



ПРИМЕНЕНИЕ ТЕКСТУРНОГО АНАЛИЗА КТ И МР-ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ СТЕПЕНИ ДИФФЕРЕНЦИРОВКИ ГЕПАТОЦЕЛЛЮЛЯРНОГО РАКА И ЕГО ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНОЙ ДИАГНОСТИКИ: ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

М. Ю. Шантаревич^{1✉}, Г. Г. Кармазановский^{1,2}

1. НМИЦ хирургии им. А. В. Вишневского, г. Москва, Российская Федерация

2. РНИМУ им. Н. И. Пирогова, г. Москва, Российская Федерация

✉ shantarevichm@list.ru

Резюме

В последние годы все больше зарубежных публикаций посвящено применению текстурного анализа или радиомики при решении тех или иных диагностических задач, в том числе при диагностике гепатоцеллюлярного рака (ГЦР). Данный метод обработки медицинских изображений позволяет осуществлять комплексную оценку структуры новообразований путем извлечения большого числа количественных признаков из медицинских изображений.

Цель исследования: определить роль текстурного анализа КТ и МР-изображений в дифференциальной диагностике и определении степени дифференцировки ГЦР на основании обзора и анализа результатов публикаций.

Осуществлен поиск научных публикаций в информационно-аналитической системе PubMed за 2015–2021 гг. по ключевым словам: «НСС» (ГЦР), «texture analysis» (текстурный анализ), «radiomics» (радиомика), «СТ» (КТ), MRI «MPT», «grade» (степень гистологической дифференцировки), «differential diagnosis» (дифференциальная диагностика), в результате которого после исключения обзоров публикаций и изучения полного текста статей для анализа была отобрана 21 статья. Несмотря на растущее количество публикаций, посвященных успешному применению текстурного анализа КТ и МР-изображений, в том числе при неинвазивной оценке степени гистологической дифференцировки ГЦР и при дифференциальной диагностике ГЦР с гиперваскулярными новообразованиями, метастазами, регенераторными и диспластическими узлами, на данный момент применение подобного типа анализа в рутинной практике ограничено ввиду отсутствия стандартизованных методик выполнения текстурного анализа, что обуславливает низкую воспроизводимость полученных результатов. На воспроизводимость получаемых текстурных показателей влияют параметры получения изображений, а также методы предварительной обработки изображений и сегментации. Кроме того, представленные исследования были выполнены с применением различных МР-последовательностей и фаз контрастного усиления, а также различного программного обеспечения, что затрудняет сравнение полученных данных между собой.

Таким образом, применение текстурного анализа, безусловно, демонстрирует перспективные возможности и требует дальнейшего изучения для систематизации и стандартизации полученных данных с целью разработки оптимальной диагностической модели для широко клинического применения.

Ключевые слова:

гепатоцеллюлярный рак, текстурный анализ, радиомика, MPT, КТ, степень гистологической дифференцировки, дифференциальная диагностика

Для корреспонденции:

Шантаревич Мария Юрьевна – аспирант ФГБУ «НМИЦ хирургии им. А. В. Вишневского» Минздрава России, г. Москва, Российская Федерация.

Адрес: 117997, Российская Федерация, г. Москва, ул. Большая Серпуховская, д. 27

E-mail: shantarevichm@list.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4518-4451>

SPIN: 5652–5053, AuthorID: 1089185

Scopus Author ID: 57206847669

Финансирование: финансирование данной работы не проводилось.

Конфликт интересов: все авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Для цитирования:

Шантаревич М. Ю., Кармазановский Г. Г. Применение текстурного анализа КТ и МР-изображений для определения степени дифференцировки гепатоцеллюлярного рака и его дифференциальной диагностики: обзор литературы. Исследования и практика в медицине. 2022; 9(3): 129–144.

<https://doi.org/10.17709/2410-1893-2022-9-3-10>

Статья поступила в редакцию 25.01.2022; одобрена после рецензирования 28.07.2022; принята к публикации 12.09.2022.

© Шантаревич М. Ю., Кармазановский Г. Г., 2022.

REVIEW

<https://doi.org/10.17709/2410-1893-2022-9-3-10>

APPLICATION OF TEXTURE ANALYSIS OF CT AND MR IMAGES TO DETERMINE THE HISTOLOGIC GRADE OF HEPATOCELLULAR CANCER AND IT'S DIFFERENTIAL DIAGNOSIS: A REVIEW

M. Yu. Shantarevich^{1✉}, G. G. Karmazanovsky^{1,2}

1. A. V. Vishnevsky National Medical Research Center for Surgery, Moscow, Russian Federation

2. N. I. Pirogov Russian National Research Medical University (RNRMU), Moscow, Russian Federation

✉ shantarevichm@list.ru

Abstract

In recent years, more foreign publications are devoted to the use of texture analysis or radiomics in solving certain diagnostic problems, including the diagnosis of hepatocellular cancer (HCC). This method of processing medical images allows for a comprehensive assessment of the structure of neoplasms by extracting a large number of quantitative features from medical images.

The purpose of the study was to determine the role of texture analysis of CT and MR images in differential diagnosis and determination of the degree of differentiation of HCC based on a review and analysis of the results of publications.

We searched for scientific publications in the PubMed information and analytical system for 2015–2021. by keywords: “HCC”, “texture analysis” (texture analysis), “radiomics”, “CT”, “MRI”, “grade”, “differential diagnosis”. After excluding reviews of publications and studying the full text of articles, 21 articles were selected for analysis.

Despite the growing number of publications devoted to the successful use of textural analysis of CT and MR images, including non-invasive assessment of the histological grade of HCC and in the differential diagnosis of HCC with hypervascular neoplasms, metastases, regenerative and dysplastic nodes, the use of such type of analysis in routine practice is limited due to the lack of standardized methods for performing texture analysis, which leads to low reproducibility of the results. The parameters of image acquisition and methods of image preprocessing and segmentation affect the reproducibility of the obtained texture features. In addition, the presented studies were performed using different MR sequences and phases of contrast enhancement, as well as different software, which makes it difficult to compare the obtained data.

The use of texture analysis certainly demonstrates promising results and requires further investigation to systematize and standardize the obtained data in order to develop an optimal diagnostic model for wide clinical use.

Keywords:

hepatocellular carcinoma, texture analysis, radiomics, MRI, CT, histologic grade, differential diagnosis

For correspondence:

Maria Yu. Shantarevich – PhD student, A. V. Vishnevsky National Medical Research Center for Surgery, Moscow, Russian Federation.

Address: 27 Bolshaya Serpukhovskaya str., Moscow 117997, Russian Federation

E-mail: shantarevichm@list.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4518-4451>

SPIN: 5652-5053, AuthorID: 1089185

Scopus Author ID: 57206847669

Funding: this work was not funded.

Conflict of interest: authors report no conflict of interest.

For citation:

Shantarevich M. Yu., Karmazanovsky G. G. Application of texture analysis of CT and MR images to determine the histologic grade of hepatocellular cancer and it's differential diagnosis: a review. Research and Practical Medicine Journal (Issled. prakt. med.). 2022; 9(3): 129–144. (In Russ.).

<https://doi.org/10.17709/2410-1893-2022-9-3-10>

The article was submitted 25.01.2022; approved after reviewing 28.07.2022; accepted for publication 12.09.2022.

ВВЕДЕНИЕ

Гепатоцеллюлярный рак (ГЦР) составляет около 90 % всех первичных злокачественных новообразований печени. Согласно данным отчета «Состояние онкологической помощи населению России в 2019 г.» отмечается неуклонный рост распространенности злокачественных новообразований печени. В 2019-м году данный показатель составил 6,2 на 100 000 населения, в 2018–5,9, а в 2011-м он составлял 4,7. Летальность больных в течение года с момента постановки диагноза за 2019 год была 66,5 % [1].

Наиболее информативными методами диагностики ГЦР являются КТ и МРТ с внутривенным контрастным усилением. Так, по данным обследования 15 713 пациентов, эти методики демонстрируют сопоставимо высокую чувствительность: 73,6 % для КТ и 77,5 % для МРТ ($p = 0,08$) [2]. В дифференциальной диагностике ГЦР КТ и МРТ также показали сопоставимые результаты диагностической точности – 79,9 % и 82,4 % соответственно ($p = 0,139$) [3]. Однако данные показатели достижимы лишь при соблюдении всех условий подготовки пациента, рекомендаций по проведению сканирования, болюсного контрастного усиления. В ряде случаев дифференциальная диагностика ГЦР с другими очаговыми образованиями печени может быть затруднена, что может быть обусловлено небольшим размером образований, не типичным характером накопления контрастного препарата, а также недостаточным опытом врача-рентгенолога в оценке очаговых образований печени.

Согласно данным мета-анализа, выполненного на основе 114 публикаций, низкая степень дифференцировки ГЦР связана с более низкими показателями общей и безрецидивной выживаемости [4]. Ряд авторов полагают, что ГЦР низкой степени дифференцировки требует более обширных границ резекции и более частого наблюдения в послеоперационном периоде даже при небольших размерах опухоли [5].

Предоперационное определение степени дифференцировки ГЦР может позволить оценить прогноз пациента. Однако выполнение биопсии у пациентов с циррозом печени, на фоне которого в большинстве случаев развивается ГЦР, может быть связано с риском развития кровотечения, а также распространения опухоли по ходу пункционного канала. Таким образом, неинвазивное предоперационное определение степени дифференцировки опухоли по данным методик визуализации является актуальной задачей.

Ранее были предприняты попытки предоперационного определения степени дифференцировки ГЦР путем оценки накопления контрастного препарата в артериальную и венозную фазы исследования на КТ и оценки измеряемого коэффициента диффузии на МРТ. При КТ данные работы были основаны на изменении характеристик контрастирования при артериализации кровотока в очаге ГЦР, при МРТ – на ограничении диффузии молекул в воду в очаге ГЦР по мере увеличения ядерно-цитоплазматического соотношения при де-дифференцировке опухоли. Nishie A et al. (2013) на примере 66 пациентов продемонстрировали, что накопление контрастного

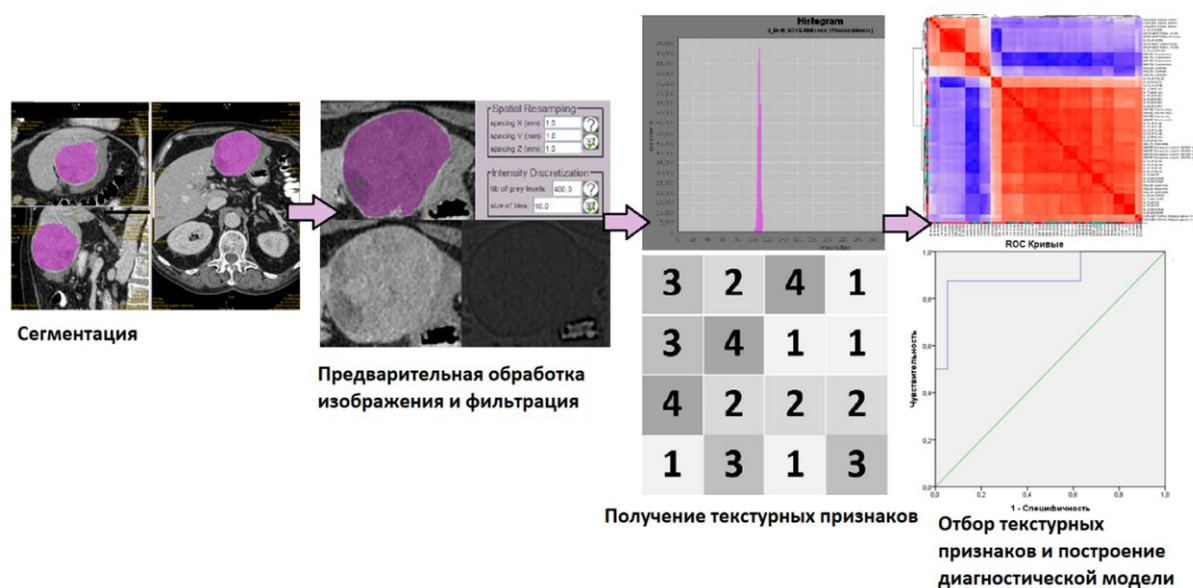


Рис. 1. Этапы выполнения текстурного анализа.

