

А.Ш. Паттохов¹, Ю.М. Ходжибекова¹, М.Х. Ходжибеков²

ВЫБОР МЕТОДОВ СТАТИСТИЧЕСКОЙ ОБРАБОТКИ РЕЗУЛЬТАТОВ РАДИОМИЧЕСКОГО АНАЛИЗА КТ-ИЗОБРАЖЕНИЙ ОПУХОЛЕЙ ГОЛОВЫ И ШЕИ

¹ Ташкентский государственный стоматологический институт, Ташкент, Узбекистан

² Ташкентская медицинская академия, Ташкент, Узбекистан

Контактное лицо: Марат Худайкулович Ходжибеков, e-mail: marat.khodjibekov@gmail.com

РЕФЕРАТ

Цель исследования: Выбор оптимального метода статистической обработки результатов текстурного анализа конвенциональных КТ-изображений у пациентов с опухолями головы и шеи.

Материал и методы: Исследовано 118 больных в возрасте от 4 до 80 лет с верифицированным диагнозом доброкачественных – 37 и злокачественных – 81 опухолей головы и шеи. Текстурный анализ проводился с использованием программы LIFEx, версия 7.10, с статистической обработкой по программам SPSS, MedCalc, XLSTAT, R.

Результаты: Извлеченные из КТ-изображений 39 текстурных показателей были подвергнуты статистической обработке разными методами, включая критерий Манна-Уитни, корреляционную матрицу, факторный анализ, LASSO-регрессию, заканчивая построением логистической модели классификации. Из множества методов обработки оптимальным было использование LASSO-регрессии с последующим построением логистической модели, по результатам которой процент правильной классификации групп больных с доброкачественными и злокачественными опухолями составил – 81,3 %, площадь под ROC-кривой AUC – 0,902±0,029 ($p<0,0001$), чувствительность – 82,7 %, специфичность – 87,5 %.

Заключение: Текстурный анализ изображений позволяет неинвазивно предсказать доброкачественную или злокачественную природу визуализируемого образования головы и шеи. Выбор правильного метода статистической обработки результатов текстурного анализа имеет критическое значение для оценки и классификации больных по природе опухоли.

Ключевые слова: КТ-изображения, опухоли головы и шеи, радиомика, текстурный анализ, статистическая обработка

Для цитирования: Паттохов А.Ш., Ходжибекова Ю.М., Ходжибеков М.Х. Выбор методов статистической обработки результатов радиомического анализа КТ-изображений опухолей головы и шеи // Медицинская радиология и радиационная безопасность. 2023. Т. 68. № 3. С. 52–56. DOI:10.33266/1024-6177-2023-68-3-52-56

A.Sh. Pattokhov¹, Yu.M. Khodjibekova¹, M.Kh. Khodjibekov²

Choice of Statistical Processing Methods for the Results of Radcomic Analysis of CT Images of Head and Neck Tumors

¹ Tashkent state dental institute, info@tsdi.uz, Tashkent, Uzbekistan

² Tashkent medical academy, info@tma.uz, Tashkent, Uzbekistan

Contact person: Marat Khudaykulovich Khodjibekov, e-mail: marat.khodjibekov@gmail.com

ABSTRACT

Purpose: Selection of the optimal method for statistical processing of the results of texture analysis of conventional CT images in patients with head and neck tumors.

Material and methods: A total of 118 patients aged from 4 to 80 years with a verified diagnosis of 37 benign and 81 malignant head and neck tumors were studied. Texture analysis was performed using LIFEx program, version 7.10, with statistical processing using SPSS, MedCalc, XLSTAT, R.

Results: The 39 texture indicators extracted from CT images were subjected to statistical processing by different methods, including Mann-Whitney U test, correlation matrix, factor analysis, LASSO-regression, ending with the development of a logistic classification model. Of the multiple processing methods, LASSO-regression followed by logistic model was optimal; according to its results, the percentage of correct classification of benign and malignant patient groups was – 81.3 %, area under the ROC curve was 0.902±0.029 ($p<0.0001$), sensitivity – 82.7 %, specificity – 87.5 %.

