

РАДИОМИКА НА ОСНОВЕ УЛЬТРАЗВУКА: СОВРЕМЕННОЕ СОСТОЯНИЕ, ПРОБЛЕМЫ И БУДУЩИЕ ВОЗМОЖНОСТИ (ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ)

*Степанова Ю.А., Бабаджанова К.А.

ФГБУ «Национальный медицинский исследовательский центр хирургии
им. А.В. Вишневского» МЗ РФ

3.1.25 - Лучевая диагностика
(медицинские науки)

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА:

- радиомика
- текстурный анализ
- искусственный интеллект
- ультразвук
- современное состояние
- проблемы
- будущие возможности

АННОТАЦИЯ:

Ультразвуковое исследование (УЗИ) - это часть традиционной медицинской визуализации в клинической практике, которое является недорогим методом отображения изображения в реальном времени при отсутствии лучевой нагрузки на пациента с возможностью выполнять портативные исследования. Однако в некоторых случаях УЗИ имеет ограниченную чувствительность и специфичность в дифференциальной диагностике злокачественных и доброкачественных образований.

Радиомика на основе ультразвука, как новая отрасль радиомики, может обеспечивать дополнительные характеристики, такие как гетерогенность опухоли, невидимая невооруженным глазом, отдельно или в сочетании с демографическими, клиническими, гистологическими и, геномными данными, тем самым повышая точность УЗИ в диагностике заболеваний. В статье представлено введение в радиомику на основе ультразвука. Рассматривается рабочий процесс, текущие ограничения исследования и перспективы его применения.

Для цитирования. Степанова Ю.А., Бабаджанова К.А. «РАДИОМИКА НА ОСНОВЕ УЛЬТРАЗВУКА: СОВРЕМЕННОЕ СОСТОЯНИЕ, ПРОБЛЕМЫ И БУДУЩИЕ ВОЗМОЖНОСТИ (ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ)». Ж. ДИАГНОСТИЧЕСКАЯ И ИНТЕРВЕНЦИОННАЯ РАДИОЛОГИЯ. 2024, 18(2.1): 16–21.

ULTRASOUND-BASED RADIOMICS: CURRENT STATE, CHALLENGES AND FUTURE POSSIBILITIES (LITERATURE REVIEW)

*Stepanova Yu. A., Babajanova K. A.

FSBI «National Medical Research Center for Surgery named after. A. V. Vishnevsky» of the Ministry of Health of Russia

KEY-WORDS:

- radiomics
- texture analysis
- artificial intelligence
- ultrasound
- current state
- problems
- future possibilities

ABSTRACT:

Ultrasound (US) is a part of traditional medical imaging in clinical practice, which is an inexpensive method of displaying images in real time without radiation exposure to the patient, with the ability to perform portable examinations. However, in some cases, ultrasound has limited sensitivity and specificity in the differential diagnosis of malignant and benign lesions.

Ultrasound-based radiomics, as a new branch of radiomics, can provide additional features such as tumor heterogeneity invisible to the naked eye, alone or in combination with demographic, clinical, histological, and genomic data, thereby improving the accuracy of ultrasound in disease diagnosis. This article provides an introduction to ultrasound-based radiomics. The workflow, current limitations of the study, and prospects for its application are reviewed.

Введение

Радиомика или текстурный анализ - это быстро в настоящее время развивающаяся область исследования, основанная на извлечении и объективной, количественной оценке определенных закономерностей (текстурных характеристик) изображений, получаемых с помощью инструментальных исследований, основанных на визуализации. Радиомика возникла как инструмент для изучения объема данных, содержащихся в изображениях, которые не могут быть исследованы людьми визуально, то есть не видны невооруженным глазом [1,2].

Благодаря высокопроизводительным компьютерным вычислениям теперь можно быстро извлекать бесчисленные количественные характеристики из компьютерных изображений (компьютерная томография (КТ), магнитно-резонансная томография (МРТ) или позитронно-эмиссионная томография (ПЭТ)). Преобразование цифровых медицинских изображений в извлекаемые многомерные данные - процесс, мотивированный концепцией, что биомедицинские изображения содержат информацию, которая отражает основную патофизиологию процесса и что эти отношения могут быть раскрыты посредством количественного анализа изображений. Хотя радиомика является естественным продолжением систем компьютерной диагностики и обнаружения, она значительно отличается от них. В отличие от компьютерных, ультразвуковых, магнитно-резонансных систем, которые направлены на предоставление единственного ответа (визуальному поиску возможного очагового образования и определению его морфологической формы), радиомика - это процесс, разработанный для извлечения большого числа количественных признаков из цифровых изображений, и размещение этих данных в общих базах данных с целью сопоставления [3].