Fig. 1. Stages of texture analysis.

препарата в венозную фазу было значительно ниже у пациентов с низкодифференцированными ГЦР по сравнению с высоко- и умеренно дифференцированными опухолями ($p < 0,05$ и $p < 0,00001$ соответственно) [6]. Согласно результатам исследования, выполненного на базе Центра хирургии им. А. В. Вишневского, не было выявлено статистически значимой корреляционной связи между степенью дифференцировки ГЦР и ИКД ($r = -0,445$, $p = 0,127$) [7].

В последние годы все больше зарубежных публикаций посвящено применению текстурного анализа или радиомики при решении тех или иных диагностических задач, в том числе при диагностике ГЦР. Данный метод обработки медицинских изображений позволяет осуществлять комплексную оценку структуры новообразования путем извлечения большого числа количественных признаков из медицинских изображений.

Текстурный анализ состоит из нескольких этапов, включающих в себя получение изображения, применение различных методов предварительной обработки изображений и сегментации, отбор информативных и воспроизводимых текстурных признаков, построение диагностической модели на основе отобранных текстурных показателей с последующей оценкой ее диагностической эффективности (рис. 1).

Получаемые текстурные признаки принято разделять на несколько групп, включающих в себя показатели размера и формы, такие как объем, площадь, диаметр образования, округлость контуров. Показатели первого порядка, которые получаются путем анализа гистограммы, построенной на основе значений плотности выделенной области интереса, то есть без учета пространственного распределения пикселей или вокселей, такие как среднее, медиана, кюртозис, коэффициент асимметрии. Показатели второго порядка получают посредством анализа матрицы изображения, с учетом пространственного распределения пикселей или вокселей, например, матрицы совместной встречаемости уровней серого и матрицы протяженности уровней серого. Данные показатели могут высчитываться в различных направлениях. Текстурные показатели более высокого порядка получают в результате применения различных методов фильтрации изображений [8].

Цель исследования: определить роль текстурного анализа КТ и МР-изображений в дифференциальной диагностике и определении степени дифференцировки ГЦР на основании обзора и анализа результатов публикаций.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Осуществлен поиск научных публикаций в информационно-аналитической системе PubMed за 2015–2021 гг. по ключевым словам: «НСС» (ГЦР),

«texture analysis» (текстурный анализ), «radiomics» (радиомика), «СТ» (КТ), MRI «МРТ», «grade» (степень гистологической дифференцировки), «differential diagnosis» (дифференциальная диагностика), в результате которого отобрано резюме 40 статей. После исключения обзоров публикаций и изучения полного текста статей для анализа была отобрана 21 статья, в которых авторы применяли текстурный анализ КТ или МР-изображений для определения степени дифференцировки ГЦР и дифференциальной диагностики ГЦР с другими новообразованиями печени (табл. 1, 2).

РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Текстурный анализ КТ-изображений при определении степени дифференцировки ГЦР

Несмотря на то, что на сегодняшний день компьютерная томография является более быстрой и доступной методикой диагностики ГЦР, количество публикаций, посвященных применению текстурного анализа КТ изображений в определении степени дифференцировки ГЦР ограничено. При этом, исходя из опубликованных данных, нет единого мнения, какая из фаз сканирования является более информативной для проведения текстурного анализа.

Jiseon Oh et al. (2019) при текстурном анализе компьютерных томограмм с внутривенным болюсным контрастированием в артериальную фазу с применением фильтра Лапласа–Гаусса выявили текстурные признаки, такие как среднее положительных пикселей и стандартное отклонение. Данные признаки позволили прогнозировать степень дифференцировки ГЦР ($p < 0,05$). В своей работе авторы использовали двухмерную сегментацию на уровне максимального поперечного сечения образования и анализировали значения плотности в диапазоне от 0 до 300 HU, исключая, таким образом, жир, газ и кальцинаты. Данный подход, с одной стороны, позволяет исключить влияние прилежащей жировой клетчатки на полученные текстурные показатели, с другой – оценка содержания внутриопухолевого жира в ГЦР снижается по мере де-дифференцировки опухоли, что может являться ценным диагностическим признаком. Авторы связывают информативность текстурных показателей, полученных в артериальную фазу, с артериализацией кровотока и активацией неоангиогенеза по мере де-дифференцировки ГЦР. Также следует отметить, что в данной работе использовали изображения, полученные на одном компьютерном томографе с применением одинаковых параметров сканирования. Авторы не вычисляли текстурные показатели второго порядка и не оценивали чувствительность и специфичность полученной диагностической модели [9].

Bing Mao et al. (2020) в своем исследовании использовали КТ-изображения 297 пациентов, выполненных на 4-х различных компьютерных томографах с одинаковыми параметрами сканирования, в частности с толщиной среза 2 мм. В отличие от предыдущей работы, авторы использовали трехмерную сегментацию, а также задавали фиксированный размер вокселя $1 \times 1 \times 1$ мм³ и применили дискретизацию уровня серого с фиксированной шириной ячейки 25. Также были использованы 17 различных фильтров, включая экспоненциальный, градиентный и вейвлет фильтры. В результате наибольшую диагностическую эффективность в тестируемой группе продемонстрировала диагностическая модель, построенная с применением 50 отобранных текстурных показателей, полученных как в артериальную, так и в венозную фазы сканирования AUC 0,758 (95 % ДИ, 0,6296–0,8863), по сравнению с моделями, построенными только на основе показателей, полученных в артериальную AUC 0,719 (95 % ДИ, 0,5900–0,8472) или в венозную фазы 0,6128 (95 % ДИ, 0,4522–0,7734, $p > 0,0125$). Таким образом, по данным авторов, для выполнения текстурного анализа целесообразно использовать и артериальную, и венозные фазы сканирования [10].

Напротив, Wen Chen et al. (2021) выполнили текстурный анализ КТ-изображений только в венозную фазу. По мнению авторов, венозная фаза является оптимальной для проведения текстурного анализа, позволяя за счет «вымывания» точно выделить границы опухоли при сегментации. Полученная диагностическая модель продемонстрировала высокую эффективность при определении степени дифференцировки ГЦР как в тренировочной группе (AUC – 0,904, чувствительность – 82,5 специфичность – 92,7 %), так и в тестируемой группе AUC – 0,937, чувствительность – 88,0 %, специфичность – 95,8 %). Авторы связывают более высокие значения площади под кривой, по сравнению с данными Bing Mao et al (2020), с применением более тонких срезов КТ-изображений для выполнения текстурного анализа [11].

Текстурный анализ МР-изображений в определении степени дифференцировки ГЦР

Ряд авторов склоняются к мнению, что в силу большего тканевого разрешения МРТ, данная методика может быть более информативна для выполнения текстурного анализа. Однако при этом, помимо выбора фазы сканирования, встает также вопрос об оптимальных МР-последовательностях.

Wu M. et al. (2018) предложили диагностическую модель на основе 20 текстурных признаков – предикторов дифференцировки, полученных по данным МР-изображений в T1 и T2 с жироподавлением, AUC

0,742. В своей работе авторы использовали трехмерную сегментацию и применяли вейвлет фильтрацию [12].

Единичные публикации были выполнены на основе SWI -изображений. Geng Z. et al (2020) выявили 11 текстурных показателей-предикторов низкой степени дифференцировки ГЦР, AUC 0,800 [13]. Согласно данным авторам, SWI-изображения позволяют выявлять изменения васкуляризации в очаге ГЦР и наличие кровоизлияний, которые были связаны с инвазией и метастазированием, т.е. с неблагоприятным прогнозом [14; 15].

Применение постконтрастных МР-изображений позволило получить более информативные текстурные показатели. Zhou W. et al. (2017) первыми продемонстрировали результаты применения текстурного анализа МР-изображений, выполнив двухмерную сегментацию и текстурный анализ нативных T1 и постконтрастных МР-изображений с гепатоспецифическим контрастным препаратом (ГСКП) у 46 пациентов и выявили в артериальную фазу предикторы степени дифференцировки ГЦР: показатель первого порядка – среднее значение интенсивности пикселей – и показатель второго порядка – gray-level run-length nonuniformity (GLN), измененный в 4-х направлениях, AUC 0,918, 0,846, 0,836, 0,827 и 0,838, соответственно. Среднее значение интенсивности было значительно выше среди высокодифференцированных ГЦР. Авторы связывают это с наличием центральных зон некроза в низкодифференцированных очагах ГЦР. Значения GLN, характеризующего неоднородность образования, были выше в низкодифференцированных образованиях. Кроме того, в данном исследовании было показано, что нормализация интенсивности МР-изображений в большей степени влияла на среднее значение интенсивности пикселей и в меньшей степени на GLN, что позволяет предположить – текстурные показатели второго порядка менее чувствительны к артефактам и неоднородности магнитного поля. Ограничениями данного исследования являлось небольшое количество пациентов и отсутствие валидации полученных данных [16].

Feng M. et al. (2020) выполнили текстурный анализ T2-ВИ и T1-ВИ с ГСКП в артериальную, транзиторную и гепатобилиарную фазы. На основании текстурных признаков, выявленных в артериальную и транзиторную фазы и T2-ВИ, авторы получили диагностическую модель, позволяющую дифференцировать низко- и высокодифференцированные ГЦР (AUC 0,812), низко- и умеренно дифференцированные ГЦР (AUC 0,879), умеренно- и высокодифференцированные ГЦР (AUC 0,808). Среди ограничений своей работы авторы указывают применение двухмерной сегментации [17].

