

人工智能评估局部晚期鼻咽癌疗效及预后的研究进展

陈振宇, 陈思睿, 罗小怡, 范宇捷, 肖磊, 廖海

【摘要】 随着诱导化疗联合同步放化疗的广泛应用,局部晚期鼻咽癌(LANPC)患者的疗效和预后得到了显著的提升。然而,仍有部分患者出现早期治疗抵抗或远期复发、转移,最终导致治疗失败。如何早期、精准预测 LANPC 患者疗效及预后成为当前亟需解决问题。人工智能技术在医学领域的快速发展为 LANPC 的疗效及预后精准评估提供了新的方法。本文旨在通过综述既往相关文献,进一步分析和探讨该领域的研究现状和发展趋势,旨在为 LANPC 患者个体化治疗决策的制定提供科学依据和支持。

【关键词】 鼻咽肿瘤;局部晚期鼻咽癌;疗效;预后;影像学;人工智能

【中图分类号】 R445.2;R739.63;R-05 **【文献标志码】** A **【文章编号】** 1000-0313(2024)11-1531-06

DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2024.11.017

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



鼻咽癌(nasopharyngeal carcinoma, NPC)是一种起源于鼻咽粘膜上皮的恶性肿瘤,是亚洲地区最常见的头颈部肿瘤之一,在中国南方及东南亚国家尤为流行^[1]。据文献报道,大约 70% 的 NPC 患者就诊时已进展为局部晚期 NPC(locregionally advanced NPC, LANPC),即 III ~ IV a 期^[2]。诱导化疗(induction chemotherapy, IC)联合同步放化疗(concurrent chemoradiotherapy, CCRT)是目前治疗 LANPC 的一线方案^[3]。然而,临床上并非所有 LANPC 患者均能从 IC 中获益,近三成 LANPC 患者疗效不佳^[4,5]。若能在治疗前准确预测 LANPC 疗效及预后,有助于指导临床优化放疗或化疗方案,实现个体化精准治疗,最终提高患者的生存率和预后。然而,目前常用影像学方法在 LANPC 疗效及预后预测中效果不佳^[6,7]。近年来,人工智能(artificial intelligence, AI)技术经历了迅猛的发展,并在医疗领域得到了广泛应用。目前,AI 技术已开始应用于肿瘤的辅助诊断^[8,9]、疗效及预后预测研究^[10,11],并展现出了优于传统方法的性能。随着技术发展,AI 将在 LANPC 的疗效及预后评估中有着潜在的应用前景。本文旨在通过综述既往相关文献,首先介绍目前 AI 应用于医疗领域的主流技术及发展与应用,接着深入分析和探讨 AI 技术在评估 LANPC 疗效及预后方面的研究现状和未来发展趋势,旨在为 LANPC 个体化治疗决策提供一种有效技术手段。

AI 机理及临床应用

AI 主要是用人工方法在计算机上实现机器智能来模拟人类的智能活动,如学习、推理、思考和规划等思维过程,以解决那些需要人类智力处理的复杂问题。机器学习(machine learning, ML)作为人工智能的子领域之一,是近年来人们关注和讨论的热点,也是目前应用于医疗领域的主流 AI 技术。其工作原理可分为训练和推理两个阶段,训练即让计算机在收集的大容量数据集中找到模式,而推理则是将这些模式与新的数据进行比较,然后执行特定的任务,如预测或决策^[12]。一般来说,AI 工作流程可分为以下几个步骤:①收集和准备数据;②对原始数据进行处理和转换,人工提取有用的特征;③选择合适的 ML 算法和模型架构,将数据输入模型,并通过训练算法来调整模型参数,从而能够从数据中学习;④使用测试数据集来评估模型的性能,并根据评估结果进行模型优化。其中,算法和模型架构的选择是 ML 模型构建的一个重要环节,科研人员需根据不同的数据类型及输出结果的需求选择合适的算法及模型架构,以获得高性能的模型。传统 ML 的常用算法包括人工神经网络(artificial neural network, ANN)、支持向量机(support vector machine, SVM)、随机森林(random forest, RF)等。随着 AI 技术的发展,ML 算法及模型架构得到了不断的发展和改进,由此诞生了近年来备受关注的深度学习(deep learning, DL)算法,DL 作为 ML 的一个子集,与传统 ML 的区别在于特征表示和模型架构,传统 ML 方法使用手工提取的特征作为输入,并依赖简单模型表示数据模式,这可能导致特征信息的遗漏和无法充分利用特征信息。相反,DL 采用如卷积神经