Текстурный анализ используется для дифференцировки доброкачественных и злокачественных опухолей, диагностики генетического фенотипа опухоли, а также для прогнозирования ответа на лечение [4].

Текстурные характеристики извлекаются из медицинских изображений с использованием передовых математических алгоритмов для выявления характерных показателей тканей и новообразований, определенных зоной интереса. Такие признаки, как неоднородность (гетерогенность) и форма, по отдельности или в сочетании с демографическими, клиническими, гистологическими или геномными данными, могут использоваться для постановки клинического диагноза и подбора персонализированной терапии. Текстурный анализ позволяет извлекать более сотни характеристик изображения. Наиболее часто используются следующие [5]:

1. Текстурные показатели первого порядка, а именно характеристики гистограммы: куртозис, энтропия, скошенность и т.д.;
2. Текстурные показатели второго порядка: Grey-Level Run Length Matrix (GLRLM), Grey-Level Zone Length Matrix (GLZLM), Grey Level Cooccurrence Matrix (GLCM Neighborhood Grey-Level Difference Matrix (NGLDM) и т.д.;
3. Характеристики формы (только для 3D-анализа): объем, максимальный 3D-диаметр, компактность, сферичность и т.д.

Особенности гистограммы

Простейшие статистические дескрипторы основаны на глобальной гистограмме уровней серого и включают в себя максимальное, минимальное и среднее значения уровня серого, дисперсию и процентили [6]. Поскольку эти функции основаны при однопиксельном или одновоксельном анализе их называют функциями первого порядка. Более сложные характеристики включают асимметрию (перекос) и куртозис, которые описывают форму распределения интенсивности данных: асимметрия отражает асимметрию кривая распределения данных влево (отрицательный перекос, ниже среднего) или

вправо (положительный перекос, выше среднего), тогда как куртозис отражает хвостовую часть распределения данных относительно по сравнению с распределением Гаусса за счет выбросов. Другие характеристики включают энтропию гистограммы и равномерность (также называемую энергией). Примечательно, что они отличаются от своих одноименных матриц кокуррентности.

Особенности текстуры

Простым подходом к описанию истинной рентгенографической текстуры является анализ абсолютного градиента, который отражает степень или резкость колебаний интенсивности серого уровня по всему изображению. Для двух соседних пикселей или вокселей градиент будет максимальным, если один из них черный, а другой - белый, в то время как если оба пикселя черные (или оба белые), то градиент в данной локализации равен нулю. Увеличивается ли уровень серого от черного к белому (положительный градиент) или уменьшается от белого к черному (отрицательный градиент) для величины градиента значения не имеет. Аналогично характеристикам гистограммы, характеристики градиента включают среднее значение градиента, дисперсию, асимметрию и куртозис [6,7].

Текстурный анализ

на основе ультразвукового исследования

До определенного момента исследование на основе текстурного анализа применяли в основном на основе лучевых методов исследования, которые имеют статичное изображение с возможностью его компьютерной обработке уже при базовом исследовании. Ультразвуковое исследование (УЗИ), является важным направлением медицинской визуализации. Это динамичный и удобный метод получения изображения в реальном времени, при отсутствии лучевой нагрузки. В настоящее время текстурный анализ (радиомика) на основе УЗИ - это быстро развивающаяся технология со значительными возможностями, однако, также и с определенными проблемами по ее выполнению. К настоящему времени были проведены исследования в различных анатомических областях, таких как щитовидная железа, молочные железы, печень, предстательная железа, прямая кишка и акушерство [8]. Благодаря постоянному обновлению технологий обработки изображений и применения алгоритмов машинного обучения радиомика на основе данных УЗИ имеет широкие перспективы применения. Поскольку, характеристики радиомики не только коррелируют с геномными данными, но и могут предоставить дополнительную информацию на основе гетерогенности опухоли для улучшения прогноза выживаемости и стратификации риска, в эпоху персонализированной медицины текстурный анализ на основе данных УЗИ имеет потенциал для улучшения диагностических возможностей, прогнозирования и оценки реакции на лечение.