Conclusion: Texture analysis of medical images allows non-invasive prediction of benign or malignant nature of the imaged head and neck mass. The choice of the correct method for statistical processing of texture analysis results is critical to assess and classify patients according to the nature of the tumor.

Keywords: CT images, head and neck tumors, radiomics, texture analysis, statistical processing

For citation: Pattokhov ASh, Khodjibekova YuM, Khodjibekov MKh. Choice of Statistical Processing Methods for the Results of Radcomic Analysis of CT Images of Head and Neck Tumors. Medical Radiology and Radiation Safety. 2023;68(3):52–56. (In Russian). DOI:10.33266/1024-6177-2023-68-3-52-56

Введение

Рак головы и шеи составляет в среднем 7–25 % от всех злокачественных опухолей в мире, и имеются различия в его географической распространённости, из-за преобладания в Юго-Восточной, и, в некоторой степени, в Центральной Азии [1].

Диагностика рака головы и шеи представляет определенные трудности в связи с анатомической сложностью исследуемой области, многообразием путей распространения опухолей данной локализации и трудностью распознавания отдельных признаков. Поэтому значимое место в обследовании этих больных принадлежит методам медицинской визуализации, в частности, компьютерной томографии, которая утвердилась как одна из важных модальностей для диагностики и оценки распространённости опухолей головы и шеи. Опухоли на КТ-изображениях обычно оцениваются визуально по анатомическим деталям поражения, таким как локализация, форма, размеры, определяемость контуров, инвазия в смежные структуры и др. Однако содержащаяся в изображениях информация о внутренних характеристиках опухоли, развивающихся на неразличимом глазом микроскопическом уровне, остается недоступной при визуальной оценке изображений. В частности, это относится к пространственной гетерогенности злокачественных опухолей, возникающей из-за хаотичности ангиогенеза и неоднородности клеточной пролиферации, оксигенации, метаболизма [1–3]. В то же время, пространственная гетерогенность может быть оценена по КТ-изображениям на основе их радиомического анализа.

Радиомика является новой передовой отраслью медицины, которая постоянно совершенствуется и развивается. В основную часть радиомики входит текстурный анализ, который представляет собой математическое преобразование и оцифровку серошкальных пикселей в двумерном изображении либо вокселей в трехмерном изображении, и определение их пространственного взаимоотношения между собой. Это представляет возможность количественно определить текстурную гетерогенность опухоли. Известны исследования, которые указывают, что чем больше текстурная гетерогенность, тем выше агрессивность опухоли и её резистентность к лечению [2–4]. Одним из критических шагов в радиомике является отбор релевантных признаков и построение из них классификационной модели. Однако в настоящее время нет стандартизированного метода статистической обработки результатов текстурного анализа (ТА), что в свою очередь приводит к разным результатам при обработке данных для одной и той же категории пациентов.

В настоящем сообщении нами предлагается описание алгоритма использования статистических методов отбора КТ-текстурных признаков для построения логистической модели дифференциации доброкачественных и злокачественных опухолей головы и шеи.

Материал и методы

ТА безконтрастных КТ-изображений выполнен ретроспективно у 118 больных с опухолями головы и шеи, в том числе у 81 со злокачественными опухолями и 37 с доброкачественными опухолями. Морфологическая верификация, основанная на гистопатологических исследованиях образцов тканей, полученных при эндоскопической или открытой биопсии, имела у всех 81 больного со злокачественными опухолями и у 20 больных с доброкачественными опухолями головы и шеи. У остальных 17 больных диагноз доброкачественной опухоли основывался на данных комплексного обследо-

вания, включая компьютерную томографию, и подтверждался типичными клиническими проявлениями и течением заболевания.

