Радиомика – фронтир современной ревматологии: достижения и перспективы визуализации поражения органов грудной клетки

Т.В. Бекетова[1,2,3], Е.Л. Насонов[2], М.А. Алексеев[3], Е.И. Щепихин[1], Ю.Н. Филиппович[3], А.С. Кружалов[3], А.Ю. Филиппович[3], В.А. Кульбак[4,5], Д.А. Аргунова[4], П.Г. Шахнович[1], Т.А. Праздничных[5], М.П. Обидин[5], Т.Н. Краснова[5], Н.Н. Владимирова[1]

[1]ФГБУ «Центральная клиническая больница с поликлиникой» Управления делами Президента Российской Федерации
121356, Российская Федерация, Москва, ул. Маршала Тимошенко, 15
[2]ФГБНУ «Научно-исследовательский институт ревматологии им. В.А. Насоновой»
115522, Российская Федерация, Москва, Каширское шоссе, 34а
[3]ФГАОУ ВО «Московский политехнический университет»
107023, Российская Федерация, Москва, ул. Большая Семеновская, 38
[4]ФГБУ «Национальный медицинский исследовательский центр хирургии им. А.В. Вишневского» Минздрава России
117997, Российская Федерация, Москва, ул. Большая Серпуховская, 27
[5]ФГБОУ ВО «Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова»
119991, Российская Федерация, Москва, Ломоносовский просп., 27, корп. 1

На примере ревматологии в статье рассмотрены современные тенденции развития цифровых технологий в медицине; обсуждается значение радиомики, совмещающей радиологию, математическое моделирование и глубокое машинное обучение. Текстурный анализ изображений компьютерной томографии и других методов визуализации более глубоко характеризует патофизиологические особенности тканей и может рассматриваться как неинвазивная «виртуальная биопсия». Показано, что радиомика увеличивает качество диагностического и предсказательного моделирования. Обсуждается потенциал применения радиомических моделей для изучения и прогнозирования поражения органов грудной клетки при различных патологических состояниях, включая иммуновоспалительные ревматические заболевания (РЗ). Прогресс в диагностике и лечении РЗ может быть обеспечен интеграцией радиомики и омиксных технологий. Цифровая эра, открывающая широкие перспективы для прогресса в ревматологии, несомненно, потребует комплексного решения новых проблем, технических, юридических и этических.

Ключевые слова: радиомика, системные васкулиты, ревматические заболевания, интерстициальное заболевание легких, биомаркеры медицинских изображений, радиомическая модель, текстурный анализ, цифровые технологии

Для цитирования: Бекетова ТВ, Насонов ЕЛ, Алексеев МА, Щепихин ЕИ, Филиппович ЮН, Кружалов АС, Филиппович АЮ, Кульбак ВА, Аргунова ДА, Шахнович ПГ, Праздничных ТА, Обидин МП, Краснова ТН, Владимирова НН. Радиомика – фронтир современной ревматологии: достижения и перспективы визуализации поражения органов грудной клетки. *Научно-практическая ревматология.* 2025;63(1):24–36.

RADIOMICS AS A NEW FRONTIER IN MODERN RHEUMATOLOGY: CHEST PATHOLOGY VISUALIZATION ADVANCES AND PROSPECTS

Tatiana V. Beketova[1,2,3], Evgeny L. Nasonov[2], Mikhail A. Alekseev[3], Evgeniy I. Shchepikhin[1], Yuriy N. Philippovich[3], Alexey S. Kruzhalov[3], Andrey Yu. Philippovich[3], Vladimir A. Kulbak[4,5], Daria A. Argunova[4], Pavel G. Shakhnovich[4], Trofim A. Prazdnichnykh[5], Mikhail P. Obidin[5], Tatiana N. Krasnova[5], Nadezhda N. Vladimirova[1]

[1]Central State Medical Academy of the Administrative Directorate of the President of the Russian Federation
121359, Russian Federation, Moscow, Marshala Timoshenko str., 19, building 1A
[2]V.A. Nasonova Research Institute of Rheumatology

The article discusses the modern trends in the development of digital technologies in medicine, exemplified by rheumatology, especially, the significance of radiomics, which combines radiology, mathematical modeling, and deep machine learning. Texture analysis of computed tomography images and other imaging methods provides a more deeply characterization of the pathophysiological features of tissues and can be considered as a non-invasive “virtual biopsy”.
It is shown that radiomics enhances the quality of diagnostic and predictive modeling. The potential application of radiomic models for studying and predicting chest organ lesions in various pathological conditions, including immune mediated inflammatory diseases, systemic vasculitis.
Progress in the diagnosis and treatment of rheumatic diseases may be facilitated by the integration of radiomics and other omics technologies. The digital era, which opens up vast prospects for advancements in rheumatology, will undoubtedly require complex solutions to new technical, legal, and ethical challenges.

Key words: radiomics, systemic vasculitis, rheumatic diseases, interstitial lung disease, biomarkers of medical images, radiomic model, texture analysis, digital technologies

For citation: Beketova TV, Nasonov EL, Alekseev MA, Shchepikhin EI, Philippovich YuN, Kruzhalov AS, Philippovich AYu, Kulbak VA, Argunova DA, Shakhnovich PG, Prazdnichnykh TA, Obidin MP, Krasnova TN, Vladimirova NN. Radiomics as a new frontier in modern rheumatology: Chest pathology visualization advances and prospects. *Nauchno-Prakticheskaya Revmatologia = Rheumatology Science and Practice.* 2025;63(1):24–36 (In Russ.).
doi: 10.47360/1995-4484-2025-24-36

За последнее десятилетие в медицине произошел существенный сдвиг парадигмы, связанной со сбором, хранением, обработкой и использованием клинических данных, что в ревматологии определяется возрастающим значением цифровых технологий с внедрением искусственного интеллекта и машинного обучения для анализа крупных многомерных баз данных, включая результаты применения диагностической медицинской аппаратуры, создания цифровых систем точных моделей прогнозирования исхода ревматических заболеваний (РЗ).

Радиомика – новое направление углубленного анализа цифровых медицинских изображений, впервые предложенное в 2012 г. [1]; совмещает радиологию, математическое моделирование и глубокое машинное обучение [2].

115522, Russian Federation, Moscow, Kashirskoye Highway, 34A
[3]Moscow Polytechnic University
107023, Russian Federation, Moscow, Bolshaya Semyonovskaya str., 38
[4]A.V. Vishnevsky National Medical Research Center of Surgery
117997, Russian Federation, Moscow, Bolshaya Serpukhovskaya str., 27
[5]Lomonosov Moscow State University
119991, Russian Federation, Moscow, Leninskie Gory, 12

Контакты: Бекетова Татьяна Валентиновна, **doc@tvbek.ru**
Contacts: Tatiana Beketova, **doc@tvbek.ru**

Поступила 10.12.2024
Принята 27.12.2024

Радиомика представляет собой гибридный аналитический процесс, включающий высокопроизводительное извлечение, анализ и интерпретацию признаков медицинских изображений, что направлено на построение стандартизированной прогностической модели для определения клинических результатов с выбранными функциями. Одной из целей радиомики является создание таких математических моделей и алгоритмов, которые способны на входе компьютерного анализа принять медицинские изображения и на выходе – представить текстурный анализ изображений, глубоко характеризующий патоморфологические особенности тканей, что рассматривается как неинвазивная «виртуальная биопсия» [3]. Благодаря более точной неинвазивной диагностике радиомический анализ может быть использован для прогнозирования эффективности лечения и выживаемости пациентов.

Разработка радиомических моделей различных патологических состояний представляет собой крайне актуальное направление развития персонифицированной медицины и инфокогнитивных технологий, что отражается в ежегодном приросте числа научных публикаций на эту тему. Значительный вклад в развитие радиомики внесли исследования, основанные на данных, полученных во время пандемии COVID-19 [4]. Годовой прирост числа опубликованных на эту тему работ составляет 177% [5].

Метод радиомики заключается в использовании алгоритмов анализа данных для извлечения множества количественных характеристик из медицинских изображений (DICOM, Digital Imaging and Communications in Medicine). Эти характеристики (радиомические признаки) служат для объективного количественного описания морфологических данных, могут включать текстуру, форму, интенсивность сигнала (уровня серого) и другие особенности, которые трудно увидеть невооруженным глазом [6]. Методологические подходы радиомики включают сбор данных, сегментацию патологических образований, извлечение признаков и моделирование, а также быстро развивающуюся технологию глубокого машинного обучения, что позволяет повысить точность диагностики, выделять прогностические и предсказательные биомаркеры [7].

В основе радиомики лежит выделение биомаркеров изображений (БМИ), представляющих собой вычисленные на основе анализа текстуры цифровых изображений параметры, характеризующие различные патологические изменения. Текстурный анализ распределения и взаимосвязи уровней пикселей или вокселей серого цвета обеспечивает объективную количественную оценку цифрового изображения [8]. При помощи БМИ производится количественная оценка результатов таких методов визуализации, как компьютерная томография (КТ), магнитно-резонансная томография (МРТ), ультразвуковое исследование (УЗИ) и др.

Теория текстурной обработки и изучения изображений, лежащая в основе радиомики, была впервые разработана для оценки аэрофотоснимков в 1955 г. [9]. Вскоре появились первые сообщения о применении этой технологии для интерпретации медицинских изображений для диагностики ревматических пороков сердца [10]. С момента первого появления в 2012 г. число публикаций, использующих термин «радиомика», продемонстрировало экспоненциальный рост и в 2020 г. уже превышало 1500 [11]. В публикациях PubMed термин «радиомика» за несколько первых лет обогнал термин «текстурный анализ» и стал предпочтительным в литературе, предметом особого интереса. Радиомику активно используют для оценки изображений, полученных при КТ, МРТ, УЗИ, в первую очередь в онкологии [1, 12]. Так, современный количественный анализ характеристик тканей с помощью БМИ позволяет выполнить неинвазивную «виртуальную биопсию» и улучшить результаты диагностики, дифференциации опухолей, а также определять тактику лечения и прогнозировать исход [7, 13, 14].

За последние годы в ревматологии также наблюдается значительный рост интереса к радиомике с использованием различных методов визуализации, включая УЗИ, КТ, позитронно-эмиссионную компьютерную томографию (ПЭТ-КТ) с 18-фтордезоксиглюкозой (18-ФДГ), МРТ. Так, анализ БМИ МРТ 424 пациентов с аксиальным спондилоартритом (СпА) и 214 пациентов с неаксиальным СпА продемонстрировал высокую информативность для оценки прогноза у пациентов с аксиальным СпА и показал, что в сочетании с клиническими факторами может облегчить процесс принятия клинических решений [15]. Радиомические модели МРТ в режиме STIR (Short Tau Inversion Recovery, инверсия-восстановление спинового эха) эффективны в отношении оценки активности отека костного мозга крестцово-подвздошных суставов при раннем СпА [16]. Опубликованы результаты, свидетельствующие о возможностях радиомики для ранней диагностики и прогнозирования риска быстрого прогрессирования остеоартрита [17]. Так, по данным метаанализа, включившего 1730 пациентов из 5 радиомических исследований, суммарные чувствительность и специфичность выявления ранних признаков остеоартрита с помощью МРТ составили 0,74% и 0,85% соответственно [18].