Рабочий процесс радиомики на основе УЗИ

Сбор изображений и данных

УЗ-изображения, используемые для текстурного анализа, должны быть высококачественными и стандартизированы. Существуют следующие методы УЗ-визуализации, в том числе В-режим, цветовое доплеровское и/или энергетическое картирование, контрастный ультразвук (CEUS) и эластография. Чем больше модальностей задействовано, тем больше текстурных признаков может быть извлечено.

Также должны быть собраны клинические данные и лабораторные показатели, связанные с заболеванием. Несколько исследований показали более высокую диагностическую эффективность клинично-радиомической модели, по сравнению с моделью только с текстурными показателями [9]. Что касается оценки объема данных, то в соответствии с отчетом по модели многовариантного прогнозирования для индиви-

дуального прогноза или диагноза (Transparent Reporting of a multivariable prediction model for Individual Prognosis Or Diagnosis (TRIPOD) [10] размер выборки обучающего набора в модели клинического прогнозирования рассчитывается согласно событию на переменную (EPV); то есть количество положительных событий, соответствующих каждой независимой переменной, должно быть не менее 10 (EPV = 10).

Сегментация области интереса (Region of interest (ROI))

Сегментация ROI является основным и определяющим шагом в радиомике. В качестве ROI могут быть взяты, как образования, так и перипухолевые ткани (в комплексе), метастазы и даже неизмененные ткани. N.M. Vraman с соавт. обнаружили, что текстовый анализ размером и перипухолевых тканей может успешно предсказать полный ответ на неоадьювантную химиотерапию при раке молочной железы [11]. Методы определения ROI включают ручные, полуавтоматические и автоматические. В настоящее время стандарта для метода сегментации ROI не существует. Каждый метод сегментации имеет определенные проблемы. Ручное оконтуривание ROI остается распространенным методом, используемым для повышения точности при определении границ опухоли [12]. Ручное оконтуривание ROI, выполненное разными людьми или в разное время, может привести к уменьшению точности [13]. Ручная сегментация занимает много времени. Так, при КТ-радиомике рентгенолог должен просмотреть каждый слой изображений перед сегментацией очага, но некоторые крупные образования имеют десятки томографических изображений. Полуавтоматические методы предполагают автоматическую сегментацию с вторичным чтением рентгенологом, что может занять даже больше времени, чем ручная сегментация, но улучшает воспроизводимость. Автоматическая или полуавтоматическая сегментация более воспроизводима, но менее точна, поскольку может зависеть от артефактов и шумов. Методы глубокого обучения и нейронные сети нашли свое место в автоматизированной сегментации, помимо функций извлечения и отбора [14]. Существуют различные автоматические методы, которые могут быть использованы, например, на основе активного контура [15], на основе набора уровней [16] и на основе зонирования [17].

Извлечение и выбор функций

Текстовые показатели в основном включают в себя характеристики формы, гистограммы первого порядка, элементы текстуры второго и более высокого порядка, а также другие функции, основанные на фильтрации и трансформации [18]. Некоторые исследователи полагают, что показатели второго и более высокого порядка могут в определенной степени отражать внутреннюю гетерогенность опухоли и предоставляют полезную информацию для повышения эффективности диагностики опухолей и прогнозирования ответа на лечение [19]. Поскольку характеристики радиомики значительно коррелируют, анализ многомерных показателей может вызывать проблемы мультиколлинеарности и переобучения [20]. Метод регрессии Лассо может уменьшить размерность данных и помочь в выборе оптимальных характеристик.

Цель-ориентированное моделирование: создание, оценка и проверка

Оценка модели клинического прогнозирования в основном включает в себя дискриминацию, калибровку и значение клиническое применение. О дискриминации можно судить по характеристике кривой (ROC) или площади под кривой ROC (AUC) [21]. Калибровка относится к согласованности между наблюдаемыми результатами и прогностической моделью. Чтобы отобразить это, нужно нарисовать калибровочную кривую. Чем ближе кривая направлена к диагонали, тем лучше калибровка модели. Хорошая прогностическая модель должна иметь высокую степень дискриминации и калибровки, но эти два индикаторы не являются полностью изолированными.