作者单位:530021 南宁,广西医科大学附属肿瘤医院放射科

作者简介:陈振宇(1996-),男,广西防城港人,硕士,主要从事医学影像诊断与研究。

通讯作者:廖海, E-mail:42442427@qq.com

基金项目:广西自然科学基金项目(2023GXNSFAA026249);广西科技计划项目(桂科 AB23026018)

网络(convolutional neural network, CNN)等多层分层模型,学习数据复杂的固有模式,并自动生成预测评估效果。相较于其他 ML 算法,DL 能够实现端到端的预测输出,避免了人工特征勾画的主观偏倚和特征遗漏问题,从而更大程度地挖掘和利用图像信息。

近年来,AI 在医学领域得到了广泛应用,例如癌症的诊断及治疗^[13,14]、个性化医疗制定等^[15]。AI 的应用使医生的工作效率及准确性得到了很大程度上的提升。在医学影像领域,基于 AI 的影像组学技术可以从 CT、MRI、PET/CT 等影像图片中高通量提取特征并进行特征筛选、图像分析及模型构建^[16],并被证实可以捕获肿瘤内部异质性^[17],有望在未来成为对肿瘤的疗效及预后预测的一种无创、高效、经济的方法。目前,已经有很多关于利用 AI 评估肿瘤疗效及预后的研究报道。Zhang 等^[18]收集了 720 名肺结节患者的 CT 图像及临床信息,利用 CNN 算法构建了 DL 模型并对测试集进行无病生存期(disease-free survival, DFS)预测,其受试者操作特征(receiver operating characteristic curve, ROC)曲线下面积(area under curve, AUC)为 0.819。Liu 等^[19]收集了 65 名神经母细胞瘤患儿的 CT 图像,利用 ANN 算法建立了 ML 模型对测试集进行死亡率预测,其 AUC 为 0.83。另外,还有诸如胶质母细胞瘤^[20]、软组织肉瘤^[21]、胰腺癌^[22]等研究也表明,AI 在肿瘤疗效及预后预测方面展现出优于传统方法的能力。鉴于 AI 在肿瘤研究方面所展现出的优越性,可以预见其在 LANPC 的疗效及预后预测方面将具有广阔的应用前景。

AI 在 LANPC 疗效及预后评估中的研究进展

1. 机器学习

目前,LANPC 的治疗方案制定主要取决于 TNM 分期系统,然而 TNM 分期系统仅仅考虑肿瘤的解剖信息而忽略了肿瘤内部的异质性,在实际临床应用中仍存在一定的不足^[23]。ML 技术则为 LANPC 的治疗方案制定提供了新的方向。Kang 等^[24]利用 AI 平台对 LANPC 患者的 MRI 图像进行特征挖掘,再利用最小绝对收缩和选择算子(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)回归方法进行特征筛选,进而构建了 Cox 风险回归模型,以实现 LANPC 患者风险分层,结果显示利用 ML 模型将患者分为高风险组与低风险组之间的风险比(hazard ratio, HR)为 19.71,而利用 TNM 分期分组则为 1.913,可见 ML 模型优于 TNM 分期系统的风险分组能力,有望为 LANPC 的个体化治疗方案制定提供更有力的依据。然而,目前应用于 LANPC 疗效和预后预测的模型主要是基于传统的 Cox 风险回归模型和 Logistic 回归模

