development and validation of a radiomic nomogram based on pretherapy dual-energy CT for distinguishing adenocarcinoma from squamous cell carcinoma of the lung. *Front. Oncol.* 2022; 12: 949111. <http://doi.org/10.3389/fonc.2022.949111>
 21. Zhu X., Dong D., Chen Z. et al. Radiomic signature as a diagnostic factor for histologic subtype classification of non-small cell lung cancer. *Eur. Radiol.* 2018; 28 (7): 2772–2778. <http://doi.org/10.1007/s00330-017-5221-1>
 22. Kuang B., Zhang J., Zhang M. et al. Advancing NSCLC pathological subtype prediction with interpretable machine learning: a comprehensive radiomics-based approach. *Front. Med. (Lausanne)*. 2024; 11: 1413990. <http://doi.org/10.3389/fmed.2024.1413990>
 23. Patil R., Mahadevaiah G., Dekker A. An approach toward automatic classification of tumor histopathology of non-small cell lung cancer based on radiomic features. *Tomography*. 2016; 2 (4): 374–377. <http://doi.org/10.18383/j.tom.2016.00244>
 24. Liu J., Cui J., Liu F. et al. Multi-subtype classification model for non-small cell lung cancer based on radiomics: SLS model. *Med Phys.* 2019; 46 (7): 3091–3100. <http://doi.org/10.1002/mp.13551>

Для корреспонденции*: Карелидзе Давид Георгиевич – e-mail: david_ka@mail.ru

Солодкий Владимир Алексеевич – академик РАН, доктор мед. наук, профессор, директор ФГБУ “Российский научный центр рентгенодиагностики” Минздрава России, Москва. <https://orcid.org/0000-0002-1641-6452>

Нуднов Николай Васильевич – доктор мед. наук, профессор, заместитель директора по научной работе, заведующий научно-исследовательским отделом комплексной диагностики заболеваний и радиотерапии ФГБУ “Российский научный центр рентгенодиагностики” Минздрава России; профессор кафедры рентгенологии и радиологии ФГБОУ ДПО “Российская медицинская академия непрерывного профессионального образования” Минздрава России; заместитель директора по научной работе, профессор кафедры онкологии и рентгенодиагностики ФГАОУ ВО “Российский университет дружбы народов имени Патриса Лумумбы” Минобрнауки России, Москва. <https://orcid.org/0000-0001-5994-0468>. E-mail: mailbox@rnrcr.rssi.ru

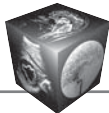
Карелидзе Давид Георгиевич – клинический ординатор по специальности “рентгенология” ФГБУ “Российский научный центр рентгенодиагностики” Минздрава России, Москва. <https://orcid.org/0009-0002-0375-1291>

Борисов Александр Александрович – младший научный сотрудник ГБУЗ “Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий ДЗ города Москвы”, Москва. <https://orcid.org/0000-0003-4036-5883>

Султанова Пери Назимовна – клинический ординатор по специальности “рентгенология” ФГБУ “Российский научный центр рентгенодиагностики” Минздрава России”, Москва. <https://orcid.org/0009-0009-3006-8210>

Иванников Михаил Евгеньевич – врач-рентгенолог ГБУЗ города Москвы “Городская клиническая больница имени А.К. Ерамишанцева ДЗ города Москвы”, Москва. <https://orcid.org/0009-0007-0407-0953>

Шахвалиева Элина Саид-Аминовна – врач-рентгенолог ГБУЗ города Москвы “Детская городская клиническая больница № 9 им. Г.Н. Сперанского ДЗ города Москвы”, Москва. <https://orcid.org/0009-0000-7535-8523>



Contact*: David G. Karelidze – e-mail: david_ka@mail.ru

Vladimir A. Solodkiy – Academician of the Russian Academy of Sciences, Doct. of Sci. (Med.), Professor, Director of the Russian Scientific Center of Roentgenoradiology of the Ministry of Healthcare of the Russian Federation, Moscow. <https://orcid.org/0000-0002-1641-6452>.

Nikolay V. Nudnov – Doct. of Sci. (Med.), Professor, Deputy Director for Scientific Work, Head of the Research Department for Complex Diagnostics of Diseases and Radiotherapy, Russian Scientific Center of Roentgenoradiology of the Ministry of Healthcare of the Russian Federation;

Professor, Department of Roentgenoradiology and Radiology, Russian Medical Academy of Continuous Professional Education of the Ministry of Healthcare of the Russian Federation; Professor, Department of Oncology and Radiology, Peoples' Friendship University of Russia named after Patrice Lumumba of the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation, Moscow. <https://orcid.org/0000-0001-5994-0468>. E-mail: mail-box@mccrr.rssi.ru

David G. Karelidze – clinical resident in the specialty "Radiology" of the Russian Scientific Center of Roentgenoradiology of the Ministry of Healthcare of the Russian Federation, Moscow. <https://orcid.org/0009-0002-0375-1291>

Aleksandr A. Borisov – Junior researcher at the Scientific and Practical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies, Moscow. <https://orcid.org/0000-0003-4036-5883>

Peri N. Sultanova – clinical resident in the specialty "Radiology" of the Russian Scientific Center of Roentgenoradiology of the Ministry of Healthcare of the Russian Federation, Moscow. <https://orcid.org/0009-0009-3006-8210>

Mikhail E. Ivannikov – radiologist at the A.K. Yeramishantsev City Clinical Hospital of Moscow Healthcare Department, Moscow. <https://orcid.org/0009-0007-0407-0953>

Elina S.-A. Shakhvalieva – radiologist at the G.N. Speransky Children's City Clinical Hospital No. 9 of Moscow Healthcare Department, Moscow. <https://orcid.org/0009-0000-7535-8523>