Радиомика является перспективным методом для неинвазивной диагностики воспалительных заболеваний почек. Так, на основании

анализа УЗИ почек 46 пациентов с мембранозной нефропатией и 22 пациентов с IgA-нефропатией создана эффективная радиомическая модель, позволяющая дифференцировать эти два заболевания [19]. В исследовании, включившем 149 пациентов с волчаночным нефритом, подтвержденным биопсией почки, разработанные на основании УЗИ радиомические модели позволяли оценивать активность волчаночного нефрита с точностью 81,7%, чувствительностью 83% и специфичностью 80,7% [20]. Анализ БМИ КТ почек и результатов нефробиопсии выявил корреляцию между радиомическими признаками и гистологическими изменениями, включая интерстициальный фиброз и атрофию канальцев (p<0,05), что свидетельствует о потенциале радиомических моделей для неинвазивной оценки степени фиброза почек [21].

Анализ БМИ КТ высокого разрешения 30 пациентов с ревматоидным артритом (РА) и интерстициальным заболеванием легких (ИЗЛ) продемонстрировал высокую предсказательную ценность в отношении риска летального исхода, при этом радиомика позволяет использовать данные КТ в качестве цифрового биомаркера независимо от клинических характеристик заболевания [22].

Данный обзор посвящен радиомическим исследованиям патологии органов грудной клетки, что относится к важной области интересов ревматологии. ИЗЛ, патогенетически связанное с аутоиммунными механизмами, может встречаться при самом широком спектре РЗ, способствуя ухудшению прогноза и во многом определяя выбор стратегии лечения. Так, ИЗЛ, занимающее особенно важное место среди системных проявлений РА, характеризуется тяжелым течением с повышением риска летальности в 2–10 раз в сравнении с РА без ИЗЛ [23]. При КТ высокого разрешения признаки ИЗЛ обнаруживают у 30–70% пациентов с РА, что может предшествовать клинической манифестации артрита и существенно затруднять диагностику.

Поражение легких является типичным проявлением системных васкулитов (СВ), ассоциированных с антинейтрофильными цитоплазматическими антителами (АНЦА), характеризуется широкой вариабельностью проявлений по данным КТ, нередко – трудно интерпретируемых, и рассматривается среди ключевых факторов, способствующих высокой летальности [24, 25]. В частности, при гранулематозе с полиангиитом (ГПА) разнообразные варианты поражения легких при КТ выявляют у 2/3 пациентов; у каждого десятого эта патология может протекать асимптомно, ее развитие в дебюте ассоциируется с тяжелым поражением различных органов и неблагоприятным исходом [24, 26]. При микроскопическом полиангиите поражение легких по данным КТ высокого разрешения выявляют у 60–90% пациентов, в первый месяц болезни – более чем в 40% случаев. В 30% случаев оно может сопровождаться кровохарканьем с высоким риском легочного кровотечения, в том числе фатального, и требует быстрой диагностики с назначением адекватной патогенетической терапии [27].

Таким образом, совершенствование визуализации патологии легких у пациентов с РЗ имеет ключевое значение для ранней диагностики, дифференциального диагноза, персонифицированного выбора терапии и улучшения прогноза.

Этапы радиомического исследования

Радиомические исследования разделяют на три этапа (рис. 1) [13]. На первом этапе (Imaging) собирается база данных изображений для проведения обучения моделей машинного обучения, происходит предобработка изображений и выделение (сегментация) областей интереса (ROI, region of interest), на основе которых в дальнейшем будет производиться расчет БМИ. На втором этапе (Feature extraction) происходит извлечение количественных

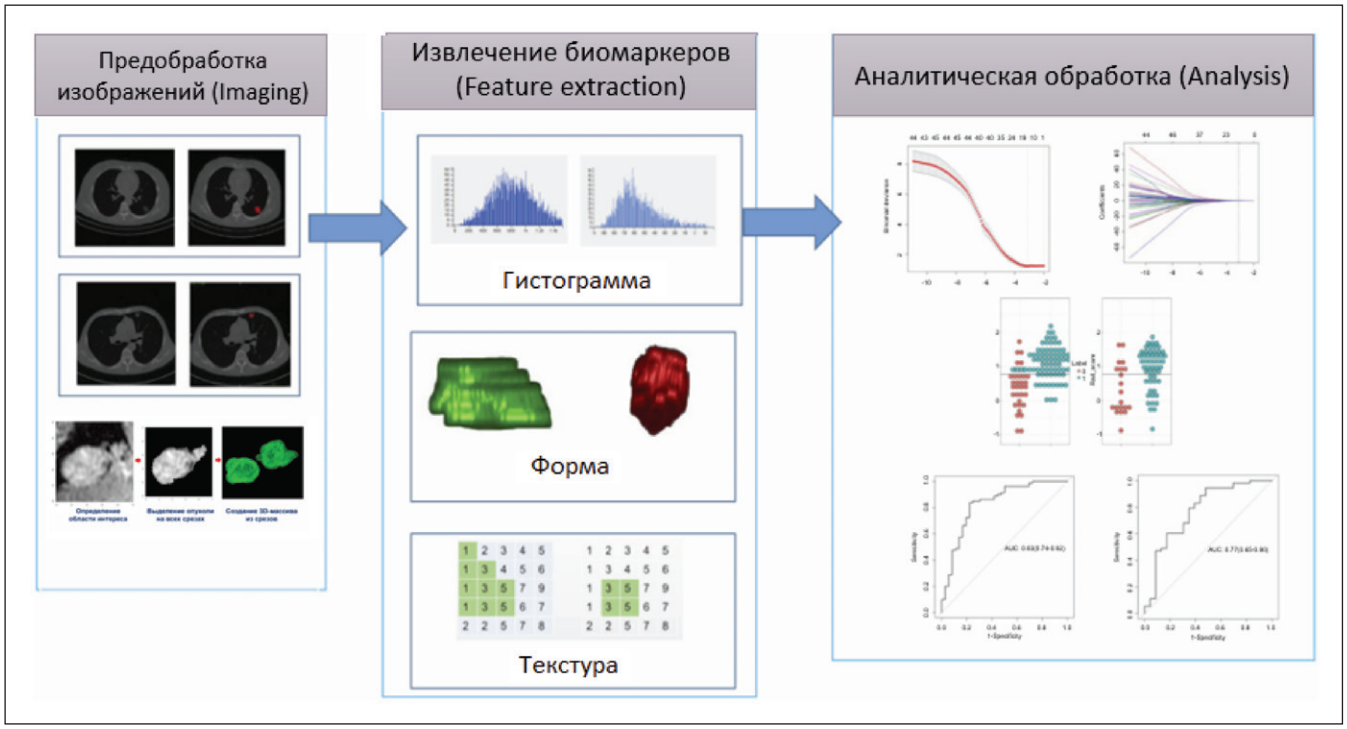

Рис. 1. *Этапы радиомического исследования [13]*

характеристик БМИ – радиомических признаков. На последнем этапе (Analysis) происходит процесс машинного обучения, производятся оценка качества обученной модели, аналитическая обработка полученных результатов.

Качество изображения, в том числе его высокое разрешение, точность экспертной разметки и корректно подготовленные исходные данные непосредственно влияют на результаты машинного обучения.

Построение радиомической модели предполагает выделение ROI, выполняемое опытными специалистами с использованием специального программного обеспечения (ПО). Одним из наиболее популярных ПО для разметки DICOM-файлов является приложение с открытым исходным кодом Slicer 3D. Выделение ROI может быть проведено как вручную, так и автоматически, с использованием технологий компьютерного зрения. В отличие от достаточно трудоемкой процедуры ручного выделения экспертом, использование автоматизированных инструментов на базе технологий компьютерного зрения представляется более перспективным подходом, способствующим широкому внедрению методов радиомики в медицину. В основе таких технологий лежат методы глубокого обучения искусственных нейронных сетей (ИНС), позволяющие с достаточно высокой точностью производить сегментацию медицинских изображений.

Одной из основополагающих в этой области можно считать работу O. Ronneberger и соавт. [28], в которой были предложены архитектура нейронной сети U-Net и подход к ее обучению для выполнения задачи сегментации биомедицинских изображений, что легло в основу многих последующих исследований. На сегодняшний день существует большое разнообразие моделей распознавания медицинских изображений с использованием ИНС, учитывающих особенности конкретных анатомических областей или распознаваемых патологий.

После получения изображений и разметки ROI происходит извлечение радиомических признаков, включая:

– статистические признаки первого порядка, рассчитанные на основе интенсивности пикселей (вокселей) изображения (среднее значение, медиана и др.);

– статистические признаки второго порядка, рассчитываемые с учетом взаиморасположения пикселей (вокселей) изображения (однородность, контраст, автокорреляция и др.);

– морфометрические характеристики области интереса, позволяющие оценить ее геометрию и пространственную структуру (сферичность, объем, максимальный линейный размер и др.);

– текстурные характеристики изображения, такие как однородность, контраст и другие параметры, помогающие выявить различия в структуре образования.

Текстурные характеристики могут быть вычислены различными методами. Так, статистические методы описывают распределение и взаимосвязи значений уровня серого в изображении с помощью вычисления гистограммы и матриц текстуры второго и более высоких порядков. Методы, основанные на более сложных математических моделях, включая фракталы, вычисляют с использованием различных алгоритмов. Фракталы – это математические модели сложных структур, пространственные изображения которых представляются в виде ломанных и нечетких форм.

Методы, основанные на преобразованиях, позволяют проводить анализ текстуры в частотной или пространственной области, включая преобразование Фурье, вейвлет-преобразование и фильтры Габора, а также преобразование Лапласа и фильтр Гаусса [29].

Перечень возможных радиомических признаков насчитывает более тысячи наименований; в большинстве случаев заранее неизвестно, какие из них будут наиболее информативны для решения поставленной задачи. Зачастую для построения модели приемлемого качества достаточно значительно меньшего количества показателей. Поэтому перед построением модели машинного обучения, как правило, проводят предварительную статистическую обработку данных, полученных после извлечения признаков. Для такой обработки используются методы дисперсионного анализа (ANOVA, ANalysis Of VAriance), регрессионного анализа (LASSO, Least Absolute Shrinkage and Selection Operator), корреляционного анализа.

Дисперсионный анализ позволяет оценить значимость различий в степени выраженности различных количественных характеристик между рассматриваемыми выборками и выбрать для дальнейшего рассмотрения только те признаки, для которых были выявлены статистически значимые различия. Корреляционный анализ позволяет оценить степень линейной взаимосвязи между рассматриваемыми переменными и выбрать для построения модели только независимые предикторы. Использование при построении модели линейно зависимых предикторов может привести к проявлению мультиколлинеарности, что выражается в ненадежности и неустойчивости построенной модели. LASSO, разновидность линейной регрессионной модели, позволяет проводить отбор наиболее информативных предикторов на основе коэффициентов построенной модели.