型,其诊断性能不稳定,也缺乏标准化的模块,在预测 NPC 的疗效和预后方面仍然存在争议^[25-28]。因此,有必要进一步寻找高性能的模型构建方法。

笔者研究团队前期基于高性能 ML 技术开展了 LANPC 疗效及预后预测的相关研究。首先,为探究 ML 技术用于预后预测的价值,笔者研究团队前期^[29]收集了 294 名 LANPC 患者的 MRI 图像及相关临床特征信息,并基于随机生存森林(random survival forest, RSF)方法和传统 Cox 回归方法分别建立了 RSF 模型及传统 Cox 回归模型,然后对两种模型预测 LANPC 无进展生存期的性能进行比较,结果显示 RSF 模型的预测性能显著高于传统 Cox 回归模型(AUC: 0.736 vs. 0.566, $P < 0.01$)。RSF 模型是一种基于生存树的集成学习方法构建生存分析的 ML 模型,其优势在于除了能够有效处理高维数据、筛选重要特征外,还能够展现出特征的相对重要性,这有助于特征选择和解释模型结果,因而在肿瘤预后预测方面展现了较高模型评估性能。其次,在高性能 ML 技术用于疗效预测研究方面,笔者研究团队^[30]还收集了 286 例 LANPC 患者的 MRI 图像及相关临床特征信息,建立了反向传播神经网络(back propagation neural network, BPNN)模型、传统 LASSO-Logistic 影像组学模型和临床模型,并对 3 种模型预测 LANPC 患者 IC 疗效的性能进行比较,结果显示 BPNN 影像组学模型预测性能显著高于其余两种模型(AUC: 0.917 vs. 0.795 vs. 0.707, $P < 0.01$),证明 BPNN 模型相较于传统模型更有助于在 IC 治疗前个体化筛选出 IC 治疗响应者和抵抗者。BPNN 作为一种高性能数据分析方法,其主要特点是前向传播信号,反向传播误差,从而实现由输入端到输出端的模型性能迭代优化,从而实现更好的性能表现。尽管高性能 ML 在 NPC 疗效及预后预测方面展现了较高价值,但该技术仍存在一定的困难和挑战。比如,RSF 模型在训练和测试时往往需要复杂的计算方法和较大的计算资源,计算的复杂性和对病例资源的苛刻需求可能成为该模型拓展应用的一个挑战。同时,由于 BPNN 的误差反向传播特性,使得 BPNN 对初始权值和阈值依赖程度较高,影响了模型的稳定性、泛化性和推广应用。此外,目前 ML 模型经常被批评为“黑盒子”,因为这些模型的预测过程和结果往往可解释性较低,这使得它们在临床应用中面临更大困难和挑战^[31]。

可解释人工智能(explainable artificial intelligence, XAI)是目前 AI 发展的一个重要方向^[32],AI 模型的可解释性是指人能够理解人工智能模型在其决策过程中所做出的选择,包括做出决策的原因、方法以及决策的内容^[33],ML 模型的生成过程中包含着大量的

复杂计算过程,导致研究人员难以对其原理和输出结果进行合理解释。这种可解释性的缺乏可能会降低临床医生对预测结果的接受度,阻碍临床实践中的推广应用。对此,Teng 等^[34]通过 ML 方法对 LANPC 患者的 MR 图像进行分析,发现了一种可以定量表征肿瘤异质性的特征,根据此特征对病例进行的分组之间具有明显的治疗反应差异,可作为治疗方案制定的依据,为增加输出结果的可解释性,该研究通过体素映射方法验证了该特征与肿瘤亚体积变化的关系,从而使得输出结果具有了可视化的解释性。在另一项研究中,Chen 等^[35]建立了基于肿瘤负荷特征和临床因素的无远处转移生存期(distant metastasis-free survival, DMFS)预测模型,并使用一种名为 SHapleyAdditiveexPlanations(SHAP)的可解释性工具对 DMFS 与各变量之间的非线性关系进行计算,为输出结果提供直观的解释。在未来,如何显著提高 ML 模型的可解释性,将是今后科研人员需要继续深入研究的方向。

