

РАДИОМИКА В ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНОЙ ДИАГНОСТИКЕ РАКА ЛЁГКОГО И ТУБЕРКУЛЁЗА: ЭВОЛЮЦИЯ, МЕТОДОЛОГИЯ И КЛИНИЧЕСКИЕ ПЕРСПЕКТИВЫ

И.В. Молодкин^{1,2}, С.А. Рыжкин^{2,3,4,5}, А.Г. Якунин⁶

¹ ООО “ОнкоСтоп”, Москва

² Российская медицинская академия непрерывного профессионального
образования Минздрава России, Москва

³ Казанский ГМУ Минздрава России, Казань

⁴ Казанский (Приволжский) федеральный университет, Казань

⁵ Академия наук Республики Татарстан, Казань

⁶ Алтайский государственный технический университет им. И.И. Ползунова,
Барнаул

RADIOMICS IN THE DIFFERENTIAL DIAGNOSIS OF LUNG CANCER AND TUBERCULOSIS: EVOLUTION, METHODOLOGY AND CLINICAL PERSPECTIVES

I.V. Molodkin^{1,2}, S.A. Ryzhkin^{2,3,4,5}, A.G. Yakunin⁶

¹ LLC “OncoStop”

² Russian Medical Academy of Continued Education MOH Russia, Moscow, Russia

³ Kazan State Medical University MOH Russia, Kazan, Russia

⁴ Kazan (Volga region) Federal University, Kazan, Russia

⁵ Academy of Sciences of the Republic of Tatarstan, Kazan, Russia

⁶ I.I. Polzunov Altai State Technical University, Barnaul, Russia

Содержание

Введение

Методология построения обзора

История развития радиомики

Разнообразие методологических подходов

Радиомика в диагностике заболеваний лёгких

Актуальные проблемы и ограничения исследований биомаркеров

Заключение

Ключевые слова: радиомика, биомаркеры, компьютерная томография, медицинские изображения, дифференциальная диагностика, рак, туберкулёз

Contents

Introduction

Methodology for constructing the review

History of Radiomics Development

Diversity of Methodological Approaches

Radiomics in the Diagnosis of Pulmonary Diseases

Current Challenges and Limitations of Biomarker Research

Conclusion

Key words: radiomics, biomarkers, computed tomography, medical imaging, differential diagnosis, cancer, tuberculosis

E-mail: tian.08@mail.ru

<https://doi.org/10.52775/1810-200X-2026-111-3-36-54>

Введение

Радиомика рассматривается как одно из перспективных направлений современной лучевой диагностики, направленное на извлечение количественных признаков из медицинских изображений и их использование в качестве биомаркеров. Необходимость её развития обусловлена разрывом между объёмом диагностической информации, содержащейся в стандартных изображениях, и ограничениями их традиционной визуальной интерпретации.

Особую актуальность данный подход приобретает в диагностике заболеваний лёгких. Рак лёгкого остаётся ведущей причиной смертности от злокачественных новообразований, тогда как туберкулёз сохраняет значительную эпидемиологическую нагрузку. При этом обе нозологии могут иметь сходные клинико-рентгенологические проявления, особенно при наличии солитарных узлов и других шаровидных образований, что затрудняет дифференциальную диагностику и может приводить к диагностическим ошибкам и избыточным инвазивным вмешательствам.

В последние годы накоплено значительное количество исследований, демонстрирующих потенциал радиомики в решении данной задачи. Показано, что количественные признаки изображений способны повышать точность диагностики, особенно на основе комбинированных клинико-радиомических моделей. Однако, несмотря на активное развитие направления, остаются нерешёнными вопросы воспроизводимости, стандартизации и клинической интерпретации получаемых признаков.

Несмотря на наличие отдельных обзоров, посвящённых радиомике, систематизация её исторического развития, методологического каркаса и клинического применения в диагностике заболеваний лёгких, включая сопоставление международных и отечественных исследований, представлена недостаточно полно [1–4].

Целью настоящего обзора является анализ эволюции радиомики, её методологических основ и современных возможностей применения в диагностике заболеваний лёгких с особым акцентом на дифференциальную диагностику рака лёгкого и туберкулёза, сопоставление различных стратегий формирования количественных биомаркеров, оценку методологического качества исследований и перспектив их клинического применения.

Методология построения обзора

Систематический поиск литературы проводили в базах PubMed/MEDLINE, ScienceDirect и eLIBRARY за период 2006–2026 гг.; последний поиск и обновление результатов выполнены 7 августа 2026 г. Поисковую стратегию формировали из трёх смысловых блоков: исследуемые заболевания, методы количественного анализа медицинских изображений и диагностическая задача.

Для PubMed использовали запрос:
("lung cancer" OR "lung adenocarcinoma")
AND (tuberculosis OR tuberculoma OR "tuberculous granuloma")
AND (radiomics OR "texture analysis" OR biomarker OR "machine learning" OR "deep learning")
AND ("differential diagnosis" OR differentiation).

В ScienceDirect вследствие ограничения числа логических операторов поиск выполняли тремя взаимодополняющими запросами:

- 1) ("lung cancer" OR "lung adenocarcinoma")
AND (tuberculosis OR tuberculoma)
AND (radiomics OR "texture analysis")
AND ("differential diagnosis" OR differentiation);
- 2) ("lung cancer" OR "lung adenocarcinoma")
AND (tuberculosis OR tuberculoma)
AND biomarker
AND ("differential diagnosis" OR differentiation);

3) ("lung cancer" OR "lung adenocarcinoma")
AND (tuberculosis OR tuberculoma)
AND ("machine learning" OR "deep learning")
AND ("differential diagnosis" OR differentiation).

Для eLIBRARY использовали поисковый запрос:

("рак лёгкого" OR "аденокарцинома лёгкого" OR "lung cancer" OR "lung adenocarcinoma")
AND ("туберкулёз" OR "туберкулёма" OR tuberculosis OR tuberculoma)
AND ("радиомика" OR radiomics OR "текстурный анализ" OR "texture analysis" OR "биомаркер" OR biomarker OR "машинное обучение" OR "machine learning" OR "глубокое обучение" OR "deep learning").

В обзор включали оригинальные исследования, посвящённые количественному анализу медицинских изображений при дифференциальной диагностике рака лёгкого и туберкулёза лёгких. Исключали обзорные и редакционные публикации, методологические работы без самостоятельной клинической выборки, исследования без прямой диагностической задачи "рак лёгкого ↔ туберкулёз", а также работы, не основанные на анализе визуализационных биомаркеров.

Отбор публикаций проводили в соответствии с принципами PRISMA. На каждом этапе последовательно выполняли удаление дубликатов, скрининг названий и библиографических описаний, полнотекстовую оценку соответствия критериям включения и формирование итоговой выборки исследований. Схема отбора публикаций представлена на рис. 1.

Первоначально было выявлено 578 записей: 197 в PubMed, 119 в eLIBRARY и 262 в ScienceDirect. После удаления 63 дублирующих записей, включая повторы между отдельными запросами ScienceDirect и совпадения между информационными ресурсами, для первичного скрининга осталось 515 уникальных публикаций. На этапе анализа названий и библиографических данных были исключены 452 работы, явно не соответствовавшие цели обзора. Для последующей углублённой оценки по аннотациям и доступным полным текстам было отобрано 63 публикации.

В основную систематизированную выборку включали оригинальные исследования на людях, в которых рак лёгкого или аденокарцинома и туберкулёз, туберкулёма либо туберкулёзный гранулематозный узел рассматривались как самостоятельные диагностические

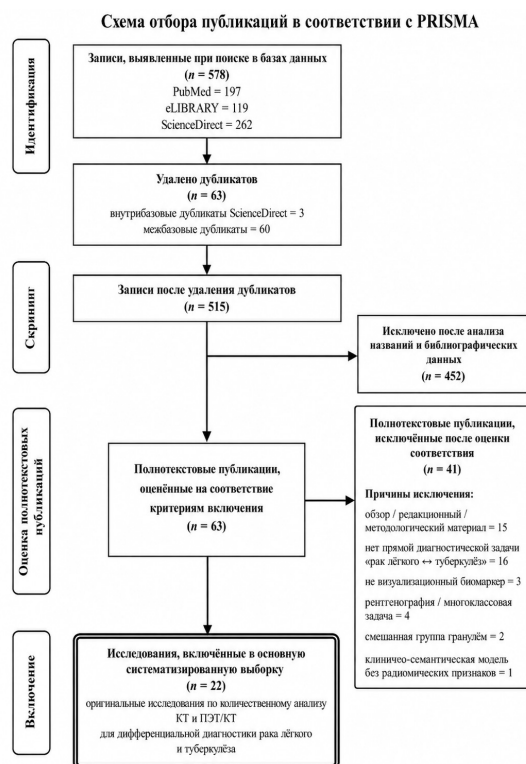


Рис. 1. Схема отбора публикаций в соответствии с PRISMA с указанием числа записей на каждом этапе скрининга и причин исключения полнотекстовых публикаций

группы. Обязательным условием являлось применение количественного анализа медицинских изображений – КТ или ПЭТ/КТ – с использованием радиомических, текстурных, морфологических признаков, методов машинного или глубокого обучения, визуализации, либо их комбинаций с клиническими данными. Предпочтение отдавали исследованиям, содержащим описание формирования модели, обучающей и/или валидационной выборки и количественные показатели диагностической эффективности.