Методы валидации включают случайное распределение (рандомизацию), перекрестную валидацию, метод начальной загрузки и перекрестную валидацию «внутренне-внешняя». Внешняя валидация оценивает производительность модели для новых данных по использованным данным, включая временную и пространственную проверку. Внешняя валидация более надежна, чем внутренняя, поскольку она улучшает повторяемость исследования [22,23].

Клиническое применение радиомики на основе УЗИ

В клинической практике УЗИ широко используется для выявления морфологических аномалий различных органов. С помощью развития текстового анализа при УЗИ, благодаря более глубокому извлечению данных визуализации появятся больше биомаркеров изображений, которые нельзя увидеть невооруженным глазом, что позволит проводить более раннюю неинвазивную диагностику заболеваний и повысить её точности. В **таблице 1** приведены данные по наиболее крупным исследованиям в области текстового анализа на базе УЗИ с указанием приложения полученных данных в клинической практике [24-42].

Недостатки и будущие возможности

Согласно оценке качества радиомики [43], высококачественная визуализация, более стандартизированный сбор и обработка данных, больше информации из новых УЗ-изображений, соединении мультицентровых исследований и внешней валидации, больше временных точек, проспективное исследование, основанное на базах молекулярной биологии и патологии, может улучшить качество радиомики [13]. Относительно нефиксированные УЗ-изображения, операторская зависимость и несогласованность настроек и параметров УЗ-устройства являются основными причинами, почему развитие радиомики, базирующейся на УЗИ не поспевает за развитием радиомики при других методах медицинской визуализации. Кроме того, текстовые УЗ-показатели можно извлечь только из ограниченной части поражения, поэтому оно не может отражать всю опухоль, что также ограничивает применение радиомики, базирующейся на УЗИ. В настоящее время количество изображений в большинстве радиомических исследований по данным УЗИ исчисляется сотнями, тысячи наблюдений представлены лишь в небольшом числе исследований. Большинство исследований являются одноцентровыми, что ограничивает обобщение моделей для искусственного интеллекта. Большинство исследований, основанных на радиомике при УЗИ, являются ретроспективными. Перспективный дизайн может улучшить качество исследования, но требует больше рабочей нагрузки и времени. Другая проблема заключается в том, что интерпретируемость между извлеченными в настоящее время радиомическими и клиническими признаками слабая.

Постоянное совершенствование УЗ-сканеров и совершенствование технологии обработки УЗ-изображений, а также развитие методов искусственного интеллекта позволяет видеть большие перспективы применения текстового анализа при УЗИ. Недостатки УЗИ можно компенсировать путем постоянного увеличения количества изображений и внешней валидации для повышения диагностической эффективности модели. Кроме того, чтобы добиться большей согласованности изображений, целесообразно унифицированные стандарты получения изображений [1,44,45], необходимые параметры визуализации для УЗ-сканеров и процесс получения ROI [13]. Также, развитие радиомики на основе мультимодальной модели (В-режим, дуплексное сканирование, CEUS и сдвигово-волновая эластография) предоставляют дополнительную информацию, которая может повысить диагностическую эффективность модели [46]. Технологии динамической обработки УЗ-видеоизображений, видео CEUS-изображений или трехмерное ультразвуковое исследование могут предо-

Таблица 1.

