

DOI: <https://doi.org/10.17816/DD623240>



Priority radiomic parameters for computed tomography of head and neck malignancies: A systematic review

Yuriy A. Vasilev, Olga G. Nanova, Ivan A. Blokhin, Roman V. Reshetnikov, Anton V. Vladzmyrskyy, Olga V. Omelyanskaya

Research and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies, Moscow, Russia

ABSTRACT

BACKGROUND: Radiomics is the newest and most promising direction in modern radiographic diagnostics. The number of head and neck cancer studies employing radiomics is increasing annually. A systematic review of recent publications (2021–2023) on computed tomography (CT) of head and neck malignancies was performed.

AIM: To present systematized data on parameters for radiomic analysis for head and neck malignancies identified by CT data.

MATERIALS AND METHODS: The literature search was carried out in PubMed. The basic characteristics of the selected articles were extracted, and their quality was assessed using RQS 2.0 and the modified QUADAS-CAD questionnaire. The reproducibility level of radiomic parameters selected for predictive models in different studies was assessed. Eleven articles were selected for the review. In most cases, a high risk of systematic error associated with data imbalance in terms of demographic parameters and level of pathologies was noted.

RESULTS: The range of RQS 2.0 scores for the included articles varied from 19.44% to 50.00% of the maximum possible score. The decreasing research quality was mainly caused by the lack of external result validation (73% of the analyzed articles) and data accessibility and transparency (82%). Inter-study reproducibility of radiomic parameters was low owing to the wide variety of techniques used for image acquisition, image post-processing, extraction, and statistical processing of radiomic parameters.

CONCLUSION: A set of stable radiomic parameters must be successfully introduced into clinical practice. The standardization of radiomics method and creation of an open radiomics database are necessary for this purpose.

Keywords: radiomics; head and neck cancer; radiomic parameters.

To cite this article:

Vasilev YuA, Nanova OG, Blokhin IA, Reshetnikov RV, Vladzmyrskyy AV, Omelyanskaya OV. Priority radiomic parameters for computed tomography of head and neck malignancies: A systematic review. *Digital Diagnostics*. 2024;5(2):255–268. DOI: <https://doi.org/10.17816/DD623240>

DOI: <https://doi.org/10.17816/DD623240>

Приоритетные параметры радиомического анализа для компьютерной томографии при злокачественных новообразованиях головы и шеи: систематический обзор

Ю.А. Васильев, О.Г. Нанова, И.А. Блохин, Р.В. Решетников,
А.В. Владзимирский, О.В. Омелянская

Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий, Москва, Россия

АННОТАЦИЯ

Обоснование. Радиомика — новейшее и многообещающее направление современной лучевой диагностики. Число исследований злокачественных новообразований головы и шеи с помощью этого метода увеличивается с каждым годом. Мы провели систематический обзор новейших публикаций (2021–2023) по злокачественным новообразованиям головы и шеи, выполненным на основе компьютерной томографии.

Цель — систематизация данных по используемым параметрам радиомического анализа при раке головы и шеи, выявленным по данным компьютерной томографии.

Материалы и методы. Поиск статей осуществлялся в базе PubMed. Произведены извлечение базовых характеристик отобранных статей и оценка их качества по RQS 2.0 и модифицированному опроснику QUADAS-CAD. Оценили уровень воспроизводимости радиомических параметров, отобранных для прогностических моделей, в разных исследованиях. Для обзора отобрано 11 статей. В большинстве случаев отмечался высокий риск систематической ошибки, связанный с несбалансированностью выборки по демографическим параметрам и уровню патологий.

Результаты. При оценке качества радиомики диапазон баллов для исследованных статей изменяется от 19,44% до 50,00% максимально возможной суммы. Основные проблемы, влекущие за собой снижение качества исследований, обусловлены отсутствием внешней валидации результатов (73% проанализированных статей), а также недоступностью или непрозрачностью исследовательских данных (82%). Воспроизводимость радиомических параметров между исследованиями низкая из-за большого разнообразия используемых методик получения и постобработки изображений, а также извлечения и статистической обработки радиомических параметров.

Заключение. Обсуждается необходимость выделения базового блока устойчивых радиомических параметров для внедрения метода в клиническую практику, что возможно сделать только при стандартизации методов радиомики и создания открытой базы радиомических данных.

Ключевые слова: радиомика; злокачественные образования головы и шеи; радиомические параметры.

Как цитировать:

Васильев Ю.А., Нанова О.Г., Блохин И.А., Решетников Р.В., Владзимирский А.В., Омелянская О.В. Приоритетные параметры радиомического анализа для компьютерной томографии при злокачественных новообразованиях головы и шеи: систематический обзор // Digital Diagnostics. 2024. Т. 5, № 2. С. 255–268. DOI: <https://doi.org/10.17816/DD623240>

DOI: <https://doi.org/10.17816/DD623240>

头颈部恶性肿瘤计算机断层扫描的优先放射组学分析 参数：系统综述

Yuriy A. Vasilev, Olga G. Nanova, Ivan A. Blokhin, Roman V. Reshetnikov,
Anton V. Vladzemyrskyy, Olga V. Omelyanskaya

Research and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies, Moscow, Russia

摘要

论证。放射组学是现代放射治疗诊断中最新、最有前途的领域。使用这种方法对头颈部恶性肿瘤进行检查的数量每年都在增加。我们对基于计算机断层扫描的头颈部恶性肿瘤最新出版物（2021–2023 年）进行了系统综述。

目的是系统整理通过计算机断层扫描检测到的头颈部癌症的放射组学分析参数数据。

材料和方法。这些文章在 PubMed 数据库中进行了检索。我们提取了所选文章的基线特征，并使用 RQS 2.0 和修改后的 QUADAS-CAD 问卷对其质量进行了评估。我们评估了不同研究中预后模型所选放射组学参数的可重复性水平。我们选择了 11 篇文章进行审查。在大多数情况下，由于人口统计参数和病理学水平的取样不平衡，系统误差的风险很高。

结果。在评估放射组学的质量时，所分析文章的得分范围从最高可能得分的 19.44% 到 50.00% 不等。导致研究质量下降的主要问题是研究结果缺乏外部验证（占所分析文章的 73%），以及研究数据无法获取或缺乏透明度（占 82%）。由于所使用的图像采集和后处理技术种类繁多，以及对放射组学参数的提取和统计处理，不同研究之间放射组学参数的可重复性很低。

结论。讨论将该方法引入临床实践的基本稳定放射组学参数分配的必要性，这只有在放射组学方法标准化和建立开放的放射组学数据库的情况下才能实现。

关键词：放射组学；头颈部恶性肿瘤；放射组学参数。

引用本文：

Vasilev YuA, Nanova OG, Blokhin IA, Reshetnikov RV, Vladzemyrskyy AV, Omelyanskaya OV. 头颈部恶性肿瘤计算机断层扫描的优先放射组学分析参数：系统综述. *Digital Diagnostics*. 2024;5(2):255–268. DOI: <https://doi.org/10.17816/DD623240>