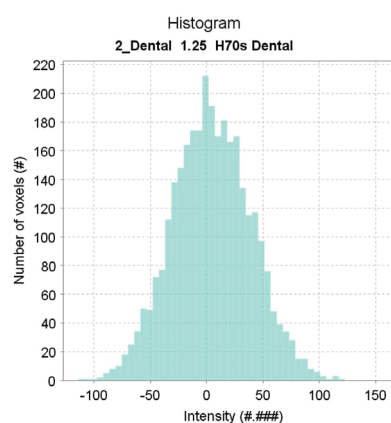
КТ у всех больных выполнена на компьютерном томографе Somatom Emotion 6 (Siemens, Германия) в спиральном режиме с толщиной томографических срезов 1,5 мм, питч – 1,0, при напряжении рентгеновской трубки 100–120 кВ, сила тока 100–200 мА. Постпроцессинг включал два этапа: на первом этапе проводился качественный визуальный анализ КТ-изображений, на втором этапе изображения оценивались по количественным текстурным параметрам внутриопухолевой пространственной гетерогенности. Визуальный анализ изображений, полученных при КТ, ориентировался на нахождение признаков, специфично характеризующих природу и распространённость опухолевого поражения.

На следующем этапе выполнялся текстурный анализ КТ-изображений, для которого использовалась программа программа LIFEx, версия 7.10 [5]. ТА состоял из нескольких последовательных действий:

1. Ручное очерчивание области интереса (ROI);
2. Извлечение программным путем текстурных показателей внутриопухолевой пространственной гетерогенности (рис. 1);



A



B

Рис. 1. Аксиальное КТ-изображение гистологически подтвержденной плеоморфной аденомы левой околоушной слюнной железы:

А – нативное изображение, определяется округлой формы образование в структуре левой околоушной железы; В – гистограмма распределения пикселей серых уровней в ед. Хаунсфилда

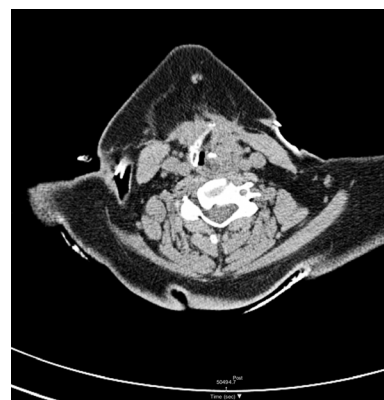
Fig. 1. Axial CT-image of histologically confirmed pleomorphic adenoma of the left parotid salivary gland: A – native image, round-shaped mass in the structure of the left parotid gland is visualised; B – histogram of pixel distribution of gray levels in HU units

3. Отбор значимых текстурных показателей;
4. Регрессионный анализ отобранных показателей с построением логистической текстурной модели;
5. ROC-анализ показателя логистической регрессии с определением пороговых уровней-ориентиров для стратификации опухолей головы и шеи.

Были извлечены 39 различных текстурных показателей, которые включали в себя показатели гистограммы, показатели из матриц серых уровней второго и высшего порядка. Текстурные показатели первого порядка извлекались из гистограммы дискредитированных значений вокселей изображения безотносительно к их пространственному распределению. Текстурные показатели второго порядка дают признаки пространственного расположения интенсивностей вокселей в определенном порядке и извлекаются из матрицы совпадений серых уровней GLCM (Gray_level co-occurrence matrix). Текстурные показатели высшего порядка извлекались из матрицы длин серых уровней GLRLM (Gray_level run length matrix), матрицы различий серых уровней окрестностей NGLDM (Neighborhood Gray_level difference matrix) и матрицы протяженности зон серых уровней GLZLM (Gray_level zone length matrix).