Наиболее часто в радиомике используются алгоритмы машинного обучения, основанные на принципе индуктивного обучения (обучения на основе прецедентов). Этот принцип состоит в том, что алгоритму в процессе обучения предъявляются пары, состоящие из набора (вектора) характеристик некоторого объекта (например, ROI) и значения целевой переменной для этого объекта (например, относится ли ROI к опухоли). Алгоритм путем настройки своих внутренних параметров учится воспроизводить предлагаемые ему примеры (прецеденты).

В зависимости от допустимых значений целевой переменной выделяют задачи классификации и регрессии. В задаче классификации значения целевой переменной дискретны и представляют собой метки некоторых классов (групп), в задаче регрессии значения носят количественный характер. Радиомические модели в медицине, как правило, направлены на решение задачи классификации.

Методы машинного обучения можно разделить на две большие группы: классические модели и методы глубокого обучения. Методы глубокого обучения позволяют решать сложные задачи путем моделирования нелинейных взаимосвязей между исходным описанием объекта и целевой переменной. Это становится возможным за счет способности таких моделей к обучению представлениям (representation learning) – формированию в процессе обучения взаимосвязанной иерархической структуры представлений исходных данных. Этот процесс заменяет процедуру извлечения признаков, которая необходима в случае использования классических алгоритмов. Несмотря на большие возможности, методы глубокого обучения, как правило, не применяют для построения моделей

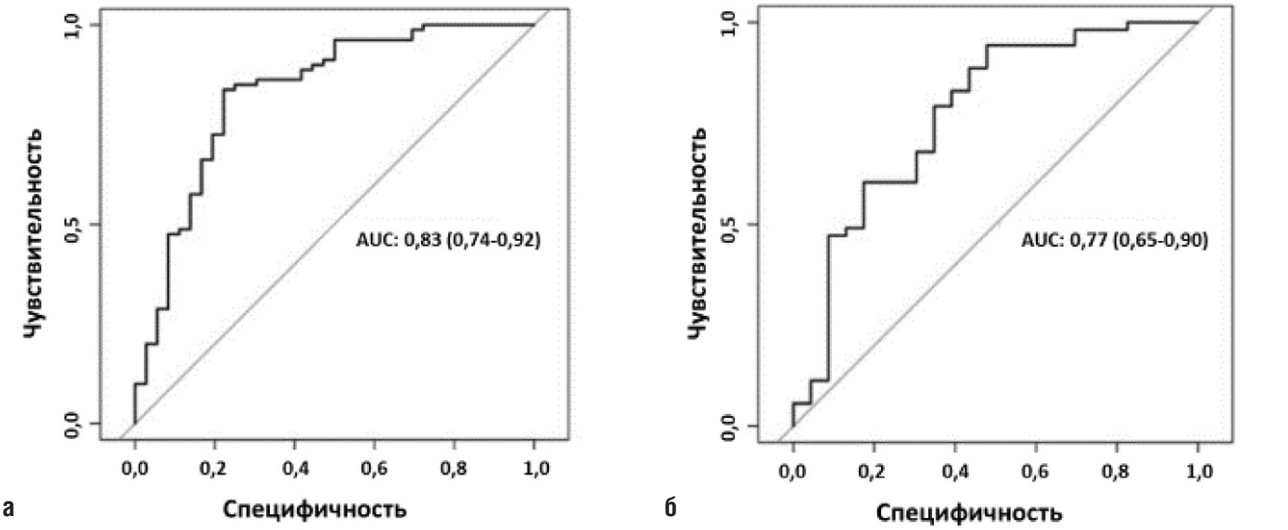

Рис. 2. *Кривые операционных характеристик (ROC) для обучающей (а) и валидационной (б) когорт [13]: AUC – площадь под кривой (area under the curve)*

на основе радиомических признаков, в частности ввиду отсутствия интерпретируемости. К классическим моделям относятся логистическая регрессия, метод опорных векторов (SVM, support vector machine), линейная регрессия, деревья решений, наивный байесовский классификатор, и др. Они, в отличие от методов глубокого обучения, гораздо менее требовательны к вычислительным ресурсам и предоставляют больше возможностей для оценки влияния потенциальных БМИ (радиомических признаков) на итоговый прогноз модели.

Наиболее часто используют логистическую регрессию, линейную модель бинарного классификатора, которая позволяет оценить условную вероятность принадлежности ROI к интересующему классу на основе вычисления взвешенной суммы используемых радиомических признаков. Коэффициенты (веса) модели могут рассматриваться как индикаторы значимости используемых предикторов.

Согласно стандартной практике обучения моделей машинного обучения, для каждого исследования происходит выделение баз данных медицинских изображений двух несвязанных когорт:

– когорта «train» для обучения, как правило, включает эталонные примеры с типичными признаками для изучаемого заболевания, качественно выделенными областями интереса, отсутствием шумов;

– когорта «test» для проверки качества обученной модели.

Для качественной оценки значимости БМИ в диагностике проводится ROC-анализ (receiver operating characteristic), метод, используемый для оценки качества бинарных классификационных моделей, в том числе в задачах радиомики. ROC-анализ путем анализа чувствительности (TPR, true positive rate) и специфичности (TNR, true negative rate) помогает определить, насколько точно модель или БМИ различает два состояния (например, наличие или отсутствие заболевания).

Основные понятия ROC-анализа включают [30]:

1. Чувствительность (sensitivity или TPR) отражает долю правильных положительных предсказаний среди всех реальных положительных случаев и рассчитывается по формуле:

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN},$$

где TP (true positive) – истинные положительные результаты; FN (false negative) – ложные отрицательные результаты.

2. Специфичность (specificity или TNR) показывает долю правильных отрицательных предсказаний среди всех реальных отрицательных случаев и рассчитывается по формуле:

$$TNR = \frac{TN}{TN + FP},$$

где TN (true negative) – истинные отрицательные результаты; FP (false positive) – ложные положительные результаты.

ROC-кривая представляет собой график, который строится по осям чувствительности и специфичности (false positive rate, ложноположительный показатель). Каждый порог классификации создает одну точку на графике. Чем ближе кривая к верхнему левому углу, тем лучше работает модель (рис. 2).

Площадь под ROC-кривой (AUC, area under the curve) является сводным показателем, который позволяет количественно оценить, насколько хорошо модель различает положительные и отрицательные классы. При этом AUC=1 означает идеальное различие; AUC=0,5 означает, что данная модель не лучше случайных угадываний. Таким образом, AUC позволяет определить, какой из БМИ обладает наилучшей диагностической точностью.

Радиомика легких

Радиомика позволяет уточнить патоморфологический субстрат поражения легких, лежащий в основе БМИ, и прогнозировать ответ на различные терапевтические стратегии. К настоящему времени наибольшее число исследований посвящено злокачественным новообразованиям легких. Радиомические модели на основе КТ демонстрируют высокую диагностическую эффективность в прогнозировании злокачественности образований. Так, по данным метаанализа, включившего 49 радиомических исследований на основе

КТ легких, общий показатель AUC составил 0,91 (95%-й доверительный интервал: 0,89–0,94), при этом лучшие результаты были получены в моделях, включавших только солидные узлы [31].

Текстурный анализ позволяет дифференцировать различные онкологические заболевания со схожими радиологическими проявлениями. Так, модель, обученная на 252 изображениях легочных метастазов рака молочной железы, почки и колоректального рака, достигла значений AUC=0,77, AUC=0,78 и AUC=0,84 соответственно в попарных сравнениях [32]. Создана модель на основе КТ с контрастированием, позволяющая дифференцировать мелкоклеточный рак легких (AUC=0,87), аденокарциному (AUC=0,84) и плоскоклеточный рак (AUC=0,76) [33]. Показаны возможности радиомических моделей для дифференциальной диагностики между различными лимфопролиферативными заболеваниями, в частности лимфомой Ходжкина и В-крупноклеточной лимфомой [34]. Описана способность моделей прогнозировать метастазы в кости и головной мозг на основании анализа первичного очага в легких (AUC=0,73 и AUC=0,81 соответственно) [35].

Радиомика позволяет проводить дифференциальную диагностику рака легких и других заболеваний со схожими рентгенологическими проявлениями. При выявлении на КТ органов грудной клетки участков повышенной плотности легочной ткани, в том числе с формированием полостей, и симптома легочной диссеминации большое клиническое и эпидемиологическое значение имеет дифференциальная диагностика с «великим имитатором» туберкулезом. С целью повышения дифференциально-диагностической ценности КТ при туберкулезе легких выполнен ряд исследований, интегрирующих радиомику в диагностические модели. Так, в недавно опубликованном исследовании из Китая, объединившем 525 пациентов из двух медицинских центров, продемонстрирована диагностическая ценность радиомики для разграничения туберкулеза и аденокарциномы легких, при этом AUC составила 0,95 и 0,82 для тестовой и валидационной когорт соответственно [36]. Сходные результаты продемонстрированы рядом более ранних исследований с подобным дизайном [37, 38]. В частности, E.N. Cui и соавт. [39] представили эффективную дифференциально-диагностическую модель туберкулеза и рака легких с AUC=0,91 в обучающей выборке и AUC=0,90 в контроле. По данным W. Zhao и соавт. [40], комбинированная радиомическая КТ-модель (AUC=0,917) лучше дифференцировала туберкулез и аденокарциному в сравнении с врачами-пульмонологами и радиологами.

Радиомика способна имитировать иммуногистохимическое исследование, например, оценивать степень экспрессии Ki-67, показателя пролиферативной активности опухоли, негативного прогностического признака в моделях ПЭТ-КТ (AUC=0,85) [41]. При выборе стратегии лечения немелкоклеточного рака легких неотъемлемым этапом является определение драйверных мутаций, экспрессии лиганда рецептора программируемой клеточной гибели 1 (PD-L1, programmed cell death ligand 1). В ряде исследований описаны комбинированные радиомические модели, позволяющие с высокой точностью предсказывать мутацию *EGFR* (AUC=0,801) [42], экзона 19Del (экзон 19) (AUC=0,79), *L858R* (экзон 21) (AUC=0,78) и ассоциированного с резистентностью к таргетной терапии *T790M* (экзон 20) (AUC=0,76) [43], *ALK* (AUC=0,914) [44], панели 9 мутаций (*EGFR*, *ALK*, *ERBB2*, *BRAF*, *MET*, *ROS1*, *RET*, *KRAS*, *TP53*) и PD-L1 (AUC=0,856) [45].

Радиомические модели позволяют прогнозировать ответ пациентов на различные виды терапии, в частности при раке легких, и предсказывать общую выживаемость. Были построены радиомические модели, прогнозирующие ответ на терапию ингибиторами контрольных точек PD-1/PD-L1 (AUC=0,80) [46], химиотерапию (AUC=0,85) [47], лучевую терапию (AUC=0,75) [48].