Наиболее крупные исследования в области текстурного анализа на базе УЗИ

Источник литературы	Органная принадлежность	Модальность УЗИ	Число пациентов в исследовании	Мультицентровое (М)/одноцентровое (О) исследование	Проспективное (П) ретроспективное (Р) исследование	Модельный подход (МО - машинное обучение; ГО - глубокое обучение; ТО-трансферное обучение)	Приложение данных в клинической практике
Fleury E. с соавт., 2019 [24]	Молочные железы	Серая шкала	206	О	Р	МО	Классификация (доброкачественные и злокачественные узлы)
Qiu X. с соавт., 2020 [25]		Серая шкала	196	О	Р	Логистическая регрессия	Прогнозирование дооперационного статуса метастазов рака молочной железы в аксиллярные лимфатические узлы
Xue L.Y. с соавт., 2020 [26]		Серая шкала + SWE*	466	О	Р	ТО	Стадирование фиброза печени
Li W. с соавт., 2019 [27]		Серая шкала + SEUS	196	О	П	МО	Прогнозирование дооперационного статуса метастазов рака молочной железы в аксиллярные лимфатические узлы
Wang K. с соавт., 2019 [28]		SWE*	144 398	О М	П	МО ГО	Стадирование фиброза печени
Hu H.T. с соавт., 2019 [29]		Серая шкала	482	О	Р	Логистическая регрессия	Прогнозирование микрососудистой инвазии ГЦК***
Yang Q. С соавт., 2020 [30]	Печень	Серая шкала	2143	М	П	ГО	Классификация злокачественных и доброкачественных очаговых образований печени
Peng Y. с соавт., 200 [31]		Серая шкала	668	О	Р	Логистическая регрессия	Прогнозирование различных гистопатологических подтипов первичного рака печени
Liu F. с соавт., 2020 [32]		SEUS	419	О	Р	ГО	Прогноз выживаемости без прогрессирования и выбор тактики лечения пациентов с ГЦК***
Liu D. с соавт., 2020 [33]		Серая шкала + SEUS + TIC**	130	О	Р	ГО	Прогнозирование персонализированных ответов ГЦК***/ на ТАХЭ****
Zhang B. с соавт., 2019 [34]		Серая шкала	2064	О	Р	МО	Классификация (доброкачественные и злокачественные узлы)
Zhou H. с соавт., 2020 [35]		Серая шкала	1734	О	Р	ГО/ТО	Классификация (доброкачественные и злокачественные узлы)
Yu J. с соавт., 2020 [36]	Щитовидная железа	Серая шкала	1894	М	П	ТО	Прогноз метастазов в лимфатические узлы папиллярного рака щитовидной железы
Kwon M.R. с соавт., 2020 [37]		Серая шкала	96	О	Р	МО	Предикторы BRAF-мутации в папиллярном раке щитовидной железы
Martínez-Más J. с соавт., 2019 [38]		Яичники	Серая шкала	348	О	Р	МО
Moro F. с соавт., 2022 [39]	Эндометрий	Серая шкала + дуплексное сканирование	396	М	Р	МО	Прогнозирование рака эндометрия
Ou W. с соавт., 2023 [40]	Предстательная железа	Серая шкала	196	О	Р	МО	Прогнозирование рака предстательной железы
Chen L.D. с соавт., 2020 [41]	Прямая кишка	Серая шкала + SWE	127	О	П	ГО	Прогнозирование опухолевой прогрессии при раке прямой кишки
Du Y. с соавт., 2021 [42]	Легкие плода	Серая шкала	548	О	П	МО	Анализ текстуры легких плода в различных ситуациях

Примечание: * SWE - соноэластография сдвиговой волной.

**TIC - количественный анализ перфузии и анализ кривой времени интенсивности (TIC-анализ).

***ГЦК - гепатоцеллюлярная карцинома.

****ТАХЭ - трансартериальная химиоэмболизация.

ставить больше пространственно-временных данных и извлечь более ценные текстурные характеристики, что является еще одним шагом вперед в области ультразвуковой радиомики.

Заключение

Несмотря на многообещающий клинический потенциал радиомики, эффективность ее применения при УЗИ зависит

от унифицированных методик сбора данных, сегментации изображения, а также обработки полученной информации. Стандартизированные протоколы получения изображений, мультимодальное УЗИ, адекватный размер выборки исследования и полнота проспективных наборов данных, расширенный анализ изображений, технология обработки и подходящие алгоритмы машинного обучения для ультразвуковой радиомики будут стимулировать новую жизнь в применении ультразвуковой диагностики. ■