收到: 13.11.2023

接受: 04.12.2023

发布日期: 29.01.2024

理论依据

放射组学是现代医学的最新发展方向。该方法的主要目的是根据肉眼看不见的医学影像参数（即放射组学特征）来提高诊断质量[1]。放射诊断中的放射组学分析正在迅速发展[2]。该方法的前景是广泛用作预测和决策治疗策略的辅助工具。

目前，有数千个放射组学参数[3]，主要分为三类：

- 曲线特征，描述图像的特性；
- 纹理参数，即表征像素比例的灰度矩阵；
- 形状参数。

在每个放射组中，识别出几个亚组。

研究中使用的参数数量从几十个到几千个不等，取决于放射组学特征提取的方法：人工或机器学习算法[3, 4]。某些参数在主要组中的分布也尽可能多样化：可以按不同比例包含所有特征群组，或者，例如，只包含纹理特征而不包含形状参数。目前，手工特征中放射特征数量及其组成的选择主要取决于所选的分析应用和研究人员的直觉。

将放射组学作为辅助诊断工具引入医疗实践的前景提出了统一放射学征象集的问题[5, 6]。为广泛实用而选择的特征应在不同的研究中具有可重复性。然而，有许多因素将这些研究区分开来：所分析的结构、预测的类型、图像采集和处理方法以及用于分析放射学特征的统计方法。

目的

本研究旨在系统整理计算机断层扫描（CT）检测到的头颈部癌症所使用的放射学分析参数数据。头颈部癌症包括咽喉、喉、鼻、鼻窦和口腔中的肿瘤[7]，已被选为最常见的癌症之一[8]，需要从CT开始进行多模式诊断[9–11]。

研究目标

工作的任务包括：

1. 分析基于CT的头颈癌放射组学的最新出版物（2021–2023 年），包括根据当前放射组学标准评估研究目标分布、所用方法和出版物质量；
2. 评估研究内部和研究之间放射组学特征的可重复性（稳定性）；
3. 将最近发表的论文与前一研究阶段的论文进行比较。

材料和方法

检索策略

检索在PubMed数据库中进行。检索查询仅限于英语。检索日期的选择使得我们的研究和其他研究之间的文献列表在很大程度上不会重叠：2020 年 11 月 15 日至 2023 年 6 月 1 日[12–14]。

搜索查询如下所示：

“head and neck neoplasms”[MeSH Terms] AND (“artificial intelligence”[MeSH Terms] OR (“artificial”[All Fields] AND “intelligence”[All Fields]) OR “artificial intelligence”[All Fields] OR (“deep learning”[MeSH Terms] OR (“deep”[All Fields] AND “learning”[All Fields]) OR “deep learning”[All Fields]) OR (“machine learning”[MeSH Terms] OR (“machine”[All Fields] AND “learning”[All Fields]) OR “machine learning”[All Fields]) OR (“neural networks, computer”[MeSH Terms] OR (“neural”[All Fields] AND “networks”[All Fields] AND “computer”[All Fields]) OR “computer neural networks”[All Fields] OR (“neural”[All Fields] AND “network”[All Fields]) OR “neural network”[All Fields]) OR “radiomic*”[All Fields]) OR “radiomic features*”[All Fields]) OR “radiomics features*”[All Fields]) AND (“node*”[All Fields] OR “lymph node*”[All Fields] OR (“nodal”[All Fields] OR “nodally”[All Fields] OR “nodals”[All Fields]) OR “metastas*”[All Fields])

纳入标准：原创文章。

排除标准：综述、荟萃分析以及使用放射学方法研究颈部和头部肿瘤的临床病例。

研究设计遵循 PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic reviews and Meta-Analyses) 指南[15]。

通过搜索查询找到的文章的标题和摘要由两名专家独立分析。结果，一些文章被选中进行全文分析。如果对是否将某篇文章纳入分析存在分歧，则由第三位专家参与做出最终决定。没有对收录论文的参考文献目录进行额外分析，以确定适合本研究的出版物（“snowballing”）。

信息提取和文章质量评估

从所选文章的全文中提取了以下信息：

- 第一作者姓名和责任作者姓名；
- 文章标题、发表年份、DOI；
- 期刊名称、影响因子
- 开展研究的国家；
- 研究目标；
- 设计（前瞻性/回顾性、单中心/多中心）；
- 患者纳入/排除标准；
- 患者人数、性别和年龄；
- 肿瘤定位和肿瘤类型；
- 提取的放射学特征总数；
- 按类别划分的放射学特征分布情况（是否进行了评估）；如果进行了评估，则考虑以下类别：
 - 形状参数（二维和三维）；
 - 第一类参数
 - 第二类参数：具有多个子组的纹理参数

- (Gray Level Co-occurrence Matrix, GLCM; Gray Level Run Length Matrix, GLRLM; Gray Level Size Zone Matrix, GLSZM; Neighbouring Gray Tone Difference Matrix, NGTDM; Gray Level Dependence Matrix, GLDM);
- 放射组学特征分析方法:
 - 是否使用了机器学习;
 - 在“手工放射组学”的情况下,用于选择放射组学特征的统计方法;
 - - 作者选择的具有预测能力的放射组学特征的数量及其重要性。

所选文章的质量通过两种方式进行评估:放射组学研究专用的 RQS 2.0 (Radiomics Quality Score 2.0) 系统[16]和医学研究通用的 QUADAS-2 (Quality Assessment of Diagnostic Accuracy Studies 2) 系统[17, 18],后者针对人工智能任务进行了修改—QUADAS-CAD。

放射特征的分析

从每篇选定的文章中提取了作者认为与预后相关的放射组学特征。从原始图像和后处理图像中提取的特征都被考虑在内。考虑了通过不同统计方法选出的特征:机器学习、回归分析、方差分析、重采样和类内相关系数估计。如果研究中测试了多个不同的假设,则分别提取每个假设的放射学特征。在两项研究中,对于所有提取的放射

组学参数,作者在公共领域提供了表征这些参数稳定性的统计数据—用于方差分析的类内相关系数[19]和方差分析的 p 级[20]—来说明这些参数的稳定性,而没有减少参数的数量。在这种情况下,我们根据所提供的公开数据,独立选择最稳定的辐射组学参数进行分析。

评估了不同研究之间以及同一研究内部针对不同终点的重要放射学特征集的重叠程度。

结果
文献检索和论文筛选

最初的检索查询获得了804篇参考文献,对这些参考文献的标题和摘要进行了分析。结果,有762篇参考文献因不合适而被排除(考虑了其他类型的癌症,没有使用放射组学分析)。根据标题和摘要分析,共纳入了42篇出版物(图 1)。其中,11篇文章被纳入最终分析,31篇文章被排除在外(11篇文章使用了磁共振成像,2篇文章使用了超声波;7篇文章研究了甲状腺癌,1篇文章研究了食道癌;在10篇论文中,作者没有提供使用的放射组学参数)。