Yang X. et al. (2021) использовали трехмерную сегментацию T2-ВИ и постконтрастных T1-ВИ в натив-

Таблица 1. Текстуриный анализ КТ-изображений Table 1. Texture analysis of CT images									
Количество пациентов / Patients number	Фазы контрастного усиления / Contrast enhancement phases	Сбор данных / Data collection	Сегментация / Segmentation	Предварительная обработка изображений / Image Preprocessing	Программное обеспечение / Software	Текстуриные признаки / Texture signs	Фильтры / Filters	Результаты / Results	
Определение степени дифференцировки / Grade determination									
Jiseon Oh et al. (2019)	81	Артериальная и венозная фазы / Arterial and Venous Phase software	1 компьютерный томограф, одинаковые параметры сканирования / 1 CT scanner, the same scanning parameters	Вручную, 2D / Manually, 2D	ROI: 0 - 300 HU	TexRAD	1-ого порядка и более высокого порядка / 1st order and higher order	Фильтр Лапласа-Гаусса / Laplace-Gauss Filter	SD и MPP в арт. фазу – независимые предикторы дифференцировки / SD and MPP in art. phase are independent predictors of differentiation
Bing Mao et al. (2020)	297	Артериальная и венозная фазы / Arterial and Venous Phase software	4 компьютерных томографа, одинаковые параметры сканирования / 4 CT scanners, the same scanning parameters	Полуавтоматическая, 3D / Semi-automatic, 3D	Размер вокселя: 1 mm³ Размер ячеек: 25 / Voxel size: 1 mm³ Cell size: 25	Ryadionics	1,2-ого и более высокого порядка / 1,2 th and higher order	17 различных фильтров / 17 different filters	AUC 0.758 в диагностике высоко- и низкодифференцированного ГЦР / AUC 0.758 in the diagnosis of high- and low-differentiated HCC
Wen Chen et al. (2021)	161	Венозная фаза / Venous phase	2 компьютерных томографа, одинаковые параметры сканирования / 2 CT scanners, the same scanning parameters	Вручную, 3D / Manually, 3D	-	Artificial Intelligence Kit	1,2-ого и более высокого порядка / 1,2 th order	-	AUC 0.937 в диагностике высоко- и низкодифференцированного ГЦР / AUC 0.937 in the diagnosis of high- and low-differentiated HCC
Дифференциальная диагностика / Differential diagnosis									
Raman S. P. et al. (2015)	80	Артериальная / Arterial phase	3 компьютерных томографа, одинаковые параметры сканирования / 3 CT scanners, the same scanning parameter	От 5 до 10 срезов для каждого образования, вручную, 2D / From 5 to 10 slices for each formation, manually, 2D	Значения плотности выше 50 HU Density values above 50 HU	TexRAD	1,2-ого и более высокого порядка / 1,2 th and higher order	Фильтр Лапласа-Гаусса / Laplace-Gauss Filter	Диагностическая точность модели 91,2 % для ГЦА, 94,4 % для ФНГ, и 98,6 % для ГЦР / The diagnostic accuracy of the model is 91.2% for NA, 94.4% for FNG, and 98.6% for HCC
Pei Nie et al. (2020)	156	Артериальная, венозная, отсроченная / Arterial and Venous Phase software	2 компьютерных томографа, одинаковые параметры сканирования / 2 CT scanners, the same scanning parameter	Вручную, 2D / Manually, 2D	-	RadiCloud platform	1,2-ого и более высокого порядка / 1,2 th and higher order	Вейвлет-фильтры / Wavelet filters	AUC 0.865 в дифференциальной диагностике ГЦР и ФНГ на фоне нормальной паренхимы / AUC 0.865 in the differential diagnosis of HCC and FNH against the background of normal parenchyma
Pei Nie et al. (2020)	131	Артериальная, венозная, отсроченная / Arterial and Venous Phase software delayed	2 компьютерных томографа, одинаковые параметры сканирования / 2 CT scanners, the same scanning parameter	Вручную, 3D / Manually, 3D	-	Analysis Kit, version 1.0.3, GE Healthcare	1 порядка и более высокого порядка / 1st order and higher order	Вейвлет-фильтры / Wavelet filters	AUC 0.94; в дифференциальной диагностике ГЦР и ГЦА на фоне нормальной паренхимы / AUC 0.94; in the differential diagnosis of HCC and HSA against the background of normal parenchyma
S. Song et al. (2020)	84	Артериальная / Arterial phase	2 компьютерных томографа, одинаковые параметры сканирования / 2 CT scanners, the same scanning parameter	Вручную, 2D / Manually, 2D	-	Omni-Kinetic	1,2-ого порядка / 1,2 th order	-	AUC 0.927; в дифференциальной диагностике злокачественных (ГЦР и метастазов) и доброкачественных гиперваскулярных образований печени (гемангиом и гиперпластичный узел) / AUC 0.927 in the differential diagnosis of malignant (HCC and metastases) and benign hypervascular formations of the liver
Liang W. et al. (2020)	170	Артериальная / Arterial phase	2 компьютерных томографа, толщина среза 2-5 мм / 2 CT scanners, slice thickness 2-5 mm	Вручную, 2D / Manually, 2D	Фиксированный размер вокселя Количество уровней серого: 64 / Fixed voxel size Number of gray levels: 64	MATLAB	1,2-ого и более высокого порядка / 1,2 th and higher order	Вейвлет-фильтры / Wavelet filters	AUC 0.879 в дифференциальной диагностике ГЦР с ФНГ и ЭЭП / AUC 0.879 in the differential diagnosis of HCC with FNH and EHE
Mokras et al. (2020)	178	Нативная, артериальная, венозная / Native, arterial, venous	КТ изображения из 27 различных центров / CT images from 27 different centers	Вручную, 2D на уровне наибольшего поперечного сечения и 3D / Manually, 2D at the level of the largest cross-section and 3D	-	WEASIS	1,2-ого и более высокого порядка / 1,2 th and higher order	Вейвлет-фильтры / Wavelet filters	Текстуриный показатель DeltaV-A, DWI1_LL, Variance-2D AUC 0.66 в дифференциальной диагностике диспластических узлов и раннего ГЦР / Texture index Delta-A, DWI1_LL, Variance-2D AUC 0.66 in differential diagnosis of dysplastic nodes and early HCC
Liu X. et al. (2021)	85	Нативная, артериальная, венозная, отсроченная / Native, arterial, venous, delayed	3 компьютерных томографа, одинаковые параметры сканирования / 3 CT scanners, the same scanning parameter	Вручную, 2D / Manually, 2D	-	Ryadionics	1,2-ого порядка / 1,2 th order	-	В дифференциальной диагностике ГЦР с ГЦР и ХЦР наиболее информативные показатели, получены в отсроченную фазу AUC 0.64. В дифференциальной диагностике ГЦР с ГЦР и ХЦР наиболее информативные показатели получены в нативную AUC 0.81 и венозную фазу AUC 0.71 / In the differential diagnosis of HCC with HCC and CCC, the most informative indicators were obtained in the delayed phase of AUC 0.64, in the differential diagnosis of HCC with HCC and CCC, the most informative indicators were obtained in the native AUC 0.81 and venous phases AUC 0.71

ную, артериальную, венозную и отсроченную фазы и выявили в артериальную фазу единственный текстурный показатель GLZLM_LZHGE (gray-level zone length matrix) для определения низкодифференцированного ГЦР (AUC в тренировочной подгруппе – 0,623, в тестируемой подгруппе – 0,576). Полученные невысокие значения площади под кривой по сравнению с предыдущими публикациями могли быть обусловлены различными параметрами сканирования. Кроме того, в данной работе авторы не применяли какие-либо методы предварительной обработки изображений [18].

Текстурный анализ КТ и МР-изображений при дифференциальной диагностике ГЦР

Помимо определения степени дифференцировки, применение текстурного анализа продемонстрировало результаты и в дифференциальной диагностике ГЦР, в частности в дифференциальной диагностике раннего ГЦР с регенераторными и диспластическими узлами.

В ходе многоцентрового исследования при текстурном анализе данных КТ-изображений 178 пациентов с циррозом печени Mokrane et al. (2020) в артериальную и венозную фазы выявили признак DeltaV-A_DWT1_LL_Variance-2D, полученный с применением вейвлет-фильтрации, позволяющий дифференцировать диспластические узлы и ранний ГЦР, AUC в тренировочной и тестируемой группах 0,70 (95 % ДИ 0,61–0,80) и 0,66 (95 % ДИ 0,64–0,84), соответственно. Данный текстурный признак отражает различия в значениях матрицы совместной встречаемости уровней серого, измеренных в артериальную и венозную фазу, что косвенно отражает процесс «вымывания» контрастного препарата, который оценивается рентгенологами в рутинной практике. Стоит отметить, что КТ-исследования были выполнены в 27 различных центрах с различными параметрами сканирования. При этом процесс сегментации не влиял на полученные результаты, и данный признак позволял дифференцировать диспластические узлы и ранний ГЦР как при 2D, так и при 3D сегментации [19].

Применительно к данной диагностической задаче текстурный анализ МР-изображений также продемонстрировал перспективные результаты. Zhong X. et al. (2020) выполнили текстурный анализ T2-ВИ с жироводавлением 46 очагов ГЦР размером менее 3 см и 27 диспластических узлов. Специфичность полученной диагностической модели, построенной на основе выявленных текстурных признаков (92,6 %), значительно превосходила результаты совокупной визуальной оценки постконтрастных МР-изображений с ГСКП и ДВИ, при этом, чувствительность значимо не различалась (97,8 % против 95,6 %, $p = 0,559$) [20].

Позже Zhong X. et al. (2021) выполнили текстурный анализ T2-ВИ с жироводавлением, T1-ВИ и карт ИКД 150 пациентов с циррозом печени и отобрали

в диагностическую модель 8 текстурных показателей, позволяющих дифференцировать ГЦР с регенераторными и диспластическими узлами (AUC 0,917). Отобранные текстурные показатели включали в себя 7 показателей второго порядка и один показатель, полученный с применением вейвлет-фильтрации. В общей сложности было выявлено 2 текстурных показателя по данным T1-ВИ, 5 – на T2-ВИ и 1 – на картах ИКД. По сравнению с применением шкалы LI-RADS v2018 полученная диагностическая модель продемонстрировала аналогичную чувствительность (93,8 %) и более высокую специфичность (86,4 % против 81,8 %) [21].

Довольно большое количество публикаций посвящено дифференциальной диагностике ГЦР с такими доброкачественными гиперваскулярными образованиями, как гепатоцеллюлярная аденома (ГЦА), фокальная нодулярная гиперплазия (ФНГ), гемангиома. Цена ошибки при неправильной интерпретации гиперваскулярных образований начинающим специалистом может оказаться слишком велика. Хотя для опытного рентгенолога с многолетней практикой описания исследований органов брюшной полости решение данной задачи может не представлять особых трудностей. В ряде публикаций применение текстурного анализа демонстрирует явные преимущества по сравнению с визуальной оценкой диагностических изображений.