综上所述,ML 模型在 LANPC 疗效及预后预测方面展现出了优于传统模型的能力,有望成为 LANPC 临床个体化治疗决策制定的重要辅助工具。然而,目前 ML 在临床上的推广应用还存在一些限制。首先,ML 需要人工勾画感兴趣区并进行特征提取,这涉及大量专业人员的参与,耗费巨大的人力和时间成本,不利于临床推广。其次,模型的训练需要大量病例样本,样本不足可能导致模型的鲁棒性和泛化性不足,限制了在临床实际应用中的效果。在庞大且快速发展的医疗领域,传统 ML 无法充分利用现有数据,可能导致模型性能不佳,阻碍了临床推广应用。为解决这些问题,基于更高性能、更高智能的新兴技术发展为优化 ML 模型提供了新的方向。

2. 深度学习

随着计算机图形处理器(graphics processing unit, GPU)在功能上及可用性上的不断发展,DL 在许多预测任务中的性能已经超过了传统的 ML^[36]。所以,利用 DL 进行 LANPC 的疗效及预后预测,在近年来越来越受到研究人员的关注。

Zhang 等^[37]利用 CNN 对 233 名 LANPC 患者的 MRI 图像进行特征提取,再整合特征和对 DMFS 具有预后意义的临床变量,并通过 Logistic 回归分析加权系数,建立了一个 DMFS 预测模型,经验证其 AUC 为 0.796。Zhong 等^[38]采用 CNN 算法对 LANPC 患者的 MR 图像进行深度分析,基于影像组学和患者临床特征开发了一种用于预后预测和风险分层的列线图,结合临床特征的模型的 C 指数明显优于单独影像学特征模型(AUC: 0.788 vs. 0.625, $P = 0.001$)。Gu 等^[39]从预处理的 PET/CT 图像中提取深层特征并纳

入了 TNM 分期信息,开发了一个多模态影像组学模型,以预测患者 5 年 PFS,该研究共纳入 257 名 LANPC 患者,分为内部和外部队列,结果显示多模态模型的预测性能优于单模态模型,内部和外部队列的 AUC 分别为 0.842 和 0.823。除此之外,还有其他研究组构建了相似的 DL 模型对 LANPC 的预后及疗效进行预测^[40,41],结果都展现出了 DL 模型的高性能表现。尽管 CNN 具有较高模型性能,然而 CNN 使用的是标准的 2D 卷积层和池化层,在数据信息获取方面仍存在一定不足。而 3D-CNN 则是在原有基础上加入了时序池化层,这使得 3D-CNN 可以捕捉到空间和时间上的特征变化,从而获得更多可利用信息。NPC 的治疗是一个长期和多周期的联合过程,仅凭治疗前的图像来指导整个治疗过程是欠合理的。所以,利用 3D-CNN 的特性以捕捉 NPC 治疗过程中图像特征的动态变化,从时间维度上评估 NPC 的治疗反应,可为临床医生提供关键信息以优化治疗方案。目前,将 3D-CNN 用于 NPC 预测的研究还较少。Qiang 等^[42]利用 3D-CNN 算法对 LANPC 患者的 MR 图像进行特征提取,然后通过 XGBoost 模型整合图像特征和临床因素,为每个患者分配总体评分,再根据评分的临界值进行风险分组,并经验证组证实了其具有比传统 TNM 分期系统更优异的预测能力(C 指数: 0.787 vs. 0.638, $P < 0.001$)。然而,尚未见有将 3D-CNN 用于 LANPC 疗效预测的研究报道。在未来,科研人员可以充分发挥 3D-CNN 的优势,深入探索其在 LANPC 疗效及预后预测方面的价值。

