



Текстурный анализ КТ-изображений в дифференциальной диагностике немелкоклеточного рака легкого

Воробьева В.О.¹, Тюрин И.Е.^{1,2}

¹ ФГБУ «Национальный медицинский исследовательский центр онкологии им. Н.Н. Блохина» Минздрава России, Каширское ш., 23, Москва, 115522, Российская Федерация

² ФГБОУ ДПО «Российская медицинская академия непрерывного профессионального образования» Минздрава России, ул. Баррикадная, 2/1, стр. 1, Москва, 125993, Российская Федерация

Воробьева Валентина Олеговна, мл. науч. сотр. отделения рентгенодиагностики отдела лучевых методов диагностики опухолей консультативно-диагностического центра ФГБУ «Национальный медицинский исследовательский центр онкологии им. Н.Н. Блохина» Минздрава России;
<http://orcid.org/0000-0002-6704-3676>

Тюрин Игорь Евгеньевич, д. м. н., профессор, зам. директора по научной и образовательной работе ФГБУ «Национальный медицинский исследовательский центр онкологии им. Н.Н. Блохина» Минздрава России, заведующий кафедрой рентгенологии и радиологии ФГБОУ ДПО «Российская медицинская академия непрерывного профессионального образования» Минздрава России, главный внештатный специалист по лучевой и инструментальной диагностике Минздрава России;
<http://orcid.org/0000-0003-3931-1431>

Резюме

Актуальность. В клинической практике на сегодняшний день информация, содержащаяся в компьютерных томографических (КТ) изображениях рака легкого, используется не в полной мере – лишь несколько семантических характеристик (например, размеры, контуры, характер накопления контрастного препарата и т.д.). Сегодня исследователями предпринимаются попытки преобразовать данные КТ-изображений в количественные показатели, описывающие форму и текстуру рака легкого, а также связать эти показатели с клиническими данными. Такой подход получил название «радиомика» и представляет собой развивающуюся область в медицине.

Цель: провести анализ публикаций, посвященных дифференциальной диагностике немелкоклеточного рака легкого (НМРЛ) с помощью текстурного анализа, а также оценить возможности и перспективы применения этого метода для увеличения информативности КТ-исследований.

Материал и методы. В обзоре литературы представлены данные, полученные из доступных источников в базах данных PubMed, ScienceDirect и Google Scholar, опубликованные до конца 2024 г. включительно, найденные с помощью ключевых слов и словосочетаний на русском и английском языках: «НМРЛ», «аденокарцинома легкого», «плоскоклеточный рак легкого», «компьютерная томография», «радиомика», «текстурный анализ», «дифференциальная диагностика», “NSCLC”, “lung adenocarcinoma”, “squamous cell lung cancer”, “computed tomography”, “radiomics”, “texture analysis”, “differential diagnosis”.

Результаты. В обзоре литературы описаны методики текстурного анализа на всех этапах. По результатам проанализированных научных работ авторы приходят к выводу, что применение текстурного анализа позволяет с чувствительностью 72–83%, специфичностью 67–92% и точностью 74–86% неинвазивно предсказать гистологическую форму НМРЛ.

Заключение. Применение текстурного анализа согласно опубликованным работам является перспективным методом для дифференциальной диагностики гистологических форм НМРЛ (до AUC ~0,7–0,9), однако различие методик и отсутствие стандартизации проведения текстурного анализа требует проведения дополнительных исследований.

Ключевые слова: компьютерная томография; текстурный анализ; немелкоклеточный рак легкого; обзор.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Для цитирования: Воробьева В.О., Тюрин И.Е. Текстурный анализ КТ-изображений в дифференциальной диагностике немелкоклеточного рака легкого. Вестник рентгенологии и радиологии. 2024; 105(6): 335–343. <https://doi.org/10.20862/0042-4676-2024-105-6-335-343>

Для корреспонденции: Воробьева Валентина Олеговна, E-mail: jalav.09@mail.ru

Статья поступила 19.03.2025

После доработки 30.03.2025

Принята к печати 15.06.2025

Texture Analysis of CT Images in Differential Diagnosis of Non-Small Cell Lung Cancer

Valentina O. Vorobeva¹, Igor E. Tyurin^{1,2}

¹ Blokhin National Medical Research Center of Oncology,
Kashirskoe shosse, 23, Moscow, 115522, Moscow, Russian Federation

² Russian Medical Academy of Continuous Professional Education,
ul. Barrikadnaya, 2/1, str. 1, Moscow, 125993, Russian Federation

Valentina O. Vorobeva, Junior Researcher, X-ray Diagnostics Unit, Department of Radiation Methods for Tumor Diagnostics, Consultative and Diagnostic Center, Blokhin National Medical Research Center of Oncology;
<http://orcid.org/0000-0002-6704-3676>

Igor E. Tyurin, Dr. Med. Sc., Professor, Deputy Director for Scientific and Educational Work, Blokhin National Medical Research Center of Oncology; Chief of Chair of Roentgenology and Radiology, Russian Medical Academy of Continuous Professional Education; Chief Specialist in Radiation and Instrumental Diagnostics of the Ministry of Health of the Russian Federation;
<http://orcid.org/0000-0003-3931-1431>

Abstract

Background. In current clinical practice, the information contained in computed tomography (CT) images of lung cancer is not used to its full extent – only a few semantic characteristics (e.g. size, contours, nature of contrast agent accumulation, etc.). Today, researchers are attempting to transform CT image data into quantitative indicators describing the shape and texture of lung cancer, as well as to link these indicators with clinical data. This approach is called “radiomics” and is a developing field in medicine.

Objective: to analyze publications on differential diagnosis of non-small cell lung cancer (NSCLC) using texture analysis as well as to assess the possibilities and prospects of this method in increasing information content of CT studies.

Material and methods. The literature review presents data obtained from available sources in PubMed, ScienceDirect and Google Scholar databases, published up to and including the end of 2024, found using the key words and phrases in Russian and English languages: “NSCLC”, “lung adenocarcinoma”, “squamous cell lung cancer”, “computed tomography”, “radiomics”, “texture analysis”, “differential diagnostics”.