文章的基本特征

附件1概述了选定供审查的文章的基本特征。在这11篇文章中,5篇在中国发表[19, 21–24],3篇在欧洲发表(其中一篇在意大利)[25],葡萄牙/奥地

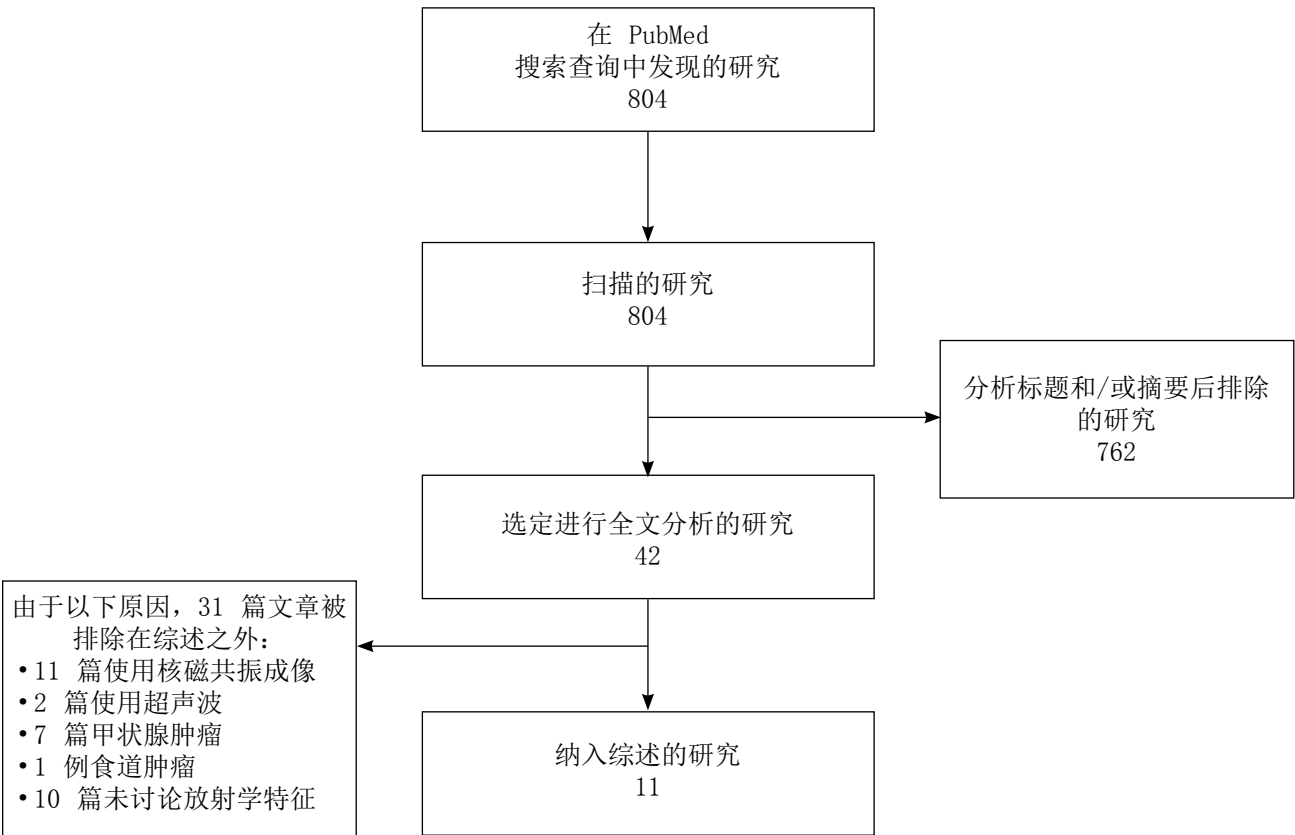


图 1. 系统文献检索框图。缩写: MRI—磁共振成像; US—超声波。

利/德国[26]、荷兰[27]、美国[28]、加拿大[20]和泰国[29]各有一篇文章发表。评分最高的论文发表在《Cancers》(影响因子 6.575) [20] 和《European Radiology》(影响因子 6.020) [21]。所有研究均为回顾性研究。纳入的研究中有八项是单中心研究[20-23, 25, 27-29], 三项是多中心研究[19, 24, 26]。

放射学特征已被用于预测总生存期[25, 26, 29]、无进展生存期[25, 29]、无远处转移生存期[28]、局部复发风险[25, 26, 28]、远处转移发生的评估[26]、淋巴结转移的术前预测[21, 23, 24]以及宫颈肿大结节的分类[22]。在一篇论文中, 研究了放射组学参数的稳定性对放射组学模型质量的影响[18]。在一篇文章中研究了取决于肿瘤位置的放射性标志性质的差异[20]。先前构建的模型在其他数据上的验证在一项工作中进行[27]。

根据RQS 2.0标准对收录论文进行的质量评估

附件2概述了根据放射学分析专用系统RQS 2.0[4]对文章进行的质量评估。研究文章的得分范围从36分(100%)中的7分(19.44%) [20]到18分(50.00%) [22]不等, 平均值和标准差分别为10分和4分。

11篇论文中有7篇(64%)对图像采集过程进行了详细记录[21-26, 28]。5篇论文(45%)考虑了分割(由两名研究人员重复分割、分割算法、引入随机噪声)对放射体特征提取的影响[22, 23, 25, 29, 30]。X. Teng 等人[20]评估了多中心研究中放射组学特征的可靠性, 以及不同特征对一般模型可靠性的影响。没有一项研究分析了放射组学特征对时间变化(例如, 器官运动、器官大小的增加/减少)的稳定性。有 10 篇论文(91%) [19, 21-29]考虑了重新训练模型和减少模型中辐射组学特征数量的问题, 并选择了最重要的特征。有8项研究(73%) [22, 24-30]在放射学和临床特征的组合集上建立了模型, 并对混合模型、放射学模型和临床模型进行了比较。所有研究(100%)都报告了置信度和判别质量值(AUC、p 级, 包括通过对数据重新取样获得的值) [31]。对所获得的放射模型进行验证的数值相当低。因此, 只有 3 篇论文(27%)使用了验证[20, 23, 26], 其中只有一篇论文(9%)使用了另一个中心的数据进行验证[26]。此外, 数据透明度指标较低: 只有两篇文章的数据是公共领域的——图像本身[25]和提取的放射组学特征[18]。

根据 QUADAS-CAD 量表确定的纳入论文的质量

表1和表2总结了QUADAS-CAD[17]给出的系统误差风险估计值。在所分析的11篇文章中, 有 篇(54.5%)的总体系统误差风险较高[19, 20, 25, 26, 28, 29]。在11篇文章中, 有5篇(45.5%)的系统性错误风险较低[21-24, 27]。有7项研究(64%) [19

、20、23、25、26、28、29]因数据不平衡而出现系统误差的风险较高, 有 4 项研究(36%) [21、22、24、27]因数据不平衡而出现系统误差的风险较低。大多数情况下, 这种风险与人口统计学参数和病理性质的样本不平衡有关。有6篇文章[19、20、22、24、26、28]使用了机器学习; 因此, D2 块中的一些问题只与这些文章相关。有 4 项研究(36%) [19, 20, 26, 29]选择了使用 and 解释指数测试的方式, 因此出现系统性错误的概率较高, 1 项研究(9.5%) [28]为中等, 6 项研究(54.5%) [21-25, 27]为低。在大多数情况下(64%), 与参考标准评估相关的错误风险较低[19、21-24、27、29]。在某些情况下, 评估参考值的医生的能力水平不清楚; 因此, 系统误差的风险被评估为高(27%) [28]或中(9%) [20, 25, 26]。有 3 项研究(27%)发现由于数据的异质性而导致系统错误的概率较高[20、25、28], 有 8 项研究(73%)发现系统错误的概率较低[19、21-24、26、27、29]。在某些情况下, 估计值不明确的原因是对数据分析方式的描述不够详细。