Список литературы/References

- Gillies RJ, Kinahan PE, Hricak H. Radiomics: Images Are More than Pictures, They Are Data. *Radiology*. 2016; 278(2): 563-577. <https://doi.org/10.1148/radiol.2015151169>
- Varghese BA, Cen SY, Hwang DH, Duddalwar VA. Texture Analysis of Imaging: What Radiologists Need to Know. *AJR Am J Roentgenol*. 2019; 212(3): 520-528. <https://doi.org/10.2214/AJR.18.20624>
- Committee on the Review of Omics-Based Tests for Predicting Patient Outcomes in Clinical Trials; Board on Health Care Services; Board on Health Sciences Policy; Institute of Medicine. Evolution of Translational Omics: Lessons Learned and the Path Forward. Micheel CM, Nass SJ, Omenn GS, et al. Washington (DC): National Academies Press (US); 2012.
- Mayerhoefer ME, Materka A, Langs G, et al. Introduction to Radiomics. *J Nucl Med*. 2020; 61(4): 488-495. <https://doi.org/10.2967/jnumed.118.222893>
- Тихонова В.С. Протоковая аденокарцинома поджелудочной железы: дифференциальная диагностика с помощью текстурного анализа компьютерных томограмм. Дисс. канд. мед. наук. - М., 2023; 158.
Tikhonova VS. Ductal adenocarcinoma of the pancreas: differential diagnosis using texture analysis of computed tomograms. Diss. cand. med. sci. - M., 2023; 158 [In Russ].
- 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): 328-338. <https://doi.org/10.1148/radiol.2020191145>
- Hajek M, Dezortova M, Materka A, et al. Texture Analysis for Magnetic Resonance Imaging. 1st ed. Prague, Czech Republic: Med4publishing; 2006; 234.
- Jia Y, Yang J, Zhu Y, et al. Ultrasound-based radiomics: current status, challenges and future opportunities. *Med Ultrason*. 2022; 24(4): 451-460. <https://doi.org/10.11152/mu-3248>
- Dong D, Tang L, Li ZY, et al. Development and validation of an individualized nomogram to identify occult peritoneal metastasis in patients with advanced gastric cancer. *Ann Oncol*. 2019; 30(3): 431-438. <https://doi.org/10.1093/annonc/mdz001>
- Moons KG, Altman DG, Reitsma JB, et al. Transparent Reporting of a multivariable prediction model for Individual Prognosis or Diagnosis (TRIPOD): explanation and elaboration. *Ann Intern Med*. 2015; 162(1): W1-73. <https://doi.org/10.7326/M14-0698>
- Braman NM, Etesami M, Prasanna P, et al. Intratumoral and peritumoral radiomics for the pretreatment prediction of pathological complete response to neoadjuvant chemotherapy based on breast DCE-MRI. *Breast Cancer Res*. 2017; 19: 57. <https://doi.org/10.1186/s13058-017-0846-1>
- Polan DF, Brady SL, Kaufman RA. Tissue segmentation of computed tomography images using a Random Forest algorithm: a feasibility study. *Phys Med Biol*. 2016; 61(17): 6553-6569. <https://doi.org/10.1088/0031-9155/61/17/6553>
- Ma X, Wei J, Gu D, et al. Preoperative radiomics nomogram for microvascular invasion prediction in hepatocellular carcinoma using contrast-enhanced CT. *Eur Radiol*. 2019; 29(7): 3595-3605. <https://doi.org/10.1007/s00330-018-5985-y>
- Sun C, Guo S, Zhang H, et al. Automatic segmentation of liver tumors from multiphase contrast-enhanced CT images based on FCNs. *Artif Intell Med*. 2017; 83: 58-66. <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2017.03.008>
- Liu Z, Zhang L, Ren H, Kim J-Y. A robust region-based active contour model with point classification for ultrasound breast lesion segmentation. *Medical Imaging 2013: Computer-Aided Diagnosis*. 2013; 8670: 437-444. <https://doi.org/10.1117/12.2006164>
- Suzuki K, Epstein ML, Kohlbrenner R, et al. CT liver volumetry using geodesic active contour segmentation with a level-set algorithm. *Medical Imaging 2010: Computer-Aided Diagnosis*. 2010; 7624: 221-226. <https://doi.org/10.1117/12.843950>
- Peng J, Hu P, Lu F, et al. 3D liver segmentation using multiple region appearances and graph cuts. *Med Phys*. 2015; 42(12): 6840-6852. <https://doi.org/10.1118/1.4934834>
- Wei M, Du Y, Wu X, et al. A Benign and Malignant Breast Tumor Classification Method via Efficiently Combining Texture and Morphological Features on Ultrasound Images. *Comput Math Methods Med*. 2020; 2020: 5894010. <https://doi.org/10.1155/2020/5894010>
- Lubner MG, Smith AD, Sandrasegaran K, et al. CT Texture Analysis: Definitions, Applications, Biologic Correlates, and Challenges. *Radiographics*. 2017; 37(5): 1483-1503. <https://doi.org/10.1148/rg.2017170056>
- Berenguer R, Pastor-Juan MDR, Canales-Vazquez J, et al. Radiomics of CT Features May Be Nonreproducible and Redundant: Influence of CT Acquisition Parameters. *Radiology*. 2018; 288(2): 407-415. <https://doi.org/10.1148/radiol.2018172361>
- Obuchowski NA, Bullen JA. Receiver operating characteristic (ROC) curves: review of methods with applications in diagnostic medicine. *Phys Med Biol*. 2018; 63(7): 07TR01. <https://doi.org/10.1088/1361-6560/aab4b1>
- Zhao B, James LP, Moskowitz CS, et al. Evaluating variability in tumor measurements from same-day repeat CT scans of patients with non-small cell lung cancer. *Radiology*. 2009; 252(1): 263-272. <https://doi.org/10.1148/radiol.2522081593>
- Zhao B, Tan Y, Tsai WY, et al. Reproducibility of radiomics for deciphering tumor phenotype with imaging. *Sci Rep*. 2016; 6: 23428. <https://doi.org/10.1038/srep23428>
- Fleury E, Marcomini K. Performance of machine learning software to classify breast lesions using BI-RADS radiomic fea-