На этапе оценки соответствия критериям включения были исключены 41 публикация: обзорные, редакционные и общие методологические работы без собственной сравнительной когорты ($n=15$); исследования без прямой задачи дифференциации рака лёгкого и туберкулёза или посвящённые другим заболеваниям ($n=16$); работы по молекулярным, генетическим или плазменным биомаркерам без анализа медицинских изображений ($n=3$); исследования на основе рентгенографии или многоуровневой классификации, не соответствовавшие целе-

вой задаче КТ/ПЭТ-КТ-анализа ($n=4$); исследования со смешанной группой туберкулёзных и нетуберкулёзных гранулём без выделения туберкулёза в самостоятельный диагностический класс ($n=2$); работа, основанная только на клинических и семантических КТ-признаках без радиомических или глубоких признаков изображения ($n=1$).

Таким образом, в основную систематизированную выборку было включено 22 оригинальных исследования, непосредственно посвящённых применению количественных методов анализа медицинских изображений для дифференциальной диагностики рака лёгкого и туберкулёза. Обзорные, методологические и смежные публикации, не вошедшие в данную выборку, использовали дополнительно для анализа истории развития радиомики, её методологических ограничений и клинических перспектив.

История развития радиомики

История радиомики представляет собой последовательный переход от текстурного анализа и классических количественных характеристик изображения к стандартизированным биомаркерам, интегрируемым в клинические системы поддержки принятия решений. Одним из наиболее разработанных направлений применения радиомики является лучевая диагностика заболеваний лёгких, где накоплен значительный объём исследований, включая работы с внешней валидацией. Для дифференциальной диагностики рака лёгкого и туберкулёза показана возможность применения количественных биомаркеров, получаемых на основе компьютерной томографии (КТ), контрастно-усиленной компьютерной томографии и ПЭТ/КТ; разработаны комбинированные радиомико-клинические номограммы, специальные модели для пациентов с ВИЧ/СПИД и для случаев сочетания туберкулёза с раком лёгкого, а к 2026 г. опубликован систематический обзор с мета-анализом данного направления. Однако внедрение радиомики в клиническую практику всё ещё ограничивают проблемы воспроизводимости количественных признаков и недостаточной обобщаемости моделей за пределами исходных выборок [5]. К этим вопросам мы вернёмся при рассмотрении методологических ограничений направления.

Методологические корни радиомики восходят к классическим работам по анализу текстуры изображений. В 1973 г. R.M. Haralick et al показали, что пространственные зависимости уровней серого могут быть преобразованы в количественные признаки, пригодные для классификации изображений [6]. Следующий важный этап связан с работой R. Tibshirani, который в 1996 г. предложил метод Least Absolute Shrinkage and Selection Operator (LASSO), позволяющий одновременно выполнять регуляризацию и отбор признаков в высокоразмерных задачах [7]. В 2012 г. P. Lambin et al [8] и V. Kumar et al [9] сформулировали концепцию радиомики как высокопроизводительного извлечения большого числа количественных характеристик из медицинских изображений. В 2014 г. H.J.W.L. Aerts et al [10] продемонстрировали масштабное подтверждение этой концепции: сотни признаков интенсивности, формы и текстуры, извлечённых из КТ-изображений, обладали прогностической ценностью и отражали особенности фенотипа опухоли. Обзор R.J. Gillies, P.E. Kinahan и H. Hricak закрепил фундаментальное положение современной радиомики: медицинское изображение может рассматриваться не только как объект визуальной интерпретации, но и как источник количественных данных [11]. Последующие работы V. Parekh, P. Lambin и M. Avanzo способствовали переходу радиомики от концептуального подхода к сформировавшемуся направлению, связанному с персонализированной медициной, онкологией и системами поддержки клинических решений [12–14]. Основные этапы эволюции радиомики и смежных количественных подходов к анализу медицинских изображений представлены на рис. 2 развитие текстурного



Рис. 2. Эволюция радиомики и родственных подходов

анализа, методов отбора признаков, формирование концепции радиомики, стандартизация радиомических характеристик и переход к моделям дифференциальной диагностики с использованием КТ и ПЭТ/КТ. Расположение событий по временной оси схематическое; расстояния между датами не соответствуют продолжительности временных интервалов. Схема составлена авторами на основе рассмотренной литературы.

Переход радиомики от концепции к сформировавшемуся количественному направлению сопровождался развитием методологической стандартизации. Одной из её основ стало формирование единой терминологии биомаркеров. Ресурс FDA-NIH BEST (Biomarkers, EndpointS, and other Tools) систематизировал определения биомаркеров и ввёл принцип их пригодности для конкретного контекста применения, предполагающий оценку того, насколько определённый биомаркер соответствует поставленной диагностической, прогностической или иной клинической задаче [15]. Тем самым количественная характеристика изображения стала рассматриваться не просто как статистически различающийся параметр, а как потенциальный биомаркер, диагностическое значение которого должно быть обосновано и подтверждено в определённом контексте применения.

Другим направлением стандартизации стала воспроизводимость собственно количественных измерений медицинских изображений. Инициатива Quantitative Imaging Biomarkers Alliance (QIBA) направлена на снижение вариабельности количественных показателей, возникающей вследствие различий оборудования, протоколов получения изображений, реконструкции и условий проведения исследований [16]. Такой подход принципиально важен для радиомики, поскольку диагностическая ценность признака непосредственно зависит от его способности сохранять сопоставимые значения при повторных исследованиях и использовании различных технических систем.

Следующим этапом стала стандартизация непосредственно вычисляемых радиомических характеристик. Image Biomarker Standardisation Initiative (IBSI) предложила унифицированные определения, алгоритмы расчёта и эталонные значения радиомических признаков и провела их многоцентровую проверку [17]. Это позволило уменьшить расхождения

между программными реализациями и сформировать общую основу для сопоставления результатов исследований, выполненных различными коллективами. Таким образом, BEST определяет терминологическую и концептуальную основу биомаркера, QIBA – требования к воспроизводимости количественной медицинской визуализации, а IBSI – стандартизацию непосредственно радиомических признаков. Совокупность этих направлений способствовала переходу радиомики от разрозненного извлечения количественных характеристик изображения к более формализованной и воспроизводимой исследовательской методологии с перспективой клинического применения.

Разнообразие методологических подходов

Методологическое разнообразие радиомики удобно рассматривать в соответствии с последовательными стадиями исследования. Первым этапом является получение медицинского изображения: в зависимости от поставленной задачи используются нативная и контрастно-усиленная КТ, низкодозовая КТ, ПЭТ/КТ и другие методы визуализации. Далее выполняется выделение области анализа – ручная, полуавтоматическая или автоматическая сегментация патологического образования, а в ряде исследований также окружающей его ткани или отдельных внутренних зон. После сегментации рассчитываются количественные характеристики формы, интенсивности и текстуры изображения. Полученное многомерное пространство признаков подвергается сокращению и отбору, после чего на его основе строится статистическая модель или модель машинного обучения. Заключительные этапы включают проверку диагностической эффективности, калибровку, внутреннюю или внешнюю валидацию и оценку возможности клинического применения модели.

Важным этапом формализации непосредственно извлечения радиомических признаков стала работа J.J.M. van Griethuysen et al [18], в которой была представлена открытая программная платформа PyRadiomics. Её создание было связано с одной из ключевых проблем ранней радиомики – использованием различными исследовательскими группами собственных алгоритмов расчёта признаков, что затрудняло воспроизведение и непосредственное

сравнение результатов. PyRadiomics позволила унифицировать обработку медицинских изображений и вычисление большого набора заранее определённых количественных характеристик; авторами была продемонстрирована её применимость, в том числе при анализе образований лёгких. Значение данной работы состоит поэтому не только в создании программного инструмента, но и в формировании технической основы для воспроизводимого расчёта радиомических биомаркеров.

Последовательную структуру классического радиомического исследования систематизировали М.Е. Mayerhoefer et al [19]. Авторы рассматривают радиомику как цепочку взаимосвязанных операций, включающую расчёт количественных признаков, их отбор, уменьшение размерности данных и последующее моделирование с использованием статистических методов и машинного обучения. Особое внимание уделяется возможности совместного использования радиомических характеристик с клиническими, гистологическими и молекулярными данными. Таким образом, радиомика рассматривается не как отдельный способ вычисления текстурных характеристик, а как целостный аналитический процесс от медицинского изображения до диагностической или прогностической модели.