Далее был проведен отбор значимых признаков. Для этого использовались программы Microsoft Excel, SPSS, Medcalc, XLStat, R. Для проведения текстурного анализа нами апробированы разные методы статистической обработки, но большинство из них имело свои отрицательные стороны:

1. Отбор признаков по *t*-критерию Стьюдента предполагает учёт нормализации результатов ТА. Если результаты не соответствуют критериям нормализации, то использовать *t*-критерий недопустимо. В наших исследованиях построение гистограммы результатов отбора признаков по *t*-критерию показало их скошенность в определенную сторону, что не соответствует нормализации (рис. 2).
2. Ограничения по нормализации результатов ТА отсутствуют у критерия Манна-Уитни *U*. При применении теста Манна-Уитни из 39 признаков релевантными оказались 25 признаков ($p < 0,05$), что является достаточно избыточным. При применении логистической регрессии отобранных тестом Манна-Уитни 25 признаков, программное обеспечение иногда показывало ошибку о невозможности построения модели, что объяснялось мультиколлинеарностью между оставшимися признаками, что неприемлемо для адекватного логистического анализа.
3. Построение корреляционной матрицы Пирсона. Релевантные признаки, отобранные тестом Манна-Уитни, показали высокую корреляцию более 90 % между собой, и строго определенного порога корреляции для отбора минимально избыточных признаков не было найдено. Имеется исследование, утверждающее, что значение корреляции выше 0,95 является избыточным и этот признак следует убрать из последующего анализа [6]. Однако возникает вопрос по обоснованности такого подхода, где играет роль субъективный фактор, влияние которого следует максимально снизить.
4. Применение теста Манна-Уитни и факторного анализа. Факторный анализ делит признаки на основе корреляции их между собой на определенное количество факторов. Затем из каждого фактора отбирается именно тот признак, который имеет максимальную значимость для логистического анализа. Факторный анализ позволяет значительно сократить количество



A

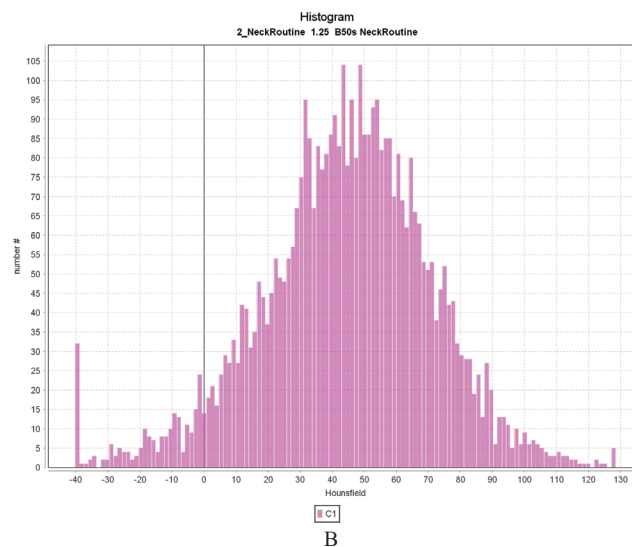


Рис. 2. Аксиальные КТ – изображение гистологически подтвержденного плоскоклеточного рака гортани $T_4aN_0M_0$: А – нативное изображение, определяется в структуре гортани неправильной формы объемное образование со стенозом его просвета; В – гистограмма распределения пикселей в ед. X., определяется его скошенность вправо

Fig. 2. Axial CT – image of histologically confirmed squamous cell laryngeal cancer $T_4aN_0M_0$: A – native image, an irregularly shaped tumor mass with stenosis of larynx lumen; B – histogram of pixel distribution in HU units, its skewness to the right is evident

избыточных признаков, однако же, нет строго критерия, какое значение для признака является максимально релевантным в конкретном факторе. Опять же здесь имеет место влияние субъективного фактора.