Results. The literature review describes the methods of texture analysis at all stages. Based on the results of the studied scientific works, the authors conclude that the use of texture analysis allows non-invasively predicting the histological form of NSCLC with sensitivity 72–83%, specificity 67–92%, and accuracy 74–86%.

Conclusion. The use of texture analysis, according to published studies, is a promising method for differential diagnosis of histological forms of NSCLC (up to AUC ~0.7–0.9), however, the difference in methods and the lack of standardization of texture analysis require additional research.

Keywords: computed tomography; texture analysis; non-small cell lung cancer; review.

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

For citation: Vorobeva VO, Tyurin IE. Texture analysis of CT images in differential diagnosis of non-small cell lung cancer. *Journal of Radiology and Nuclear Medicine*. 2024; 105(6): 335–343 (in Russian). <https://doi.org/10.20862/0042-4676-2024-105-6-335-343>

For corresponding: Valentina O. Vorobeva, E-mail: jalav.09@mail.ru

Received March 19, 2025

Revised March 30, 2025

Accepted June 15, 2025

Введение / Introduction

Рак легкого занимает лидирующее место в мире и в Российской Федерации по заболеваемости и смертности населения, составляя около 90% от всех новообразований легких [1–3]. Исторически выделяют два его типа: мелкоклеточный рак легкого (МРЛ) и немелкоклеточный рак легкого (НМРЛ) [4]. Важным и нередко основным способом лечения НМРЛ является хирургическая резекция, в то время как для МРЛ методом выбора служит лекарственная и лучевая терапия [5].

На НМРЛ приходится до 85% случаев рака легкого, его наиболее распространенными гистологическими формами являются плоскоклеточный рак (ПКР) и аденокарцинома (АК), которые составляют около 70% случаев [4, 6]. Соотношение этих гистологических типов имеет значительные географические и этнические различия [7–9]. АК легкого встречается чаще ПКР легкого как в европейской, так и в азиатской популяции – 40–50% против 25–40% случаев [10, 11].

Гистологически ПКР представлен солидными полями клеток с плоскоклеточной дифференцировкой, часто с формированием роговых масс. Выраженность признаков ороговения в клетках позволяет определить принадлежность опухоли к ороговевающему (высокодифференцируемому) или неороговевающему (умеренно- и низкодифференцируемому) типу [3, 6].

Центрально расположенная АК образуется из клеток эпителия бронхиальных желез, а периферическая – из эпителия терминальных отделов бронхов и пневмоцитов 2-го порядка. На основании обнаружения клеточных, структурных и функциональных признаков железистой дифференцировки (ацинусы, папиллярные структуры, розетки, слизь и т.д.) выделяют следующие типы: стелющийся (lepidic), ацинарный, папиллярный, солидный и микропапиллярный. Кроме того, по степени дифференцировки АК может быть определена как высоко-, умеренно- и низкодифференцированная [3, 6].

Выбор лечения, особенно таргетная терапия и иммунотерапия, зависит от гистологического типа рака легкого и распространенности процесса, что прямо влияет на терапевтический эффект, выживаемость и качество жизни пациента [5, 6].

«Золотым стандартом» в верификации рака легкого является морфологическое исследование, для проведения которого необходим образец ткани опухоли в достаточном количестве и надлежащего качества, полученный с помощью биопсии или хирургической резекции. Однако имеются ограничения в виде инвазивности методик и их травматичности, которые могут вызвать такие осложнения, как кровохарканье, пневмоторакс и гемоторакс [3, 5, 6]. Также полученный образец ткани может быть ограничен участком межопухолевой и внутриопухолевой гетерогенности, что может привести к неполной морфологической картине опухоли и ее фенотипу, а у некоторых пациентов выполнение биопсии невозможно или неинформативно даже при многократных биопсиях. [7]. В связи с этим в 1/3 случаев лечение назначается без морфологической верификации, только на основании клинико-рентгенологической картины [3].

В клинической практике для диагностики рака легкого и оценки распространенности процесса широко используется компьютерная томография (КТ). Однако при КТ семиотические признаки образований в легких могут быть сходными, поэтому бывает сложно провести дифференциальную диагностику, в том числе и предположить гистологическую форму рака. Визуальная оценка новообразований даже при КТ в значительной степени зависит от знаний, аналитических навыков и опыта врача-рентгенолога [9].

С учетом вышеперечисленного необходимы новые методы выделения признаков и анализа

КТ-изображений, которые могут помочь рентгенологам и онкологам повысить точность лучевой диагностики [10].

Текстурный анализ (ТА) на сегодняшний день представляет собой перспективный метод оценки медицинских изображений с возможностью получения недоступной невооруженному глазу информации. ТА позволяет выявить изменения структуры ткани и оценить гетерогенность внутри интересующей области медицинских изображений, основываясь на характеристиках распределения уровней серого [10]. Теоретической основой ТА является неоднородность изображения, связанная с различными гистологическими и генетическими характеристиками опухоли. Текстурные признаки медицинских изображений не могут быть напрямую визуализированы врачами-рентгенологами, их можно определить только с помощью программного обеспечения, которое позволяет оценить неоднородность изображения в виде числовых значений и предоставить дополнительную информацию [5, 6].

С каждым годом растет количество опубликованных работ, в которых используются различные методы ТА для дифференцировки гистологических подтипов рака легкого [4, 6].

Цель – провести анализ публикаций, посвященных дифференциальной диагностике НМРЛ с помощью текстурного анализа, а также оценить возможности и перспективы применения этого метода для увеличения информативности КТ-исследований.