Следующим направлением развития стало включение методов искусственного интеллекта в радиомический анализ. Н. Arimura et al [20] рассмотрели сочетание радиомики и алгоритмов машинного обучения в рамках персонализированной лучевой терапии. В данном подходе количественные характеристики медицинских изображений используются не только для описания фенотипа патологического образования, но и для прогнозирования клинически значимых исходов. Таким образом, радиомическая модель приобретает функцию потенциального инструмента поддержки персонализированного клинического решения.

Более широкий взгляд на методологию радиомики представлен Z. Liu et al [21]. Авторы последовательно рассматривают получение медицинских изображений, сегментацию патологического образования, извлечение и отбор признаков, построение моделей, а также применение глубокого обучения. Радиомика анализируется не только как диагностический метод, но и как инструмент прогнозирования, планирования лечения и оценки его результатов. Эта работа подчёркивает, что эффектив-



Рис. 3. Группирование радиомического пайплайна. А – получение медицинского изображения; В – сегментация области анализа; С – предварительная обработка изображения; D – извлечение количественных признаков; E – отбор признаков и сокращение их избыточности; F – построение диагностической модели; G – внутренняя и/или внешняя валидация модели; H – клиническая интеграция. Стрелками показана последовательность этапов радиомического анализа. Обозначения: КТ – компьютерная томография; КТ с КУ – компьютерная томография с контрастным усилением; НДКТ – низкодозовая компьютерная томография; ПЭТ/КТ – позитронно-эмиссионная томография, совмещённая с компьютерной томографией; ICC – внутриклассовый коэффициент корреляции; LASSO – метод регуляризации и отбора признаков; mRMR – метод отбора признаков по максимальной релевантности и минимальной избыточности; ROC – ROC-кривая; AUC – площадь под ROC-кривой; DCA – анализ кривых принятия решений

ность радиомического подхода определяется не одним алгоритмом, а согласованностью всех этапов обработки изображения и построения модели. Визуально группирование по стадиям радиомического пайплайна представлено на рис. 3.

Стадия получения изображения является одним из ключевых источников вариабельности радиомических характеристик. 4DKT-исследование R.T.H.M. Larue et al показало, что часть признаков нестабильна к дыхательному движению при торакальной онкологии [22]. Систематический обзор A. Traverso et al обобщил данные о повторяемости и воспроизводимости радиомических признаков [23]. Y. Baagurathan et al продемонстрировали чувствительность количественных характеристик к вариациям получения изображения и сегментации [24]. G.A. Bartholomeus et al показали влияние изменения дозы облучения на устойчивость радиомических признаков лёгочных узлов [25]. Для многоцентровых исследований F. Orlhac et

al предложили постреконструкционную гармонизацию с использованием ComBat, позволяющую уменьшать различия радиомических характеристик, обусловленные использованием различных сканеров и протоколов [26]. В методологическом отношении эти исследования показывают, что количественные признаки нельзя рассматривать в отрыве от условий их получения.

На стадии сегментации можно выделить несколько методологических стратегий. Наиболее распространённым остаётся анализ непосредственно патологического образования, однако всё чаще область исследования расширяется за его границы с включением окружающей ткани. Другим подходом является целенаправленный анализ отдельных структурных компонентов образования, включая его границу и внутренние пространственно неоднородные зоны. Таким образом, сегментация перестаёт выполнять исключительно техническую функцию и непосредственно определяет, какая информация будет использоваться при последующем количественном анализе.

На стадии извлечения признаков наблюдается переход от простых статистических параметров к более сложным геометрическим, гистограммным и текстурным характеристикам. Одновременно существуют два принципа формирования признакового пространства: высокопроизводительное извлечение большого количества стандартизированных параметров с последующим их отбором и гипотезо-ориентированное исследование заранее определённых количественных характеристик. Эти стратегии различаются способом поиска диагностической информации, но обе направлены на преобразование медицинского изображения в совокупность измеряемых характеристик.

Стадия моделирования также существенно изменилась по мере развития радиомики. В ранних исследованиях преимущественно применялись интерпретируемые статистические методы, включая логистическую регрессию и LASSO-регуляризацию. В дальнейшем получили распространение методы машинного обучения, номограммы, ансамблевые алгоритмы, а затем модели глубокого обучения и гибридные подходы, объединяющие рассчитанные радиомические признаки, автоматически формируемые характеристики изображения и клинические данные.

Проблему методологического качества радиомических исследований подробно рас-

смотрели J.E. Park et al [27]. Авторы оценивали опубликованные онкологические исследования с использованием Radiomics Quality Score (RQS) и рекомендаций TRIPOD и показали, что высокая диагностическая эффективность моделей нередко сочетается с недостаточной воспроизводимостью и неполным описанием методологии. Особое значение имеют независимая валидация, оценка калибровки, проспективный дизайн, анализ клинической полезности и доступность данных и программного кода.

Для унификации представления результатов клинических прогностических и диагностических моделей G.S. Collins et al разработали обновлённые рекомендации TRIPOD+AI [28]. Документ распространяется как на традиционные регрессионные модели, так и на методы машинного обучения и устанавливает требования к описанию источников данных, формированию выборки, разработки модели, её проверки и представления результатов.

Специфика применения искусственного интеллекта непосредственно к медицинским изображениям отражена в рекомендациях CLAIM, обновлённых A.S. Tejani et al [29]. В отличие от более общего TRIPOD+AI, этот документ ориентирован на исследования искусственного интеллекта в медицинской визуализации и требует подробного описания исходных изображений, формирования обучающей, валидационной и тестовой выборок, обработки изображений и оценки работы модели.

С увеличением роли глубокого обучения возникает проблема интерпретируемости получаемого результата. A. Holzinger et al [30] обращают внимание на необходимость различать техническую объяснимость алгоритма и возможность содержательно интерпретировать его решение в медицинском контексте. Для клинического применения важно не только определить, какие характеристики повлияли на прогноз модели, но и соотнести результат с медицинскими знаниями и процессом принятия решения.

Сходная проблема существует и для классических радиомических признаков. M.R. Tomaszewski и R.J. Gillies [31] подчёркивают, что наличие статистической связи между рассчитанным признаком и заболеванием ещё не означает наличия понятного биологического содержания этого признака. Поэтому одним из направлений развития радиомики становится сопоставление характеристик изображения с

гистологическими, молекулярными и другими свойствами патологической ткани.

Отдельным этапом оценки радиомической модели является калибровка – соответствие рассчитываемых моделью вероятностей реально наблюдаемым исходам. J. Santinha et al подчёркивают, что высокая способность модели разделять диагностические группы сама по себе не гарантирует корректности получаемых вероятностных оценок [32]. Поэтому наряду с показателями дискриминации необходимо оценивать калибровку модели, особенно при переходе от экспериментальной классификации к инструменту поддержки клинического решения.

Даже хорошо дискриминирующая и калиброванная модель должна быть оценена с точки зрения практической клинической пользы. M. Fitzgerald, B.R. Saville и R.J. Lewis [33] рассматривают анализ кривых принятия решений (decision curve analysis, DCA) как способ определить, приносит ли применение диагностической модели дополнительную пользу по сравнению с альтернативными стратегиями при различных пороговых вероятностях.

Современная оценка радиомической модели, таким образом, не должна ограничиваться показателями классификационной эффективности. Методологически полноценное исследование предполагает стандартизацию этапов получения и обработки изображений, проверку воспроизводимости признаков, корректное построение и внешнюю валидацию модели, прозрачное представление результатов, оценку калибровки и клинической полезности, а при использовании сложных алгоритмов – также интерпретируемость получаемого решения.

Радиомика в диагностике заболеваний лёгких

Лёгкие стали одной из наиболее востребованных областей применения радиомики вследствие высокой распространённости очаговых и узловых изменений, многие из которых обладают сходными морфологическими и плотностными характеристиками при принципиально различной природе. Уже на раннем этапе развития направления R. Wilson и A. Devaraj показали, что количественный анализ медицинских изображений способен дополнить ограниченный набор визуально оцениваемых признаков лёгочного узла характери-

стиками его формы, интенсивности и внутренней неоднородности [34]. В дальнейшем эта концепция получила развитие в более узкой и клинически сложной задаче – дифференциальной диагностике рака лёгкого и туберкулёза.

Несмотря на различия в дизайне исследований, их объединяет общий принцип: патологическое образование рассматривается не только как объект визуальной оценки, но и как источник количественной информации, которая может быть использована для построения диагностической модели. Вместе с тем, способы получения этой информации существенно изменялись. Одним из важных этапов стало расширение области анализа за пределы непосредственно патологического очага. E.N. Cui et al показали, что характеристики окружающей лёгочной ткани содержат дополнительную диагностическую информацию, способную дополнять признаки самого образования при разграничении рака лёгкого и туберкулёза [35]. Таким образом, источником биомаркеров стали не только внутренние свойства очага, но и особенности его взаимодействия с окружающей паренхимой.