5. Применение теста Манна-Уитни и LASSO-регрессии. Принцип LASSO-регрессии заключается в том, что она «сжимает» все признаки, приближая их к центру, где они являются максимально релевантными. При этом субъективный фактор здесь приближен к нулю, так как всей обработкой занимается компьютер. Использование LASSO-регрессии в дополнение к тесту Манна-Уитни в нашем материале привело к уменьшению релевантных признаков с 25 до 12. Также при данной регрессии снимается вопрос о мультиколлинеарности. При построении корреляционной матрицы Пирсона для оставшихся 12 признаков было обнаружено, что все признаки не имели очень сильной корреляции между собой ($r=0,5-0,8$) (табл. 1).

Результаты

После применения теста Манн-Уитни, LASSO-регрессии и формирования контрольной корреляцион-

Таблица 1

**Результаты отбора значимых признаков
после автоматизированной LASSO-регрессии**
**Results of the selection of relevant features
after automated LASSO-regression**

	Disease_Coefficients
X.Intercept.	-134,41
DISCRETIZED.HISTO.Energy.Uniformity	-12,4313
GLCM.Contrast.Variance.	0,000189
GLCM.Correlation	4,689716
GLCM.Homogeneity.InverseDifference.	0
GLCM.Dissimilarity	0
GLRLM.SRE	0
GLRLM.LRE	0
GLRLM.HGRE	0,001381
GLRLM.SRHGE	0
GLRLM.LRLGE	107,3767
GLRLM.LRHGE	0,014231
GLRLM.GLNU	0,016017
GLRLM.RLNU	0
GLRLM.RP	0
NGLDM.Coarseness	-156,048
NGLDM.Contrast	-6,11826
NGLDM.Busyness	-10,4551
GLZLM.SZE	91,79558
GLZLM.LZE	0
GLZLM.SZHGE	-0,00387
GLZLM.LZLGE	0
GLZLM.LZHGE	0
GLZLM.GLNU	0
GLZLM.ZLNU	0
GLZLM.ZP	0

Примечание: GLCM – gray-level co-occurrence matrix, GLRLM – gray-level run-length matrix, SRE – short run emphasis, LRE – long run emphasis, HGRE – high gray-level run emphasis, SRHGE – short run high gray-level emphasis, LRLGE – long run low gray-level emphasis, LRHGE – long run high gray-level emphasis, GLNU – gray-level non-uniformity, RLNU – run length non-uniformity, RP – run percentage, NGLDM – neighboring gray-level dependence matrix, SZE – small zone emphasis, LZE – large zone emphasis, SZHGE – small zone high gray-level emphasis, LZLGE – large zone low gray-level emphasis, LZHGE – large zone high gray-level emphasis, ZLNU – zone length non-uniformity, ZP – zone percentage

ной матрицы Пирсона была рассчитана логистическая регрессия с построением классификационной модели, представленной следующим уравнением регрессии с независимыми переменными в виде 5 текстурных показателей:

$$\text{logit}(p) = -267,20708 + 0,035744 \text{GLRLM_LRHGE} + 0,060683 \text{GLRLM_GLNU} - 11,03675 \text{NGLDM_Contrast} - 41,97360 \text{NGLDM_Busyness} + 120,67730 \text{GLZLM_SZE}$$

Далее путем логит-преобразования результаты регрессии были нормализованы между 0 и 1 в текстурный индекс гетерогенности. Последующий ROC-анализ удостоверяет значимость модели дискриминации злокачественных опухолей головы и шеи от доброкачественных опухолей головы и шеи на основании соответствующих показателей ROC-кривой (рис. 3):

$$\text{AUC} = 0,902 \pm 0,029, p < 0,001;$$

Процент правильно классифицированных пациентов в группе (для определения природы опухоли) = 81,3 %;

Оптимальное пороговое дискриминационное значение текстурного индекса гетерогенности (criterion) = 0,66;