Raman S. P. et al. (2015) выполнили текстурный анализ КТ-изображений 17 пациентов с ФНГ, 19 – ГЦА и 25 – с ГЦР. Диагностическая точность модели, полученной на основании выявленных текстурных показателей, продемонстрировала чувствительность и специфичность 84 % и 85 %, соответственно. В своей работе авторы исключали из текстурного анализа значения плотности менее –50 HU и использовали двухмерную сегментацию, выделяя область интереса на нескольких аксиальных изображениях (от 5 до 10 срезов для каждого образования) [22].

Stocker D. et al. (2018) выполнили текстурный анализ МР-изображений T2-ВИ и T1-ВИ FS с ГСКП и внеклеточным МР-контрастным веществом и на основе пяти выявленных в артериальную фазу текстурных показателей первого и второго порядка сформировали диагностическую модель, позволяющую дифференцировать ГЦР с ФНГ и ГЦА на фоне нормальной паренхимы (AUC – 0,92, чувствительность – 84,1 %, специфичность – 84,9 %). Таким образом, текстурный анализ как КТ, так и МР-изображений продемонстрировал сопоставимые результаты в решении данной диагностической задачи [23]. При этом, в обеих работах была продемонстрирована более высокая диагностическая точность и специфичность по сравнению с визуальной оценкой КТ и МР-изображений рентгенологами.

Таблица 2. Текстуальный анализ МР-изображений Table 2. Texture analysis of MR images		Количество пациентов / Patients number	МР-последовательности / MR sequences	Сбор данных / Data collection	Сегментация / Segmentation	Предварительная обработка изображений / Image Preprocessing	Программное обеспечение / Software	Текстурные признаки / Texture signs	Фильтры / Filters	Результаты / Results
Определение степени дифференцировки / Grade determination										
Wu Zhou, et al. (2017)	46	Постконтрастные T1 с ГСМП артериальная, венозная, поздная / Post-contrast T1 with HSCA Native arterial and venous phases	1 МР-томограф, одинаковые параметры сканирования / 1 MR tomograph, the same scanning parameters	Вручную, 2D / Manually, 2D	-	Нормализация уровня серого / Normalization of the gray level	MATLAB	1,2-ого порядка / 1,2 th order	-	«Mean» и gray-level run-length nonuniformity (GLN), в 4-х направлениях в артериальную фазу – наиболее информативные показатели, AUC 0,827–0,918. «Mean» and gray-level run-length nonuniformity (GLN), in 4 directions in the arterial phase are the most informative indicators, AUC 0.827–0.918
Wu M. et al. (2018)	170	T1, FSE-FST2	1 МР-томограф, одинаковые параметры сканирования / 1 MR tomograph, the same scanning parameters	Вручную, 3D / Manually, 3D	-	-	MATLAB	1,2-ого и более высокого порядка / 1,2 th and higher order	Вейвлет-фильтры / Wavelet filters	AUC 0,742 в диагностике высоко- и низкодифференцированного ГЦР / AUC 0.742 in the diagnosis of high- and low-differentiated HCC
Feng M. et al. (2020)	104	Постконтрастные T1 с ГСМП артериальная, транзитная, венозная, поздная / Post-contrast T1 with HSCA arterial, transient, CBF, T2	3 МР-томографа, одинаковые параметры сканирования / 3 MR scanners, the same scanning parameters	Вручную, 2D / Manually, 2D	-	-	Mazda	1,2-ого и более высокого порядка / 1,2 th and higher order	Вейвлет-фильтры / Wavelet filters	Для низко и высокодифференцированных 0,812, низко и умеренно-дифференцированных 0,879, умеренно- и высокодифференцированных 0,808 / For low and highly differentiated 0.812, low and moderately differentiated 0.879, moderately and highly differentiated 0.808
Geng Z. et al. (2020)	53	SWI	1 МР-томограф, одинаковые параметры сканирования / 1 MR scanner, the same scanning parameters	Вручную, 3D / Manually, 3D	-	-	PyRadiomics	1,2-ого порядка / 1,2 th order	-	AUC 0,800 в определении низкодифференцированного ГЦР / AUC 0,800 in the determination of low-grade HCC
Yang X. et al. (2021)	188	T1: нативная, артериальная, венозная, отсроченная, T2 delayed, T2	Нет данных / no data	Вручную, 3D / Manually, 3D	-	-	LIFEX	1,2-ого порядка / 1,2 th order	-	В определении низкодифференцированного ГЦР в тренировочной подгруппе AUC 0,623, в тестировочной подгруппе 0,576 / In the determination of low-grade HCC in the training subgroup AUC 0.623, in the tested subgroup 0.576
Дифференциальная диагностика / Differential diagnosis										
Li Z. et al. (2017)	162	T2 SPAIR	1 МР-томограф, одинаковые параметры сканирования / 1 MR scanner, the same scanning parameters	Вручную, 2D / Manually, 2D	-	Нормализация и дискретизация уровня серого. Количество уровней серого: 16, 32, 64, 128 / Normalization and sampling of the gray level. Number of gray levels: 16, 32, 64, 128	MIM	1,2-ого и более высокого порядка / 1,2 th and higher order	Фильтр Винера, вейвлет-фильтры / Wiener filter, wavelet filters	AUC 0,89 в дифференциальной диагностике гемангиом и метастазов, AUC 0,91 в дифференциальной диагностике гемангиом и ГЦР, метастазов и ГЦР / AUC 0.89 in the differential diagnosis of hemangiomas and metastases, AUC 0.91 in the differential diagnosis of hemangiomas and HCC, metastases and HCC
Stocker D. et al. (2018)	108	T1 FS с ГСМП и ВКВ: нативная, артериальная, венозная, T2 SPAR, T1 FS with HSCA and ECCA	5 МР-томографов, различные параметры сканирования / 5 MR scanners, various scanning parameters	Вручную, 2D / Manually, 2D	-	Нормализация уровня серого / Normalization of the gray level	MATLAB	-	-	AUC 0,92 в дифференциальной диагностике ГЦР с ФНГ и ГЦА в артериальную фазу на фоне нормальной паренхимы / AUC 0.92 in the differential diagnosis of HCC with FNH and HCA in the arterial phase against the background of normal parenchyma
Oyama A. et al. (2019)	150	3D T1 FS	2 МР-томографа, различные параметры сканирования / 2 MR scanners, the different scanning parameters	Вручную, 3D / Manually, 3D	-	Фиксированный размер изотропного вокселя: 1, 2, 3, 4, 5 мм³ / Fixed isotropic voxel size: 1, 2, 3, 4, 5 mm³	MATLAB	1,2-ого и более высокого порядка / 1,2 th and higher order	Вейвлет-фильтры / Wavelet filters	AUC в дифференциальной диагностике ГЦР и метастазов, ГЦР и гемангиом метастазов, HCC and hemangiomas 0.95, metastases and hemangiomas 0.75
Wu J. et al. (2019)	369	T1 in/out-phase, T2, DVI / T1 in/out-phase, T2, DVI	2 МР-томографа, одинаковые параметры сканирования / 2 MR scanners, the same scanning parameters	Вручную, 3D / Manually, 3D	-	Нормализация уровня серого / Normalization of the gray level	PyRadiomics	1,2-ого и более высокого порядка / 1,2 th and higher order	Вейвлет-фильтры / Wavelet filters	AUC в дифференциальной диагностике ГЦР и гемангиом в тренировочной подгруппе 0,86, в тестировочной подгруппе 0,89 / AUC in the differential diagnosis of HCC and hemangiomas in the training subgroup 0.86, the tested subgroup 0.89
Zhong X. et al. (2020)	68	T2 FS	1 МР-томограф, одинаковые параметры сканирования / 1 MR scanner, the same scanning parameters	Вручную, 2D / Manually, 2D	-	Нормализация уровня серого / Normalization of the gray level	Mazda	1,2-ого и более высокого порядка / 1,2 th and higher order	Вейвлет-фильтры / Wavelet filters	AUC 0,96 в дифференциальной диагностике ГЦР ≤ 3 см с диспластическими узлами / AUC 0.96 in the differential diagnosis of HCC ≤ 3 cm with dysplastic nodes
Liu X. et al. (2021)	73	T2 SPAR, DVI, T1 с ГСМП и ВКВ, нативная, артериальная, венозная, поздная / T2 SPAR, T1 with GSKA and ECCA, native, arterial, venous, late venous, delayed CBF	2 МР-томографа, одинаковые параметры сканирования / 2 MR scanners, the same scanning parameters	Вручную, 2D / Manually, 2D	-	Нормализация уровня серого / Normalization of the gray level	PyRadiomics	1,2-ого порядка / 1,2 order	-	В дифференциальной диагностике ГЦР с ГЦР и ХЦР наиболее информативные показатели, получены в позднюю венозную фазу, AUC 0,77. В дифференциальной диагностике ГЦР с ГЦР и ХЦР наиболее информативные показатели получены в артериальную фазу, AUC 0,90 / In the differential diagnosis of HCC with HCC and CCC, the most informative indicators were obtained in the late venous phase, AUC 0.77, in the differential diagnosis of HCC with HCC and CCC, the most informative indicators were obtained in the arterial phase, AUC 0.90
Zhong X. et al. (2021)	150	T1 in-phase, T2 FS, ICD / T1 in-phase, T2 FS, ICD	1 МР-томограф, одинаковые параметры сканирования / 1 MR scanner, the same scanning parameters	Вручную, 2D / Manually, 2D	-	Нормализация уровня серого / Normalization of the gray level	Mazda	1,2-ого и более высокого порядка / 1,2 th and higher order	Вейвлет-фильтры / Wavelet filters	AUC 0,917 в дифференциальной диагностике ГЦР ≤ 3 см с регенераторными и диспластическими узлами / AUC 0.917 in the differential diagnosis of HCC ≤ 3 cm with regenerative and dysplastic nodes

Некоторые авторы также выполняли текстурный анализ ДВИ изображений. Wu J. et al. (2019) на основе выявленных показателей при текстурном анализе T1-ВИ в фазу и в противофазу, T2, и ДВИ построили диагностическую модель для дифференциальной диагностики ГЦР и гемангиом (AUC=0,89). Полученная диагностическая модель превосходила результаты визуальной оценки МР-изображений рентгенологом с 2-х летним стажем работы (AUC = 0,702, $p < 0,05$), и значимо не отличалась от результатов визуальной оценки МР-изображений более опытным рентгенологом (AUC = 0,908, $p > 0,05$) [24].

Nie P. et al. (2020) выполнили текстурный анализ КТ-изображений 55 пациентов с ФНГ и 101 с ГЦР на фоне неизменной паренхимы печени и выделили 10 текстурных показателей, позволяющих дифференцировать эти два образования, для тренировочной группы пациентов AUC=0,964; 95 % ДИ и для тестируемой группы AUC=0,865; 95 % ДИ. В своей работе авторы использовали двухмерную сегментацию на уровне наибольшего поперечного сечения образования в артериальную, портальную и отсроченную фазы контрастного усиления [25]. Этой же группой авторов была выполнена работа, посвященная дифференциальной диагностике ГЦР на фоне неизменной паренхимы печени и ГЦА. В исследование были включены данные КТ-исследований 46 пациентов с ГЦА и 85 – с ГЦР. Текстурный анализ КТ-изображений был выполнен, аналогично, в артериальную, портальную и отсроченную фазы контрастного усиления. В результате было выявлено 7 текстурных показателей, позволяющих дифференцировать эти два образования (для тренировочной группы пациентов AUC=0,83; 95 % ДИ, и для тестируемой группы AUC=0,75; 95 % ДИ) [26].