Материал и методы / Material and methods

Проанализированы данные, полученные из доступных источников в базах данных PubMed, ScienceDirect и Google Scholar. Для поиска использовались ключевые слова и словосочетания на русском и английском языках: «НМРЛ», «аденокарцинома легкого», «плоскоклеточный рак легкого», «компьютерная томография», «радиомика», «текстурный анализ», «дифференциальная диагностика», «NSCLC», «lung adenocarcinoma», «squamous cell lung cancer», «computed tomography», «radiomics», «texture analysis», «differential diagnosis».

В анализ включены оригинальные научные статьи. Критерии отбора были следующие: 1) пациенты с НМРЛ (АК и ПКР) до проведения какого-либо вида лечения; 2) текстурный анализ КТ-изображений в дифференциальной диагностике АК и ПКР легкого. Исследования исключались из обзора, если они не относились к интересующей области и не соответствовали критериям включения.

Поиск исследований проводился до конца 2024 г., все найденные работы, соответствующие критериям отбора, были опубликованы в период с 2011 по 2024 гг. включительно. Всего отобрано 23 статьи: 19 исследований были одноцентровыми [6,

12–29], оставшиеся 4 – многоцентровыми [30–33]. Все исследования были ретроспективными, кроме одного, в котором проведена независимая проспективная проверка классификатора на новой выборке, что повышает степень достоверности результатов [29]. Количество пациентов, включенных в исследования, варьировалось от 40 до 510.

Валидация в проанализированных исследованиях, как правило, выполнялась методом кросс-валидации или разделением выборки на обучающую и контрольную группы. W. Wu et al. проводили обучение/проверку на двух когортах (350 пациентов из разных центров) [31], а U. Bashir et al. выполняли внешнюю валидацию на второй выборке (n=100) [16].

Результаты / Results

Этапы текстурного анализа при НМРЛ

ТА состоит из следующих этапов (рис. 1): этап получения изображения (претекстурный этап), этап сегментации, этап выбора и извлечения объекта и этап анализа данных.

Первым этапом ТА во всех исследованиях является получение высококачественных стандартизированных изображений. Для выполнения ТА используются изображения в формате DICOM, который получается в результате реконструкции не-

обработанных данных КТ, выполненной по рутинному протоколу исследования органов грудной клетки, в том числе с внутривенным контрастированием, – нативная, артериальная и венозная фазы [34, 35].

Все авторы проанализированных публикаций проводили ТА на КТ-изображениях. Параметры КТ-исследований: толщина реконструированного среза от 0,625 до 5 мм, напряжение на рентгеновской трубке от 80 до 140 кВ, сила тока на рентгеновской трубке от 38 до 699 мА.

В преобладающем большинстве исследований выполнялся анализ только нативной фазы, контрастные фазы оценивались лишь в двух работах [19, 20]. Объем использованного контрастного вещества составлял от 70 до 150 мл, скорость введения контрастного вещества – 3 мл/с. Сравнительный анализ КТ-изображений с использованием контрастного препарата и без него в исследовании H. Liu et al. [20] показал преимущество контрастных фаз в дифференциальной диагностике. E. Linning et al. провели оценку эффективности различных фаз КТ, при этом использовали метод инкрементного прямого отбора признаков (incremental forward feature selection), позволивший повысить точность: AUC 0,867, которая была достигнута в венозной фазе [19].

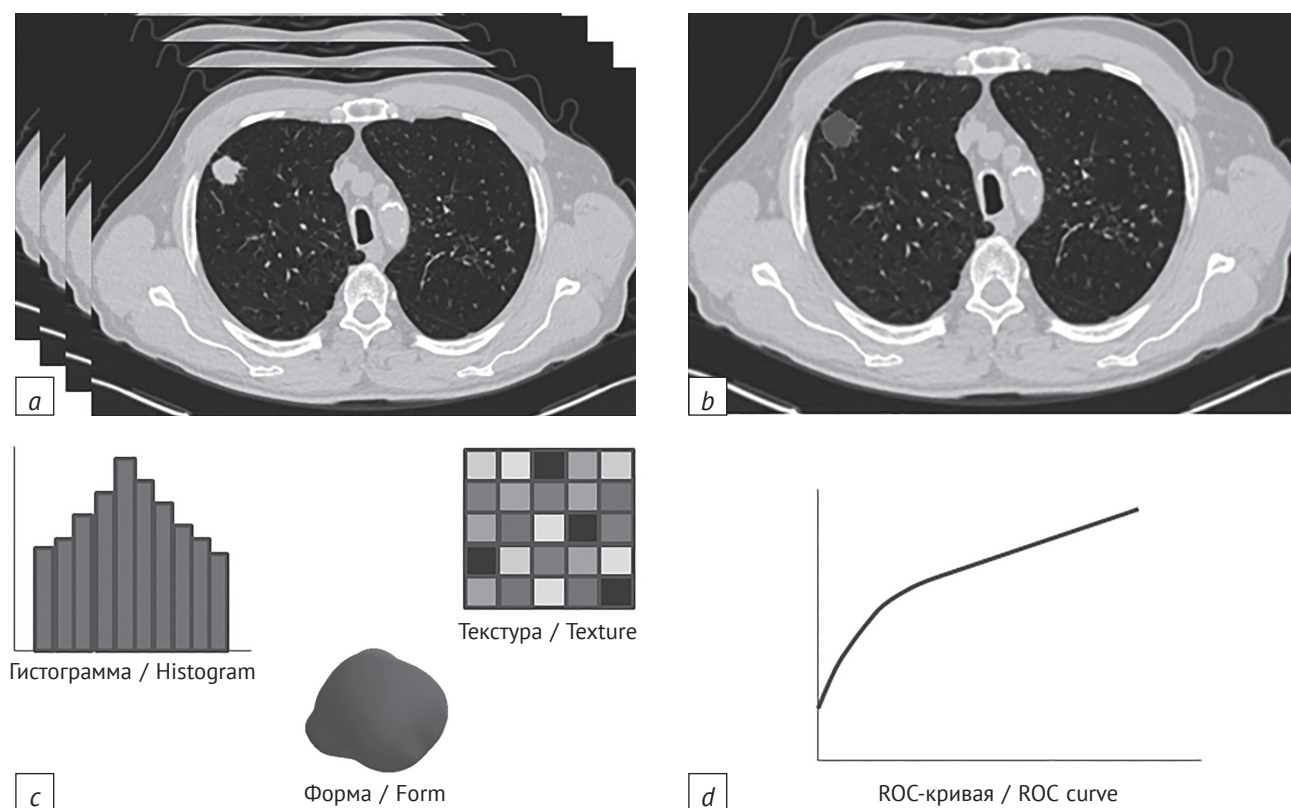


Рис. 1. Этапы текстурного анализа:

a – получение изображений; *b* – сегментация; *c* – выбор и извлечение объектов; *d* – анализ данных