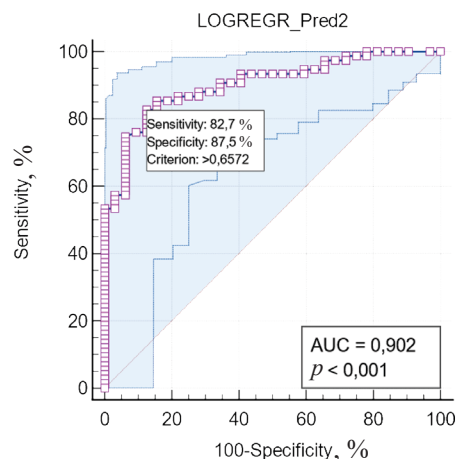


Рис. 3. ROC-кривая модели дискриминации доброкачественных и злокачественных опухолей головы и шеи
Fig. 3. ROC-curve of differentiation model of benign and malignant head and neck tumors

Чувствительность (sensitivity) = 82,7 %;
Специфичность (specificity) = 87,5 %.

Обсуждение

Дооперационное определение доброкачественной или злокачественной природы опухолей с локализацией в области головы и шеи нередко затруднено. Из-за анатомической сложности региона локализации опухоли, пункционная биопсия не всегда возможна и не всегда результативна, и к тому же является инвазивной процедурой. Значительную помощь в дифференциальной диагностике и стадировании опухолей головы и шеи оказывают методы томографической визуализации, в частности, компьютерная томография. Однако визуализируемые на КТ-изображениях классические признаки злокачественности или доброкачественности могут нередко перекрываться, затрудняя предсказание вероятности природы образования. В этих случаях может оказаться полезным ТА КТ-изображений опухоли, позволяющий количественно оценить внутриопухолевую гетерогенность, которая значительно возрастает при злокачественных опухолях. Наши исследования показали возможность использования количественного индекса текстурной неоднородности для дифференциации доброкачественных и злокачественных опухолей головы и шеи, подтвердив результаты недавних исследований по применению текстурного анализа для указанной цели [7, 8].

Исследования подобной направленности еще малочисленны, выполнены с применением различных методических подходов к ТА на этапах извлечения текстурных показателей, их последующей статистической обработки с целью селекции наиболее значимых признаков и определения критериев классификации определенных характеристик опухолей по отобраным текстурным признакам. Одни исследователи ограничиваются использованием для этих целей отдельных показателей гистограммы или матрицы встречаемости серых уровней, другие предпочитают построение логистических текстурных моделей с использованием показателей матриц серых уровней высшего порядка [9, 10]. То же самое следует сказать и о применяемых математических программах извлечения текстурных показателей из изображений, их селекции с целью уменьшения пространства текстурных признаков и т.д.

Отсутствие единых подходов к текстурному анализу является главным фактором, сдерживающим внедрение в практику этой технологии обработки медицинских изображений. Актуальным представляется объединение усилий по стандартизации методики текстурного анализа и расширению исследований по изучению воспроизводимости результатов.

Прогрессирующий рост публикаций по рассматриваемой проблеме обнадеживает, что текстурный анализ медицинских изображений станет одной из востребованных технологий анализа медицинских изображений.

В настоящей работе акцентировано внимание на применение статистических методов для отбора максимально релевантных и минимально избыточных текстурных признаков для построения текстурной прогностической модели с использованием LASSO-регрессии, которая используется при машинном обучении, для отбора максимально релевантных и минимально избыточных признаков из большого объема данных.

Заключение

Текстурный анализ КТ-изображений позволяет неинвазивно предсказать доброкачественную или злокачественную природу и другие характеристики визуализируемого образования в области головы и шеи. Наибольшей прогностической точностью обладает текстурный индекс гетерогенности, вычисляемый из логистической текстурной модели. ТА трансформирует стандартную компьютерную томографию в мультипараметрическое исследование, дополняя качественную оценку анатомических деталей визуализируемого образования количественными функциональными показателями, характеризующими внутриопухолевую пространственную гетерогенность. Рекомендуемый метод отбора и статистической обработки текстурных признаков является лишь одним из множества рекомендованных методов. Необходимо дальнейшее применение данных методик на более крупных группах пациентов для получения большей достоверности результатов.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