值得注意的是,利用 DL 模型强大的特征挖掘及数据整合能力,未来将图像、基因组、蛋白组等信息进行多组学融合构建多模态模型是提升 DL 模型性能的一个常用且有效的方法^[43,44]。Zhang 等^[45]在开发的多模态 DL 模型中加入了患者的基因表达信息,结果显示加入了基因表达信息的多模态模型对 NPC 患者的 PFS 预测及风险分组能力均优于单模态模型,然而该研究没有按照分期对病例进行分层研究,这可能导致该模型用于 LANPC 时表现不佳。目前,已经有多个基因^[46,47]如 EB 病毒-DNA (Epstein-Barr virus-DNA, EBV-DNA)被证实可预测 LANPC 的治疗抵抗,在未来,科研人员可以尝试利用 DL 技术将相关基因与 LANPC 影像特征信息进行整合以构建 DL 模型,能够精准预测 LANPC 治疗效果,为 LANPC 个体化治疗方案制定提供有力依据。需要指出的是,由于 DL 模型的构建包含着比传统 ML 更复杂的计算过程,所以 DL 模型的可解释性不足的问题要比 ML 模型更明显,而通过将基因信息加入 DL 模型,从基因层面解释输出结果,可以显著提升 DL 模型的可解释性,

有利于 DL 在临床上的推广。

综上所述,DL 在对 LANPC 的疗效及预后预测方面同 ML 一样展现出了强大的性能,且 DL 基于算法架构的优势,在未来有着比传统 ML 更大的发展潜力。在未来的临床推广中,除了需要着重提升模型的可解释性外,还需克服模型的训练需要大量病例样本的问题,采用预训练模型进行 DL 模型训练的迁移学习方法或许是解决此问题的方法。迁移学习是利用之前在大数据集集中训练过的 CNN 模型结合现研究所需要的预测任务进行调整,实现特征信息的移植,从而训练出高性能的模型。例如, Yang 等^[41]通过迁移学习方法提取了预先训练的 CNN 的 DL 特征并结合 297 名患者的 CT 影像及临床特征信息,通过 SVM 分类建立了最佳性能模型 ResNet50 以预测 LANPC 患者对 IC 的治疗反应,该模型的 AUC 为 0.811。迁移学习是 DL 相较于传统 ML 的一个重要优势,在未来可能成为解决 DL 模型训练病例数需求量大问题的方法^[48,49],以实现以小样本量完成高性能模型构建。尽管 DL 方法免去了人工特征勾画的步骤,但仍需要人工对大量图像进行高质量标记,这同样需要耗费大量的人力及时间。采用目前先进的自监督学习算法(self-supervised learning, SSL)是解决此问题的一种可行方法^[50],SSL 属于无监督学习的一个子集,可以自动从数据中学习而不需要额外的标记,从而省去了大量的人力及时间成本,在未来对于 NPC 预测模型的构建有着很大的应用潜力。需要指出的是,在技术不断升级的同时,也带来了新的问题,新技术对于计算机资源以及对于从业人员的计算机知识的要求较高,这不仅不利于 DL 技术在临床上的推广应用,而且还带来需要攻克的新问题。

总结与展望

如今,精准医学已成为全球医学发展的趋势,精准预测患者疗效和预后是影像医学应用的核心。目前, AI 仍在高速发展的阶段,相关技术还在不断涌现,为实现精准医学的实现提供了更多的技术手段,给 LANPC 的疗效和预后的精准预测提供了更多的方向。例如,应用 AI 技术对 LANPC 的 MR 图像进行生境分析,可以深入剖析肿瘤进展中的微环境改变,从而获取更多的肿瘤生物相关信息,实现多维度深入分析和预测 LANPC 的疗效和预后;应用超分重建技术对低分辨率的图像进行超分辨率重建以获得高分辨率的图像,可以从复杂的 LANPC 的图像中捕获更多的细节特征,提高预测模型的性能。总之, AI 应用于 LANPC 的疗效和预后预测还有着巨大的发展潜力,未来可以尝试在 AI 算法及模型架构上进行创新,实

现高鲁棒性、高泛化性及强可解释性的模型构建,并从结构、功能、代谢、基因组信息等多维度深入探索现代影像技术在 LANPC 疗效及预后中的预测价值,为 LANPC 的精准防治、临床决策提供无创的技术手段、可靠的量化指标和有效的评估依据,提升 LANPC 治愈率,降低其死亡率。

参考文献:

- [1] Chen YP, Chan ATC, Le QT, et al. Nasopharyngeal carcinoma[J]. *Lancet*, 2019, 394(10192): 64-80.
- [2] Pan JJ, Ng WT, Zong JF, et al. Prognostic nomogram for refining the prognostication of the proposed 8th edition of the AJCC/UICC staging system for nasopharyngeal cancer in the era of intensity-modulated radiotherapy[J]. *Cancer*, 2016, 122(21): 3307-3315.
- [3] Pfister DG, Spencer S, Adelstein D, et al. Head and neck cancers, Version 2.2020, NCCN clinical practice guidelines in oncology[J]. *J Natl Compr Canc Netw*, 2020, 18(7): 873-898.
- [4] Liu SL, Sun XS, Yan JJ, et al. Optimal cumulative cisplatin dose in nasopharyngeal carcinoma patients based on induction chemotherapy response[J]. *Radiother Oncol*, 2019, 137: 83-94.
- [5] Takamizawa S, Honma Y, Murakami N, et al. Short-term outcomes of induction chemotherapy with docetaxel, cisplatin, and fluorouracil (TPF) in locally advanced nasopharyngeal carcinoma [J]. *Invest New Drugs*, 2021, 39(2): 564-570.
- [6] Zhang LL, Zheng W, Zhu W, et al. Prognostic models for early and late tumor progression prediction in nasopharyngeal carcinoma: An analysis of 8292 endemic cases[J]. *Cancer Med*, 2023, 12(5): 5384-5396.
- [7] Jiang Y, Liang Z, Chen K, et al. A dynamic nomogram combining tumor stage and magnetic resonance imaging features to predict the response to induction chemotherapy in locally advanced nasopharyngeal carcinoma[J]. *Eur Radiol*, 2023, 33(3): 2171-2184.
- [8] 杨晨, 朱帆东, 夏阳, 等. MRI 多模态影像组学鉴别肝细胞肝癌与肝富血供良性病变的应用价值[J]. *放射学实践*, 2023, 38(5): 581-586.
- [9] 陈美容, 周涛, 陈炫幸, 等. 基于 CT 图像的深度神经网络模型鉴别恶性肾肿瘤[J]. *放射学实践*, 2023, 38(4): 468-473.
- [10] Esteva A, Feng J, van der Wal D, et al. Prostate cancer therapy personalization via multi-modal deep learning on randomized phase III clinical trials[J]. *NPJ Digit Med*, 2022, 5(1): 71.
- [11] Courtiol P, Maussion C, Moarii M, et al. Deep learning-based classification of mesothelioma improves prediction of patient outcome[J]. *Nature Med*, 2019, 25(10): 1519-1525.
- [12] Deo RC. Machine learning in medicine[J]. *Circulation*, 2015, 132(20): 1920-1930.
- [13] Elemento O, Leslie C, Lundin J, et al. Artificial intelligence in cancer research, diagnosis and therapy[J]. *Nat Rev Cancer*, 2021, 21(12): 747-752.
- [14] Ke X, Liu W, Shen L, et al. Early screening of colorectal precancerous lesions based on combined measurement of multiple serum tumor markers using artificial neural network analysis[J]. *Biosensors*, 2023, 13(7): 685.
- [15] Ng WT, But B, Choi HCW, et al. Application of artificial intelligence for nasopharyngeal carcinoma management—a systematic