Fig. 1. Texture analysis stages:

a – obtaining images; *b* – segmentation; *c* – selecting and extracting objects; *d* – data analysis

Следующим шагом является определение локализации и размера опухоли, ее формы, структуры, характера накопления контрастного вещества, четкости контуров, оценка инвазии в прилежащие ткани и т.д. Данный этап – основополагающий в работе врача-рентгенолога [35].

На КТ-изображениях опухоль ПКР обычно визуализируется в проксимальных участках трахеобронхиального дерева, в области корня легкого и средостения. В 40% случаев ПКР может выглядеть как солидная опухоль с нечеткими, бугристыми контурами, с гетерогенной структурой за счет наличия участков центрального некроза и полостей, содержащих газ и/или жидкость [36]. При АК инвазивная опухоль чаще развивается в периферических отделах (в 90% случаев) в виде участка уплотнения с лучистыми контурами, часто с наличием симптома воздушной бронхограммы, псевдокист и локальным втяжением плевры [8, 36]. Наличие особой формы распространения опухолевых клеток в виде их стелющегося роста вдоль поверхности альвеол без инвазии в строму соответствует КТ-симптому матового стекла [37]. В результате опухоль по типу АК может быть представлена солидным очагом тканевой плотности или субсолидным очагом в виде очага матового стекла или сочетания двух компонентов (частично солидный очаг) [6, 37]. Симптом матового стекла является при КТ, но крайне редко определяется в структуре опухолевого очага при рентгено-томографическом исследовании [37]. В связи с этим разграничение гистологических типов по данным КТ представляет большие сложности.

Процесс сегментации солидных образований на КТ-изображениях основан на выявлении различий в плотности. Определенный контраст между солидной структурой образования и окружающими неизмененными тканями легких упрощает сегментацию, выполняемую вручную или полуавтоматически/автоматически. Однако сегментация субсолидных образований, к которым относятся очаги матового стекла и частично субсолидные очаги, затруднена, особенно для полуавтоматического/автоматического программного обеспечения из-за нечетких границ. Трудности также возникают при обведении контуров опухолей, которые тесно прилегают к грудной стенке, средостению и другим тканям/органам [34, 38].

Использование узких окон КТ (например, ширина 150 HU, центр 40 HU) может помочь в определении границ опухоли. Некоторые авторы придерживаются мнения, что участки кавитации и кальцинаты в структуре опухоли не должны включаться в область интереса и могут быть исключены с помощью инструментов сегментации. Участки некроза не запрещено включать в область интереса, поскольку в настоящее время нет данных, под-

тверждающих их влияние на полученные значения текстурных характеристик [39].

При анализе данных литературы (23 публикации) установлено, что 2D-анализ применялся авторами 4 исследований [18–20, 23], 2D-анализ на нескольких срезах проводился в 1 работе [33], 3D-анализ – в 10 [6, 13, 15, 22, 23, 24, 27, 28, 30, 31], а 2D- и 3D-анализ – в 2 [12, 29]. В остальных публикациях выбранный анализ указан не был. Ручная сегментация была использована в 14 исследованиях [6, 15, 16, 20–23, 25, 26, 28–31, 33], полуавтоматическая – в 6 [14, 17–19, 24, 27], автоматическая – в 3 [12, 13, 32].

Наиболее популярным программным обеспечением для сегментации оказалось ITK-SNAP [15, 16, 20, 27, 29], следом за ним – Weasis [18, 19], MITK [34], Pinnacle3 [14], TexRAD [17], LIFEx [23] и др.

Для извлечения текстурных признаков авторы наиболее часто использовали Matlab [14–16, 18, 19, 31], PyRadiomics – Python-пакет стандарта IBSI [24, 27–29], LIFEx [22], MaZda [22] и др. Извлеченные текстурные признаки во всех работах включали признаки первого, второго и более высокого порядков, а также признаки формы.

Признаками первого порядка является среднее значение, медиана, минимум, максимум, асимметрия, эксцесс, однородность и дисперсия. Пик распределения в гистограмме представляет собой эксцесс и является маркером васкуляризации и ангиогенеза в опухоли. Сложность или неоднородность структуры представлена энтропией. Сосудистые структуры представлены эксцессом, а распределение несосудистых структур – асимметрией [17].

Текстурные показатели второго порядка включают сотни характеристик, полученных путем оценки взаимосвязи соседних пикселей в области интереса или по всему опухолевому поражению. Эти показатели учитывают как интенсивность значения в шкале серого, так и его расположение или ориентацию на изображении. КТ-изображения формируются из трехмерной матрицы данных, которая используется для определения количества оттенков серого, отображаемых для каждого пикселя. Если в пределах заданной области наблюдаются значительные различия в количестве серого цвета, то область считается более неоднородной – имеющей грубую текстуру [40–42].

Признаки более высокого порядка могут быть получены путем применения фильтров к области интереса или изображению перед извлечением текстурных признаков [42, 43]. Например, вейвлет-преобразование (wavelet transform) разделяет изображение на низкочастотные (грубые характеристики) и высокочастотные (тонкие характеристики) области, что позволяет получить новые данные [44–46]. Z. Khodabakhshi et al. из исходных

КТ-изображений получили 1433 признака, включая морфологические и текстурные [28].