Song S. et al. (2018) проанализировали данные КТ-исследований 84 пациентов, которые включали в себя пациентов с ФНГ, ГЦА, гемангиомами, ГЦР и гиперваскулярными метастазами. При применении двухмерной сегментации авторы выявили текстурные показатели первого и второго порядка в артериальную фазу сканирования. Была построена диагностическая модель, позволяющая дифференцировать доброкачественные и злокачественные гиперваскулярные новообразования печени (AUC=0,927, 95 % ДИ=0,875–0,979) [27].

Схожую задачу преследовали Oyama A. et al. (2019), выполнив текстурный анализ нативных 3D T1-ВИ с жироподавлением 150 очаговых образований печени, включающих в себя ГЦР, метастазы колоректального рака и гемангиомы. Выбор именно 3D T1-ВИ с жироподавлением был обусловлен тем, что в центре, на базе которого было выполнено исследование, это была единственная 3D МР-последовательность, выполняемая на задержке дыхания

и, следовательно, менее всего подверженная артефактам от движения. В результате была получена диагностическая модель для дифференциальной диагностики ГЦР и метастазов (AUC=0,95), ГЦР и гемангиом (AUC=0,95), метастазов и гемангиом (AUC=0,75). Более низкие значения площади под кривой в дифференциальной диагностике метастазов и гемангиом авторы связывают с тем, что цирротически измененная паренхима печени у пациентов с ГЦР, которая, вероятно, входила в зону интереса по периферии опухоли, могла оказывать влияние на характеристики получаемых текстурных признаков [28].

Liu Z. al. (2017) при текстурном анализе МР-изображений в T2 SPAIR разработали диагностические модели для дифференциальной диагностики ГЦР, гемангиом и метастазов (AUC=0,89–0,91). Авторы использовали двухмерную сегментацию, поскольку толщина среза и расстояние между срезами были слишком велики для выполнения трёхмерной сегментации. Несмотря на то, что все МР-исследования были выполнены на одном томографе, также применялись нормализация дискретизации уровня серого и фильтрация изображений [29].

Единичные публикации посвящены дифференциальной диагностике ГЦР с эпителиоидной гемангиоэндотелиомой (ЭГЭП), холангиоцеллюлярным раком (ХЦР) и смешанной формой гепатохолангиоцеллюлярного рака (ГХЦР).

Liang W. et al. (2020) проанализировали данные КТ-исследований 170 пациентов, выполненных на двух различных компьютерных томографах при толщине среза от 2 до 5 мм с целью дифференциальной диагностики ГЦР с ФНГ и ЭГЭП. Была использована двухмерная сегментация на уровне наибольшего поперечного сечения, а также были применены вейвлет-фильтрация изображений, фиксированные значения размера вокселя и количества уровней серого. Полученная диагностическая модель показала высокую эффективность дифференциальной диагностики ГЦР с ФНГ и ЭГЭП, как в тренировочной, так и в тестируемой подгруппах (AUC 0,996 и 0,879, соответственно) [30].

Liu X. (2021), применили текстурный анализ КТ-изображений всех четырех фаз контрастного усиления, полученных на различных компьютерных томографах с одинаковыми параметрами сканирования, а также постконтрастные T1-ВИ с ГСКП и внеклеточными МР-контрастными веществами (ВККВ), T2-ВИ SPAIR, ДВИ для дифференциальной диагностики ГЦР, ХЦР и ГХЦР. Полученные данные указывают на то, что на текущий момент нельзя однозначно утверждать, какая из методик – КТ или МРТ предпочтительнее. Хотя при дифференциальной диагностике ГХЦР с ГЦР

и ХЦР применение МРТ показало лучшие результаты (AUC 0,77), чем при КТ (AUC 0,64). При этом, наиболее информативные показатели были получены в позднюю венозную фазу при МРТ и в отсроченную фазу при КТ. В дифференциальной диагностике ГЦР с ГХЦР и ХЦР обе методики продемонстрировали сопоставимые результаты: наиболее информативные показатели были получены при КТ в нативную фазу (AUC – 0,81), а при МРТ – в артериальную фазу (AUC – 0,81) [31].

ОБСУЖДЕНИЕ

Несмотря на растущее в последние годы количество публикаций, посвященных успешному применению текстурного анализа при определении степени дифференцировки ГЦР и дифференциальной диагностике ГЦР, на данный момент, применение подобного типа анализа изображений в рутинной практике ограничено ввиду отсутствия стандартизованных методик выполнения текстурного анализа, что обуславливает низкую воспроизводимость полученных результатов.

В первую очередь на воспроизводимость показателей влияют параметры получения изображений. В частности, при сканировании фантома на 17 различных КТ-аппаратах от 4-х различных производителей текстурные признаки значительно различались [32; 33]. При этом, по данным публикаций, в большей степени на воспроизводимость текстурных показателей влияла толщина среза, в то время как напряжение на трубке, сила тока не оказывали значимого влияния [34]. Оптимистичные результаты ряда исследований могут быть обусловлены тем, что в них оценивали изображения, полученные на одном и том же КТ или МР-томографе или на различных аппаратах, но с одинаковыми параметрами сканирования, в частности, толщиной среза. Тем не менее, в реальной клинической практике подобные условия труднодостижимы. При этом, в тех работах, где параметры получения изображений различались, большинство авторов применяли методы предварительной обработки и фильтрации изображений, что позволяло повысить качество получаемой диагностических моделей.

Большинство авторов применяли вейвлет-фильтрацию и фильтры Лапласа Гаусса. Фильтр Лапласа Гаусса сглаживает шум на изображениях и усиливает любые резкие изменения интенсивности, таким образом, подчеркивая контуры на изображении. Вейвлет-фильтры преобразовывают изображения с помощью матрицы сложных линейных или радиальных волн, что позволяет разделить и выделить высокочастотный или низкочастотный компоненты изображений [35].

С целью снизить влияние различных параметров получения изображений на текстурные показатели, во многих исследованиях применяют методы предварительной обработки изображений, такие как настройка фиксированного размера вокселя и диапазона уровней серого. Так, при сканировании фантома на 8 различных томографах с различной толщиной среза, от 1,5 мм до 3,75 мм, среди 213 текстурных показателей воспроизводимы были только 150. При этом, когда был задан фиксированный размер вокселя, воспроизводимость повысилась для 42 показателя [36]. Помимо размера вокселя мы можем задать такие параметры дискретизации уровней серого как bin size (размер ячейки) при абсолютной дискретизации и number of grey level (количество уровней серого) при относительной дискретизации. Абсолютная дискретизация позволяет повысить воспроизводимость полученных текстурных показателей по сравнению с применением относительной дискретизации. Однако стоит учитывать, что при текстурном анализе изображений с различными значениями параметров дискретизации процент воспроизводимых текстурных показателей, был ниже, чем при анализе изображений с различными параметрами сканирования, без применения предварительной обработки изображений. Это стоит учитывать, например, при сравнении результатов, полученных в различных исследованиях [37]. При этом, текстурные показатели 2-ого порядка были более чувствительны к различным значениям размера ячейки [38].

Кроме того, в наиболее ранних публикациях ряд авторов использовали ограничения по плотности для выбранной зоны интереса [9; 22]. В большинстве исследований, посвященных текстурному анализу МР-изображений авторы также применяли нормализацию уровня серого (по формуле: $\mu \pm 3\sigma$, где μ – среднее значение серого, а σ – стандартное отклонение уровня серого), которая в большей степени оказывала влияние на текстурные показатели первого порядка [16].

Помимо этого, на сегодняшний день нельзя однозначно сказать какая из фаз контрастного усиления более информативная для выполнения текстурного анализа ГЦР. В определении степени дифференцировки большинство авторов сходятся во мнении о высокой информативности артериальной фазы сканирования как при МРТ, так и при КТ [9; 10; 16; 17; 18]. При этом, наибольшее значение площади под кривой в определении степени дифференцировки продемонстрировала диагностическая модель, построенная на основе текстурных признаков, полученных при анализе только КТ-изображений в венозную фазу [11].

При текстурном анализе МР-изображений в определении степени дифференцировки ГЦР и дифференциальной диагностике ГЦР, ХЦР и ГХЦР применение постконтрастных изображений позволило повысить качество полученных диагностических моделей, по сравнению с применением нативных T1, T2-ВИ и ДВИ [16; 17; 31]. В то же время в дифференциальной диагностике ГЦР с диспластическими и регенераторными узлами, а также с метастазами и гемангиомами текстурный анализ T1-ВИ и T2-ВИ позволил выявить информативные текстурные показатели [20; 24; 28; 29]. Довольно перспективные результаты в определении степени дифференцировки ГЦР продемонстрировало применение SWI-изображений [13].

В большинстве более ранних публикаций посвященных текстурному анализу ГЦР преимущественно использовалась двумерная сегментация на уровне максимального поперечного сечения опухоли, что, вероятно, было обусловлено, в первую очередь, ограничениями программного обеспечения. Некоторые авторы выполняли двумерную сегментацию на нескольких аксиальных срезах [22]. В последнее время все чаще применяют трехмерную сегментацию всего образования. Преимущество трехмерной сегментации было впервые продемонстрировано на примере колоректального рака. Так, текстурные показатели, полученные при трехмерной сегментации, позволили выявить предикторы выживаемости, при этом, при двумерной сегментации кривые выживаемости значимо не различались [39]. Park et al. (2017) выполнили текстурный анализ КТ-изображений пациентов с ГЦР перед трансартериальной химиоэмболизацией и выявили текстурные показатели в артериальную фазу, которые коррелировали с полным ответом на лечение. Авторы выявили статистически значимые различия между показателями, измеренными при двумерной и трехмерной сегментации. Применение двумерной сегментации позволило выявить два показателя, которые являлись независимыми предикторами полного ответа, а трёхмерная сегментация — пять показателей [40]. Таким образом, применение трехмерной сегментации позволяет увеличить количество получаемой информации о строении опухоли, что обусловлено тем, что при трехмерной сегментации количество возможных направлений расчета текстурных показателей второго порядка увеличивается до 13, в то время как при двумерной сегментации мы получаем текстурные признаки, вычисленные всего в 4 различных направлениях [41].

Большинство работ, посвященных определению степени дифференцировки ГЦР, были выполнены с применением трехмерной сегментации, которая позволяет оценить структуру всего образования

с учетом внутриопухолевой гетерогенности и дает явные преимущества по сравнению с проведением биопсии, которая позволяет получить данные только об отдельно взятом фрагменте образования. В то же время, большинство работ, посвященных дифференциальной диагностике ГЦР ограничивались применением двумерной сегментации, которая не уступала в информативности выявленных признаков трехмерной сегментации [42].