tures on ultrasound images. *Eur Radiol Exp*. 2019; 3: 34.

25. Qiu X, Jiang Y, Zhao Q, et al. Could Ultrasound-Based Radiomics Noninvasively Predict Axillary Lymph Node Metastasis in Breast Cancer? *J Ultrasound Med*. 2020; 39(10): 1897-1905. <https://doi.org/10.1002/jum.15294>

26. Xue LY, Jiang ZY, Fu TT, et al. Transfer learning radiomics based on multimodal ultrasound imaging for staging liver fibrosis. *Eur Radiol*. 2020; 30(5): 2973-2983. <https://doi.org/10.1007/s00330-019-06595-w>

27. Li W, Huang Y, Zhuang BW, et al. Multiparametric ultrasonomics of significant liver fibrosis: A machine learning-based analysis. *Eur Radiol*. 2019; 29(3): 1496-1506. <https://doi.org/10.1007/s00330-018-5680-z>

28. Wang K, Lu X, Zhou H, et al. Deep learning Radiomics of shear wave elastography significantly improved diagnostic performance for assessing liver fibrosis in chronic hepatitis B: a prospective multicentre study. *Gut*. 2019; 68: 729-741. <https://doi.org/10.1136/gutjnl-2018-316204>

29. Hu HT, Wang Z, Huang XW, et al. Ultrasound-based radiomics score: a potential biomarker for the prediction of microvascular invasion in hepatocellular carcinoma. *Eur Radiol*. 2019; 29(6): 2890-2901. <https://doi.org/10.1007/s00330-018-5797-0>

30. Yang Q, Wei J, Hao X, et al. Improving B-mode ultrasound diagnostic performance for focal liver lesions using deep learning: A multicentre study. *EBioMedicine*. 2020; 56: 102777. <https://doi.org/10.1016/j.ebiom.2020.102777>

31. Peng Y, Lin P, Wu L, et al. Ultrasound-Based Radiomics Analysis for Preoperatively Predicting Different Histopathological Subtypes of Primary Liver Cancer. *Front Oncol*. 2020; 10: 1646. <https://doi.org/10.3389/fonc.2020.01646>

32. Liu F, Liu D, Wang K, et al. Deep Learning Radiomics Based on Contrast-Enhanced Ultrasound Might Optimize Curative Treatments for Very-Early or Early-Stage Hepatocellular Carcinoma Patients. *Liver Cancer*. 2020; 9(4): 397-413. <https://doi.org/10.1159/000505694>

33. Liu D, Liu F, Xie X, et al. Accurate prediction of responses to transarterial chemoembolization for patients with hepatocellular carcinoma by using artificial intelligence in contrast-enhanced ultrasound. *Eur Radiol*. 2020; 30(4): 2365-2376. <https://doi.org/10.1007/s00330-019-06553-6>

34. Zhang B, Tian J, Pei S, et al. Machine Learning-Assisted System for Thyroid Nodule Diagnosis. *Thyroid*. 2019; 29(6): 858-867. <https://doi.org/10.1089/thy.2018.0380>