Как правило, в наборах данных для разработки исследований извлекается от десятков до нескольких тысяч текстурных признаков изображений. Наибольшее количество полученных признаков в исследовании Y. Guo et al. составило 1743 [27].

Уменьшение размерности для исключения сильно коррелирующих и нестабильных признаков часто используется перед поиском наиболее информативных признаков для конкретного результата в тестовом наборе данных. Существует множество различных статистических вариантов для создания модели на основе радиомических признаков (например, корреляционный анализ, t-тест, U-критерий Манна–Уитни, LASSO, SVM-RFE, mRMR и др.) [47]. X. Zhu et al. [15] и M. Selvam et al. [29] использовали модель LASSO, которая помогла одновременно уменьшить число признаков и избежать переобучения. ReliefF (алгоритм, оценивающий значимость через соседей разных классов) упоминался в работе W. Wu et al. [31] как один из лучших. Иногда авторы комбинировали несколько моделей [14, 28].

Независимо от выбора признаков и методологии моделирования, полученная модель (которую часто называют «радиологической сигнатурой») должна быть тщательно проверена в соответствии с рекомендациями TRIPOD, чтобы убедиться, что она воспроизводима в различных клинических наборах данных. Это позволит проверить, связана ли наблюдаемая сигнатура с желаемым результатом в другой группе пациентов, и снизить риск переобучения в обучающей выборке. Радиологические признаки будут иметь клиническую ценность только в том случае, если они предоставляют больше прогностической информации, чем та, которая доступна в настоящее время в клинической практике [48–50].

После отбора текстурных признаков создаются классификаторы. Наиболее часто используемыми классификаторами оказались: метод опорных векторов – SVM (6/23) [18–20, 26, 28, 32], логистическая регрессия – LASSO (3/23) [15, 29, 33], логистическая регрессия – LR (4/23) [6, 17, 21–23], наивный байесовский классификатор – Naive Bayesian (2/23) [14, 31] и случайный лес – RF (2/23) [16, 24].

Лучшей моделью в работе W. Wu et al. [31] стал наивный байесовский классификатор – Naive Bayesian (AUC 0,72 с 5 признаками). U. Bashir et al. [16] обучили случайный лес – RF для сравнения текстурных и семантических признаков (AUC 0,78 – обучающая выборка, AUC 0,82 – контрольная выборка). Y. Guo et al. [27] и M. Selvam et al. [29] использовали классификаторы случайного леса – RF (AUC 0,789, точность 74,7% и AUC 0,88, точность 83% соответственно), а S.R. Digumarthy et al. [17] применили логистическую регрессию – LR (AUC 0,923).

Применение методов глубокого обучения, в частности 3D-CNN в работах Y. Guo et al. [29] и P. Marentakis et al. [25], показали потенциальное преимущество, однако они требуют больших обучающих выборок и стандартизации предобработки.

Некоторые авторы совмещали несколько подходов. Так, P. Marentakis et al. [25] совместили сверточную нейронную сеть (CNN) и рекуррентную нейронную сеть с долгой краткосрочной памятью (LSTM) (AUC 0,78, чувствительность 0,81, специфичность 0,67).

Таким образом, чаще всего в моделях фигурируют классические методы (SVM, RF, LR, Naive Bayesian), а в более поздних работах – глубокие нейронные сети (CNN, CapsNet, LSTM) либо комбинированные.

Модели классификации (SVM, RF, LR, Naive Bayes, CNN+LSTM) демонстрируют AUC 0,7–0,9 при внутренней валидации, а при внешней этот показатель часто снижается до 0,8. Лучшие результаты (AUC ≥ 0,9) получены на небольших выборках с оптимизацией внутри когорты, что требует подтверждения на независимых данных. В таблице 1 представлены проанализированные работы с умеренными и высокими метриками.

Различия АК и ПКР по данным текстурного анализа

Результаты исследований показали, что АК имеет более однородную структуру, чем ПКР, что косвенно может отражать структуру самой опухоли. АК в основном состоит из железистых структур, таких как железистые протоки и полости, в то время как ПКР главным образом содержит ороговевающие клетки и/или межклеточные десмосомы кератина. Кроме того, АК имеет различные темпы роста, относительно небольшое количество опухолевых клеток на единицу объема опухоли с выраженной стромой, низким содержанием воды и относительно равномерным распределением. В отличие от этого, ПКР характеризуется большим количеством опухолевых клеток на единицу объема опухоли, более высоким содержанием воды и неравномерным распределением различных клеток, что приводит к формированию некроза и относительно неравномерной плотности [38].

Субсолидные опухоли часто имеют более низкие значения однородных характеристик (например, GLCM-энергия), но более высокие значения неоднородных характеристик (например, GLSZM-вариабельность зоны размера), чем солидные опухоли [44].

S. Raptis et al. [51] доказали, что основным фактором, определяющим значимость конкретных признаков, является размер опухоли. При этом признаки, основанные на текстуре, более важны на ранних стадиях рака малых размеров (менее 2 см),