文章中使用的方法

提取的放射组学特征的数量从36[20]到5486[19]不等。5篇文章[22, 23, 25, 26, 28]详细介绍了按类别提取的放射性原子特征的分布情况。

有6项研究[19、20、22、24、26、28]使用了机器学习进行放射组学分析。在其余的5项研究中, 回归分析[25, 29], 方差分析(ANOVA) [23], 类内相关系数(ICC) [29], 数据重采样[28], 用于特征成对比较的单维检验(t检验, Mann-Whitney U检验, 卡方检验, Fisher精确检验) [21, 23, 27]。

文章中选择的特征数量从2[25, 27]到19[26]不等。在两篇文章中, 作者没有选择最重要的特征, 而是在附件中提供了每个提取特征的相关统计数据: ICC[19]和重复中特征重复的百分比[28]。

性状重现性分析

共有11项研究选择了191个放射组学特征作为有效的预测模型(见附件1), 其中47个属于一级特征。在这些特征中, 有5个(11%)相同的特征出现在两个不同的研究中, 其余的特征在不同的研究中没有重复出现。形状特征包括25个辐射组学特征。其中有5个(20%)相同的特征出现在两个不同的研究中。有两项研究(8%)在三项不同的研究中出现了相同的特征。其他情况下, 不同研究中没有重复出现。二阶特征包括 119 个放射学特征。其中, 有一篇文章(0.8%)的同一特征出现在两项不同的研究中。

在两篇文章中, 不同模型几乎完全再现了放射组学特征[23, 29]。在另外两项研究中, 不同模型的放射学特征没有重现[25, 28]。

讨论

本文总结了2021-2023年头颈部恶性肿瘤CT放射组学分析工作, 重点是编制一份常用和可靠的放射学

表 1. QUADAS-CAD 问卷

Домен	Вопросы	Franzese C., 2023	Gonçalves M., 2022	Zhao X., 2023	Teng X., 2022	Zhang W., 2022	Yang G., 2022	Intarak S., 2022	Morgan H., 2021	Li J., 2021	Liu X., 2021	Zhai T., 2021
D1	数据（训练集和测试集）在目标病理的严重性（包括缺失）方面是否平衡？	否	否	是	不清楚	是	是	否	否	是	否	是
	数据（训练集和测试集）在人口因素方面是否平衡？	否	否	是	不清楚	是	否	否	不清楚	是	否	是
	研究是否避免了不适当的例外？	是	否	是	不清楚	是	是	不清楚	不清楚	是	不清楚	是
	如果使用了神经网络，训练数据集和测试数据集是否不重叠或相似？	x	是	x	不清楚	是	x	x	是	是	不清楚	x
D2	如果使用了神经网络，每个数据集的大小是否合理？	x	否	x	是	是	x	x	是	是	是	x
	如果使用病理学阈值，是否先设定？	是	x	是	x	是	是	否	不清楚	是	不清楚	是
	如果使用决策阈值（人工智能），是否先设定？	x	x	x	x	x	x	x	不清楚	x	x	x
	参考标准能否正确地为目标状态进行分类？	不清楚	不清楚	是	是	是	是	是	不清楚	是	是	是
D3	参考标准的结果是否经过必要专业水平的准备或验证？	不清楚	不清楚	是	是	不清楚	是	是	不清楚	是	依稀	是
	得出结果的方式是否透明？	不清楚	是	是	是	是	是	是	否	是	是	是
	所有患者数据的参考标准是否相同？	不清楚	是	是	是	不清楚	是	是	否	不清楚	否	是

表2。 QUADAS-CAD偏差风险评估

第一作者， 年份	D1	D2	D3	D4	总体评估	重量 (%)
Franzese C., 2023	高风险	低风险	一些疑问	高风险	高风险	2
Gonçalves M., 2022	高风险	高风险	一些疑问	低风险	高风险	4
Zhao X., 2023	低风险	低风险	低风险	低风险	低风险	10
Teng X., 2022	高风险	高风险	低风险	低风险	高风险	32
Zhang W., 2022	低风险	低风险	低风险	低风险	低风险	6
Yang G., 2022	高风险	低风险	低风险	低风险	低风险	4
Intarak S., 2022	高风险	高风险	低风险	低风险	高风险	4
Morgan H., 2021	高风险	一些疑问	高风险	高风险	高风险	1
Li J., 2021	低风险	低风险	低风险	低风险	低风险	15
Liu X., 2021	高风险	高风险	一些疑问	高风险	高风险	14
Zhai T., 2021	低风险	低风险	低风险	低风险	低风险	6

参数列表。所分析的文献显示，所使用的方法多种多样，从图像采集和后处理技术，到用于提取放射学参数的软件和处理这些参数的统计方法，不一而足。此外，在构建预测放射组学模型时，总是减少放射组学参数的数量。参数的选择有多种方法（从单变量统计测试到机器学习），完全由作者的偏好决定。所选择的减少特征数量的统计方法也会极大地影响参数选择的结果。现代放射组学的主要问题之一（难以将单项研究的成功经验推广到实践中）至今尚未解决，最新的荟萃分析的结果强调了这一点[30]。

研究质量

通过对以往头颈部恶性肿瘤放射学研究的系统综述[13, 32]和我们的新研究进行比较分析，可以发现十年来一直存在的一些方法学问题。

放射组学研究的主要问题之一是缺乏根据外部数据验证所获得的放射组学模型。在我们分析的文章中，只有一篇文章使用了另一个中心的数据进行验证[33]。

另一个关键问题是数据不透明和分析技术描述不完整，这阻碍了此类研究成果的可重复性。尽管结果的可重复性是科学方法的基本标准之一，也是在实践中实施该方法的基础，这已不是什么秘密[34]。

我们的研究结果与其他系统综述中给出的估计值一致。例如，我们发现的所有四篇头颈部恶性肿瘤研究综述[12, 13, 32, 35]都指出缺乏外部数据对结果的验证。C. Giannitto 和合著者[13]还指出，由于对研究进展的描述不够详细，以及缺乏对结果在临床实践中实施的潜力的评估，研究中使用的技术不透明。A. Guha 及合著者[12]指出，研究方法存在很大的异质性，因此很难对研究结果进行归纳。

IBSI 放射诊断生物标记标准化倡议[36]目前

正在积极制定中。考虑到问题的细节和社区参与者的数量，该倡议可能是解决放射学分析不可识别问题的极佳步骤。仔细规划基于智能技术的算法的临床试验也可以提高结果的可重复性和可靠性[37]。