Наконец все представленные работы были выполнены с применением различного программного обеспечения, что затрудняет сравнение данных, полученных в результате различных исследований, между собой. Большинство из представленных работ были выполнены с помощью PyRadiomics, MATLAB или MaZda. Группой авторов была предпринята попытка стандартизации текстурных показателей, полученных при использовании различных программ. Данная работа включала в себя три этапа: на первом этапе выполняли сканирование фантома, на втором этапе выполнялся текстурный анализ КТ изображений с применением 5 различных сценариев предварительной обработки изображений и на 3-м этапе оценивали воспроизводимость текстурных показателей выполняя текстурный анализ саркомы мягких тканей на КТ, МР и ПЭТ изображениях. В данном исследовании принимало участие 24 команды, все они использовали различное программное обеспечение для выполнения текстурного анализа. В результате удалось стандартизировать 169 текстурных показателей, среди которых показали хорошую воспроизводимость 166 при КТ и 164 при МРТ. В настоящее время ведется работа по стандартизации применения различных методов фильтрации [43].

Подобные инициативы по стандартизации выполнения текстурного анализа, вероятно, позволят в будущем сопоставлять полученные данные между собой и, в конечном итоге, с учетом накопленного опыта и обработки большого массива данных изображений, разработать оптимальную диагностическую модель для широко клинического применения.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Таким образом, применение текстурного анализа, безусловно, демонстрирует перспективные возможности, как в неинвазивной оценке степени гистологической дифференцировки ГЦР, так и в дифференциальной диагностике ГЦР с гипervasкулярными новообразованиями, метастазами, регенераторными и диспластическими узлами, и требует дальнейшего изучения для систематизации и стандартизации полученных данных.

Список источников

1. Состояние онкологической помощи населению России в 2019 году. Под ред. Каприна А. Д., Старинского В. В., Шахзадовой А. О. М.: МНИОИ им. П. А. Герцена – филиал ФГБУ «НМИЦ радиологии» Минздрава России, 2020, 252 с.
2. Hanna RF, Miloushev VZ, Tang A, Finklestone LA, Brejt SZ, Sandhu RS, et al. Comparative 13-year meta-analysis of the sensitivity and positive predictive value of ultrasound, CT, and MRI for detecting hepatocellular carcinoma. *Abdom Radiol (NY)*. 2016 Jan;41(1):71–90. <https://doi.org/10.1007/s00261-015-0592-8>
3. An C, Lee CH, Byun JH, Lee MH, Jeong WK, Choi SH, et al. Intraindividual Comparison between Gadoteric Acid-Enhanced Magnetic Resonance Imaging and Dynamic Computed Tomography for Characterizing Focal Hepatic Lesions: A Multicenter, Multireader Study. *Korean J Radiol*. 2019 Dec;20(12):1616–1626. <https://doi.org/10.3348/kjr.2019.0363>
4. Martins-Filho SN, Paiva C, Azevedo RS, Alves VAF. Histological Grading of Hepatocellular Carcinoma-A Systematic Review of Literature. *Front Med (Lausanne)*. 2017;4:193. <https://doi.org/10.3389/fmed.2017.00193>
5. Okusaka T, Okada S, Ueno H, Ikeda M, Shimada K, Yamamoto J, et al. Satellite lesions in patients with small hepatocellular carcinoma with reference to clinicopathologic features. *Cancer*. 2002 Nov 1;95(9):1931–1937. <https://doi.org/10.1002/cncr.10892>
6. Nishie A, Yoshimitsu K, Okamoto D, Tajima T, Asayama Y, Ishigami K, et al. CT prediction of histological grade of hypervascular hepatocellular carcinoma: utility of the portal phase. *Jpn J Radiol*. 2013 Feb;31(2):89–98. <https://doi.org/10.1007/s11604-012-0149-5>
7. Ломовцева К. Х. Дифференциальная диагностика образований печени солидной структуры: роль диффузионно-взвешенных изображений и гепатоспецифических контрастных средств: Дисс. ... канд. мед. наук. М., 2018, 140 с.
8. Jeong WK, Jamshidi N, Felker ER, Raman SS, Lu DS. Radiomics and radiogenomics of primary liver cancers. *Clin Mol Hepatol*. 2019 Mar;25(1):21–29. <https://doi.org/10.3350/cmh.2018.1007>
9. Oh J, Lee JM, Park J, Joo I, Yoon JH, Lee DH, et al. Hepatocellular Carcinoma: Texture Analysis of Preoperative Computed Tomography Images Can Provide Markers of Tumor Grade and Disease-Free Survival. *Korean J Radiol*. 2019 Apr;20(4):569–579. <https://doi.org/10.3348/kjr.2018.0501>
10. Mao B, Zhang L, Ning P, Ding F, Wu F, Lu G, et al. Preoperative prediction for pathological grade of hepatocellular carcinoma via machine learning-based radiomics. *Eur Radiol*. 2020 Dec;30(12):6924–6932. <https://doi.org/10.1007/s00330-020-07056-5>
11. Chen W, Zhang T, Xu L, Zhao L, Liu H, Gu LR, et al. Radiomics Analysis of Contrast-Enhanced CT for Hepatocellular Carcinoma Grading. *Front Oncol*. 2021;11:660509. <https://doi.org/10.3389/fonc.2021.660509>
12. Wu M, Tan H, Gao F, Hai J, Ning P, Chen J, et al. Predicting the grade of hepatocellular carcinoma based on non-contrast-enhanced MRI radiomics signature. *Eur Radiol*. 2019 Jun;29(6):2802–2811. <https://doi.org/10.1007/s00330-018-5787-2>
13. Geng Z, Zhang Y, Wang S, Li H, Zhang C, Yin S, et al. Radiomics Analysis of Susceptibility Weighted Imaging for Hepatocellular Carcinoma: Exploring the Correlation between Histopathology and Radiomics Features. *Magn Reson Med Sci*. 2021 Sep 1;20(3):253–263. <https://doi.org/10.2463/mrms.mp.2020-0060>
14. Chen W, DelProposto Z, Liu W, Kassir M, Wang Z, Zhao J, et al. Susceptibility-weighted imaging for the noncontrast evaluation of hepatocellular carcinoma: a prospective study with histopathologic correlation. *PLoS One*. 2014;9(5):e98303. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0098303>
15. Yang S, Lin J, Lu F, Han Z, Fu C, Gu H. Use of Ultrasmall Superparamagnetic Iron Oxide Enhanced Susceptibility Weighted Imaging and Mean Vessel Density Imaging to Monitor Antiangiogenic Effects of Sorafenib on Experimental Hepatocellular Carcinoma. *Contrast Media Mol Imaging*. 2017;2017:9265098. <https://doi.org/10.1155/2017/9265098>
16. Zhou W, Zhang L, Wang K, Chen S, Wang G, Liu Z, et al. Malignancy characterization of hepatocellular carcinomas based on texture analysis of contrast-enhanced MR images. *J Magn Reson Imaging*. 2017 May;45(5):1476–1484. <https://doi.org/10.1002/jmri.25454>
17. Feng M, Zhang M, Liu Y, Jiang N, Meng Q, Wang J, et al. Texture analysis of MR images to identify the differentiated degree in hepatocellular carcinoma: a retrospective study. *BMC Cancer*. 2020 Jun 30;20(1):611. <https://doi.org/10.1186/s12885-020-07094-8>
18. Yang X, Yuan C, Zhang Y, Wang Z. Magnetic resonance radiomics signatures for predicting poorly differentiated hepatocellular carcinoma: A SQUIRE-compliant study. *Medicine (Baltimore)*. 2021 May 14;100(19):e25838. <https://doi.org/10.1097/MD.00000000000025838>
19. Mokrane FZ, Lu L, Vavasseur A, Otal P, Peron JM, Luk L, et al. Radiomics machine-learning signature for diagnosis of hepatocellular carcinoma in cirrhotic patients with indeterminate liver nodules. *Eur Radiol*. 2020 Jan;30(1):558–570. <https://doi.org/10.1007/s00330-019-06347-w>
20. Zhong X, Tang H, Lu B, You J, Piao J, Yang P, et al. Differentiation of Small Hepatocellular Carcinoma From Dysplastic Nodules in Cirrhotic Liver: Texture Analysis Based on MRI Improved Performance in Comparison Over Gadoteric Acid-Enhanced MR and Diffusion-Weighted Imaging. *Front Oncol*. 2019;9:1382. <https://doi.org/10.3389/fonc.2019.01382>
21. Zhong X, Guan T, Tang D, Li J, Lu B, Cui S, et al. Differentiation of small (≤ 3 cm) hepatocellular carcinomas from benign nodules in cirrhotic liver: the added additive value of MRI-based radiomics analysis to LI-RADS version 2018 algorithm. *BMC Gastroenterol*. 2021 Apr 7;21(1):155. <https://doi.org/10.1186/s12876-021-01710-y>
22. Raman SP, Schroeder JL, Huang P, Chen Y, Coquia SF, Kawamoto S, et al. Preliminary data using computed tomography texture analysis for the classification of hypervascular liver lesions: generation of a predictive model on the basis of quantitative spatial fre-

quency measurements--a work in progress. *J Comput Assist Tomogr.* 2015 Jun;39(3):383–395.

<https://doi.org/10.1097/RCT.0000000000000217>

23. Stocker D, Marquez HP, Wagner MW, Raptis DA, Clavien PA, Boss A, et al. MRI texture analysis for differentiation of malignant and benign hepatocellular tumors in the non-cirrhotic liver. *Heliyon.* 2018 Nov;4(11):e00987. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2018.e00987>

24. Wu J, Liu A, Cui J, Chen A, Song Q, Xie L. Radiomics-based classification of hepatocellular carcinoma and hepatic haemangioma on precontrast magnetic resonance images. *BMC Med Imaging.* 2019 Mar 11;19(1):23. <https://doi.org/10.1186/s12880-019-0321-9>

25. Nie P, Yang G, Guo J, Chen J, Li X, Ji Q, et al. A CT-based radiomics nomogram for differentiation of focal nodular hyperplasia from hepatocellular carcinoma in the non-cirrhotic liver. *Cancer Imaging.* 2020 Feb 24;20(1):20. <https://doi.org/10.1186/s40644-020-00297-z>

26. Nie P, Wang N, Pang J, Yang G, Duan S, Chen J, et al. CT-Based Radiomics Nomogram: A Potential Tool for Differentiating Hepatocellular Adenoma From Hepatocellular Carcinoma in the Noncirrhotic Liver. *Acad Radiol.* 2021 Jun;28(6):799–807.

<https://doi.org/10.1016/j.acra.2020.04.027>

27. Song S, Li Z, Niu L, Zhou X, Wang G, Gao Y, et al. Hypervascular hepatic focal lesions on dynamic contrast-enhanced CT: preliminary data from arterial phase scans texture analysis for classification. *Clin Radiol.* 2019 Aug;74(8):653.e11–653.e18.