Таблица 1

Table 1

Проанализированные работы с умеренными и высокими метриками

Analyzed works with moderate and high metrics

Исследование	Выборка пациентов (АК, ПКР)	Дизайн исследования	Источник сбора данных	Метод сегментации	ПО для сегментации	Алгоритм или ПО для извлечения ТП	Общее (окончательное) число ТП	Особенности ТА	Методы выбора функций ТА	Классификационная модель	Производительность модели
H. Liu, et al. (2019) [20]	87 (47, 40)	Сравнение характеристик текстуры между КТ-изображениями без КУ и с ним при НМРП	Ретроспективное однокентровое	2D, ручная	Digital biopsy	Mazda	261 (5)	Histogram, GLCM, RLM, gradient, AR	Fisher Score	SVM	AUC 0,954
X. Zhu et al. (2018) [15]	129 (81, 48)	ПКР против АК	Ретроспективное однокентровое	3D, ручная	ITK-SNAP	Matlab	485 (5)	Intensity, shape and size, texture, and wavelet filter	LASSO	LASSO	AUC 0,905, Se 83%, Sp 92,9%
D. Yu et al. (2017) [13]	434 (324, 110)	Классификация НМРП	Ретроспективное однокентровое	3D, автоматическая	Toboggan Based Growing Automatic (TBGA)	-	52 (-)	First, second; high-order	Iterative forward including and backward elimination	RUSBoost	AUC 0,91, Se 82,6%, Sp 78,3%
S.R. Diguemarthly et al. (2019) [17]	94 (69, 25)	Прогнозирование гистологической формы НМРП	Ретроспективное однокентровое	-; полуавтоматическая	TexRAD	CTTA software	11 (-)	-	Pearson correlation analysis	LR	AUC 0,923
J. Liu et al. (2019) [30]	349 (71, 121)	Классификация НМРП	Ретроспективное многокентровое	3D, ручная	-	-	1029 (247)	-	Statistics, gray level co-occurrence matrix, and gray level size zone matrix	SLS	AUC 0,89 (обучающая выборка), AUC 0,86 (контрольная выборка)
M. Selvam et al. (2024) [29]	74 (46, 28)	Классификация НМРП	Ретроспективное проспективное однокентровое	2D и 3D, ручная	ITK-SNAP	PyRadiomics	101 (10)	Shape, texture, intensity	LASSO, mRMR, Random Forest Classifier	LASSO	AUC 0,88, Ac 83%
E. Linning et al. (2019) [19]	174 (90, 84)	Классификация АК и ПКР без КУ и с ним	Ретроспективное однокентровое	2D, полуавтоматическая	Weasis	Matlab	1160 (869)	Shape, size, boundary sharpnes, texture	CCC, hierarchical clustering, mRMR, incremental forward search	SVM	AUC 0,867 достигнута в венозной фазе
Y. Tomori et al. (2020) [22]	40 (22, 18)	Прогнозирование гистологической формы НМРП	Ретроспективное однокентровое	3D, ручная	LIFEx	LIFEx	42 (26)	Histogram, shape, GLCM, GLRLM, NGLDM, GLZLM	Mann-Whitney U test	LR	AUC 0,81 для GLRLM_SRHGE и GLZLM_HGZE
R. Han et al. (2020) [6]	70 (41, 29)	Прогнозирование гистологической формы НМРП	Ретроспективное однокентровое	3D, ручная	CTKinetics APP	CTKinetics APP	42 (-)	Histogram, GLCM, GLRLM	t-test, Wilcoxon test, Spearman correlation analysis	LR	AUC 0,803, Se 77%, Sp 89%

Примечание. АК – аденокарцинома; ПКР – плоскоклеточный рак; ПО – программное обеспечение; ТП – текстовый признак; ТА – текстуальный анализ; КТ – компьютерная томография; КУ – контрастное усиление; НМРП – немелкоклеточный рак легкого; AUC (area under curve) – площадь под кривой; Se (sensitivity) – чувствительность; Sp (specificity) – специфичность; Ac (accuracy) – точность.

в то время как признаки, основанные на форме, приобретают значимость по мере роста опухолей. Более высокие показатели энтропии GLCM связаны с высокой вероятностью злокачественной опухоли, поскольку данный признак отражает неоднородность текстуры, которая часто указывает на агрессивность опухоли [51, 52].

Заключение / Conclusion

Несмотря на то что использование радиологических признаков, извлеченных из медицинских изображений, открывает новые возможности и демонстрирует высокую эффективность,

на сегодняшний день для успешного внедрения ТА в рутинную клиническую практику необходимы стандартизация методов (Image Biomarker Standardisation Initiative, IBSI), расширение открытых баз данных, интеграция методов машинного обучения для автоматизированного анализа данных, внешняя валидация разработанных моделей и обучение врачей-рентгенологов работе с радиомическими параметрами.

Будущее радиомики в дифференциальной диагностике НМРЛ связано с внедрением моделей, которые будут объединять текстурные, гистологические и молекулярные данные.

Литература [References]