为放射组学研究创建一个开放空间，将使通常因所谓的“阳性系统误差”而未在同行评议来源中发表的负面结果也能在此发布。[38]。这对于在评估放射组学方法的有效性时最大限度地减少系统误差至关重要。此外，B. Koca等人[39]的荟萃研究，我们可以突出回顾性研究设计的普遍性（95%，149项研究中有142项）和相当大比例的研究（44%，149项研究中有66项）没有参考测试的问题[39]。

该方法的主要部分是描述肿块的体素、二维和三维特征及其他属性之间关系的放射学参数。目前，已知的此类参数有数千个，但对于它们中的每一个及其各种组合的诊断价值尚未达成共识。在所分析的文章中，所选特征的数量差异很大—从单位到数千个不等。只有不到一半的研究对反映肿瘤不同特性的特征组进行了详细描述。有三篇文章的作者根本没有关注模型中包含了哪些放射学参数。多中心研究中放射组学参数的稳定性仅在分析的一项工作中进行了评估。

为了能够在广泛的临床实践中实施放射预后模型，有必要根据对其稳定性和可重复性的评估，确定一组优先参数。我们试图选择预测模型中最常见的放射组学参数。结果表明，由于所使用的技术种类繁多，辐射测量参数的可重复性极低。这与先前研究人员的假设一致，即放射组学参数可能是随机的，不可再现的[40]。目前还无法推荐任何实用的放射参数组。首先，应统一放射技术并采用推荐标准，然后才能确定基本的放射参数组，以便将放射分析引入医学成像[41]。放射

学分析的统一还取决于研究方案和后处理控制标准化领域的工作[42]。

我们方法的局限性

我们的工作存在一些系统综述常见的局限性。由于我们的目标是尽可能广泛地概述头颈部恶性肿瘤的现有研究，因此我们纳入了对原发性和继发性肿瘤以及组织学上不同的头颈部肿瘤的研究。

检索仅限于PubMed数据库和英文论文，这可能在一定程度上减少了我们发现的研究数量。

所有研究均存在数据不平衡。只有病理病例被包括在内，而非病理病例未被包括在内。此外，有关人口统计学参数的数据也不平衡。

因此，我们只能使用描述性统计进行定性综合，而不能进行全面的荟萃分析。尽管如此，我们的研究揭示了当前放射组学的主要问题和该领域进一步研究的方向。

结论

放射组学是一个动态发展的现代领域。使用放射组学方法进行的研究越来越多。我们发现，该领域的主要挑战是研究透明度低、缺乏开放数据库以及缺乏统一的放射组学研究方法，这些挑战阻碍了这一前景广阔的技术在临床实践中的应用。放射组学发展的主要方向应该是在图像采集、图像处理和建模策略方面建立普遍接受的标准。在进行研究时，重要的是使用工具来评估系统误差的风险，如 QUADAS-2 或其针对特定任务的变体，并考虑降低这些风险的建议。此外，

还必须公开放射数据，例如遗传研究中常见的数据。创建一组稳定的放射组学参数是将该方法引入临床实践的必要条件。IBSI 平台是放射学数据标准化和公开发布的良好解决方案。

ADDITIONAL INFORMATION

Supplement 1. Basic characteristics of articles.

DOI: <https://doi.org/10.17816/DD623240-4214843>

Supplement 2. Radiomics quality assessment according to RQS-2.0.

DOI: <https://doi.org/10.17816/DD623240-4214842>

Funding source. This paper was prepared by a group of authors as a part of the research and development effort titled “Scientific evidence for using radiomics-guided medical imaging to diagnose cancer”, No. 123031400009-1” (USIS No. 123031500005-2), in accordance with the Order No. 1196 dated December 21, 2022 “On approval of state assignments funded by means of allocations from the budget of the city of Moscow to the state budgetary (autonomous) institutions subordinate to the Moscow Health Care Department, for 2023 and the planned period of 2024 and 2025” issued by the Moscow Health Care Department.

Competing interests. The authors declare no competing interests.

Authors' contribution. All authors confirm that their authorship meets the international ICMJE criteria (all authors made a significant contribution to the development of the concept, conduct of the study and preparation of the article, read and approved the final version before publication. The contribution is distributed as follows: Yu.A. Vasilev, A.V. Vladzymyrskyy, O.V. Omelyanskaya — study concept, approval of the final version of the manuscript; R.V. Reshetnikov, I.A. Blokhin, O.G. Nanova — literature review, data analysis, writing the text of the article.

REFERENCES

1. Rizzo S, Botta F, Raimondi S, et al. Radiomics: the facts and the challenges of image analysis. *Eur Radiol Exp.* 2018;2. doi: 10.1186/s41747-018-0068-z
2. Lambin P, Leijenaar R, Deist T, et al. Radiomics: the bridge between medical imaging and personalized medicine. *Nat Rev Clin Oncol.* 2017;14:749–762. doi: 10.1038/nrclinonc.2017.141
3. Mayerhoefer ME, Materka A, Langs G, et al. Introduction to Radiomics. *J Nucl Med.* 2020;61(4):488–495. doi: 10.2967/jnumed.118.222893
4. Wan Y, Yang P, Xu L, et al. Radiomics analysis combining unsupervised learning and handcrafted features: A multiple-disease study. *Medical Physics.* 2021;48(11):7003–7015. doi: 10.1002/mp.15199
5. Zwanenburg A, Vallières M, Abdalah MA, et al. The Image Biomarker Standardization Initiative: Standardized Quantitative Radiomics for High-Throughput Image-based Phenotyping. *Radiology.* 2020;295(2). doi: 10.1148/radiol.2020191145
6. Berenguer R, Pastor-Juan M, Canales-Vázquez J, et al. Radiomics of CT Features May Be Nonreproducible and Redundant: Influence of CT Acquisition Parameters. *Radiology.* 2018;288(2). doi: 10.1148/radiol.2018172361
7. Laura QM, Chow MD. Head and Neck Cancer. *N Engl J Med.* 2020;382:60–72. doi: 10.1056/NEJMra1715715
8. Sung H, Ferlay J, Siegel RL, et al. Global Cancer Statistics 2020: GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries. *Ca Cancer J Clin.* 2021;71(3):209–249. doi: 10.3322/caac.21660
9. Bolotina LV, Vladimirova LY, Den'gina NV, Novik AV, Romanov IS. Practice guidelines for the treatment of malignant tumors of the head and neck. *Zlokačestvennye opuholi.* 2020;10(3s2-1):93–108. (In Russ). doi: 10.18027/2224-5057-2020-10-3s2-06
10. Bossi P, Chan AT, Licita L, et al. Nasopharyngeal carcinoma: ESMO-EURACAN Clinical Practice Guidelines for diagnosis, treatment and follow-up. *Annals of oncology.* 2021;32(4):452–465. doi: 10.1016/j.annonc.2020.12.007
11. Petrovichev VS, Neklyudova MV, Sinitsyn VE, Nikitin IG. Dual-energy computed tomography for head and neck cancer. *Digital Diagnostics.* 2021;2(3):343–355. doi: 10.17816/DD62572
12. Guha A, Connor S, Anjari M, et al. Radiomic analysis for response assessment in advanced head and neck cancers, a distant dream

or an inevitable reality? A systematic review of the current level of evidence. *BJR*. 2019;93(1106). doi: 10.1259/bjr.20190496