Возвращаясь к ревматологическим аспектам радиомики, важно подчеркнуть, что один и тот же КТ-паттерн изменений в легких может иметь в своей основе различные патоморфологические субстраты. Так, симптом «матового стекла» может быть отражением как клеточной инфильтрации интерстиция и частичного заполнения альвеол воспалительным экссудатом, так и фибротического ремоделирования внутридолькового интерстиция. Радиомический анализ КТ позволяет выявить различия, лежащие за пределами разрешающей способности человеческого зрения, и более тонко оценить патоморфологический субстрат изменений. Стратификация риска на основе радиомики с использованием КТ легких обеспечивает дополнительную фенотипическую, клиническую и прогностическую информацию, существенно влияющую на принятие клинических решений, например при системной склеродермии с ИЗЛ [49]. В ретроспективном исследовании 60 случаев системной склеродермии с поражением легких, включавшем оценку прогноза при помощи шкалы GAP (Gender, Age, Physiology), сравнивали радиомическую модель КТ легких и классический визуальный анализ КТ [50]. Эффективность модели была высокой (AUC=0,96) с чувствительностью 84% и специфичностью 89%; выявлена корреляция радиомических признаков и показателей шкалы GAP. В то же время классический визуальный анализ КТ легких показал свою несостоятельность в отношении предсказания риска летальности по шкале GAP.

При изучении взаимосвязи морфологической характеристики и рентгенологических изменений в легких у пациентов с ИЗЛ японские исследователи выявили статистически значимую корреляцию некоторых радиомических переменных с выраженностью воспалительной инфильтрации в биоптатах легочной ткани, а также апробировали модель, обладающую предсказательной ценностью в отношении присутствия в интерстиции клеточного инфильтрата [51]. Эти результаты открывают новые терапевтические возможности аргументированного назначения противовоспалительной терапии (глюкокортикоидов (ГК), микофенолата мофетила и др.) пациентам с преобладанием клеточной инфильтрации в зоне изменений легочной ткани, в отличие от случаев с преимущественно фиброзными изменениями, при которых центральное место в терапии занимают препараты с антифибротической активностью.

Исследователи из Китая, проанализировав истории болезни 416 пациентов с РЗ, получавших ГК, установили, что их эффективность для лечения ИЗЛ не превышала 38,5%. Использование для выявления потенциальных ответчиков на лечение ГК радиомической модели, основанной на 11 БМИ, позволило повысить эффективность лечения до 68,5% [52].

Проанализировав 151 пациента с АНЦА-СВ с поражением легких и антителами к миелопероксидазе, J. Chen

и соавт. [53] разработали высокоэффективную радиомическую модель, позволяющую выявлять случаи с высоким риском рефрактерности к лечению (AUC=0,929). При ГПА некротизирующая гранулема в легких может проявляться вариабельными очагами – от единичных до множественных двусторонних узелков, инфильтратов с формированием полостей [24]. Предполагают, что гранулематозное воспаление предрасполагает к рецидивирующему течению заболевания. В Mayo Clinic (США) на основании анализа КТ легких в дебюте болезни у 49 пациентов с АНЦА-СВ (93% с ГПА) создана модель прогнозирования риска рецидива АНЦА-СВ, учитывающая характеристики легочных очагов, при этом чувствительность модели составила 91%, специфичность 89%, AUC=0,94 [54].

К прогностическим признакам ИЗЛ можно отнести внутригрудную лимфаденопатию. Интересно, что присутствие КТ-признаков лимфаденопатии у пациентов с системной склеродермией существенно повышает риск последующего развития ИЗЛ [55, 56]. В ретроспективном исследовании, включившем 152 пациента с интерстициальным легочным фиброзом, выявление в средостении трех и более увеличенных лимфоузлов ассоциировалось со статистически значимым прогрессированием легочного фиброза (почти в 3 раза) и повышением летальности (более чем в 5 раз) в сравнении с пациентами без лимфаденопатии [57].

Важной проблемой является особый субтип РА, системным проявлением которого является ИЗЛ с прогрессирующим фиброзом легочного интерстиция, характеризующееся тяжелым течением и неблагоприятным прогнозом [23]. Итальянские исследователи на основании ретроспективного анализа 30 пациентов с РА создали прогностическую модель КТ легких, включившую радиомические признаки, связанные как с летальностью (повышение риска смерти более чем в 9 раз), так и с выживаемостью (снижение риска смерти от 58 до 80% в зависимости от набора признаков) [58]. В другом исследовании, включавшем 177 пациентов с РА и ИЗЛ, комбинированная модель включала радиомические признаки и уровень в сыворотке крови гликопротеина Krebs von den Lungen-6 (KL-6), характеризующегося высокой чувствительностью и специфичностью при идиопатическом легочном фиброзе. Предсказательная точность радиомической модели для определения стадии поражения легких, ориентированной на шкалу GAP, в когорте валидации достигла высокого результата (AUC=0,901), а включение уровня KL-6 в комбинированную модель еще в большей степени повысило ее эффективность (AUC=0,948 и AUC=0,923 в когорте обучения и валидации соответственно) [59].

Дерматомиозит, ассоциированный с антителами к MDA5 (melanoma differentiation-associated protein 5), как правило, сопровождается быстро прогрессирующим ИЗЛ и характеризуется неблагоприятным прогнозом. Исследователи двух китайских центров в предиктивную комбинированную модель дерматомиозита с антителами к MDA5 включили наличие зон повышенной плотности легочной ткани по типу консолидации на КТ, инфекционных осложнений и уровень лактатдегидрогеназы в сыворотке крови. Была получена высоко эффективная модель выявления пациентов с высоким риском быстропрогрессирующего ИЗЛ (AUC=0,882 и AUC=0,916 для двух когорт валидации), причем летальность в группах высокого риска была в 4,1 и 7,5 раза выше летальности в группах низкого риска [60]. В другом исследовании, включившем 103 пациента с дерматомиозитом, ассоциированным с антителами к MDA5, модель для выявления риска прогрессирующего поражения легочного интерстиция, основанная на двух клинических (одышка и длительность заболевания) и трех радиомических признаках, также продемонстрировала высокую эффективность (для тренировочной когорты AUC=0,994; для тестовой AUC=0,89; чувствительность – 96,6% и 81,2%, специфичность – 97% и 100% соответственно) [61].

Изучается значение радиомики в качестве прогностического метода при саркоидозе. Так, S.M. Ryan и соавт. [62] выявили статистически значимую корреляцию радиомических признаков с показателями легочной функции и стадией саркоидоза легких и внутригрудных лимфоузлов по Скаддингу. Диагностика саркоидоза может становиться сложной задачей, поскольку, помимо типичной рентгенологической картины (двусторонняя симметричная мелкоочаговая диссеминация и симметричная бронхопульмональная лимфаденопатия), саркоидоз порой проявляется крупными очагами, участками «матового стекла» и консолидации, более редко – с формированием полостей или многослойных толстостенных кистозных структур по типу «сотового легкого» [63, 64]. Бельгийская группа исследователей на основании анализа ПЭТ-КТ с 18-ФДГ продемонстрировала высокую производительность комбинированных моделей, объединяющих радиомику и клинические характеристики, для дифференциальной диагностики саркоидоза и лимфопролиферативных заболеваний (AUC=0,8) [34].

Радиомика сердца

Саркоидоз сердца без экстракардиальных гранулематозных очагов является редким и трудным для диагностики заболеванием. Даже при использовании ПЭТ-КТ с 18-ФДГ у каждого четвертого пациента не удается установить прижизненный диагноз [65]. МРТ сердца с контрастированием гадолинием при саркоидозе сердца может рассматриваться лишь как дополнительное исследование для уточнения прогрессирования фиброза при длительном течении заболевания. При исследовании 40 пациентов с изолированным саркоидозом сердца продемонстрирована высокая эффективность комбинированной радиомической модели, включавшей пять признаков ПЭТ-КТ с 18-ФДГ и 11 признаков МРТ (AUC=0,98) [66].

В исследовании БМИ МРТ сердца у пациентов с гипертрофической кардиомиопатией на основании анализа 850 показателей был выделен фенотип амилоидоза сердца (AUC=0,753), что позволяет прогнозировать его вероятность до выполнения биопсии [67].

Перспективным направлением может стать применение радиомических показателей в качестве инструмента персонификации сердечно-сосудистого риска при атеросклерозе сосудов. Анализ БМИ УЗИ низкоэхогенных бляшек сонных артерий позволил выявить группу риска развития коронарной болезни сердца у лиц без нарушений углеводного обмена (AUC=0,690–0,783), а также нарушений мозгового кровообращения у пациентов с сахарным диабетом (AUC=0,556–0,688) [68].

Радиомика аорты и крупных артерий

К наиболее тяжелой патологии крупных сосудов относят острое расслоение аорты, смертность от которого может достигать 50%, если не будет оказана помощь

в течение 48 часов [69]. Помимо таких наиболее значимых факторов, как артериальная гипертензия и атеросклероз, расслоение аорты может быть вызвано аортитом при СВ и других заболеваниях [70]. В настоящее время диагностика острого расслоения аорты основана в первую очередь на результатах КТ-ангиографии с контрастным усилением [71], вместе с тем во многих случаях присутствуют противопоказания для использования контраста в связи с тяжестью состояния пациента или аллергией на контрастные вещества. Группой авторов из Китая исследованы возможности радиомики в диагностике острого расслоения аорты с использованием бесконтрастной КТ, при этом обученная эффективная модель выявления флотации интимы в просвете аорты достигла значения AUC=0,952, чувствительность и специфичность модели составили 94,1% и 84,6% соответственно. Параллельная оценка двумя опытными радиологами была менее эффективна (AUC=0,879 и AUC=0,894) [72]. В многоцентровом исследовании, включавшем 378 пациентов с острым расслоением грудной аорты, радиомическая модель с использованием КТ без контрастного усиления показала высокую эффективность для прогнозирования расслоения аорты (AUC=0,90), при этом показатели точности, чувствительности, специфичности, положительной прогностической ценности и отрицательной прогностической ценности составили 90,5%, 85,7%, 91,7%, 70,6% и 96,5% соответственно [73].

Перспективным может оказаться применение радиомики в прогнозировании таких грозных осложнений, как разрыв аневризмы аорты. Известно, что при увеличении диаметра аневризмы риск ее разрыва увеличивается, всем пациентам с диаметром восходящей аорты 55 мм показано хирургическое вмешательство. В то же время аневризмы меньшего диаметра также могут быть подвержены разрыву. В результате анализа результатов КТ-ангиографии и образцов стенки аорты у 25 пациентов, оперированных по поводу аневризмы восходящей аорты, была создана математическая модель, учитывающая форму аорты и изменения ее стенки, разработан алгоритм предсказания риска разрыва аневризмы аорты [74].