<https://doi.org/10.1016/j.crad.2019.05.010>

28. Oyama A, Hiraoka Y, Obayashi I, Saikawa Y, Furui S, Shiraishi K, et al. Hepatic tumor classification using texture and topology analysis of non-contrast-enhanced three-dimensional T1-weighted MR images with a radiomics approach. *Sci Rep.* 2019 Jun 19;9(1):8764.

<https://doi.org/10.1038/s41598-019-45283-z>

29. Li Z, Mao Y, Huang W, Li H, Zhu J, Li W, et al. Texture-based classification of different single liver lesion based on SPAIR T2W MRI images. *BMC Med Imaging.* 2017 Jul 13;17(1):42. <https://doi.org/10.1186/s12880-017-0212-x>

30. Liang W, Shao J, Liu W, Ruan S, Tian W, Zhang X, et al. Differentiating Hepatic Epithelioid Angiomyolipoma From Hepatocellular Carcinoma and Focal Nodular Hyperplasia via Radiomics Models. *Front Oncol.* 2020;10:564307.

<https://doi.org/10.3389/fonc.2020.564307>

31. Liu X, Khalvati F, Namdar K, Fischer S, Lewis S, Taouli B, et al. Can machine learning radiomics provide pre-operative differentiation of combined hepatocellular cholangiocarcinoma from hepatocellular carcinoma and cholangiocarcinoma to inform optimal treatment planning? *Eur Radiol.* 2021 Jan;31(1):244–255. <https://doi.org/10.1007/s00330-020-07119-7>

32. Mackin D, Fave X, Zhang L, Fried D, Yang J, Taylor B, et al. Measuring Computed Tomography Scanner Variability of Radiomics Features. *Invest Radiol.* 2015 Nov;50(11):757–765. <https://doi.org/10.1097/RLI.0000000000000180>

33. Hu HT, Shan QY, Chen SL, Li B, Feng ST, Xu EJ, et al. CT-based radiomics for preoperative prediction of early recurrent hepatocellular carcinoma: technical reproducibility of acquisition and scanners. *Radiol Med.* 2020 Aug;125(8):697–705.

<https://doi.org/10.1007/s11547-020-01174-2>

34. Mackin D, Ger R, Dodge C, Fave X, Chi PC, Zhang L, et al. Effect of tube current on computed tomography radiomic features. *Sci Rep.* 2018 Feb 5;8(1):2354. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-20713-6>

35. Park HJ, Park B, Lee SS. Radiomics and Deep Learning: Hepatic Applications. *Korean J Radiol.* 2020 Apr;21(4):387–401.

<https://doi.org/10.3348/kjr.2019.0752>

36. Li Y, Tan G, Vangel M, Hall J, Cai W. Influence of feature calculating parameters on the reproducibility of CT radiomic features: a thoracic phantom study. *Quant Imaging Med Surg.* 2020 Sep;10(9):1775–1785. <https://doi.org/10.21037/qims-19-921>

37. Shafiq-Ul-Hassan M, Zhang GG, Latif K, Ullah G, Hunt DC, Balagurunathan Y, et al. Intrinsic dependencies of CT radiomic features on voxel size and number of gray levels. *Med Phys.* 2017 Mar;44(3):1050–1062. <https://doi.org/10.1002/mp.12123>

38. Leijenaar RTH, Nalbantov G, Carvalho S, van Elmp WJC, Troost EGC, Boellaard R, et al. The effect of SUV discretization in quantitative FDG-PET Radiomics: the need for standardized methodology in tumor texture analysis. *Sci Rep.* 2015 Aug 5;5:11075.

<https://doi.org/10.1038/srep11075>

39. Ng F, Kozarski R, Ganeshan B, Goh V. Assessment of tumor heterogeneity by CT texture analysis: can the largest cross-sectional area be used as an alternative to whole tumor analysis? *Eur J Radiol.* 2013 Feb;82(2):342–348. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2012.10.023>

40. Park HJ, Kim JH, Choi SY, Lee ES, Park SJ, Byun JY, et al. Prediction of Therapeutic Response of Hepatocellular Carcinoma to Transcatheter Arterial Chemoembolization Based on Pretherapeutic Dynamic CT and Textural Findings. *AJR Am J Roentgenol.* 2017 Oct;209(4):W211–W220. <https://doi.org/10.2214/AJR.16.17398>

41. Rogers W, Thulasi Seetha S, Refaee TAG, Lieveerse RIY, Granzier RWY, Ibrahim A, et al. Radiomics: from qualitative to quantitative imaging. *Br J Radiol.* 2020 Apr;93(1108):20190948. <https://doi.org/10.1259/bjr.20190948>

42. Mokrane FZ, Lu L, Vavasseur A, Otal P, Peron JM, Luk L, et al. Radiomics machine-learning signature for diagnosis of hepatocellular carcinoma in cirrhotic patients with indeterminate liver nodules. *Eur Radiol.* 2020 Jan;30(1):558–570.

<https://doi.org/10.1007/s00330-019-06347-w>

43. Zwanenburg A, Vallières M, Abdalah MA, Aerts HJWL, Andrearczyk V, Apte A, et al. The Image Biomarker Standardization Initiative: Standardized Quantitative Radiomics for High-Throughput Image-based Phenotyping. *Radiology.* 2020 May;295(2):328–338.

<https://doi.org/10.1148/radiol.2020191145>

References

1. The state of oncological care to the population of Russia in 2019. Ed. by A. D. Kaprina, V. V. Starinsky, A. O. Shakhzadova. Moscow: P.A. Herzen Moscow State Medical Research Institute – Branch of the Federal State Budgetary Institution "NMIC of Radiology" of the Ministry of Health of Russia, 2020, 252 p. (In Russ.).
2. Hanna RF, Miloushev VZ, Tang A, Finklestone LA, Brejt SZ, Sandhu RS, et al. Comparative 13-year meta-analysis of the sensitivity and positive predictive value of ultrasound, CT, and MRI for detecting hepatocellular carcinoma. *Abdom Radiol (NY)*. 2016 Jan;41(1):71–90. <https://doi.org/10.1007/s00261-015-0592-8>
3. An C, Lee CH, Byun JH, Lee MH, Jeong WK, Choi SH, et al. Intraindividual Comparison between Gadotericol-Enhanced Magnetic Resonance Imaging and Dynamic Computed Tomography for Characterizing Focal Hepatic Lesions: A Multicenter, Multireader Study. *Korean J Radiol*. 2019 Dec;20(12):1616–1626. <https://doi.org/10.3348/kjr.2019.0363>
4. Martins-Filho SN, Paiva C, Azevedo RS, Alves VAF. Histological Grading of Hepatocellular Carcinoma-A Systematic Review of Literature. *Front Med (Lausanne)*. 2017;4:193. <https://doi.org/10.3389/fmed.2017.00193>
5. Okusaka T, Okada S, Ueno H, Ikeda M, Shimada K, Yamamoto J, et al. Satellite lesions in patients with small hepatocellular carcinoma with reference to clinicopathologic features. *Cancer*. 2002 Nov 1;95(9):1931–1937. <https://doi.org/10.1002/cncr.10892>
6. Nishie A, Yoshimitsu K, Okamoto D, Tajima T, Asayama Y, Ishigami K, et al. CT prediction of histological grade of hypervascular hepatocellular carcinoma: utility of the portal phase. *Jpn J Radiol*. 2013 Feb;31(2):89–98. <https://doi.org/10.1007/s11604-012-0149-5>
7. Lomovtseva KK. Differential diagnosis of solid-structure liver formations: the role of diffusion-weighted images and hepatospecific contrast media: Dissertation. Moscow, 2018, 140 p. (In Russ.).
8. Jeong WK, Jamshidi N, Felker ER, Raman SS, Lu DS. Radiomics and radiogenomics of primary liver cancers. *Clin Mol Hepatol*. 2019 Mar;25(1):21–29. <https://doi.org/10.3350/cmh.2018.1007>
9. Oh J, Lee JM, Park J, Joo I, Yoon JH, Lee DH, et al. Hepatocellular Carcinoma: Texture Analysis of Preoperative Computed Tomography Images Can Provide Markers of Tumor Grade and Disease-Free Survival. *Korean J Radiol*. 2019 Apr;20(4):569–579. <https://doi.org/10.3348/kjr.2018.0501>
10. Mao B, Zhang L, Ning P, Ding F, Wu F, Lu G, et al. Preoperative prediction for pathological grade of hepatocellular carcinoma via machine learning-based radiomics. *Eur Radiol*. 2020 Dec;30(12):6924–6932. <https://doi.org/10.1007/s00330-020-07056-5>
11. Chen W, Zhang T, Xu L, Zhao L, Liu H, Gu LR, et al. Radiomics Analysis of Contrast-Enhanced CT for Hepatocellular Carcinoma Grading. *Front Oncol*. 2021;11:660509. <https://doi.org/10.3389/fonc.2021.660509>
12. Wu M, Tan H, Gao F, Hai J, Ning P, Chen J, et al. Predicting the grade of hepatocellular carcinoma based on non-contrast-enhanced MRI radiomics signature. *Eur Radiol*. 2019 Jun;29(6):2802–2811. <https://doi.org/10.1007/s00330-018-5787-2>
13. Geng Z, Zhang Y, Wang S, Li H, Zhang C, Yin S, et al. Radiomics Analysis of Susceptibility Weighted Imaging for Hepatocellular Carcinoma: Exploring the Correlation between Histopathology and Radiomics Features. *Magn Reson Med Sci*. 2021 Sep 1;20(3):253–263. <https://doi.org/10.2463/mrms.mp.2020-0060>
14. Chen W, DelProposto Z, Liu W, Kassir M, Wang Z, Zhao J, et al. Susceptibility-weighted imaging for the noncontrast evaluation of hepatocellular carcinoma: a prospective study with histopathologic correlation. *PLoS One*. 2014;9(5):e98303. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0098303>
15. Yang S, Lin J, Lu F, Han Z, Fu C, Gu H. Use of Ultrasmall Superparamagnetic Iron Oxide Enhanced Susceptibility Weighted Imaging and Mean Vessel Density Imaging to Monitor Antiangiogenic Effects of Sorafenib on Experimental Hepatocellular Carcinoma. *Contrast Media Mol Imaging*. 2017;2017:9265098. <https://doi.org/10.1155/2017/9265098>
16. Zhou W, Zhang L, Wang K, Chen S, Wang G, Liu Z, et al. Malignancy characterization of hepatocellular carcinomas based on texture analysis of contrast-enhanced MR images. *J Magn Reson Imaging*. 2017 May;45(5):1476–1484. <https://doi.org/10.1002/jmri.25454>
17. Feng M, Zhang M, Liu Y, Jiang N, Meng Q, Wang J, et al. Texture analysis of MR images to identify the differentiated degree in hepatocellular carcinoma: a retrospective study. *BMC Cancer*. 2020 Jun 30;20(1):611. <https://doi.org/10.1186/s12885-020-07094-8>
18. Yang X, Yuan C, Zhang Y, Wang Z. Magnetic resonance radiomics signatures for predicting poorly differentiated hepatocellular carcinoma: A SQUIRE-compliant study. *Medicine (Baltimore)*. 2021 May 14;100(19):e25838. <https://doi.org/10.1097/MD.00000000000025838>
19. Mokrane FZ, Lu L, Vavasseur A, Otal P, Peron JM, Luk L, et al. Radiomics machine-learning signature for diagnosis of hepatocellular carcinoma in cirrhotic patients with indeterminate liver nodules. *Eur Radiol*. 2020 Jan;30(1):558–570. <https://doi.org/10.1007/s00330-019-06347-w>
20. Zhong X, Tang H, Lu B, You J, Piao J, Yang P, et al. Differentiation of Small Hepatocellular Carcinoma From Dysplastic Nodules in Cirrhotic Liver: Texture Analysis Based on MRI Improved Performance in Comparison Over Gadotericol-Enhanced MR and Diffusion-Weighted Imaging. *Front Oncol*. 2019;9:1382. <https://doi.org/10.3389/fonc.2019.01382>
21. Zhong X, Guan T, Tang D, Li J, Lu B, Cui S, et al. Differentiation of small (≤ 3 cm) hepatocellular carcinomas from benign nodules in cirrhotic liver: the added additive value of MRI-based radiomics analysis to LI-RADS version 2018 algorithm. *BMC Gastroenterol*. 2021 Apr 7;21(1):155. <https://doi.org/10.1186/s12876-021-01710-y>
22. Raman SP, Schroeder JL, Huang P, Chen Y, Coquia SF, Kawamoto S, et al. Preliminary data using computed tomography texture