13. Giannitto C, Mercante G, Ammirabile A, et al. Radiomics-based machine learning for the diagnosis of lymph node metastases in patients with head and neck cancer: Systematic review. *Head & Neck*. 2022;45(2):482–491. doi: 10.1002/hed.27239

14. Yu Y, Li X, Li W, Wang H, Wang Y. Pretreatment radiomics power in evaluating neoadjuvant chemotherapy response and outcome for patients with head and neck squamous cell carcinoma: a systematic review and meta-analysis. Preprint. 2023. doi: 10.21203/rs.3.rs-2530190/v1

15. Page MJ, McKenzie JE, Bossuyt PM, et al. The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*. 2021;372. doi: 10.1136/bmj.n71

16. Radiomics Quality Score — RQS 2.0 [Internet]. [cited 1 Jan 2023]. Available from: <https://www.radiomics.world/rqs2>

17. Kodenko MR, Vasilev YA, Vladzimirskyy AV, et al. Diagnostic Accuracy of AI for Opportunistic Screening of Abdominal Aortic Aneurysm in CT: A Systematic Review and Narrative Synthesis. *Diagnostics*. 2022;12(12):3197. doi: 10.3390/diagnostics12123197

18. Kodenko MR, Reshetnikov RV, Makarova TA. Modification of quality assessment tool for artificial intelligence diagnostic test accuracy studies (QUADAS-CAD). *Digital Diagnostics*. 2022;3(S1):4–5. doi: 10.17816/DD105567

19. Teng X, Zhang J, Ma Z, et al. Improving radiomic model reliability using robust features from perturbations for head-and-neck carcinoma. *Front. Oncol*. 2022;12. doi: 10.3389/fonc.2022.974467

20. Liu X, Maleki F, Muthukrishnan N, et al. Site-Specific Variation in Radiomic Features of Head and Neck Squamous Cell Carcinoma and Its Impact on Machine Learning Models. *Cancers*. 2021;13(15). doi: 10.3390/cancers13153723

21. Zhao X, Li W, Zhang J, et al. Radiomics analysis of CT imaging improves preoperative prediction of cervical lymph node metastasis in laryngeal squamous cell carcinoma. *European Radiology*. 2023;33:1121–1131. doi: 10.1007/s00330-022-09051-4

22. Zhang W, Peng J, Zhao S, et al. Deep learning combined with radiomics for the classification of enlarged cervical lymph nodes. *Journal of Cancer Research and Clinical Oncology*. 2022;148:2773–2780. doi: 10.1007/s00432-022-04047-5

23. Yang G, Yang F, Zhang F, et al. Radiomics Profiling Identifies the Value of CT Features for the Preoperative Evaluation of Lymph Node Metastasis in Papillary Thyroid Carcinoma. *Diagnostics*. 2022;12(5). doi: 10.3390/diagnostics12051119

24. Li J, Wu X, Mao N, et al. Computed Tomography-Based Radiomics Model to Predict Central Cervical Lymph Node Metastases in Papillary Thyroid Carcinoma: A Multicenter Study. *Front. Endocrinol*. 2021;12. doi: 10.3389/fendo.2021.741698

25. Franzese C, Lillo S, Cozzi L, et al. Predictive value of clinical and radiomic features for radiation therapy response in patients with lymph node-positive head and neck cancer. *Head & Neck*. 2023;45(5):1184–1193. doi: 10.1002/hed.27332

26. Gonçalves M, Gsaxner Ch, Ferreira A, et al. Radiomics in Head and Neck Cancer Outcome Predictions. *Diagnostics*. 2022;12(11). doi: 10.3390/diagnostics12112733

27. Zhai T, Wesseling F, Langendijk J, et al. External validation of nodal failure prediction models including radiomics in head and neck cancer. *Oral Oncology*. 2021;112. doi: 10.1016/j.oraloncology.2020.105083

28. Morgan HE, Wang K, Dohopolski M, et al. Exploratory ensemble interpretable model for predicting local failure in head and neck cancer: the additive benefit of CT and intra-treatment cone-beam computed tomography features. *Quant Imaging Med Surg*. 2021;11(12):4781–4796. doi: 10.21037/qims-21-274

29. Intarak S, Chongpison Y, Vimolnoch M, et al. Tumor Prognostic Prediction of Nasopharyngeal Carcinoma Using CT-Based Radiomics in Non-Chinese Patients. *Front. Oncol*. 2022;12. doi: 10.3389/fonc.2022.775248

30. Zhong J, Lu J, Zhang G, et al. An overview of meta-analyses on radiomics: more evidence is needed to support clinical translation. *Insights Imaging*. 2023;14. doi: 10.1186/s13244-023-01437-2

31. Certificate of state registration of the computer program № 2022617324/ 19.04.2022. Morozov SP, Andreichenko AE, Chetverikov SF, et al. *Web-based tool for performing ROC analysis of diagnostic test results: № 2022616046*. (In Russ).

32. Giraud P, Giraud Ph, Gasnier A, et al. Radiomics and Machine Learning for Radiotherapy in Head and Neck Cancers. *Front. Oncol*. 2019;9. doi: 10.3389/fonc.2019.00174

33. Certificate of state registration of the computer program № 2023619686/ 15.05.2023. Vasilev YuA, Vladzimirskyy AV, Omelyanskaya OV, et al. *Web-based tool for quality control of datasets: № 2023617136*. (In Russ).

34. Gundersen OE, Kjetsmo S. State of the Art: Reproducibility in Artificial Intelligence. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2018;32(1). doi: 10.1609/aaai.v32i1.11503

35. Tortora M, Gemini L, Scaravilli A, et al. Radiomics Applications in Head and Neck Tumor Imaging: A Narrative Review. *Cancers*. 2023;15(4). doi: 10.3390/cancers15041174

36. Image Biomarker Standardisation Initiative (IBSI) [Internet]. [cited 1 Jan 2023]. Available from: <https://theibsi.github.io/>

37. Morozov SP, Vladzimirskyy AV, Klyashorny VG, et al. *Practice guidelines for the treatment of malignant tumors of the head and neck*. Moscow; 2019. (In Russ).