- Global Cancer Observatory: Cancer Today. International Agency for Research on Cancer. 2024. URL: <https://gco.iarc.who.int/today> (дата обращения 12.10.2024). [Global Cancer Observatory: Cancer Today. International Agency for Research on Cancer. 2024. Available at: <https://gco.iarc.who.int/today> (accessed 12.10.2024).]
- Шахзадова А.О., Старинский В.В., Лисичникова И.В. Состояние онкологической помощи населению России в 2022 году. Сибирский онкологический журнал. 2023; 22(5): 5–13. <https://doi.org/10.21294/1814-4861-2023-22-5-5-13>. [Shakhzadova AO, Starinsky VV, Lisichnikova IV. Cancer care to the population of Russia in 2022. Siberian Journal of Oncology. 2023; 22(5): 5–13 (in Russ). <https://doi.org/10.21294/1814-4861-2023-22-5-5-13>.]
- Лактионов К.К., Бредер В.В. (ред.) Рак легкого. М.: Гранат; 2020: 151 с. [Laktionov KK, Breder VV (Eds). Lung cancer. Moscow: Granat; 2020: 151 pp (in Russ).]
- Socinski MA, Obasaju C, Gandara D, et al. Clinicopathologic features of advanced squamous NSCLC. J Thorac Oncol. 2016; 11(9): 1411–22. <https://doi.org/10.1016/j.jtho.2016.05.024>.
- Лактионов К.К., Артамонова Е.В., Борисова Т.Н. и др. Злокачественное новообразование бронхов и легкого. Современная онкология. 2021; 23(3): 369–402. <https://doi.org/10.26442/18151434.2021.3.201048>. [Laktionov KK, Artamonova EV, Borisova TN, et al. Malignant neoplasm of the bronchi and lung: Russian clinical guidelines. Journal of Modern Oncology. 2021; 23(3): 369–402 (in Russ). <https://doi.org/10.26442/18151434.2021.3.201048>.]
- Han R, Arjal R, Dong J, et al. Three dimensional texture analysis of noncontrast chest CT in differentiating solitary solid lung squamous cell carcinoma from adenocarcinoma and correlation to immunohistochemical markers. Thorac Cancer. 2020; 11(11): 3099–106. <https://doi.org/10.1111/1759-7714.13592>.
- Сибилева О.Ю., Ромашкина Н.В. Эпидемиология рака легкого и роль молекулярно-генетического исследования в терапии заболевания (краткий обзор литературы). Вестник новых медицинских технологий. 2023; 30(2): 92–6. <https://doi.org/10.24412/1609-2163-2023-2-92-96>. [Sibileva OY, Romashkina NV. Lung cancer epidemiology and the role of molecular genetic testing in the therapy of the disease (literature review). Journal of New Medical Technologies. 2023; 30(2): 92–6 (in Russ). <https://doi.org/10.24412/1609-2163-2023-2-92-96>.]
- Новикова С.В., Важенин А.В., Тюков Ю.А. Рак легкого: эпидемиология, диагностика и профилактика (обзор литературы). Непрерывное медицинское образование и наука. 2024; 19(4): 22–7.
- [Novikova SV, Vazhenin AV, Tyukov YuA. Lung cancer: epidemiology, diagnosis and prevention (literature review). Continuous Medical Education and Science. 2024; 19(4): 22–7 (in Russ).]
- Barta JA, Powell CA, Wisnivesky JP. Global epidemiology of lung cancer. Ann Glob Health. 2019; 85(1): 8. <https://doi.org/10.5334/aogh.2419>.
- Cheng TYD, Cramb SM, Baade PD, et al. The international epidemiology of lung cancer: latest trends, disparities, and tumor characteristics. J Thorac Oncol. 2016; 11(10): 1653–71. <https://doi.org/10.1016/j.jtho.2016.05.021>.
- Lin HT, Liu FC, Wu CY, et al. Epidemiology and survival outcomes of lung cancer: a population-based study. Biomed Res Int. 2019; 4(1): 8148156. <https://doi.org/10.1155/2019/8148156>.
- Basu S, Hall LO, Goldgof D, et al. Developing a classifier model for lung tumors in CT-scan images. In: 2011 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, Anchorage, AK, USA, 2011, pp. 1306–12. <https://doi.org/10.1109/ICSMC.2011.6083840>.
- Yu D, Zang Y, Dong D, et al. Developing a radiomics framework for classifying non-small cell lung carcinoma subtypes. In: Medical Imaging 2017: Computer-Aided Diagnosis. 2017; 10134: 570–6. <https://doi.org/10.1117/12.2253923>.
- 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(1): 27–35. <https://doi.org/10.1007/s12194-017-0433-2>.
- 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): 2772–8. <https://doi.org/10.1007/s00330-017-5221-1>.
- Bashir U, Kawa B, Siddique M, et al. Non-invasive classification of non-small cell lung cancer: a comparison between random forest models utilising radiomic and semantic features. Br J Radiol. 2019; 92(1099): 20190159. <https://doi.org/10.1259/bjr.20190159>.
- Digumarthy SR, Padole AM, Gullo RL, et al. Can CT radiomic analysis in NSCLC predict histology and EGFR mutation status? Medicine. 2019; 98(1): e13963. <https://doi.org/10.1097/MD.00000000000013963>.
- Linning E, Lu L, Li L, et al. Radiomics for classification of lung cancer histological subtypes based on nonenhanced computed tomography. Acad Radiol. 2019; 26(9): 1245–52. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2018.10.013>.
- Linning E, Lu 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): 300–6.
<https://doi.org/10.1097/RCT.0000000000000836>.
20. Liu H, Jing B, Han W, et al. A comparative texture analysis based on NECT and CECT images to differentiate lung adenocarcinoma from squamous cell carcinoma. *J Med Syst*. 2019; 43(3): 59. <https://doi.org/10.1007/s10916-019-1175-y>.
 21. Brunese L, Mercaldo F, Reginelli A, Santone A. Lung cancer detection and characterisation through genomic and radiomic biomarkers. In: 2020 International Joint Conference on Neural Networks. Piscataway. IEEE. 2020; 4408–15. <https://doi.org/10.1109/ijcnn48605.2020.9206797>.
 22. Tomori Y, Yamashiro T, Tomita H, et al. CT radiomics analysis of lung cancers: differentiation of squamous cell carcinoma from adenocarcinoma, a correlative study with FDG uptake. *Eur J Radiol*. 2020; 128: 109032. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2020.109032>.
 23. Vuong D, Tanadini-Lang S, Wu Z, et al. Radiomics feature activation maps as a new tool for signature interpretability. *Front Oncol*. 2020; 10: 578895. <https://doi.org/10.3389/fonc.2020.578895>.
 24. 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. <https://doi.org/10.3389/fonc.2021.658887>.