35. Zhou H, Jin Y, Dai L, et al. Differential Diagnosis of Benign and Malignant Thyroid Nodules Using Deep Learning Radiomics of Thyroid Ultrasound Images. *Eur J Radiol*. 2020; 127: 108992. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2020.108992>

36. Yu J, Deng Y, Liu T, et al. Lymph node metastasis prediction of papillary thyroid carcinoma based on transfer learning radiomics. *Nat Commun*. 2020; 11(1): 4807. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-18497-3>

37. Kwon MR, Shin JH, Park H, et al. Radiomics Study of Thyroid Ultrasound for Predicting BRAF Mutation in Papillary Thyroid Carcinoma: Preliminary Results. *AJNR Am J Neuroradiol*. 2020; 41(4): 700-705. <https://doi.org/10.3174/ajnr.A6505>

38. Martínez-Más J, Bueno-Crespo A, Khazendar S, et al. Evaluation of machine learning methods with Fourier Transform features for classifying ovarian tumors based on ultrasound images. *PLoS One*. 2019; 14(7): e0219388. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0219388>

39. Moro F, Albanese M, Boldrini L, et al. Developing and validating ultrasound-based radiomics models for predicting high-risk endometrial cancer. *Ultrasound Obstet Gynecol*. 2022; 60(2): 256-268. <https://doi.org/10.1002/uog.24805>

40. Ou W, Lei J, Li M, et al. Ultrasound-based radiomics score for pre-biopsy prediction of prostate cancer to reduce unnecessary biopsies. *Prostate*. 2023; 83(1): 109-118. <https://doi.org/10.1002/pros.24442>

41. Chen LD, Li W, Xian MF, et al. Preoperative prediction of tumour deposits in rectal cancer by an artificial neural network-based US radiomics model. *Eur Radiol*. 2020; 30(4): 1969-1979. <https://doi.org/10.1007/s00330-019-06558-1>

42. Du Y, Fang Z, Jiao J, et al. Application of ultrasound-based radiomics technology in fetal-lung-texture analysis in pregnancies complicated by gestational diabetes and/or pre-eclampsia. *Ultrasound Obstet Gynecol*. 2021; 57(5): 804-812. <https://doi.org/10.1002/uog.22037>

43. Lambin P, Leijenaar RTH, Deist TM, et al. Radiomics: the bridge between medical imaging and personalized medicine. *Nat Rev Clin Oncol*. 2017; 14(12): 749-762. <https://doi.org/10.1038/nrclinonc.2017.141>

44. Yip SS, Aerts HJ. Applications and limitations of radiomics. *Phys Med Biol*. 2016; 61(13): R150-66. <https://doi.org/10.1088/0031-9155/61/13/R150>

45. Du Y, Fang Z, Jiao J, et al. Application of ultrasound-based radiomics technology in fetal-lung-texture analysis in pregnancies complicated by gestational diabetes and/or pre-eclampsia. *Ultrasound Obstet Gynecol*. 2021; 57(5): 804-812. <https://doi.org/10.1002/uog.22037>

46. Akkus Z, Cai J, Boonrod A, et al. A Survey of Deep-Learning Applications in Ultrasound: Artificial Intelligence-Powered Ultrasound for Improving Clinical Workflow. *J Am Coll Radiol*. 2019; 16(9 Pt B): 1318-1328. <https://doi.org/10.1016/j.jacr.2019.06.004>

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ:

СТЕПАНОВА ЮЛИЯ АЛЕКСАНДРОВНА - [ORCID: 0000-0002-2343-4963]

д.м.н., профессор, ученый секретарь,
старший научный сотрудник отделения ультразвуковой диагностики,
ФГБУ «Национальный медицинский исследовательский центр хирургии
им. А.В. Вишневского» МЗ РФ,
117997 Российская Федерация, г. Москва, ул. Большая Серпуховская, 27;

БАБАДЖАНОВА КРИСТИНА АЗАМОВНА - [ORCID: 0000-0001-5850-092X]

аспирант по специальности «лучевая диагностика»,
ФГБУ «Национальный медицинский исследовательский центр хирургии
им. А.В. Вишневского» МЗ РФ,
117997 Российская Федерация, г. Москва, ул. Большая Серпуховская, 27.

Конфликт интересов, информация о клинической базе и финансировании

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.