В Mayo Clinic (США) на основании анализа результатов КТ-ангиографии у 80 пациентов с аневризмой брюшной аорты созданы высокоэффективные радиомические модели (AUC=0,93), учитывающие внутрипросветную гемодинамику и морфологические данные, позволяющие точно выявлять 82% быстрорастущих и 90,7% медленнорастущих аневризм брюшной аорты [75]. Кроме того, анализ структуры внутрипросветного тромба также позволял прогнозировать рост аневризмы брюшного отдела аорты [76]. В другой радиомической модели с использованием КТ-ангиографии для оценки риска разрыва аневризмы брюшной аорты учитывали скорость увеличения диаметра аневризмы и площадь просвета [77].

Вызывают интерес исследования, посвященные применению бесконтрастной КТ в диагностике острого аортального синдрома, включающего в себя, помимо острого расслоения аорты, интрамуральную гематому, пенетрирующую язву аорты и ограниченный разрыв аорты [78]. Острый аортальный синдром часто сопровождается неспецифическими клиническими симптомами, специфические биомаркеры его отсутствуют, вместе с тем очень важна его быстрая диагностика и выбор тактики ведения для улучшения крайне неблагоприятного прогноза [79]. В ряде случаев КТ без контрастного усиления – более доступное исследование, особенно в условиях приемного отделения стационара, но при анализе результатов КТ без контрастного усиления даже опытный радиолог может испытывать затруднения в диагностике острого аортального синдрома. Применение методов радиомики дает многообещающие результаты. Так, модели, разработанные Z. Ma и соавт. [78], достигли значений AUC=0,928–0.997, при использовании модели экспертами-радиологами точность диагностики острого аортального синдрома достигла 1,00 (0,989–1,00), диагноз был установлен правильно в 89 из 95 случаев, еще в 6 случаях был заподозрен.

Определенные перспективы открывает работа, выполненная исследователями из Германии, в которой на основе 4D-фазово-контрастной МРТ была разработана радиомическая модель для определения количественных характеристик потока крови в аорте [80]. В дальнейшем это может способствовать развитию неинвазивной диагностики гемодинамических нарушений, возникающих в просвете аорты при различных заболеваниях, в том числе при аортите или атипичной коарктации аорты при СВ.

Методы визуализации при СВ крупных сосудов могут помочь в оценке эффективности терапии, выявляя динамические изменения с вовлечением в патологический процесс новых сосудистых бассейнов [81]. Одним из методов оценки степени активности воспаления стенки сосуда является ПЭТ-КТ с 18-ФДГ, поскольку в воспаленной стенке сосуда отмечается повышенная гликолитическая активность. L. Duff и соавт. [82] изучали методы радиомики для выявления активности аортита с использованием ПЭТ-КТ с 18-ФДГ. Разработанные ими модели имели высокую точность, значения AUC варьировали от 0,83 до 0,97. В результате дальнейшего совершенствования данной модели на группе из 100 пациентов было разработано несколько других высокоэффективных диагностических моделей с диапазоном AUC от 0,8 до 0,98 [83].

В настоящее время радиомические методы диагностики поражения ветвей аорты при РЗ отсутствуют. Однако в основу таких моделей могут быть положены исследования атеросклеротического поражения ветвей дуги аорты, при котором также наблюдаются артериальные стенозы и возникает риск развития острого нарушения мозгового кровообращения (ОНМК) и транзиторных ишемических атак (ТИА). Радиомические исследования поражения сонных артерий в первую очередь направлены на выделение морфологически стабильных и нестабильных бляшек, прогнозирование риска ОНМК и ТИА [84, 85]. Так, E.P.V. Le и соавт. [86] использовали методы радиомики для анализа трехмерного изображения сонных артерий по данным КТ с оценкой степени кальцификации атеросклеротических бляшек в сонных артериях и разработали высокоэффективную модель для стратификации риска развития ОНМК/ТИА (AUC=0,95), кроме того, данная модель достаточно эффективно определяла каротидный индекс кальцификации (AUC=0,71). В двух других исследованиях, изучавших структуру атеросклеротических бляшек брахиоцефальных сосудов по данным КТ-ангиографии, радиомические модели также продемонстрировали высокую эффективность в выявлении бляшек, ассоциирующихся с развитием ТИА или ОНМК, с диапазоном AUC от 0,818 до 0,952 в одном исследовании [87] и AUC=0,858 во втором [88]. Анализ БМИ МРТ каротидных артерий позволил создать модель, приближающуюся к 100%-й производительности (AUC=0,988), для выявления

пациентов с нестабильными атеросклеротическими бляшками, характеризующимися микрокровоизлияниями в липидное ядро [89]

Методы радиомики могут быть эффективны в прогнозировании ТИА у пациентов с гемодинамически незначимыми стенозами сонных артерий. Так, представлена радиомическая модель на основании КТ, прогнозирующая риск ТИА у пациентов со стенозом внутренней сонной артерии 30–50% (AUC=0,879) [90].

Развитие ишемического инсульта коррелирует не только со степенью стеноза брахиоцефальных сосудов, но и с воспалительным процессом в стенке сонных артерий и комплексным взаимодействием между сосудистой стенкой и периваскулярной тканью при прогрессировании атеросклероза. Влияние этого процесса на риск развития ОНМК изучалось рядом групп авторов. В исследовании C. Chen и соавт. [91] было продемонстрировано преимущество модели, учитывающей не только степень стеноза сонной артерии, но и объем периваскулярной клетчатки по данным КТ с контрастированием (AUC=0,883), в сравнении с традиционной моделью, оценивающей только степень стеноза (AUC=0,840). Сходные данные представили другие авторы на модели комбинированной оценки состояния стенки сонных артерий и окружающих тканей с использованием КТ (AUC=0,837) [92].

Значительный вклад в развитие ишемического инсульта вносят нестабильные атеросклеротические бляшки, при этом одним из маркеров их нестабильности является неоваскуляризация. D. Shan и соавт. [93] оценивали неоваскуляризацию бляшек в сонных артериях по результатам КТ и УЗИ с контрастным усилением, наиболее эффективная радиомическая модель выявления неоваскуляризации имела AUC=0,93. В другом исследовании на основании предоперационных КТ-ангиографии и ПЭТ-КТ проводили текстурный анализ степени неоваскуляризации атеросклеротических бляшек в сонных артериях; полученные результаты сравнивали с данными гистологического и иммуногистохимического исследования оперированных сосудов. Данный подход позволил создать высокоэффективную модель расчета риска ОНМК (AUC=0,92) [94]. S. Cilla и соавт. [95] для своей модели, основанной на данных КТ, выделили 230 радиомических признаков, характеризующих стабильные и нестабильные бляшки в сонных артериях. Обученная модель эффективно различала виды бляшек, AUC при определении стабильных бляшек составила 0,92, при определении нестабильных бляшек – 0,96.

Внедрение радиомики в инструментальную диагностику воспаления стенки аорты и ее ветвей позволит усовершенствовать дифференциальную диагностику, эффективно обрабатывать большое количество данных и автоматизировать клиническое применение методов визуализации [96].

Радиомика молочной железы

Радиомика нашла применение в диагностике заболеваний молочных желез (МЖ), прежде всего как способ эффективной диагностики злокачественных новообразований. Актуальность этой области для ревматологии обусловлена преобладанием в популяции больных РЗ женщин и риском развития новообразований на фоне лечения цитостатиками и генно-инженерными биологическими препаратами.

Анализ БМИ УЗИ МЖ может быть использован для дифференциальной диагностики злокачественных образований, определения стадии рака, предсказания эффективности неоадъювантной терапии [97]. В ретроспективном исследовании, включившем 1000 пациенток с узлами в МЖ (у 50% – злокачественными), модель, включившая 8 признаков по данным УЗИ, показала высокую эффективность (AUC=0.979 и AUC=0.977 на обучающей и тестовой выборках соответственно; p=0,0029) [98]. Предсказательные модели параметров экспрессии протоковой карциномы *in situ* показали следующие значения AUC для обучающей/тестовой выборок: ER – 0,94/0,84; PR – 0,90/0,78; HER2 – 0,94/0,74; Ki67 – 0,95/0,86; p16 – 0,96/0,78, p53 – 0,95/0,74 соответственно [99].

Интересные возможности открывают комбинированные радиомические модели. Так, комбинированная модель трижды негативного рака МЖ, включавшая БМИ УЗИ и клинические показатели, показала большую эффективность по сравнению с моделью, основанной исключительно на радиомических признаках (AUC 0,71 и 0,64 соответственно; p=0,004) [100]. Использование для дифференциальной диагностики злокачественных новообразований МЖ мультимодального подхода с включением в радиомическую модель УЗИ, МРТ и маммографии позволило достичь AUC=0,947 [101].

Заключение

Таким образом, цифровые биомаркеры могут рассматриваться как альтернатива или дополнение к экспертным оценкам в лучевой диагностике. Внедрение когнитивных радиомических моделей в медицинскую практику должно способствовать высокой точности диагностики, превосходящей стандартные возможности с участием оператора (человека), эффективному выявлению редких заболеваний, точной оценке прогноза и персонифицированному выбору лечения. Дополнительное преимущество радиомики заключается в экономической эффективности; за счет автоматизации анализа медицинских изображений происходит повышение пропускной способности, достигается компромисс между дозой облучения и качеством снимка.

К актуальным проблемам внедрения радиомики наряду с высокой сложностью обработки данных, вероятностью технических ошибок, трудоемкостью определения областей интереса для сегментации изображений и необходимостью стандартизации на всех этапах рабочего процесса относится сложность проверки моделей на нескольких площадках с использованием реальных гетерогенных наборов данных, в том числе обусловленная малой доступностью необработанных данных.

Декларированная в 2021 г. концепция метавселенной, киберпространства, включающего виртуальную реальность и дополненную реальность, способна придать медицине новые импульсы развития на основе искусственного интеллекта [102]. Метавселенная «медицинских технологий и искусственного интеллекта» MeTAI (Medical Technology and Artificial Intelligence), может быть использована для обмена необработанными данными, виртуального сравнительного сканирования, расширения научных представлений и совершенствования медицинской практики,

в первую очередь диагностики с использованием методов визуализации и лечения [103].

Одно из возможных приложений MeTAI предполагает внедрение широкого анализа необработанных данных [103]. MeTAI способна решить такую важную проблему для исследований в ревматологии, как малая доступность необработанных данных КТ или МРТ, открывая возможность увеличения числа виртуальных необработанных данных и облегчая их распространение. Благодаря использованию значительных объемов необработанных данных КТ и других методов визуализации могут открываться возможности создания точных моделей РЗ с использованием полученных алгоритмов для планирования лечения конкретных пациентов.

Дальнейшее развитие радиомики связано с совершенствованием стандартизации протоколов формирования изображений, воспроизводимости и сопоставимости между различными радиомическими исследованиями. Значительный прогресс в диагностике и лечении РЗ может быть обеспечен интеграцией радиомики и омиксных технологий (мульти-омиксные исследования) [104] для комплексной характеристики вариантов РЗ. Новая эра, в которой MeTAI открывает широкие перспективы для прогресса в ревматологии и других областях медицины, несомненно, потребует комплексного решения новых проблем, технических, юридических и этических [103].