Развитие методов происходило одновременно и за счёт усложнения способов построения диагностических моделей. Это хорошо прослеживается в двух работах авторского коллектива B. Feng et al. В одной из них для разграничения туберкулёмы и аденокарциномы использовалась классическая КТ-радиомика с формированием радиомической номограммы [36]. В другой работе той же группы применялась модель глубокого обучения, в которой признаки изображения формировались нейронной сетью и объединялись с клинической и визуальной информацией [37]. Эти исследования на одной диагностической задаче демонстрируют два направления количественного анализа изображений: использование заранее рассчитываемых радиомических характеристик и автоматическое формирование признаков методами глубокого обучения.

Отдельное направление связано с использованием функциональной информации ПЭТ/КТ. Y. Hu et al исследовали радиомические характеристики ^{18}F -FDG ПЭТ/КТ для дифференциации солитарной аденокарциномы лёгкого и туберкулёза, объединив количественные характеристики изображения с клиническими данными [38]. Последовательное усложнение мультимодального подхода прослеживается также в исследованиях с участием D. Du. В ра-

боте D. Du et al количественные признаки ПЭТ и КТ были объединены с семантическими характеристиками медицинского изображения [39]. В дальнейшем X. Zhang et al при участии D. Du дополнили ПЭТ/КТ-радиомику глубоким обучением и клиническими переменными [40]. Таким образом, источником диагностической информации постепенно становились одновременно морфологические, метаболические, радиомические и автоматически извлекаемые характеристики изображения.

Наряду с развитием комплексных моделей существенный интерес представляет сам принцип формирования диагностических признаков. В большинстве современных исследований используется высокопроизводительная радиомика: первоначально из изображения извлекается большое количество стандартных количественных характеристик, после чего выполняются их статистический отбор, сокращение размерности и построение модели. Так, S. Wei et al сочетали радиомические признаки с морфологическими и количественными КТ-характеристиками, показав дополнительную ценность их совместного анализа при дифференциации массивоподобного туберкулёза и рака лёгкого [41]. В пилотном исследовании L.T. Padmakumari et al из стандартного набора радиомических характеристик были выявлены отдельные текстурные признаки, статистически различавшиеся при раке лёгкого и туберкулёзе, после чего для наиболее информативных показателей отдельно оценивалась диагностическая способность [42].

Наряду с таким подходом существует и другая стратегия – гипотезо-ориентированное исследование заранее определённых количественных характеристик изображения, при котором потенциальный биомаркер формулируется до построения модели, а затем непосредственно проверяется его способность различать диагностические группы. В работе I.V. Molodkin et al анализ шаровидных образований лёгких основывался на целенаправленном исследовании денситометрических и фрактальных характеристик, определённых исходя из предполагаемых свойств патологического образования [43]. В дальнейшем этот принцип был распространён на характеристики контура: исследовались заранее определённые показатели, отражающие его структуру и пространственную организацию [44]. В отличие от высокопроизводительной радиомики, здесь задача состояла не в первоначальном расчёте сотен

характеристик с последующим поиском наиболее информативных, а в формулировании конкретного математического признака и непосредственной проверке его диагностической значимости. Такой подход может рассматриваться как взаимодополняющий по отношению к классической радиомике: он ограничивает ширину поискового пространства, но обеспечивает более непосредственную интерпретацию происхождения исследуемого признака. Работы [43, 44] рассматриваются в настоящем обзоре дополнительно в нарративной части и не входят в основную PRISMA-выборку из 22 исследований и сравнительную оценку RQS.

Параллельно развивались комбинированные модели, объединяющие радиомические и клинические данные. Y. Zhuo et al разработали клинико-радиомическую номограмму для предоперационной дифференциации аденокарциномы и туберкулёмы в солитарных солидных узлах [45]. Значение подобных моделей состоит в переходе от оценки отдельных признаков к объединению нескольких независимых источников диагностической информации, потенциально более близкому к реальному процессу принятия клинического решения.

С развитием искусственного интеллекта появились подходы, в которых заранее рассчитываемые радиомические характеристики частично или полностью заменялись признаками, автоматически формируемыми нейронной сетью. K. Zhang et al использовали сиамскую свёрточную нейронную сеть и поиск изображений, сходных с исследуемым случаем, для различения рака лёгкого и туберкулёза [46]. H. Tan, J.H.T. Bates и C.M. Kinsey применили перенос обучения на основе архитектуры VGG16 для классификации туберкулёзных и злокачественных лёгочных узлов [47]. Такие исследования обозначили переход от классической радиомики с заранее заданным набором характеристик к моделям, способным самостоятельно формировать представление об изображении.

Особое значение для клинической применимости радиомики приобрела проверка моделей на данных, отличных от использованных при их разработке. В работе Q. Dong et al радиомические характеристики небольших некальцинированных узлов объединялись с клиническими параметрами для разграничения туберкулёзной гранулёмы и аденокарциномы [48]. В последующей работе L. Yang et al, выполненной при участии того же ядра авторского коллектива, акцент был смещён на внешнюю валида-

цию КТ-радиомической номограммы [49]. Эта последовательность отражает важный этап развития направления — переход от демонстрации работоспособности модели на исходной выборке к проверке её переносимости на независимых данных.

Различия между исследованиями касались также способа получения исходной КТ-информации. W. Zhao et al использовали контрастно-усиленную КТ для формирования радиомической модели дифференциации туберкулёза и аденокарциномы [50]. H. Tan et al, напротив, продемонстрировали возможность построения диагностической модели на основе КТ-радиомики и методов машинного обучения без обязательного усложнения протокола дополнительными методами визуализации [51]. Эти подходы отражают две взаимодополняющие стратегии: увеличение количества исходной информации за счёт дополнительных серий исследования и максимально полное использование данных стандартной КТ.

Развитие радиомики сопровождалось также уточнением конкретных клинко-морфологических сценариев. J. Zhang et al исследовали частную, но диагностически сложную задачу разграничения муцинозной аденокарциномы и туберкулёмы в солитарных солидных узлах [52]. Y. Li et al применили машинное обучение к радиомическим характеристикам аденокарциномы и туберкулёза и дополнительно рассмотрели влияние особенностей сегментации, включая включение или исключение зоны кавитации [53]. Подобные исследования показывают постепенный переход от общей бинарной классификации к моделям, учитывающим особенности морфологии конкретного патологического процесса.

Дальнейшее расширение области анализа связано с включением в модель окружающей лёгочной ткани и специфических клинических групп. C. Song et al исследовали дифференциацию аденокарциномы и туберкулёзных узлов у пациентов с ВИЧ/СПИД, объединив внутриочаговые и перифокальные радиомические признаки с клиническими характеристиками [54]. В данном случае количественный анализ окружающей ткани использовался уже не как дополнительный экспериментальный приём, а как самостоятельный источник информации в сложной клинической популяции.

Особенно отчётливо усложнение диагностической задачи прослеживается в последовательных исследованиях N. Shi et al. В работе

2025 г. была разработана радиомическая модель для разграничения сочетания туберкулёза и рака лёгкого от изолированного рака [55]. В исследовании 2026 г. тот же авторский коллектив расширил постановку до трёх диагностических классов – изолированного рака, изолированной туберкулёмы и их сочетания – и применил анализ пространственно различающихся внутривочаговых областей с внешней проверкой модели в другом центре [56]. Такое развитие показывает переход от традиционной бинарной классификации к моделированию сложной внутренней неоднородности очага и клинически возможного сосуществования двух заболеваний.

Одновременно совершенствовались методы глубокого обучения. G. Zhang et al в многоцентровом исследовании использовали модель глубокого обучения на основе нативной КТ для разграничения аденокарциномы и туберкулёмы и сопоставили её результаты с альтернативными алгоритмами и оценками врачей-рентгенологов [57]. Y. Wu et al исследовали особенно сложный вариант – атипичный туберкулёз, способный имитировать рак лёгкого, сопоставив традиционные радиомические характеристики с признаками, автоматически извлекаемыми двумерными и трёхмерными нейронными сетями [58]. Таким образом, современное развитие искусственного интеллекта происходит не только путём замены радиомики глубоким обучением, но и посредством сочетания различных способов получения количественной информации из одного медицинского изображения.

В совокупности рассмотренные исследования демонстрируют несколько взаимосвязанных направлений развития количественной диагностики: расширение анализа от самого патологического очага к окружающей лёгочной ткани; переход от отдельных признаков к многопараметрическим моделям; объединение радиомики с клиническими и метаболическими данными; развитие глубокого обучения; повышение требований к внешней валидации; переход от бинарных задач к более сложным клиническим сценариям. Одновременно сохраняются две различные стратегии формирования биомаркеров: высокопроизводительный анализ большого числа характеристик с последующим их отбором и целенаправленная проверка заранее сформулированных количественных признаков. Их следует рассматривать не как взаимоисключающие, а как взаимо-

дополняющие подходы к получению диагностически значимой и интерпретируемой информации из медицинских изображений.