analysis for the classification of hypervascular liver lesions: generation of a predictive model on the basis of quantitative spatial frequency measurements--a work in progress. *J Comput Assist Tomogr.* 2015 Jun;39(3):383–395.

<https://doi.org/10.1097/RCT.0000000000000217>

23. Stocker D, Marquez HP, Wagner MW, Raptis DA, Clavien PA, Boss A, et al. MRI texture analysis for differentiation of malignant and benign hepatocellular tumors in the non-cirrhotic liver. *Heliyon.* 2018 Nov;4(11):e00987. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2018.e00987>

24. Wu J, Liu A, Cui J, Chen A, Song Q, Xie L. Radiomics-based classification of hepatocellular carcinoma and hepatic haemangioma on precontrast magnetic resonance images. *BMC Med Imaging.* 2019 Mar 11;19(1):23. <https://doi.org/10.1186/s12880-019-0321-9>

25. Nie P, Yang G, Guo J, Chen J, Li X, Ji Q, et al. A CT-based radiomics nomogram for differentiation of focal nodular hyperplasia from hepatocellular carcinoma in the non-cirrhotic liver. *Cancer Imaging.* 2020 Feb 24;20(1):20. <https://doi.org/10.1186/s40644-020-00297-z>

26. Nie P, Wang N, Pang J, Yang G, Duan S, Chen J, et al. CT-Based Radiomics Nomogram: A Potential Tool for Differentiating Hepatocellular Adenoma From Hepatocellular Carcinoma in the Noncirrhotic Liver. *Acad Radiol.* 2021 Jun;28(6):799–807.

<https://doi.org/10.1016/j.acra.2020.04.027>

27. Song S, Li Z, Niu L, Zhou X, Wang G, Gao Y, et al. Hypervascular hepatic focal lesions on dynamic contrast-enhanced CT: preliminary data from arterial phase scans texture analysis for classification. *Clin Radiol.* 2019 Aug;74(8):653.e11–653.e18.

<https://doi.org/10.1016/j.crad.2019.05.010>

28. Oyama A, Hiraoka Y, Obayashi I, Saikawa Y, Furui S, Shiraishi K, et al. Hepatic tumor classification using texture and topology analysis of non-contrast-enhanced three-dimensional T1-weighted MR images with a radiomics approach. *Sci Rep.* 2019 Jun 19;9(1):8764.

<https://doi.org/10.1038/s41598-019-45283-z>

29. Li Z, Mao Y, Huang W, Li H, Zhu J, Li W, et al. Texture-based classification of different single liver lesion based on SPAIR T2W MRI images. *BMC Med Imaging.* 2017 Jul 13;17(1):42. <https://doi.org/10.1186/s12880-017-0212-x>

30. Liang W, Shao J, Liu W, Ruan S, Tian W, Zhang X, et al. Differentiating Hepatic Epithelioid Angiomyolipoma From Hepatocellular Carcinoma and Focal Nodular Hyperplasia via Radiomics Models. *Front Oncol.* 2020;10:564307. <https://doi.org/10.3389/fonc.2020.564307>

31. Liu X, Khalvati F, Namdar K, Fischer S, Lewis S, Taouli B, et al. Can machine learning radiomics provide pre-operative differentiation of combined hepatocellular cholangiocarcinoma from hepatocellular carcinoma and cholangiocarcinoma to inform optimal treatment planning? *Eur Radiol.* 2021 Jan;31(1):244–255. <https://doi.org/10.1007/s00330-020-07119-7>

32. Mackin D, Fave X, Zhang L, Fried D, Yang J, Taylor B, et al. Measuring Computed Tomography Scanner Variability of Radiomics Features. *Invest Radiol.* 2015 Nov;50(11):757–765. <https://doi.org/10.1097/RLI.0000000000000180>

33. Hu HT, Shan QY, Chen SL, Li B, Feng ST, Xu EJ, et al. CT-based radiomics for preoperative prediction of early recurrent hepatocellular carcinoma: technical reproducibility of acquisition and scanners. *Radiol Med.* 2020 Aug;125(8):697–705.

<https://doi.org/10.1007/s11547-020-01174-2>

34. Mackin D, Ger R, Dodge C, Fave X, Chi PC, Zhang L, et al. Effect of tube current on computed tomography radiomic features. *Sci Rep.* 2018 Feb 5;8(1):2354. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-20713-6>

35. Park HJ, Park B, Lee SS. Radiomics and Deep Learning: Hepatic Applications. *Korean J Radiol.* 2020 Apr;21(4):387–401.

<https://doi.org/10.3348/kjr.2019.0752>

36. Li Y, Tan G, Vangel M, Hall J, Cai W. Influence of feature calculating parameters on the reproducibility of CT radiomic features: a thoracic phantom study. *Quant Imaging Med Surg.* 2020 Sep;10(9):1775–1785. <https://doi.org/10.21037/qims-19-921>

37. Shafiq-UI-Hassan M, Zhang GG, Latifi K, Ullah G, Hunt DC, Balagurunathan Y, et al. Intrinsic dependencies of CT radiomic features on voxel size and number of gray levels. *Med Phys.* 2017 Mar;44(3):1050–1062. <https://doi.org/10.1002/mp.12123>

38. Leijenaar RTH, Nalbantov G, Carvalho S, van Elmpt WJC, Troost EGC, Boellaard R, et al. The effect of SUV discretization in quantitative FDG-PET Radiomics: the need for standardized methodology in tumor texture analysis. *Sci Rep.* 2015 Aug 5;5:11075.

<https://doi.org/10.1038/srep11075>

39. Ng F, Kozarski R, Ganeshan B, Goh V. Assessment of tumor heterogeneity by CT texture analysis: can the largest cross-sectional area be used as an alternative to whole tumor analysis? *Eur J Radiol.* 2013 Feb;82(2):342–348. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2012.10.023>

40. Park HJ, Kim JH, Choi SY, Lee ES, Park SJ, Byun JY, et al. Prediction of Therapeutic Response of Hepatocellular Carcinoma to Transcatheter Arterial Chemoembolization Based on Pretherapeutic Dynamic CT and Textural Findings. *AJR Am J Roentgenol.* 2017 Oct;209(4):W211–W220. <https://doi.org/10.2214/AJR.16.17398>

41. Rogers W, Thulasi Seetha S, Refaee TAG, Lieveerse RIY, Granzier RWY, Ibrahim A, et al. Radiomics: from qualitative to quantitative imaging. *Br J Radiol.* 2020 Apr;93(1108):20190948. <https://doi.org/10.1259/bjr.20190948>

42. Mokrane FZ, Lu L, Vavasseur A, Otal P, Peron JM, Luk L, et al. Radiomics machine-learning signature for diagnosis of hepatocellular carcinoma in cirrhotic patients with indeterminate liver nodules. *Eur Radiol.* 2020 Jan;30(1):558–570.

<https://doi.org/10.1007/s00330-019-06347-w>

43. Zwanenburg A, Vallières M, Abdalah MA, Aerts HJWL, Andrearczyk V, Apte A, et al. The Image Biomarker Standardization Initiative: Standardized Quantitative Radiomics for High-Throughput Image-based Phenotyping. *Radiology.* 2020 May;295(2):328–338.

<https://doi.org/10.1148/radiol.2020191145>

Информация об авторах:

Шантаревич Мария Юрьевна  – аспирант, ФГБУ «НМИЦ хирургии им. А. В. Вишневского» Минздрава России, г. Москва, Российская Федерация. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4518-4451>, SPIN: 5652-5053, AuthorID: 1089185, Scopus Author ID: 57206847669

Кармазановский Григорий Григорьевич – член-корр. РАН, д.м.н., профессор, заведующий отделом лучевых методов диагностики и лечения, ФГБУ «НМИЦ хирургии им. А. В. Вишневского» Минздрава России, г. Москва, Российская Федерация; профессор кафедры лучевой диагностики и терапии медико-биологического факультета, ФГБОУ ВО «РНИМУ им. Н. И. Пирогова» Минздрава России, г. Москва, Российская Федерация. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9357-0998>, SPIN: 5964-2369, AuthorID: 338639, Scopus Author ID: 55944296600

Information about authors:

Maria Yu. Shantarevich  – PhD student, A. V. Vishnevsky National Medical Research Center for Surgery, Moscow, Russian Federation. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4518-4451>, SPIN: 5652-5053, AuthorID: 1089185, Scopus Author ID: 57206847669

Grigory G. Karmazanovsky – Corresponding member of the Russian Academy of Sciences, Dr. Sci. (Med.), professor, head of the department of radiological methods of diagnosis and treatment at the A. V. Vishnevsky National Medical Research Center for Surgery, Moscow, Russian Federation; professor of the department of radiation diagnostics and therapy of the faculty of medicine and biology, N. I. Pirogov Russian National Research Medical University (RNRMU), Moscow, Russian Federation. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9357-0998>, SPIN: 5964-2369, AuthorID: 338639, Scopus Author ID: 55944296600

Вклад авторов:

Шантаревич М. Ю. – сбор и обработка материала, написание текста;

Кармазановский Г. Г. – концепция и дизайн исследования, редактирование, утверждение окончательного варианта статьи.

Authors contribution:

Shantarevich M. Yu. – collection and analysis of data, writing text;

Karmazanovsky G. G. – concept and design of the study, editing, approval of the final version of the article.