Прозрачность исследования

Исследование не имело спонсорской поддержки. Авторы несут полную ответственность за предоставление окончательной версии рукописи в печать.

Декларация о финансовых и других взаимоотношениях

Все авторы принимали участие в разработке концепции статьи и в написании рукописи. Окончательная версия рукописи была одобрена всеми авторами. Авторы не получали гонорар за статью.

ЛИТЕРАТУРА / REFERENCES

1. Kumar V, Gu Y, Basu S, Berglund A, Eschrich SA, Schabath MB, et al. Radiomics: The process and the challenges. *Magn Reson Imaging.* 2012;30(9):1234-1248. doi: 10.1016/j.mri.2012.06.010
2. Lambin P, Leijenaar RTH, Deist TM, Peerlings J, de Jong EEC, van Timmeren J, et al. Radiomics: The bridge between medical imaging and personalized medicine. *Nat Rev Clin Oncol.* 2017;14(12):749-762. doi: 10.1038/nrclinonc.2017.141
3. Lubner MG, Smith AD, Sandrasegaran K, Sahani DV, Pickhardt PJ. CT texture analysis: Definitions, applications, biologic correlates, and challenges. *Radiographics.* 2017;37(5):1483-1503. doi: 10.1148/rg.2017170056
4. Shiri I, Salimi Y, Pakbin M, Hajianfar G, Avval AH, Sanaat A, et al. COVID-19 prognostic modeling using CT radiomic features and machine learning algorithms: Analysis of a multi-institutional dataset of 14,339 patients. *Comput Biol Med.* 2022;145:105467. doi: 10.1016/j.compbiomed.2022.105467
5. Song J, Yin Y, Wang H, Chang Z, Liu Z, Cui L. A review of original articles published in the emerging field of radiomics. *Eur J Radiol.* 2020;127:108991. doi: 10.1016/j.ejrad.2020.108991
6. Verma V, Simone CB 2nd, Krishnan S, Lin SH, Yang J, Hahn SM. The rise of radiomics and implications for oncologic management. *J Natl Cancer Inst.* 2017;109(7). doi: 10.1093/jnci/djx055
7. Liu Z, Wang S, Dong D, Wei J, Fang C, Zhou X, et al. The applications of radiomics in precision diagnosis and treatment of oncology: Opportunities and challenges. *Theranostics.* 2019;9(5):1303-1322. doi: 10.7150/thno.30309
8. Galloway MM. Texture analysis using gray level run lengths. *Comp Graphics Image Process.* 1975;4(2):172-179. doi: 10.1016/S0146-664X(75)80008-6
9. Kaizer H. A quantification of textures on aerial photographs. Tech Note. *Boston University Research Lab.* 1955;121:69484.
10. Hall EL, Kruger RP, Dwyer SJ, Hall DL, Mclaren RW, Lodwick GS. A survey of preprocessing and feature extraction techniques for radiographic images. *IEEE Transact Comp.* 1971;C-20(9):1032-1044. doi: 10.1109/T-C.1971.223399
11. Shur JD, Doran SJ, Kumar S, Ap Dafydd D, Downey K, O'Connor JPB, et al. Radiomics in oncology: A practical guide. *Radiographics.* 2021;41(6):1717-1732. doi: 10.1148/rg.2021210037
12. Lambin P, Rios-Velazquez E, Leijenaar R, Carvalho S, van Stiphout RG, Granton P, et al. Radiomics: Extracting more information from medical images using advanced feature analysis. *Eur J Cancer.* 2012;48(4):441-446. doi: 10.1016/j.ejca.2011.11.036
13. Yang B, Guo L, Lu G, Shan W, Duan L, Duan S. Radiomic signature: A non-invasive biomarker for discriminating invasive and non-invasive cases of lung adenocarcinoma. *Cancer Manag Res.* 2019;11:7825-7834. doi: 10.2147/CMAR.S217887
14. Литвин АА, Буркин ДА, Кропинов АА, Парамзин ФН. Радиомика и анализ текстур цифровых изображений в онкологии (обзор). *Современные технологии в медицине.* 2021;13(2):97-106. [Litvin AA, Burkin DA, Kropinov AA, Paramzin FN. Radiomics and digital image texture analysis in oncology (review). *Modern Technologies in Medicine.* 2021;13(2):97-106. (In Russ.)]. doi: 10.17691/stm2021.13.2.11
15. Ye L, Miao S, Xiao Q, Liu Y, Tang H, Li B, et al. A predictive clinical-radiomics nomogram for diagnosing of axial spondyloarthritis using MRI and clinical risk factors. *Rheumatology (Oxford).* 2022;61(4):1440-1447. doi: 10.1093/rheumatology/keab542
16. Shi Z, Yang Z, Su D, Cheng J, Shi Z, Wang M, et al. Prediction of the activity of early ankylosing spondylitis using radiomics texture analysis on short tau inversion recovery (STIR). *Clin Exp Rheumatol.* 2024;42(7):1427-1434. doi: 10.55563/clinexprheumatol/99pc16
17. Jiang T, Lau SH, Zhang J, Chan LC, Wang W, Chan PK, et al. Radiomics signature of osteoarthritis: Current status and perspective. *J Orthop Translat.* 2024;45:100-106. doi: 10.1016/j.jot.2023.10.003
18. Davey MS, Davey MG, Kenny P, Gheiti AJC. The use of radiomic analysis of magnetic resonance imaging findings in predicting features of early osteoarthritis of the knee – A systematic review and meta-analysis. *Irish J Med Sci.* 2024;193(5):2525-2530. doi: 10.1007/s11845-024-03714-5
19. Zhang L, Chen Z, Feng L, Guo L, Liu D, Hai J, et al. Preliminary study on the application of renal ultrasonography radiomics in the classification of glomerulopathy. *BMC Med Imaging.* 2021;21(1):115. doi: 10.1186/s12880-021-00647-8
20. Qin X, Xia L, Zhu C, Hu X, Xiao W, Xie X, et al. Noninvasive evaluation of lupus nephritis activity using a radiomics machine learning model based on ultrasound. *J Inflamm Res.* 2023;16:433-441. doi: 10.2147/JIR.S398399
21. Choi YH, Kim JE, Lee RW, Kim B, Shin HC, Choe M, et al. Histopathological correlations of CT-based radiomics imaging biomarkers in native kidney biopsy. *BMC Med Imaging.* 2024;24(1):256. doi: 10.1186/s12880-024-01434-x
22. Venerito V, Manfredi A, Lopalco G, Lavista M, Cassone G, Scardapane A, et al. Radiomics to predict the mortality of patients with rheumatoid arthritis-associated interstitial lung disease: A proof-of-concept study. *Front Med (Lausanne).* 2023;9:1069486. doi: 10.3389/fmed.2022.1069486
23. Насонов ЕЛ, Ананьева ЛП, Авдеев СН. Интерстициальные заболевания легких при ревматоидном артрите: мультидисциплинарная проблема ревматологии и пульмонологии. *Научно-практическая ревматология.* 2022;60(6):517-534. [Nasonov EL, Ananyeva LP, Avdeev SN. Interstitial lung disease in rheumatoid