Основные количественные характеристики 22 оригинальных исследований, непосредственно соответствовавших критериям систематизированной выборки, особенности их дизайна, диагностическая эффективность и характер валидации представлены в табл. 1. Для классических и гибридных радиомических исследований дополнительно проводили оценку по шкале RQS, предложенной P. Lambin et al [13]. Шкала была применима к 17 из 22 исследований; средняя оценка составила 10,6 из 36 баллов, медиана – 11 из 36. Внешняя межцентровая проверка была представлена в 9 из 22 исследований, а среди 17 работ, к которым применялась RQS, – в 5. Для пяти исследований, основанных преимущественно на глубоком обучении с автоматическим формированием признаков изображения [37, 46, 47, 57, 58], количественную оценку по RQS не проводили, поскольку критерии этой шкалы ориентированы прежде всего на классический радиомический подход с предварительным вычислением заданного набора признаков. При наличии независимой внешней валидации, в таблице преимущественно приводили AUC для внешней выборки; при её отсутствии – показатель для внутренней тестовой или валидационной выборки либо наиболее эффективной опубликованной модели. Максимальная оценка по шкале RQS составляет 36 баллов; значение в процентах рассчитано как отношение полученного балла к максимальной оценке 36 баллов. Внешней валидацией считали проверку диагностической модели на независимой выборке пациентов другого медицинского центра; случайное разделение исходной когорты на обучающую, валидационную и тестовую выборки рассматривали как внутреннюю валидацию. Обозначение “н/п” означает “не применимо”. RQS не рассчитывали для пяти исследований, основанных преимущественно на моделях глубокого обучения с автоматическим формированием признаков изображения, поскольку критерии RQS 1.0 ориентированы преимущественно на классический радиомический подход с предварительным вычислением заданного набора количественных характеристик.

Полученные результаты в целом согласуются с систематическим обзором и мета-анализом H. Sahrai et al [59], посвящённым непосредственно КТ-радиомике в дифференциаль-

ной диагностике рака лёгкого и туберкулёза. Авторы показали высокую суммарную диагностическую эффективность радиомических моделей и дополнительное преимущество их сочетания с клиническими данными, одновременно отметив существенную методологическую неоднородность первичных исследований и ограниченность внешней валидации. Более широкий спектр применения КТ-радиомики при туберкулёзе рассмотрен Q. Zhu et al [60], включая дифференциальную диагностику, оценку лекарственной устойчивости и мониторинг ответа на лечение. Таким образом, современное развитие радиомики связано не только с повышением диагностической эффективности отдельных моделей, но и с переходом к стандартизированным, воспроизводимым и клинически проверяемым системам количественного анализа медицинских изображений.

Актуальные проблемы и ограничения исследований

Несмотря на высокие показатели диагностической эффективности, продемонстрированные во многих исследованиях дифференциальной диагностики рака лёгкого и туберкулёза, основным ограничением направления остаётся не возможность построения классификационной модели как таковой, а подтверждение её воспроизводимости и переносимости за пределами исходной выборки. Как показано выше, радиомические характеристики могут изменяться в зависимости от параметров получения и реконструкции изображений, дозы облучения, дыхательного движения, способа сегментации и программной реализации расчёта признаков [22–26]. Поэтому различия протоколов между медицинскими организациями могут влиять как на значения отдельных биомаркеров, так и на диагностическую эффективность основанных на них моделей.

Проведённый в настоящем обзоре анализ 22 оригинальных исследований подтверждает, что внешняя валидация остаётся одним из наиболее существенных методологических ограничений. Независимая межцентровая проверка была представлена в 9 из 22 исследований (40,9 %). Среди 17 работ, для которых была применима шкала RQS, внешняя межцентровая валидация отмечена в 5 случаях (29,4 %). Среднее значение RQS составило 10,6 из 36 баллов (29,4 % от максимальной оценки),

Таблица 1

Основные характеристики и методологическое качество оригинальных исследований количественного анализа медицинских изображений при дифференциальной диагностике рака лёгкого и туберкулёза

Автор (год)	Метод / модальность	Объём выборки	Тип модели	AUC	Дизайн исследования	Валидация	RQS, баллы	RQS, %	DOI
Cui E.N. и соавт. (2020)	КТ-радиомика: внутриартериальные и периферические признаки	478	Логистическая регрессия / радиомическая номаграмма	0.900	Ретроспективное, однокентровое	Внутренняя, отложенная выборка	11	30,6	10.12998/wjss.v8.i21.5203
Feng B. и соавт. (2020)	КТ-радиомика солитарного узла	426	LASSO-сигнатура + радиомическая номаграмма	0.906	Ретроспективное, двухкентровое	Внутренняя + внешняя (2-й центр)	12	33,3	10.1016/j.ejrad.2020.109022
Feng B. и соавт. (2020)	КТ-признаки, автоматически извлекаемые нейронной сетью	550	Сигнатура свёрточной нейронной сети + клиническая номаграмма	0.809	Ретроспективное, двухкентровое	Внутренняя + внешняя (2-й центр)	н/п	н/п	10.1007/s00330-020-07024-z
Du D. и соавт. (2021)	¹⁸ F-FDG ПЭТ/КТ: радиомика + семантические признаки	174	Радиомическая и семантическая модель / номаграмма	0.930	Ретроспективное, однокентровое	Внутренняя, отложенная выборка; повторные разбиения	14	38,9	10.1007/s11307-020-01550-4
Hu Y. и соавт. (2021)	¹⁸ F-FDG ПЭТ/КТ-радиомика + клинические признаки	235	LASSO + логистическая регрессия: комбинированная модель	0.909	Ретроспективное, однокентровое	Внутренняя, отложенная выборка	9	25,0	10.1007/s00259-020-04924-6
Wei S. и соавт. (2021)	КТ-радиомика + морфологические КТ-признаки	78	Логистическая регрессия: текстовая, морфологическая и комбинированная модели	0.982	Ретроспективное, однокентровое	Независимая валидация отсутствует	1	2,8	10.21037/tcr-21-1719
Zhuo Y. и соавт. (2021)	КТ-радиомика + клинические и семантические признаки	313	mRMR + LASSO: клинико-радиомическая номаграмма	0.990	Ретроспективное; пациенты из 2 больниц, случайное разделение	Внутренняя, отложенная выборка; межкентровой внешней валидации нет	13	36,1	10.3389/fonc.2021.701598
Thattamuriyal Radhakumari L. и соавт. (2022)	КТ-радиомика: отдельные текстовые признаки	40	ROC-анализ отдельных радиомических признаков	0.938	Ретроспективное, однокентровое; плотное	Независимая валидация отсутствует	1	2,8	10.3390/diagnostics12030739
Zhang K. и соавт. (2022)	КТ: поиск похожих изображений на основе глубокого обучения	749	Связанная свёрточная нейронная сеть (CSNN) / поиск похожих изображений	0.902	Анализ клинических КТ-датасетов	Внешняя независимая когорта	н/п	н/п	10.1016/j.compbiomed.2021.105096
Tan H., Bates J.H.T., Kinsey C.M. (2022)	КТ: глубокое обучение на публичных наборах данных	953	VGG16 с переносом обучения	0.908	Ретроспективный вторичный анализ публичных КТ-данных	Внутренняя: обучающая / валидационная / тестовая выборка; межкентровой внешней валидации нет	н/п	н/п	10.1186/s12911-022-01904-8
Dong Q. и соавт. (2022)	КТ-радиомика + клинические признаки малых некальцифицированных узлов	280	Случайный лес: комбинированная модель	0.751	Ретроспективное, однокентровое	Внутренняя, отложенная выборка	11	30,6	10.7717/peerj.14127
Zhao W. и соавт. (2023)	Нативная + контрастно-усиленная КТ-радиомика	123	Радиомическая модель до и после контрастного усиления; комбинированная модель	0.917	Ретроспективное, многокентровое	Внутренняя, отложенная выборка (случайное разделение 7:3); не межкентровая внешняя	13	36,1	10.1007/s00432-022-04256-y
Tan H. и соавт. (2023)	Нативная КТ-радиомика	200	LASSO + модели машинного обучения	0.870	Ретроспективное, однокентровое	Внутренняя, отложенная; кросс-валидация; внешней нет	9	25,0	10.1038/s41598-023-32979-6
Zhang X. и соавт. (2023)	¹⁸ F-FDG ПЭТ/КТ: радиомика + автоматически извлекаемые признаки + клинические данные	174	Интегрированная радиомическая модель с глубокой нейронной сетью	0.840	Ретроспективное, однокентровое	Внутренняя, отложенная выборка + кросс-валидация	9	25,0	10.1111/1759-7714.14924

Таблица 1

**Основные характеристики и методологическое качество оригинальных исследований
количественного анализа медицинских изображений при дифференциальной диагностике
рака лёгкого и туберкулёза (окончание)**