 25. Marentakis P, Karaiskos P, Kouloulas V, et al. Lung cancer histology classification from CT images based on radiomics and deep learning models. *Med Biol Eng Comput*. 2021; 59(1): 215–26. <https://doi.org/10.1007/s11517-020-02302-w>.
 26. Yamada M, Arimura H, Ninomiya K, Soufi M. Automated classification of histological subtypes of NSCLC using support vector machines with radiomic features. In: International Forum on Medical Imaging in Asia. 2019; 11050: 109–12. <https://doi.org/10.1117/12.2521511>.
 27. Guo Y, Song Q, Jiang M, et al. Histological subtypes classification of lung cancers on CT images using 3D deep learning and radiomics. *Acad Radiol*. 2021; 28(9): e258–66. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2020.06.010>.
 28. Khodabakhshi Z, Mostafaei S, Arabi H, et al. Non-small cell lung carcinoma histopathological subtype phenotyping using high-dimensional multinomial multiclass CT radiomics signature. *Comput Biol Med*. 2021; 136: 104752. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2021.104752>.
 29. Selvam M, Sadanandan A, Chandrasekharan A, et al. Radiomics for differentiating adenocarcinoma and squamous cell carcinoma in non-small cell lung cancer beyond nodule morphology in chest CT. *Sci Rep*. 2024; 14(1): 32088. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-83786-6>.
 30. 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): 3091–100. <https://doi.org/10.1002/mp.13551>.
 31. Wu W, Parmar C, Grossmann P, et al. Exploratory study to identify radiomics classifiers for lung cancer histology. *Front Oncol*. 2016; 6: 71. <https://doi.org/10.3389/fonc.2016.00071>.
 32. Alvarez-Jimenez C, Sandino AA, Prasanna P, et al. Identifying cross-scale associations between radiomic and pathomic signatures of non-small cell lung cancer subtypes: preliminary results. *Cancers*. 2020; 12(12): 3663. <https://doi.org/10.3390/cancers12123663>.
 33. Yang F, Chen W, Wei H, et al. Machine learning for histologic subtype classification of non-small cell lung cancer: a retrospective multicenter radiomics study. *Front Oncol*. 2021; 10: 608598. <https://doi.org/10.3389/fonc.2020.608598>.
 34. Hershman M, Yousefi B, Serletti L, et al. Impact of interobserver variability in manual segmentation of non-small cell lung cancer (NSCLC) applying low-rank radiomic representation on computed tomography. *Cancers*. 2021; 13(23): 5985. <https://doi.org/10.3390/cancers13235985>.
 35. Chen X, Fang M, Dong D, et al. A radiomics signature in preoperative predicting degree of tumor differentiation in patients with non-small cell lung cancer. *Acad Radiol*. 2018; 25(12): 1548–55. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2018.02.019>.
 36. Gharraf HS, Mehana SM, ElNagar MA. Role of CT in differentiation between subtypes of lung cancer; is it possible? *Egypt J Bronchol*. 2020; 14: 1–7. <https://doi.org/10.1186/s43168-020-00027-w>.
 37. Zhang S (Ed). *Diagnostic imaging of lung cancers*. Springer; 2024: 3–49. https://doi.org/10.1007/978-981-99-6815-2_1.
 38. Tang X, Wu J, Liang J, et al. The value of combined PET/MRI, CT and clinical metabolic parameters in differentiating lung adenocarcinoma from squamous cell carcinoma. *Front Oncol*. 2022; 12: 991102. <https://doi.org/10.3389/fonc.2022.991102>.
 39. Miles KA. How to use CT texture analysis for prognostication of non-small cell lung cancer. *Cancer Imaging*. 2016; 16: 10. <https://doi.org/10.1186/s40644-016-0065-5>.
 40. Hassani C, Varghese BA, Nieva J, Duddalwar V. Radiomics in pulmonary lesion imaging. *Am J Roentgenol*. 2019; 212(3): 497–504. <https://doi.org/10.2214/AJR.18.20623>.
 41. Gillies RJ, Kinahan PE, Hricak H. Radiomics: images are more than pictures, they are data. *Radiology*. 2016; 278(2): 563–77. <https://doi.org/10.1148/radiol.2015151169>.
 42. Ji Y, Qiu Q, Fu J, et al. Stage-specific PET radiomic prediction model for the histological subtype classification of non-small-cell lung cancer. *Cancer Manag Res*. 2021; 13: 307–17. <https://doi.org/10.2147/CMAR.S287128>.
 43. Ge G, Zhang J. Feature selection methods and predictive models in CT lung cancer radiomics. *J Appl Clin Med Phys*. 2023; 24(1): e13869. <https://doi.org/10.1002/acm2.13869>.
 44. Yip SSF, Liu Y, Parmar C, et al. Associations between radiologist-defined semantic and automatically computed radiomic features in non-small cell lung cancer. *Sci Rep*. 2017; 7(1): 3519. <https://doi.org/10.1038/s41598-017-02425-5>.
 45. 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): 374–7. <https://doi.org/10.18383/j.tom.2016.00244>.
 46. Varghese BA, Cen SY, Hwang DH, Duddalwar VA. Texture analysis of imaging: what radiologists need to know. *Am J Roentgenol*. 2019; 212(3): 520–8. <https://doi.org/10.2214/AJR.18.20624>.
 47. Wu YJ, Wu FZ, Yang SC, et al. Radiomics in early lung cancer diagnosis: from diagnosis to clinical decision support and education. *Diagnostics*. 2022; 12(5): 1064. <https://doi.org/10.3390/diagnostics12051064>.
 48. Fornaçon-Wood I, Faivre-Finn C, O'Connor JPB, Price GJ. Radiomics as a personalized medicine tool in lung cancer: separating the hope from the hype. *Lung Cancer*. 2020; 146: 197–208. <https://doi.org/10.1016/j.lungcan.2020.05.028>.
 49. Ganeshan B, Abaleke S, Young RCD, et al. Texture analysis of non-small cell lung cancer on unenhanced computed tomography: initial evidence for a relationship with tumour glucose metabolism and stage. *Cancer Imaging*. 2010; 10(1): 137–43. <https://doi.org/10.1102/1470-7330.2010.0021>.
 50. Zhao B, Tan Y, Tsai WY, et al. Reproducibility of radiomics for deciphering tumor phenotype with imaging. *Sci Rep*. 2016; 6(1): 23428. <https://doi.org/10.1038/srep23428>.
 51. Raptis S, Ilioudis C, Theodorou K. Uncovering the diagnostic power of radiomic feature significance in automated lung cancer detection: an integrative analysis of texture, shape, and intensity contributions. *BioMedInformatics*. 2024; 4(4): 2400–25. <https://doi.org/10.3390/biomedinformatics4040129>.
 52. Han F, Wang H, Zhang G, et al. Texture feature analysis for computer-aided diagnosis on pulmonary nodules. *J Digit Imaging*. 2015; 28(1): 99–115. <https://doi.org/10.1007/s10278-014-9718-8>.