- Petralia G., Bonello L., Viotti S., Preda L., d'Andrea G., Bellomi M. CT Perfusion in Oncology: How to Do It // *Cancer Imaging*. 2010. V.10, No. 1. P. 8-19. doi: 10.1102/1470-7330.2010.0001.
- Герашенко Т.С., Денисов Е.В., Литвяков Н.В., Завьялова М.В., Вторушин С.В., Цыганов М.М., Перельмутер В.М., Чердынцева Н.В. Внутриопухолевая гетерогенность: природа и биологическое значение // *Биохимия*. 2013. Т.78, № 11. С. 1531–1549.
- Lin G., Keshari K.R., Park J.M. Cancer Metabolism and Tumor Heterogeneity: Imaging Perspectives Using MR Imaging and Spectroscopy // *Contrast Media Mol Imaging*. 2017. No. 2017. P. 6053879. doi: 10.1155/2017/6053879.
- Nioche C., Orlhac F., Boughdad S., Reuzé S., Goya-Outi J., Robert C., Pellot-Barakat C., Soussan M., Frouin F., Buvat I. LIFEx: a Freeware for Radiomic Feature Calculation in Multimodality Imaging to Accelerate Advances in the Characterization of Tumor Heterogeneity // *Cancer Research*. 2018. V.78. No. 16. P. 4786-4789. doi: 10.1158/0008-5472.CAN-18-0125.
- Nailon W.H. *Texture Analysis Methods for Medical Image Characterisation* // *Biomedical Imaging*. Ed. Mao Y. London: IntechOpen, 2010. URL: <https://www.intechopen.com/chapters/10175>. doi: 10.5772/8912.
- Wu J., Aguilera T., Shultz D., Gudur M., Rubin D.L., Loo B.W.Jr., Diehn M., Li R. Early-Stage Non-Small Cell Lung Cancer: Quantitative Imaging Characteristics of (18F) Fluorodeoxyglucose PET/CT Allow Prediction of Distant Metastasis // *Radiology*. 2016. V.281, No. 1. P. 270-278. doi: 10.1148/radiol.2016151829.
- Romeo V., Cuocolo R., Ricciardi C., Ugga L., Coccozza S., Verde F., et al. Prediction of Tumor Grade and Nodal Status in Oropharyngeal and Oral Cavity Squamous-Cell Carcinoma Using a Radiomic Approach // *Anticancer Res*. 2020. No. 40. P. 271–280. DOI: 10.21873/anticancer.13949.
- Bogowicz M., Riesterer O., Ikenberg K., Stieb S., Moch H., Studer G., Guck-enberger M., Tanadini-Lang S. Computed Tomography Radiomics Predicts HPV Status and Local Tumor Control After Definitive Radiochemotherapy in Head and Neck Squamous Cell Carcinoma // *Int. J. Radiat. Oncol. Biol. Phys.* 2017. V.99, No. 4. P. 921-928. DOI: 10.1016/j.ijrobp.2017.06.002.
- Ren J., Qi M., Yuan Y., Duan S., Tao X. Machine Learning-Based MRI Texture Analysis to Predict the Histologic Grade of Oral Squamous Cell Carcinoma // *Am. J. Roentgenol.* 2020. V.15, No. 5. P. 1184-1190. doi: 10.2214/AJR.19.22593.
- Zhang Y., Chen C., Tian Z., Feng R., Cheng Y., Xu J. The Diagnostic Value of MRI-Based Texture Analysis in Discrimination of Tumors Located in Posterior Fossa: a Preliminary Study // *Front. Neurosci.* 2019. No. 13. P. 1113. doi: 10.3389/fnins.2019.0111.