Zhang J. и соавт. (2023)	КТ-радиомика + клинические признаки: мутиновозная аденокарцинома vs туберкулёз	245	Логистическая клинично-радиомическая номограмма	0.960	Ретроспективное, многоцентровое	Внешняя: данные двух независимых больниц	14	38.9	10.1186/s12885-023-10734-4
Yang L. и соавт. (2024)	Контрастно-усиленная КТ-радиомика + клинико-рентгенологические признаки	280	Радиомическая номограмма	0.914	Ретроспективное, двухцентровое	Внутренняя + внешняя (2-й центр)	14	38.9	10.1186/s12885-024-12422-3
Li Y. и соавт. (2024)	КТ-радиомика + клинико-рентгенологические признаки: два подхода к ROI каверн	525	Радиомические и комбинированные модели машинного обучения	0.801–0.825	Ретроспективное, двухцентровое	Внутренняя + внешняя (2-й центр)	14	38.9	10.1111/1759-7714.15216
Song C. и соавт. (2025)	КТ: внутренне-очаговая + 2-мм периферальная радиомика + клинические данные	187	Комбинированная клинично-радиомическая номограмма	0.969	Ретроспективное, одноцентровое	Внутренняя, отложенная выборка (7:3)	13	36.1	10.2147/JMDH.S524527
Shi N. и соавт. (2025)	КТ-радиомика + клинико-рентгенологические признаки: сочетание ТВ+LC vs изолированный LC	171	Радиомическая и комбинированная модели машинного обучения / номограмма	0.901	Ретроспективное, одноцентровое	Внутренняя, отложенная выборка (7:3); внешней нет	11	30.6	10.21037/jid-2024-2148
Zhang G. и соавт. (2025)	Нативная КТ: глубокое обучение	1160	Трёхмерный трансформер компьютерного зрения; сравнение с двумерным глубоким обучением, радиомикой и 6 рентгенологами	0.913	Ретроспективное, многоцентровое (3 больницы)	Внешняя: независимый центр	н/п	н/п	10.1007/s00330-025-11721-y
Wu Y. и соавт. (2026)	КТ: традиционные радиомические признаки + 2D/3D признаки нейронных сетей	280	Трёхмерная остаточная нейронная сеть с переносом обучения; модели по автоматическим извлекаемым признакам	0.709	Ретроспективное, двухцентровое	Внешняя: независимый центр	н/п	н/п	10.1002/jim4.70016
Shi N. и соавт. (2026)	КТ радиомика внутривенозных подрегионов: признаки всего очага + внутривенозных подрегионов	317	LASSO + XGBoost; комбинированная модель по внутривеножным подрегионам	0.934	Ретроспективное, двухцентровое	Внешняя: независимый центр (n=78); отдельный внешний AUC не указан	11	30.6	10.21037/dcr-2025-1-1381

медиана – 11 из 36 баллов (30,6 %). Эти результаты указывают на сохраняющийся разрыв между высокой диагностической эффективностью отдельных моделей и полнотой методологического подтверждения возможности их воспроизводимого применения.

Другой проблемой остаётся полнота описания разработки и проверки диагностических моделей. Явное использование TRIPOD или соответствующего контрольного перечня установлено только в 3 из 22 рассмотренных исследований (13,6 %) [38, 55, 56]. При этом явной декларации соответствия обновлённым рекомендациям TRIPOD+AI [28] в рассмотренных работах не выявлено. Это не означает несоответствия остальных исследований требованиям TRIPOD+AI, поскольку значительная часть работ была опубликована до появления обновлённого документа, однако показывает необходимость более стандартизированного описания формирования выборок, обработки изображений, отбора признаков, разработки и проверки моделей. Для исследований с использованием искусственного интеллекта аналогичную функцию выполняют рекомендации CLAIM [28, 29]. Более ранний анализ J.E. Park и соавт. также выявлял недостаточное методологическое качество и неполноту отчётности радиомических исследований [27], что позволяет рассматривать выявленные в настоящем обзоре ограничения как часть более общей проблемы воспроизводимости радиомики.

Отдельным нерешённым вопросом является интерпретация диагностически значимых признаков. Для дифференциальной диагностики рака лёгкого и туберкулёза это имеет особое значение, поскольку одинаковые изменения количественных характеристик изображения могут быть обусловлены различными морфологическими процессами – опухолевой гетерогенностью, некрозом, фиброзом, воспалительной инфильтрацией или гранулематозной перестройкой ткани. Поэтому статистическая связь радиомического признака с диагнозом сама по себе ещё не устанавливает его биологического содержания [30, 31]. Перспективным направлением является сопоставление количественных характеристик изображения с морфологическими и молекулярными характеристиками патологической ткани, а также исследование заранее сформулированных, физически и математически интерпретируемых биомаркеров наряду с высокопроизводительным радиомическим анализом.

Наконец, существенным ограничением остаётся различие между диагностической эффективностью модели и её клинической полезностью. Высокое значение AUC характеризует способность модели разделять группы пациентов, но не определяет автоматически качество её вероятностных оценок, дополнительную пользу относительно стандартной клинорентгенологической диагностики и влияние на принятие решения. Поэтому дальнейшие исследования должны включать независимую внешнюю валидацию, оценку калибровки, сравнение с существующим клиническим стандартом и анализ клинической полезности модели [32, 33].

Устойчивость к технической вариативности неодинакова для различных классов радиомических характеристик. Морфометрические признаки формы в целом в меньшей степени зависят от изменений интенсивности изображения и параметров реконструкции, однако чувствительны к способу сегментации и ресемплированию. Характеристики первого порядка дополнительно зависят от калибровки интенсивности и дискретизации, тогда как текстурные признаки наиболее чувствительны к размеру вокселя, алгоритму реконструкции, уровню шума и способу дискретизации. Для перифокальных признаков дополнительным источником вариативности являются положение границы сегментации и способ формирования окружающей очаг зоны. Вместе с тем непосредственно для задачи дифференциации рака лёгкого и туберкулёза систематических сравнений устойчивости различных классов признаков пока недостаточно, поэтому ни один из них нельзя считать универсально наиболее воспроизводимым.

Заключение

Проведённый обзор показывает, что радиомические методы дифференциальной диагностики рака лёгкого и туберкулёза в настоящее время следует рассматривать преимущественно как исследовательские инструменты и средства поддержки принятия клинического решения, а не как автономную замену морфологической верификации или заключения врача-рентгенолога. Несмотря на высокие показатели диагностической эффективности ряда опубликованных моделей, их широкое клиническое внедрение ограничивают неоднород-

ность протоколов КТ, различия методов сегментации и извлечения признаков, а также недостаточное количество исследований с независимой внешней валидацией. В связи с этим наиболее реалистичным следующим этапом представляется локальное пилотное внедрение стандартизированного радиомического анализа с предварительной проверкой его воспроизводимости на данных конкретной медицинской организации.

Для пилотного применения целесообразно использовать фиксированный протокол получения и реконструкции КТ-изображений с документированием основных параметров сканирования. Сегментация патологического образования должна выполняться по заранее установленному алгоритму с контролем воспроизводимости по крайней мере на части выборки. Извлечение радиомических признаков следует проводить с использованием стандартизированных определений, соответствующих принципам IBSI. В настоящем обзоре уже показано, что IBSI сформировал стандартизированные определения и эталонные значения радиомических характеристик, что создаёт основу для сопоставимости программных реализаций.

Минимальный набор количественных характеристик для пилотного исследования не следует понимать как фиксированную универсальную панель биомаркеров. На основании рассмотренных работ рационально включать признаки нескольких взаимодополняющих групп: статистические характеристики интенсивности КТ-сигнала, морфометрические характеристики формы и контура, ограниченный набор текстурных признаков и, при наличии соответствующей методики, дополнительные характеристики пространственной сложности контура. При этом предпочтение следует отдавать небольшому набору заранее определённых и воспроизводимых признаков либо применять формализованное сокращение признакового пространства с последующим построением многопараметрической модели. Полученные в рассмотренных исследованиях данные свидетельствуют, что наибольший потенциал имеют не отдельные биомаркеры, а их совместное использование, особенно в комбинации с клиническими данными.

Минимальный программный комплекс должен обеспечивать три функциональных этапа: просмотр и сегментацию DICOM-изображений, стандартизированное извлечение количественных признаков и статистическое

построение/валидацию диагностической модели. В исследовательском варианте эти функции могут быть реализованы с использованием доступных платформ для сегментации изображений, программных реализаций IBSI-совместимого извлечения радиомических признаков и статистических пакетов. Программное обеспечение, используемое в конкретной медицинской организации, должно быть предварительно проверено на тестовых данных, а параметры предварительной обработки изображений и расчёта признаков должны сохраняться неизменными в пределах исследования.

Перед использованием модели на новых пациентах необходимо выполнить её локальную валидацию на данных, не участвовавших в разработке алгоритма. На первом этапе целесообразна ретроспективная проверка на архивных КТ-исследованиях с верифицированным диагнозом, после чего – проспективная пилотная апробация без влияния результата модели на клиническое решение. Помимо AUC, чувствительности и специфичности, необходимо оценивать калибровку модели, воспроизводимость результатов и её диагностическую ценность относительно стандартной клинорентгенологической оценки. Только после подтверждения устойчивости результатов на независимой выборке может рассматриваться интеграция радиомической модели в клинический диагностический процесс.