38. Buvat I, Orlhac F. The Dark Side of Radiomics: On the Paramount Importance of Publishing Negative Results. *The Journal of Nuclear Medicine*. 2019;60(11):1543–1544. doi: 10.2967/jnumed.119.235325

39. Kocak B, Bulut E, Bayrak ON, et al. NEgative results in Radiomics research (NEVER): A meta-research study of publication bias in leading radiology journals. *European Journal of Radiology*. 2023;163. doi: 10.1016/j.ejrad.2023.110830

40. Berenguer R, Pastor-Juan MR, Canales-Vázquez J, et al. Radiomics of CT Features May Be Nonreproducible and Redundant: Influence of CT Acquisition Parameters. *Radiology*. 2018;288(2). doi: 10.1148/radiol.2018172361

41. Morozov SP, Lindenbraten LD, Gabai PG, et al. *Fundamentals of medical imaging management*. Morozov SP, editor. Moscow: GEOTAR-Media; 2020. (In Russ). doi: 10.33029/9704-5247-9-MEN-2020-1-424

42. Khoruzhaya AN, Ahkmad ES, Semenov DS. The role of the quality control system for diagnostics of oncological diseases in radiomics. *Digital Diagnostics*. 2021;2(2):170–184. doi: 10.17816/DD60393

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Rizzo S., Botta F., Raimondi S., et al. Radiomics: the facts and the challenges of image analysis // *Eur Radiol Exp*. 2018. Vol. 2. doi: 10.1186/s41747-018-0068-z
2. Lambin P., Leijenaar R., Deist T., et al. Radiomics: the bridge between medical imaging and personalized medicine // *Nat Rev Clin Oncol*. 2017. Vol. 14. P. 749–762. doi: 10.1038/nrclinonc.2017.141
3. Mayerhoefer M.E., Materka A., Langs G., et al. Introduction to Radiomics // *J Nucl Med*. 2020. Vol. 61, N 4. P. 488–495. doi: 10.2967/jnumed.118.222893
4. Wan Y., Yang P., Xu L., et al. Radiomics analysis combining unsupervised learning and handcrafted features: A multiple-disease study // *Medical Physics*. 2021. Vol. 48, N 11. P. 7003–7015. doi: 10.1002/mp.15199
5. Zwanenburg A., Vallières M., Abdalah M.A., et al. The Image Biomarker Standardization Initiative: Standardized Quantitative Radiomics for High-Throughput Image-based Phenotyping // *Radiology*. 2020. Vol. 295, N 2. doi: 10.1148/radiol.2020191145
6. Berenguer R., Pastor-Juan M., Canales-Vázquez J., et al. Radiomics of CT Features May Be Nonreproducible and Redundant: Influence of CT Acquisition Parameters // *Radiology*. 2018. Vol. 288, N 2. doi: 10.1148/radiol.2018172361
7. Laura Q.M., Chow M.D. Head and Neck Cancer // *N Engl J Med*. 2020. Vol. 382. P. 60–72. doi: 10.1056/NEJMra1715715
8. Sung H., Ferlay J., Siegel R.L., et al. Global Cancer Statistics 2020: GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries // *Ca Cancer J Clin*. 2021. Vol. 71, N 3. P. 209–249. doi: 10.3322/caac.21660
9. Болотина Л.В., Владимирова Л.Ю., Деньгина Н.В., Новик А.В., Романов И.С. Практические рекомендации по лечению злокачественных опухолей головы и шеи // *Злокачественные опухоли*. 2020. Т. 10, № 3s2-1. С. 93–108. doi: 10.18027/2224-5057-2020-10-3s2-06
10. Bossi P., Chan A.T., Licitra L., et al. Nasopharyngeal carcinoma: ESMO-EURACAN Clinical Practice Guidelines for diagnosis, treatment and follow-up // *Annals of oncology*. 2021. Vol. 32, N 4. P. 452–465. doi: 10.1016/j.annonc.2020.12.007
11. Петровичев В.С., Неклюдова М.В., Синицын В.Е., Никитин И.Г. Двухэнергетическая компьютерная томография рака головы и шеи // *Digital Diagnostics*. 2021. Т. 2, № 3. С. 343–355. doi: 10.17816/DD62572
12. Guha A., Connor S., Anjari M., et al. Radiomic analysis for response assessment in advanced head and neck cancers, a distant dream or an inevitable reality? A systematic review of the current level of evidence // *BJR*. 2019. Vol. 93, N 1106. doi: 10.1259/bjr.20190496
13. Giannitto C., Mercante G., Ammirabile A., et al. Radiomics-based machine learning for the diagnosis of lymph node metastases in patients with head and neck cancer: Systematic review // *Head & Neck*. 2022. Vol. 45, N 2. P. 482–491. doi: 10.1002/hed.27239
14. Yu Y., Li X., Li W., Wang H., Wang Y. Pretreatment radiomics power in evaluating neoadjuvant chemotherapy response and outcome for patients with head and neck squamous cell carcinoma: a systematic review and meta-analysis. Preprint. 2023. doi: 10.21203/rs.3.rs-2530190/v1
15. Page M.J., McKenzie J.E., Bossuyt P.M., et al. The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews // *BMJ*. 2021. Vol. 372. doi: 10.1136/bmj.n71
16. Radiomics Quality Score — RQS 2.0. [Internet]. [дата обращения 01.01.2023]. Доступ по ссылке: <https://www.radiomics.world/rqs2>
17. Kodenko M.R., Vasilev Y.A., Vladzymirskyy A.V., et al. Diagnostic Accuracy of AI for Opportunistic Screening of Abdominal Aortic Aneurysm in CT: A Systematic Review and Narrative Synthesis // *Diagnostics*. 2022. Vol. 12, N 12. P. 3197. doi: 10.3390/diagnostics12123197
18. Коденко М.Р., Решетников Р.В., Макарова Т.А. Инструмент оценки качества исследований диагностической точности алгоритмов искусственного интеллекта (QUADAS-CAD) // *Digital Diagnostics*. 2022. Т. 3, № S1. С. 4–5. doi: 10.17816/DD105567
19. Teng X., Zhang J., Ma Z., et al. Improving radiomic model reliability using robust features from perturbations for head-and-neck carcinoma // *Front. Oncol*. 2022. Vol. 12. doi: 10.3389/fonc.2022.974467
20. Liu X., Maleki F., Muthukrishnan N., et al. Site-Specific Variation in Radiomic Features of Head and Neck Squamous Cell Carcinoma and Its Impact on Machine Learning Models // *Cancers*. 2021. Vol. 13, N 15. doi: 10.3390/cancers13153723
21. Zhao X., Li W., Zhang J., et al. Radiomics analysis of CT imaging improves preoperative prediction of cervical lymph node metastasis in laryngeal squamous cell carcinoma // *European Radiology*. 2023. Vol. 33. P. 1121–1131. doi: 10.1007/s00330-022-09051-4
22. Zhang W., Peng J., Zhao S., et al. Deep learning combined with radiomics for the classification of enlarged cervical lymph nodes // *Journal of Cancer Research and Clinical Oncology*. 2022. Vol. 148. P. 2773–2780. doi: 10.1007/s00432-022-04047-5
23. Yang G., Yang F., Zhang F., et al. Radiomics Profiling Identifies the Value of CT Features for the Preoperative Evaluation of Lymph Node Metastasis in Papillary Thyroid Carcinoma // *Diagnostics*. 2022. Vol. 12, N 5. doi: 10.3390/diagnostics12051119
24. Li J., Wu X., Mao N., et al. Computed Tomography-Based Radiomics Model to Predict Central Cervical Lymph Node Metastases in Papillary Thyroid Carcinoma: A Multicenter Study // *Front. Endocrinol*. 2021. Vol. 12. doi: 10.3389/fendo.2021.741698
25. Franzese C., Lillo S., Cozzi L., et al. Predictive value of clinical and radiomic features for radiation therapy response in patients with lymph node-positive head and neck cancer // *Head & Neck*. 2023. Vol. 45, N 5. P. 1184–1193. doi: 10.1002/hed.27332
26. Gonçalves M., Gsaxner Ch., Ferreira A., et al. Radiomics in Head and Neck Cancer Outcome Predictions // *Diagnostics*. 2022. Vol. 12, N 11. doi: 10.3390/diagnostics12112733
27. Zhai T., Wesseling F., Langendijk J., et al. External validation of nodal failure prediction models including radiomics in head and neck cancer // *Oral Oncology*. 2021. Vol. 112. doi: 10.1016/j.oraloncology.2020.105083
28. Morgan H.E., Wang K., Dohopolski M., et al. Exploratory ensemble interpretable model for predicting local failure in head and neck cancer: the additive benefit of CT and intra-treatment cone-beam computed tomography features // *Quant Imaging Med Surg*. 2021. Vol. 11, N 12. P. 4781–4796. doi: 10.21037/qims-21-274
29. Intarak S., Chongpison Y., Vimolnoch M., et al. Tumor Prognostic Prediction of Nasopharyngeal Carcinoma Using CT-Based Radiomics in Non-Chinese Patients // *Front. Oncol*. 2022. Vol. 12. doi: 10.3389/fonc.2022.775248
30. Zhong J., Lu J., Zhang G., et al. An overview of meta-analyses on radiomics: more evidence is needed to support