REFERENCES

- Petralia G., Bonello L., Viotti S., Preda L., d'Andrea G., Bellomi M. CT Perfusion in Oncology: How to Do It. *Cancer Imaging*. 2010;10;1:8-19. doi: 10.1102/1470-7330.2010.0001.
- Gerashchenko T.S., Denisov E.V., Litvyakov N.V., Zavyalova M.V., Vtorushin S.V., Tsyganov M.M., Perelmutter V.M., Cherdynitseva N.V. Intratumor Heterogeneity: Nature and Biological Significance. *Biokhimiya = Biochemistry*. 2013;78;11:1531–1549 (In Russ.).
- Lin G., Keshari K.R., Park J.M. Cancer Metabolism and Tumor Heterogeneity: Imaging Perspectives Using MR Imaging and Spectroscopy. *Contrast Media Mol Imaging*. 2017;2017:6053879. doi: 10.1155/2017/6053879.
- Nioche C., Orlhac F., Boughdad S., Reuzé S., Goya-Outi J., Robert C., Pellot-Barakat C., Soussan M., Frouin F., Buvat I. LIFEx: a Freeware for Radiomic Feature Calculation in Multimodality Imaging to Accelerate Advances in the Characterization of Tumor Heterogeneity. *Cancer Research*. 2018;78;16:4786-4789. doi: 10.1158/0008-5472.CAN-18-0125.
- Nailon W.H. *Texture Analysis Methods for Medical Image Characterisation*. *Biomedical Imaging*. Ed. Mao Y. London, IntechOpen, 2010. URL: <https://www.intechopen.com/chapters/10175>. doi: 10.5772/8912.
- Wu J., Aguilera T., Shultz D., Gudur M., Rubin D.L., Loo B.W.Jr., Diehn M., Li R. Early-Stage Non-Small Cell Lung Cancer: Quantitative Imaging Characteristics of (18F) Fluorodeoxyglucose PET/CT Allow Prediction of Distant Metastasis. *Radiology*. 2016;281;1:270-278. doi: 10.1148/radiol.2016151829.
- Romeo V., Cuocolo R., Ricciardi C., Ugga L., Coccozza S., Verde F., et al. Prediction of Tumor Grade and Nodal Status in Oropharyngeal and Oral Cavity Squamous-Cell Carcinoma Using a Radiomic Approach. *Anticancer Res*. 2020;40:271–280. DOI: 10.21873/anticancer.13949.
- Bogowicz M., Riesterer O., Ikenberg K., Stieb S., Moch H., Studer G., Guck-enberger M., Tanadini-Lang S. Computed Tomography Radiomics Predicts HPV Status and Local Tumor Control After Definitive Radiochemotherapy in Head and Neck Squamous Cell Carcinoma. *Int. J. Radiat. Oncol. Biol. Phys.* 2017;99;4:921-928. DOI: 10.1016/j.ijrobp.2017.06.002.
- Ren J., Qi M., Yuan Y., Duan S., Tao X. Machine Learning-Based MRI Texture Analysis to Predict the Histologic Grade of Oral Squamous Cell Carcinoma. *Am. J. Roentgenol.* 2020;15;5:1184-1190. doi: 10.2214/AJR.19.22593.
- Zhang Y., Chen C., Tian Z., Feng R., Cheng Y., Xu J. The Diagnostic Value of MRI-Based Texture Analysis in Discrimination of Tumors Located in Posterior Fossa: a Preliminary Study. *Front. Neurosci.* 2019;13:1113. doi: 10.3389/fnins.2019.0111.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.
Финансирование. Исследование не имело спонсорской поддержки.
Участие авторов. Статья подготовлена с равным участием авторов.
Поступила: 20.01.2022. Принята к публикации: 25.02.2023.

Conflict of interest. The authors declare no conflict of interest.
Financing. The study had no sponsorship.
Contribution. Article was prepared with equal participation of the authors.
Article received: 20.01.2022. Accepted for publication: 25.02.2023.