В таком подходе медицинский физик обеспечивает стандартизацию параметров получения и реконструкции изображений, контроль качества и воспроизводимости количественных характеристик, проверку программной реализации и сопоставимости результатов. Врач-рентгенолог осуществляет клиническую интерпретацию изображения, контролирует корректность выделения патологического образования и оценивает результат радиомической модели совместно с традиционными визуальными и клиническими признаками (рис. 4). Схема носит рекомендательный характер и не является утверждённым клиническим протоколом. Таким образом, на современном этапе наиболее обоснованным является не автономное применение радиомики, а её включение в мультидисциплинарную систему поддержки принятия решения.



Рис. 4. Предлагаемая схема пилотного внедрения радиомического анализа для дифференциальной диагностики шаровидных образований лёгких

Список литературы

- World Health Organization. Lung cancer [Internet]. Geneva: World Health Organization; 2026 [cited 2026 Aug 20]. Available from: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/lung-cancer>.
- World Health Organization. Global tuberculosis report 2025 [Internet]. Geneva: World Health Organization; 2025 [cited 2026 Aug 20]. Available from: <https://www.who.int/teams/global-tuberculosis-programme/tb-reports>.
- Xia Z, Wang X, Xu Z, et al. Cancer or Tuberculosis: A Comprehensive Review of the Clinical and Imaging Features in Diagnosis. *Front Oncol*. 2021; 11: 644150. <https://doi.org/10.3389/fonc.2021.644150>.
- Roy D, Ehtesham NZ, Hasnain SE. Is Mycobacterium tuberculosis carcinogenic to humans? *FASEB J*. 2021; 35 (9): e21853. <https://doi.org/10.1096/fj.202001581RR>.
- Park JE, Park SY, Kim HJ, Kim HS. Reproducibility and Generalizability in Radiomics Modeling: Possible Strategies in Radiologic and Statistical Perspectives. *Korean J Radiol*. 2019; 20 (7): 1124-37. <https://doi.org/10.3348/kjr.2018.0070>.
- Haralick RM, Shanmugam K, Dinstein I. Textural Features for Image Classification. *IEEE Trans Syst Man Cybern*. 1973; SMC-3 (6): 610-21. <https://doi.org/10.1109/TSMC.1973.4309314>.
- Tibshirani R. Regression Shrinkage and Selection Via the Lasso. *J R Stat Soc Series B Stat Methodol*. 1996; 58 (1): 267-88. <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1996.tb02080.x>.
- Lambin P, Rios-Velazquez E, Leijenaar R, et al. Radiomics: extracting more information from medical images using advanced feature analysis. *Eur J Cancer*. 2012; 48 (4): 441-6. <https://doi.org/10.1016/j.ejca.2011.11.036>.
- Kumar V, Gu Y, Basu S, et al. Radiomics: the process and the challenges. *Magn Reson Imaging*. 2012; 30 (9): 1234-48. <https://doi.org/10.1016/j.mri.2012.06.010>.
- Aerts HJWL, Velazquez ER, Leijenaar RTH, et al. Decoding tumour phenotype by noninvasive imaging using a quantitative radiomics approach. *Nat Commun*. 2014; 5: 4006. <https://doi.org/10.1038/ncomms5006>.
- 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>.
- Parekh V, Jacobs MA. Radiomics: a new application from established techniques. *Expert Rev Precis Med Drug Dev*. 2016; 1 (2): 207-26. <https://doi.org/10.1080/23808993.2016.1164013>.
- Lambin P, Leijenaar RTH, Deist TM, et al. Radiomics: the bridge between medical imaging and personalized medicine. *Nat Rev Clin Oncol*. 2017; 14 (12): 749-62. <https://doi.org/10.1038/nrclinonc.2017.141>.
- Avanzo M, Stancanella J, El Naqa I. Beyond imaging: the promise of radiomics. *Phys Med*. 2017; 38: 122-39. <https://doi.org/10.1016/j.ejmp.2017.05.071>.
- FDA-NIH Biomarker Working Group. BEST (Biomarkers, EndpointS, and other Tools) Resource [Internet]. Silver Spring (MD): Food and Drug Administration (US); Bethesda (MD): National Institutes of Health (US); 2016– [cited 2026 Aug 20]. Available from: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK326791/>.
- Radiological Society of North America. Quantitative Imaging Biomarkers Alliance (QIBA) [Internet]. Oak Brook (IL): RSNA; [cited 2026 Aug 20]. Available from: <https://qibawiki.rsna.org/>.
- Zwanenburg A, Vallières M, Abdalah MA, et al. The Image Biomarker Standardization Initiative: standardized quantitative radiomics for high-throughput image-based phenotyping. *Radiology*. 2020; 295 (2): 328-38. <https://doi.org/10.1148/radiol.2020191145>.

18. van Griethuysen JJM, 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>.
19. Mayerhoefer ME, Materka A, Langs G, et al. Introduction to radiomics. *J Nucl Med.* 2020; 61 (4): 488-95. <https://doi.org/10.2967/jnumed.118.222893>.
20. Arimura H, Soufi M, Kamezawa H, Ninomiya K, Yamada M. Radiomics with artificial intelligence for precision medicine in radiation therapy. *J Radiat Res.* 2019; 60 (1): 150-7. <https://doi.org/10.1093/jrr/rry077>.
21. Liu Z, Wang S, Dong D, et al. The applications of radiomics in precision diagnosis and treatment of oncology: opportunities and challenges. *Theranostics.* 2019; 9 (5): 1303-22. <https://doi.org/10.7150/thno.30309>.
22. Larue RTHM, Van De Voorde L, van Timmeren JE, et al. 4DCT imaging to assess radiomics feature stability: an investigation for thoracic cancers. *Radiother Oncol.* 2017; 125 (1): 147-53. <https://doi.org/10.1016/j.radonc.2017.07.023>.
23. Traverso A, Wee L, Dekker A, Gillies R. Repeatability and Reproducibility of Radiomic Features: A Systematic Review. *Int J Radiat Oncol Biol Phys.* 2018; 102 (4): 1143-58. <https://doi.org/10.1016/j.ijrobp.2018.05.053>.
24. Balagurunathan Y, Gu Y, Wang H, et al. Reproducibility and prognosis of quantitative features extracted from CT images. *Transl Oncol.* 2014; 7 (1): 72-87. <https://doi.org/10.1593/tlo.13844>.
25. Bartholomeus GA, van Amsterdam WAC, den Harder AM, et al. Robustness of pulmonary nodule radiomic features on computed tomography as a function of varying radiation dose levels: a multi-dose in vivo patient study. *Eur Radiol.* 2023; 33 (10): 7044-55. <https://doi.org/10.1007/s00330-023-09643-8>.
26. Orlhac F, Boughdad S, Philippe C, et al. A Postreconstruction Harmonization Method for Multicenter Radiomic Studies in PET. *J Nucl Med.* 2018; 59 (8): 1321-8. <https://doi.org/10.2967/jnumed.117.199935>.
27. Park JE, Kim D, Kim HS, et al. Quality of science and reporting of radiomics in oncologic studies: room for improvement according to radiomics quality score and TRIPOD statement. *Eur Radiol.* 2020; 30 (1): 523-36. <https://doi.org/10.1007/s00330-019-06360-z>.
28. Collins GS, Moons KGM, Dhiman P, et al. TRIPOD+AI statement: updated guidance for reporting clinical prediction models that use regression or machine learning methods. *BMJ.* 2024; 385: e078378. <https://doi.org/10.1136/bmj-2023-078378>.
29. Tejani AS, Klontzas ME, Gatti AA, et al. Checklist for Artificial Intelligence in Medical Imaging (CLAIM): 2024 update. *Radiol Artif Intell.* 2024; 6 (4): e240300. <https://doi.org/10.1148/ryai.240300>.
30. Holzinger A, Langs G, Denk H, Zatloukal K. Causability and explainability of artificial intelligence in medicine. *WIREs Data Min Knowl Discov.* 2019; 9 (4): e1312. <https://doi.org/10.1002/widm.1312>.
31. Tomaszewski MR, Gillies RJ. The biological meaning of radiomic features. *Radiology.* 2021; 298 (3): 505-16. <https://doi.org/10.1148/radiol.2021202553>.
32. Santinha J, Pinto dos Santos D, Laqua F, et al. ESR Essentials: radiomics—practice recommendations by the European Society of Medical Imaging Informatics. *Eur Radiol.* 2025; 35 (3): 1122-32. <https://doi.org/10.1007/s00330-024-11093-9>.
33. Fitzgerald M, Saville BR, Lewis RJ. Decision curve analysis. *JAMA.* 2015; 313 (4): 409-10. <https://doi.org/10.1001/jama.2015.37>.
34. Wilson R, Devaraj A. Radiomics of pulmonary nodules and lung cancer. *Transl Lung Cancer Res.* 2017; 6 (1): 86-91. <https://doi.org/10.21037/tlcr.2017.01.04>.
35. Cui EN, Yu T, Shang SJ, et al. Radiomics model for distinguishing tuberculosis and lung cancer on computed tomography scans. *World J Clin Cases.* 2020; 8 (21): 5203-12. <https://doi.org/10.12998/wjcc.v8.i21.5203>.
36. Feng B, Chen X, Chen Y, Liu K, Li K, Liu X, et al. Radiomics nomogram for preoperative differentiation of lung tuberculoma from adenocarcinoma in solitary pulmonary solid nodule. *Eur J Radiol.* 2020; 128: 109022. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2020.109022>.
37. Feng B, Chen X, Chen Y, Lu S, Liu K, Li K, et al. Solitary solid pulmonary nodules: a CT-based deep learning nomogram helps differentiate tuberculosis granulomas from lung adenocarcinomas. *Eur Radiol.* 2020; 30 (12): 6497-507. <https://doi.org/10.1007/s00330-020-07024-z>.
38. Hu Y, Zhao X, Zhang J, Han J, Dai M. Value of ¹⁸F-FDG PET/CT radiomic features to distinguish solitary lung adenocarcinoma from tu-