arthritis: A multidisciplinary problem in rheumatology and pulmonology. *Nauchno-Prakticheskaya Revmatologia = Rheumatology Science and Practice.* 2022;60(6):1 (In Russ.)]. doi: 10.47360/1995-4484-2022-1
24. Mohammad AJ, Mortensen KH, Babar J, Smith R, Jones RB, Nakagomi D, et al. Pulmonary involvement in antineutrophil cytoplasmic antibodies (ANCA)-associated vasculitis: The influence of ANCA subtype. *J Rheumatol.* 2017;44(10):1458-1467. doi: 10.3899/jrheum.161224
25. Акулкина ЛА, Бровко МЮ, Шоломова ВИ, Янакаева АШ, Буланов НМ, Новиков ПИ, и др. АНЦА-ассоциированные интерстициальные заболевания легких: актуальные вопросы диагностики и лечения. *Клиническая фармакология и терапия*. 2019;28(4):76-82. [Akulkina LA, Brovko MU, Sholomova VI, Yanakaeva AJ, Bulanov NM, Novikov PI, et al. Diagnosis and treatment of ANCA-associated interstitial lung disease. *Clinical Pharmacology and Therapy*. 2019;28(4):76-82 (In Russ.)]. doi: 10.32756/0869-5490-2019-4-76-82
26. Бекетова ТВ. Гранулематоз с полиангиитом, патогенетически связанный с антинейтрофильными цитоплазматическими антителами: особенности клинического течения. *Научно-практическая ревматология*. 2012;50(6):19-28. [Beketova TV. Granulomatosis with polyangiitis, which is pathogenetically associated with antineutrophil cytoplasmic antibodies: Clinical features. *Nauchno-Prakticheskaya Revmatologia = Rheumatology Science and Practice*. 2012;50(6):19-28 (In Russ.)]. doi: 10.14412/1995-4484-2012-1288
27. Бекетова ТВ. Микроскопический полиангиит, ассоциированный с антинейтрофильными цитоплазматическими антителами: особенности клинического течения. *Терапевтический архив*. 2015;87(5):33-46. [Beketova TV. Microscopic polyangiitis associated with antineutrophil cytoplasmic antibodies: Clinical features. *Terapevticheskii arkhiv*. 2015;87(5):33-46 (In Russ.)]. doi: 10.17116/terarkh201587533-46
28. Ronneberger O, Fischer P. Brox T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. *arXiv*. 2015;1505.04597 doi: 10.1007/978-3-319-24574-4_28
29. Davnall F, Yip CS, Ljungqvist G, Selmi M, Ng F, Sanghera B, et al. Assessment of tumor heterogeneity: An emerging imaging tool for clinical practice? *Insights Imag.* 2012;3(6):573-589. doi: 10.1007/s13244-012-0196-6
30. O'Brien H, Williams MC, Rajani R, Niederer S. Radiomics and machine learning for detecting scar tissue on CT delayed enhancement imaging. *Front Cardiovasc Med*. 2022;9:847825. doi: 10.3389/fcvm.2022.847825
31. Shi L, Sheng M, Wei Z, Liu L, Zhao J. CT-based radiomics predicts the malignancy of pulmonary nodules: A systematic review and meta-analysis. *Acad Radiol*. 2023;30(12):3064-3075. doi: 10.1016/j.acra.2023.05.026
32. Shang H, Li J, Jiao T, Fang C, Li K, Yin D, et al. Differentiation of lung metastases originated from different primary tumors using radiomics features based on CT imaging. *Acad Radiol.* 2023;30(1):40-46. doi: 10.1016/j.acra.2022.04.008
33. Qi J, Deng Z, Sun G, Qian S, Liu L, Xu B. One-step algorithm for fast-track localization and multi-category classification of histological subtypes in lung cancer. *Eur J Radiol.* 2022;154:110443. doi: 10.1016/j.ejrad.2022.110443
34. Lovinfosse P, Ferreira M, Withofs N, Jadoul A, Derwael C, Frix AN, et al. Distinction of lymphoma from sarcoidosis on ^{18}F-FDG PET/CT: Evaluation of radiomics-feature-guided machine learning versus human reader performance. *J Nucl Med*. 2022;63(12):1933-1940. doi: 10.2967/jnumed.121.263598
35. Li T, Gan T, Wang J, Long Y, Zhang K, Liao M. Application of CT radiomics in brain metastasis of lung cancer: A systematic review and meta-analysis. *Clin Imaging.* 2024;114:110275. doi: 10.1016/j.clinimag.2024.110275
36. 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):466-476. doi: 10.1111/1759-7714.15216
37. 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. doi: 10.7717/peerj.14127
38. 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):6497-6507. doi: 10.1007/s00330-020-07024-z
39. Cui EN, Yu T, Shang SJ, Wang XY, Jin YL, Dong Y, et al. Radiomics model for distinguishing tuberculosis and lung cancer on computed tomography scans. *World J Clin Cases.* 2020;8(21):5203-5212. doi: 10.12998/wjcc.v8.i21.5203
40. 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):3395-3408. doi: 10.1007/s00432-022-04256-y
41. Yao W, Liao Y, Li X, Zhang F, Zhang H, Hu B, et al. Noninvasive method for predicting the expression of Ki67 and prognosis in non-small-cell lung cancer patients: Radiomics. *J Healthc Eng.* 2022;2022:7761589. doi: 10.1155/2022/7761589
42. Felfli M, Liu Y, Zerka F, Voyton C, Thinnes A, Jacques S, et al. Systematic review, meta-analysis and radiomics quality score assessment of CT radiomics-based models predicting tumor EGFR mutation status in patients with non-small-cell lung cancer. *Int J Mol Sci.* 2023;24(14):11433. doi: 10.3390/ijms241411433
43. Chen M, Copley SJ, Viola P, Lu H, Aboagye EO. Radiomics and artificial intelligence for precision medicine in lung cancer treatment. *Semin Cancer Biol.* 2023;93:97-113. doi: 10.1016/j.semcancer.2023.05.004
44. Hao P, Deng BY, Huang CT, Xu J, Zhou F, Liu ZX, et al. Predicting anaplastic lymphoma kinase rearrangement status in patients with non-small cell lung cancer using a machine learning algorithm that combines clinical features and CT images. *Front Oncol.* 2022;12:994285. doi: 10.3389/fonc.2022.994285
45. Shao J, Ma J, Zhang S, Li J, Dai H, Liang S, et al. Radiogenomic system for non-invasive identification of multiple actionable mutations and PD-L1 expression in non-small cell lung cancer based on CT images. *Cancers (Basel).* 2022;14(19):4823. doi: 10.3390/cancers14194823
46. Zhu ZC, Chen MJ, Song L, Wang JH, Hu G, Han W, et al. [CT-based weighted radiomic score predicts tumor response to immunotherapy in non-small cell lung cancer]. *Zhongguo Yi Xue Ke Xue Yuan Xue Bao.* 2023;45(5):794-802 (In Chinese). doi: 10.3881/j.issn.1000-503X.15705
47. Chang R, Qi S, Zuo Y, Yue Y, Zhang X, Guan Y, et al. Predicting chemotherapy response in non-small-cell lung cancer *via* computed tomography radiomic features: Peritumoral, intratumoral, or combined? *Front Oncol.* 2022;12:915835. doi: 10.3389/fonc.2022.915835
48. Luo T, Yan M, Zhou M, Dekker A, Appelt AL, Ji Y, et al. Improved prognostication of overall survival after radiotherapy in lung cancer patients by an interpretable machine learning model integrating lung and tumor radiomics and clinical parameters. *Radiol Med.* 2024 Nov 14. doi: 10.1007/s11547-024-01919-3
49. Schniering J, Maciukiewicz M, Gabrys HS, Brunner M, Blüthgen C, Meier C, et al. Computed tomography-based radiomics decodes prognostic and molecular differences in interstitial lung disease related to systemic sclerosis. *Eur Respir J.* 2022;59(5):2004503. doi: 10.1183/13993003.04503-2020
50. Martini K, Baessler B, Bogowicz M, Blüthgen C, Mannil M, Tanadini-Lang S, et al. Applicability of radiomics in interstitial lung disease associated with systemic sclerosis: Proof of concept. *Eur Radiol.* 2021;31(4):1987-1998. doi: 10.1007/s00330-020-07293-8
51. Haga A, Iwasawa T, Misumi T, Okudela K, Oda T, Kitamura H, et al. Correlation of CT-based radiomics analysis with pathological cellular infiltration in fibrosing interstitial lung diseases. *Jpn J Radiol.* 2024;42(10):1157-1167. doi: 10.1007/s11604-024-01607-2

52. Feng DY, Zhou YQ, Xing YF, Li CF, Lv Q, Dong J, et al. Selection of glucocorticoid-sensitive patients in interstitial lung disease secondary to connective tissue diseases population by radiomics. *Ther Clin Risk Manag*. 2018;14:1975-1986. doi: 10.2147/TCRM.S181043
53. Chen J, Meng T, Xu J, Ooi JD, Eggenhuizen PJ, Liu W, et al. Development of a radiomics nomogram to predict the treatment resistance of Chinese MPO-AAV patients with lung involvement: A two-center study. *Front Immunol.* 2023;14:1084299. doi: 10.3389/fimmu.2023.1084299
54. Falde S, Specks U, Bartholmai BJ, Rajagopalan S, Cartin-Ceba R, Peikert T. Predicting disease relapse in ANCA associated vasculitis with radiomics. *Am J Respir Crit Care Med*. 2024;209:A4502. doi: 10.1164/ajrccm-conference.2024.209.1_MeetingAbstracts.A4502
55. Renaud A, Pautre R, Morla O, Achille A, Durant C, Espitia O, et al. Thoracic lymphadenopathies in diffuse systemic sclerosis: An observational study on 48 patients using computed tomography. *BMC Pulm Med*. 2022;22(1):44. doi: 10.1186/s12890-022-01837-y
56. Rotondo C, Urso L, Praino E, Cacciapaglia F, Corrado A, Cantatore FP, et al. Thoracic lymphadenopathy as possible predictor of the onset of interstitial lung disease in systemic sclerosis patients without lung involvement at baseline visit: A retrospective analysis. *J Scleroderma Relat Disord*. 2020;5(3):210-218. doi: 10.1177/2397198320923545
57. Sgalla G, Larici AR, Golfi N, Calvello M, Farchione A, Del Ciello A, et al. Mediastinal lymph node enlargement in idiopathic pulmonary fibrosis: Relationships with disease progression and pulmonary function trends. *BMC Pulm Med*. 2020;20(1):249. doi: 10.1186/s12890-020-01289-2
58. Venerito V, Manfredi A, Lopalco G, Lavista M, Cassone G, Scardapane A, et al. Radiomics to predict the mortality of patients with rheumatoid arthritis-associated interstitial lung disease: A proof-of-concept study. *Front Med (Lausanne)*. 2023;9:1069486. doi: 10.3389/fmed.2022.1069486
59. Han N, Guo Z, Zhu D, Zhang Y, Qin Y, Li G, et al. A nomogram model combining computed tomography-based radiomics and Krebs von den Lungen-6 for identifying low-risk rheumatoid arthritis-associated interstitial lung disease. *Front Immunol*. 2024;15:1417156. doi: 10.3389/fimmu.2024.1417156
60. He W, Cui B, Chu Z, Chen X, Liu J, Pang X, et al. Radiomics based on HRCT can predict RP-ILD and mortality in anti-MDA5+dermatomyositis patients: A multi-center retrospective study. *Respir Res*. 2024;25(1):252. doi: 10.1186/s12931-024-02843-w
61. Li Y, Deng W, Zhou Y, Luo Y, Wu Y, Wen J, et al. A nomogram based on clinical factors and CT radiomics for predicting anti-MDA5+ DM complicated by RP-ILD. *Rheumatology (Oxford)*. 2024;63(3):809-816. doi: 10.1093/rheumatology/kead263
62. Ryan SM, Fingerlin TE, Mroz M, Barkes B, Hamzeh N, Maier LA, et al. Radiomic measures from chest high-resolution computed tomography associated with lung function in sarcoidosis. *Eur Respir J*. 2019;54(2):1900371. doi: 10.1183/13993003.00371-2019
63. Węcławek M, Ziora D, Jastrzębski D. Imaging methods for pulmonary sarcoidosis. *Adv Respir Med*. 2020;88(1):18-27. doi: 10.5603/ARM.2020.0074
64. Shaikh F, Abtin FG, Lau R, Saggar R, Belperio JA, Lynch JP 3rd. Radiographic and histopathologic features in sarcoidosis: A pictorial display. *Semin Respir Crit Care Med*. 2020;41(5):758-784. doi: 10.1055/s-0040-1712534
65. Osborne MT, Hulten EA, Murthy VL, Skali H, Taqueti VR, Dorbala S, et al. Patient preparation for cardiac fluorine-18 fluorodeoxyglucose positron emission tomography imaging of inflammation. *J Nucl Cardiol*. 2017;24(1):86-99. doi: 10.1007/s12350-016-0502-7
66. Mushari NA, Soultanidis G, Duff L, Trivieri MG, Fayad ZA, Robson P, et al. An assessment of PET and CMR radiomic features for the detection of cardiac sarcoidosis. *Front Nucl Med*. 2024;4:1324698. doi: 10.3389/fnume.2024.1324698
67. Antonopoulos AS, Boutsikou M, Simantiris S, Angelopoulos A, Lazaros G, Panagiotopoulos I, et al. Machine learning of native T1 mapping radiomics for classification of hypertrophic cardiomyopathy phenotypes. *Sci Rep*. 2021;11(1):23596. doi: 10.1038/s41598-021-02971-z
68. Chen Q, Li H, Xie W, Abudukeremu A, Wen K, Liu W, et al. Lipid-related radiomics of low-echo carotid plaques is associated with diabetic stroke and non-diabetic coronary heart disease. *Int J Cardiovasc Imaging*. 2025;41(1):123-136. doi: 10.1007/s10554-024-03296-4
69. Imamura H, Sekiguchi Y, Iwashita T, Dohgomori H, Mochizuki K, Aizawa K, et al. Painless acute aortic dissection. Diagnostic, prognostic and clinical implications. *Circ J*. 2011;75(1):59-66. doi: 10.1253/circj.cj-10-0183
70. Boileau A, Lindsay M, Michel JB, Devaux Y. Epigenetics in ascending thoracic aortic aneurysm and dissection. *AORTA*. 2018;06(01):1-12. doi: 10.1055/s-0038-1639610
71. Nienaber CA, Clough RE. Management of acute aortic dissection. *The Lancet*. 2015;385(9970):800-811. doi: 10.1016/S0140-6736(14)61005-9
72. Zhou Z, Yang J, Wang S, Li W, Xie L, Li Y, et al. The diagnostic value of a non-contrast computed tomography scan-based radiomics model for acute aortic dissection. *Medicine (Baltimore)*. 2021;100(22):e26212. doi: 10.1097/MD.0000000000026212
73. Guo Y, Chen X, Lin X, Chen L, Shu J, Pang P, et al. Non-contrast CT-based radiomic signature for screening thoracic aortic dissections: A multicenter study. *Eur Radiol*. 2021;31(9):7067-7076. doi: 10.1007/s00330-021-07768-2
74. Liang L, Liu M, Martin C, Elefteriades JA, Sun W. A machine learning approach to investigate the relationship between shape features and numerically predicted risk of ascending aortic aneurysm. *Biomech Model Mechanobiol*. 2017;16(5):1519-1533. doi: 10.1007/s10237-017-0903-9
75. Rezaeitaleshmahalleh M, Lyu Z, Mu N, Zhang X, Rasmussen TE, McBane RD 2nd, et al. Characterization of small abdominal aortic aneurysms' growth status using spatial pattern analysis of aneurismal hemodynamics. *Sci Rep*. 2023;13(1):13832. doi: 10.1038/s41598-023-40139-z
76. Rezaeitaleshmahalleh M, Mu N, Lyu Z, Zhou W, Zhang X, Rasmussen TE, et al. Radiomic-based textural analysis of intraluminal thrombus in aortic abdominal aneurysms: A demonstration of automated workflow. *J Cardiovasc Transl Res*. 2023;16(5):1123-1134. doi: 10.1007/s12265-023-10404-7
77. Wang Y, Liu F, Wu S, Sun K, Gu H, Wang X. CTA-based radiomics and area change rate predict infrarenal abdominal aortic aneurysms patients events: A multicenter study. *Acad Radiol*. 2024;31(8):3165-3176. doi: 10.1016/j.acra.2024.01.017
78. Ma Z, Jin L, Zhang L, Yang Y, Tang Y, Gao P, et al. Diagnosis of acute aortic syndromes on non-contrast CT images with radiomics-based machine learning. *Biology (Basel)*. 2023;12(3):337. doi: 10.3390/biology12030337
79. Salmasi MY, Al-Saadi N, Hartley P, Jarral OA, Raja S, Hussein M, et al. The risk of misdiagnosis in acute thoracic aortic dissection: A review of current guidelines. *Heart*. 2020;106(12):885-891. doi: 10.1136/heartjnl-2019-316322
80. Huellebrand M, Jarmatz L, Manini C, Laube A, Ivantsits M, Schulz-Menger J, et al. Radiomics-based aortic flow profile characterization with 4D phase-contrast MRI. *Front Cardiovasc Med*. 2023;10:1102502. doi: 10.3389/fcvm.2023.1102502
81. Aghayev A, Weber B, Lins de Carvalho T, Glaudemans AWJM, Nienhuis PH, van der Geest KSM, et al. Multimodality imaging to assess diagnosis and evaluate complications of large vessel arteritis. *J Nucl Cardiol*. 2024;37:101864. doi: 10.1016/j.nuclcard.2024.101864
82. Duff L, Scarsbrook AF, Mackie SL, Frood R, Bailey M, Morgan AW, et al. A methodological framework for AI-assisted diagnosis of active aortitis using radiomic analysis of FDG PET-CT images: Initial analysis. *J Nucl Cardiol*. 2022;29(6):3315-3331. doi: 10.1007/s12350-022-02927-4
83. Duff LM, Scarsbrook AF, Ravikumar N, Frood R, van Praagh GD, Mackie SL, et al. An automated method for artifical intelligence assisted diagnosis of active aortitis using radiomic analysis of FDG PET-CT images. *Biomolecules*. 2023;13(2):343. doi: 10.3390/biom13020343