clinical translation // *Insights Imaging*. 2023. Vol. 14. doi: 10.1186/s13244-023-01437-2

31. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2022617324/ 19.04.2022. Морозов С.П., Андрейченко А.Е., Четвериков С.Ф., и др. Веб-инструмент для выполнения ROC анализа результатов диагностических тестов: № 2022616046.

32. Giraud P., Giraud Ph., Gasnier A., et al. Radiomics and Machine Learning for Radiotherapy in Head and Neck Cancers // *Front. Oncol*. 2019. Vol. 9. doi: 10.3389/fonc.2019.00174

33. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2023619686/ 15.05.2023. Васильев Ю.А., Владимировский А.В., Омелянская О.В., и др. Веб-инструмент для контроля качества датасетов: № 2023617136.

34. Gundersen O.E., Kjenmo S. State of the Art: Reproducibility in Artificial Intelligence // *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2018. Vol. 32, N 1. doi: 10.1609/aaai.v32i1.11503

35. Tortora M., Gemini L., Scaravilli A., et al. Radiomics Applications in Head and Neck Tumor Imaging: A Narrative Review // *Cancers*. 2023. Vol. 15, N 4. doi: 10.3390/cancers15041174

36. Image Biomarker Standardisation Initiative (IBSI) [Internet]. [дата обращения: 01.01.2023]. Доступ по ссылке: <https://theibsi.github.io/>

37. Морозов С.П., Владимировский А.В., Кляшторный В.Г., и др. Клинические испытания программного обеспечения на

основе интеллектуальных технологий (лучевая диагностика). Москва, 2019.

38. Buvat I., Orhac F. The Dark Side of Radiomics: On the Paramount Importance of Publishing Negative Results // *The Journal of Nuclear Medicine*. 2019. Vol. 60, N 11. P. 1543–1544. doi: 10.2967/jnumed.119.235325

39. Kocak B., Bulut E., Bayrak O.N., et al. NEgative results in Radiomics research (NEVER): A meta-research study of publication bias in leading radiology journals // *European Journal of Radiology*. 2023. Vol. 163. doi: 10.1016/j.ejrad.2023.110830

40. Berenguer R., Pastor-Juan M.R., Canales-Vázquez J., et al. Radiomics of CT Features May Be Nonreproducible and Redundant: Influence of CT Acquisition Parameters // *Radiology*. 2018. Vol. 288, N 2. doi: 10.1148/radiol.2018172361

41. Морозов С.П., Линденбрaten Л.Д., Габай П.Г., и др. Основы менеджмента медицинской визуализации / под ред. С.П. Морозова. Москва : ГЭОТАР-Медиа, 2020. doi: 10.33029/9704-5247-9-MEN-2020-1-424

42. Хоружая А.Н., Ахмад Е.С., Семенов Д.С. Роль системы контроля качества лучевой диагностики онкологических заболеваний в радиомике // *Digital Diagnostics*. 2021. Т. 2, № 2. С. 170–184. doi: 10.17816/DD60393

AUTHORS' INFO

* **Olga G. Nanova**, Cand. Sci. (Biology)

address: 24/1 Petrovka street, 127051, Moscow, Russia;

ORCID: 0000-0001-8886-3684;

eLibrary SPIN: 6135-4872;

e-mail: NanovaOG@zdrav.mos.ru

Yuriy A. Vasilev, MD, Cand. Sci. (Medicine);

ORCID: 0000-0002-0208-5218;

eLibrary SPIN: 4458-5608;

e-mail: npcmmr@zdrav.mos.ru

Ivan A. Blokhin;

ORCID: 0000-0002-2681-9378;

eLibrary SPIN: 3306-1387;

e-mail: i.blokhin@npcmmr.ru

Roman V. Reshetnikov, Cand. Sci. (Physics and Mathematics);

ORCID: 0000-0002-9661-0254;

eLibrary SPIN: 8592-0558;

e-mail: reshetnikov@fbb.msu.ru

Anton V. Vladzimirsky, MD, Dr. Sci. (Medicine), Professor;

ORCID: 0000-0002-2990-7736;

eLibrary SPIN: 3602-7120;

e-mail: npcmmr@zdrav.mos.ru

Olga V. Omelyanskaya;

ORCID: 0000-0002-0245-4431;

eLibrary SPIN: 8948-6152;

e-mail: o.omelyanskaya@npcmmr.ru

ОБ АВТОРАХ

* **Нанова Ольга Геннадьевна**, канд. биол. наук;

адрес: Россия, 127051, Москва, ул. Петровка, д. 24, стр. 1;

ORCID: 0000-0001-8886-3684;

eLibrary SPIN: 6135-4872;

e-mail: NanovaOG@zdrav.mos.ru

Васильев Юрий Александрович, канд. мед. наук;

ORCID: 0000-0002-0208-5218;

eLibrary SPIN: 4458-5608;

e-mail: npcmmr@zdrav.mos.ru

Блохин Иван Андреевич;

ORCID: 0000-0002-2681-9378;

eLibrary SPIN: 3306-1387;

e-mail: i.blokhin@npcmmr.ru

Решетников Роман Владимирович, канд. физ.-мат. наук;

ORCID: 0000-0002-9661-0254;

eLibrary SPIN: 8592-0558;

e-mail: reshetnikov@fbb.msu.ru

Владимировский Антон Вячеславович, д-р мед. наук, профессор;

ORCID: 0000-0002-2990-7736;

eLibrary SPIN: 3602-7120;

e-mail: npcmmr@zdrav.mos.ru

Омелянская Ольга Васильевна;

ORCID: 0000-0002-0245-4431;

eLibrary SPIN: 8948-6152;

e-mail: o.omelyanskaya@npcmmr.ru

* Corresponding author / Автор, ответственный за переписку