- berculosis. *Eur J Nucl Med Mol Imaging*. 2021; 48 (1): 231-40. <https://doi.org/10.1007/s00259-020-04924-6>.
39. Du D, Gu J, Chen X, Lv W, Feng Q, Rahmim A, et al. Integration of PET/CT Radiomics and Semantic Features for Differentiation between Active Pulmonary Tuberculosis and Lung Cancer. *Mol Imaging Biol*. 2021; 23 (2): 287-98. <https://doi.org/10.1007/s11307-020-01550-4>.
40. Zhang X, Dong X, Saripan MIB, Du D, Wu Y, Wang Z, et al. Deep learning PET/CT-based radiomics integrates clinical data: a feasibility study to distinguish between tuberculosis nodules and lung cancer. *Thorac Cancer*. 2023; 14 (19): 1802-11. <https://doi.org/10.1111/1759-7714.14924>.
41. Wei S, Shi B, Zhang J, Li N. Differentiating mass-like tuberculosis from lung cancer based on radiomics and CT features. *Transl Cancer Res*. 2021; 10 (10): 4454-63. <https://doi.org/10.21037/tcr-21-1719>.
42. Thattaamuriyil Padmakumari L, Guido G, Caruso D, Nacci I, Del Gaudio A, Zerunian M, et al. The Role of Chest CT Radiomics in Diagnosis of Lung Cancer or Tuberculosis: A Pilot Study. *Diagnostics (Basel)*. 2022; 12 (3): 739. <https://doi.org/10.3390/diagnostics12030739>.
43. Molodkin IV, Yakunin AG, Shayduk AM. Method of calculation of diagnostic signs based on the results of densitometry of spherical lung formations. *J Phys Conf Ser*. 2019; 1327: 012045. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1327/1/012045>.
44. Молодкин ИВ, Рыжкин СА, Измайлов ТР. Получение биомаркеров на основе характеристик контура шаровидных образований в лёгких для дифференциальной диагностики рака и туберкулёза. *Медицинская физика*. 2024; (2): 81-90. Molodkin IV, Ryzhkin SA, Izmailov TR. Obtaining biomarkers based on contour characteristics of spherical lung formations for differential diagnosis of cancer and tuberculosis. *Medical Physics*. 2024; (2): 81-90. (In Russ).
45. Zhuo Y, Zhan Y, Zhang Z, Shan F, Shen J, Wang D, et al. Clinical and CT Radiomics Nomogram for Preoperative Differentiation of Pulmonary Adenocarcinoma From Tuberculoma in Solitary Solid Nodule. *Front Oncol*. 2021; 11: 701598. <https://doi.org/10.3389/fonc.2021.701598>.
46. Zhang K, Qi S, Cai J, Zhao D, Yu T, Yue Y, et al. Content-based image retrieval with a Convolutional Siamese Neural Network: Distinguishing lung cancer and tuberculosis in CT images. *Comput Biol Med*. 2022; 140: 105096. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2021.105096>.
47. Tan H, Bates JHT, Kinsey CM. Discriminating TB lung nodules from early lung cancers using deep learning. *BMC Med Inform Decis Mak*. 2022; 22 (1): 161. <https://doi.org/10.1186/s12911-022-01904-8>.
48. Dong Q, Wen Q, Li N, Tong J, Li Z, Bao X, et al. Radiomics combined with clinical features in distinguishing non-calcifying tuberculosis granuloma and lung adenocarcinoma in small pulmonary nodules. *PeerJ*. 2022; 10: e14127. <https://doi.org/10.7717/peerj.14127>.
49. Yang L, Jiang Z, Tong J, Li N, Dong Q, Wang K. Development and validation of a preoperative CT-based radiomics nomogram to differentiate tuberculosis granulomas from lung adenocarcinomas: an external validation study. *BMC Cancer*. 2024; 24 (1): 670. <https://doi.org/10.1186/s12885-024-12422-3>.
50. Zhao W, Xiong Z, Jiang Y, Wang K, Zhao M, Lu X, et al. Radiomics based on enhanced CT for differentiating between pulmonary tuberculosis and pulmonary adenocarcinoma presenting as solid nodules or masses. *J Cancer Res Clin Oncol*. 2023; 149 (7): 3395-408. <https://doi.org/10.1007/s00432-022-04256-y>.
51. Tan H, Wang Y, Jiang Y, Li H, You T, Fu T, et al. A study on the differential of solid lung adenocarcinoma and tuberculous granuloma nodules in CT images by radiomics machine learning. *Sci Rep*. 2023; 13 (1): 5853. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-32979-6>.
52. Zhang J, Hao L, Qi M, Xu Q, Zhang N, Feng H, Shi G. Radiomics nomogram for preoperative differentiation of pulmonary mucinous adenocarcinoma from tuberculoma in solitary pulmonary solid nodules. *BMC Cancer*. 2023; 23 (1): 261. <https://doi.org/10.1186/s12885-023-10734-4>.
53. Li Y, Lyu B, Wang R, Peng Y, Ran H, Zhou B, et al. Machine learning-based radiomics to distinguish pulmonary nodules between lung adenocarcinoma and tuberculosis. *Thorac Cancer*. 2024; 15 (6): 466-76. <https://doi.org/10.1111/1759-7714.15216>.

54. Song C, Zhao CY, Song SL, Lin YR, Xu CY, Qiang HB, et al. Differentiating Lung Adenocarcinoma from Tuberculous Nodules in HIV/AIDS Patients Using Preoperative CT-Based Intratumoral and Peritumoral Radiomics Combined with Clinical Features. *J Multidiscip Healthc*. 2025; 18: 2693-706. <https://doi.org/10.2147/JMDH.S524527>.
55. Shi N, Wen L, Liu Z, Wan Z, Wang B, Li Y, et al. Development and validation of a diagnostic radiomics model for the differential diagnosis of coexistent tuberculosis and lung cancer versus isolated lung cancer. *J Thorac Dis*. 2025; 17 (8): 5744-59. <https://doi.org/10.21037/jtd-2024-2148>.
56. Shi N, Wan Z, Wen L, Liu Z, Wang B, Li Y, et al. Development and validation of a habitat-based computed tomography radiomics model for differentiating isolated lung cancer, isolated tuberculoma, and coexistence of tuberculosis with lung cancer: a dual-center retrospective study. *Transl Lung Cancer Res*. 2026; 15 (3): 49. <https://doi.org/10.21037/tlcr-2025-1-1381>.
57. Zhang G, Shang L, Li S, Zhang J, Zhang Z, Zhang X, et al. Non-enhanced CT deep learning model for differentiating lung adenocarcinoma from tuberculoma: a multicenter diagnostic study. *Eur Radiol*. 2025; 35 (12): 8116-25. <https://doi.org/10.1007/s00330-025-11721-y>.
58. Wu Y, Li S, Long Z, Jia Y, Yu Y, Pei B, et al. Distinguishing lung cancer from atypical tuberculosis: deep transfer learning and imaging omics features. *Journal of Intelligent Medicine*. 2026; 3 (1): 69-80. <https://doi.org/10.1002/jim4.70016>.
59. Sahrai H, Behnood J, Baradaran M, Khalaji A, Norouzi A, Shojaeshafiei F, et al. Diagnostic accuracy of CT-based radiomics models in differentiating lung cancer from tuberculosis in pulmonary lesions: a systematic review and meta-analysis. *BMC Cancer*. 2026; 26 (1): 111. <https://doi.org/10.1186/s12885-025-15446-5>.
60. Zhu Q, Zhao C, Xie Z, Song S, Song C. Research progress on the application of artificial intelligence-based CT radiomics in the diagnosis and treatment response monitoring of tuberculosis. *Chinese Journal of Antituberculosis*. 2025; 47 (8): 1068-76. <https://doi.org/10.19982/j.issn.1000-6621.20250149>.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Финансирование. Исследование не имело спонсорской поддержки.

Участие авторов. Статья подготовлена с равным участием авторов.

Поступила: 22.05.2026. **Принята к публикации:** 09.09.2026.

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

Financing. The study had no sponsorship.

Contribution. Article was prepared with equal participation of the authors.

Article received: 22.05.2026. **Accepted for publication:** 09.09.2026.