84. Badesha AS, Frood R, Bailey MA, Coughlin PM, Scarsbrook AF. A scoping review of machine-learning derived radiomic analysis of CT and PET imaging to investigate atherosclerotic cardiovascular disease. *Tomography*. 2024;10(9):1455-1487. doi: 10.3390/tomography10090108
85. Zaccagna F, Ganeshan B, Arca M, Rengo M, Napoli A, Rundo L, et al. CT texture-based radiomics analysis of carotid arteries identifies vulnerable patients: A preliminary outcome study. *Neuroradiology*. 2021;63(7):1043-1052. doi: 10.1007/s00234-020-02628-0
86. Le EPV, Wong MYZ, Rundo L, Tarkin JM, Evans NR, Weir-McCall JR, et al. Using machine learning to predict carotid artery symptoms from CT angiography: A radiomics and deep learning approach. *Eur J Radiol Open*. 2024;13:100594. doi: 10.1016/j.ejro.2024.100594
87. Liu M, Chang N, Zhang S, Du Y, Zhang X, Ren W, et al. Identification of vulnerable carotid plaque with CT-based radiomics nomogram. *Clin Radiol*. 2023;78(11):e856-e863. doi: 10.1016/j.crad.2023.07.018
88. Dong Z, Zhou C, Li H, Shi J, Liu J, Liu Q, et al. Radiomics versus conventional assessment to identify symptomatic participants at carotid computed tomography angiography. *Cerebrovasc Dis*. 2022;51(5):647-654. doi: 10.1159/000522058
89. Zhang R, Zhang Q, Ji A, Lv P, Zhang J, Fu C, et al. Identification of high-risk carotid plaque with MRI-based radiomics and machine learning. *Eur Radiol*. 2021;31(5):3116-3126. doi: 10.1007/s00330-020-07361-z
90. Xia H, Yuan L, Zhao W, Zhang C, Zhao L, Hou J, et al. Predicting transient ischemic attack risk in patients with mild carotid stenosis using machine learning and CT radiomics. *Front Neurol*. 2023;14:1105616. doi: 10.3389/fneur.2023.1105616
91. Chen C, Tang W, Chen Y, Xu W, Yu N, Liu C, et al. Computed tomography angiography-based radiomics model to identify high-risk carotid plaques. *Quant Imaging Med Surg*. 2023;13(9):6089-6104. doi: 10.21037/qims-23-158
92. Nie JY, Chen WX, Zhu Z, Zhang MY, Zheng YJ, Wu QD. Initial experience with radiomics of carotid perivascular adipose tissue in identifying symptomatic plaque. *Front Neurol*. 2024;15:1340202. doi: 10.3389/fneur.2024.1340202
93. Shan D, Wang S, Wang J, Lu J, Ren J, Chen J, et al. Computed tomography angiography-based radiomics model for predicting carotid atherosclerotic plaque vulnerability. *Front Neurol*. 2023;14:1151326. doi: 10.3389/fneur.2023.1151326
94. Kafouris PP, Koutagiar IP, Georgakopoulos AT, Spyrou GM, Visvikis D, Anagnostopoulos CD. Fluorine-18 fluorodeoxyglucose positron emission tomography-based textural features for prediction of event prone carotid atherosclerotic plaques. *J Nucl Cardiol*. 2021;28(5):1861-1871. doi: 10.1007/s12350-019-01943-1
95. Cilla S, Macchia G, Lenkowicz J, Tran EH, Pierro A, Petrella L, et al. CT angiography-based radiomics as a tool for carotid plaque characterization: A pilot study. *Radiol Med*. 2022;127(7):743-753. doi: 10.1007/s11547-022-01505-5
96. Van der Geest KSM, Gheysens O, Gormsen LC, Glaudemans AWJM, Tsoumpas C, Brouwer E, et al. Advances in PET imaging of large vessel vasculitis: An update and future trends. *Semin Nucl Med*. 2024;54(5):753-760. doi: 10.1053/j.semnuclmed.2024.03.001
97. Gu J, Jiang T. Ultrasound radiomics in personalized breast management: Current status and future prospects. *Front Oncol*. 2022;12:963612. doi: 10.3389/fonc.2022.963612
98. Shi S, An X, Li Y. Ultrasound radiomics-based logistic regression model to differentiate between benign and malignant breast nodules. *J Ultrasound Med*. 2023;42(4):869-879. doi: 10.1002/jum.16078
99. Wu L, Zhao Y, Lin P, Qin H, Liu Y, Wan D, et al. Preoperative ultrasound radiomics analysis for expression of multiple molecular biomarkers in mass type of breast ductal carcinoma *in situ*. *BMC Med Imaging*. 2021;21(1):84. doi: 10.1186/s12880-021-00610-7
100. Cai L, Sidey-Gibbons C, Nees J, Riedel F, Schaefgen B, Togawa R, et al. Ultrasound radiomics features to identify patients with triple-negative breast cancer: A retrospective, single-center study. *J Ultrasound Med*. 2024;43(3):467-478. doi: 10.1002/jum.16377
101. Lu G, Tian R, Yang W, Liu R, Liu D, Xiang Z, et al. Deep learning radiomics based on multimodal imaging for distinguishing benign and malignant breast tumours. *Front Med (Lausanne)*. 2024;11:1402967. doi: 10.3389/fmed.2024.1402967
102. Liebowitz JE. The metaverse: A new frontier for rheumatology. *Rheumatology*. 2024;63(2):267-268. doi: 10.1093/rheumatology/kead534
103. Wang G, Badal A, Jia X, Maltz JS, Mueller K, Myers KJ, et al. Development of metaverse for intelligent healthcare. *Nat Mach Intell*. 2022;4(11):922-929. doi: 10.1038/s42256-022-00549-6
104. Zanfardino M, Franzese M, Pane K, Cavaliere C, Monti S, Esposito G, et al. Bringing radiomics into a multi-omics framework for a comprehensive genotype-phenotype characterization of oncological diseases. *J Transl Med*. 2019;17(1):337. doi: 10.1186/s12967-019-2073-2

Бекетова Т.В. *ORCID: https://orcid.org/0000-0003-2641-9785*
Насонов Е.Л. *ORCID: https://orcid.org/0000-0002-1598-8360*
Алексеев М.А. *ORCID: https://orcid.org/0009-0004-5892-2902*
Щепихин Е.И. *ORCID: https://orcid.org/0000-0002-9146-0904*
Филиппович Ю.Н. *ORCID: https://orcid.org/0000-0001-9419-2282*
Кружалов А.С. *ORCID: https://orcid.org/0000-0003-0004-2334*
Филиппович А.Ю. *ORCID: https://orcid.org/0000-0002-8291-2411*
Кульбак В.А. *ORCID: https://orcid.org/0000-0001-6743-4012*
Аргунова Д.А. *ORCID: https://orcid.org/0009-0002-6219-2370*
Праздничных Т.А. *ORCID: https://orcid.org/0009-0003-2750-2764*
Шахнович П.Г. *ORCID: https://orcid.org/0000-0002-6872-5310*
Обидин М.П. *ORCID: https://orcid.org/0009-0006-7076-6169*
Краснова Т.Н. *ORCID: https://orcid.org/0000-0001-6175-1076*
Владимирова Н.Н. *ORCID: https://orcid.org/0000-0002-8929-3748*