- review[J]. *Cancer Manag Res*, 2022, 14, 1: 339-366.
- [16] Kumar V, Gu Y, Basu S, et al. Radiomics: the process and the challenges[J]. *Magn Reson Imaging*, 2012, 30(9): 1234-1248.
- [17] Liu Z, Wang S, Dong D, et al. The applications of radiomics in precision diagnosis and treatment of oncology: opportunities and challenges[J]. *Theranostics*, 2019, 9(5): 1303.
- [18] Zhang R, Wei Y, Shi F, et al. The diagnostic and prognostic value of radiomics and deep learning technologies for patients with solid pulmonary nodules in chest CT images[J]. *BMC Cancer*, 2022, 22(1): 1118.
- [19] Liu G, Poon M, Zapala MA, et al. Incorporating radiomics into machine learning models to predict outcomes of neuroblastoma [J]. *J Digit Imaging*, 2022, 35(3): 605-612.
- [20] Ruan Z, Mei N, Lu Y, et al. A comparative and summative study of radiomics-based overall survival prediction in glioblastoma patients[J]. *J Comput Assist Tomogr*, 2022, 46(3): 470-479.
- [21] Tian L, Zhang D, Bao S, et al. Radiomics-based machine-learning method for prediction of distant metastasis from soft-tissue sarcomas[J]. *Clin Radiol*, 2021, 76(2): 158.e19-158.e25.
- [22] Toyama Y, Hotta M, Motoi F, et al. Prognostic value of FDG-PET radiomics with machine learning in pancreatic cancer[J]. *Sci Rep*, 2020, 10(1): 17024.
- [23] Zhuo EH, Zhang WJ, Li HJ, et al. Radiomics on multi-modalities MR sequences can subtype patients with non-metastatic nasopharyngeal carcinoma (NPC) into distinct survival subgroups [J]. *Eur Radiol*, 2019, 29(10): 5590-5599.
- [24] Kang L, Niu Y, Huang R, et al. Predictive value of a combined model based on pre-treatment and mid-treatment MRI-radiomics for disease progression or death in locally advanced nasopharyngeal carcinoma[J]. *Front Oncol*, 2021, 11: 774455.
- [25] Bao D, Zhao Y, Liu Z, et al. Prognostic and predictive value of radiomics features at MRI in nasopharyngeal carcinoma[J]. *Discov Oncol*, 2021, 12(1): 63-75.
- [26] Jing B, Deng Y, Zhang T, et al. Deep learning for risk prediction in patients with nasopharyngeal carcinoma using multi-parametric MRIs[J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2020, 197: 105684.
- [27] Luo Y, Xiang XJ, Ma XJ. Clinical observational study on the efficacy of induction chemotherapy sequential concurrent radiotherapy combined with targeted therapy in patients with locally advanced EGFR-positive nasopharyngeal carcinoma: prediction model construction and efficacy testing[J]. *Eur Arch Otorhinolaryngol*, 2023, 280(12): 5409-5416.
- [28] Bao D, Zhao Y, Li L, et al. A MRI-based radiomics model predicting radiation-induced temporal lobe injury in nasopharyngeal carcinoma[J]. *Eur Radiol*, 2022, 32(10): 6910-6921.
- [29] Pei W, Wang C, Liao H, et al. MRI-based random survival Forest model improves prediction of progression-free survival to induction chemotherapy plus concurrent Chemoradiotherapy in Locoregionally Advanced nasopharyngeal carcinoma[J]. *BMC Cancer*, 2022, 22(1): 1-12.
- [30] Liao H, Chen X, Lu S, et al. MRI-based back propagation neural network model as a powerful tool for predicting the response to induction chemotherapy in locoregionally advanced nasopharyngeal carcinoma[J]. *J Magn Reson Imaging*, 2022, 56(2): 547-559.
- [31] Azodi CB, Tang J, Shiu SH. Opening the black box: interpretable machine learning for geneticists[J]. *Trends Genet*, 2020, 36(6): 442-455.
- [32] Van der Velden BHM, Kuijff HJ, Gilhuijs KGA, et al. Explainable artificial intelligence (XAI) in deep learning-based medical image analysis[J]. *Med Image Anal*, 2022, 79: 102470.
- [33] Confalonieri R, Coba L, Wagner B, et al. A historical perspective of explainable artificial intelligence[J]. *Data Min Knowl Disc*, 2021, 11(1): e1391.
- [34] Teng X, Zhang J, Han X, et al. Explainable machine learning via intra-tumoral radiomics feature mapping for patient stratification in adjuvant chemotherapy for locoregionally advanced nasopharyngeal carcinoma[J]. *Radiol Med*, 2023, 128(7): 828-838.1-11.
- [35] Chen X, Li Y, Li X, et al. An interpretable machine learning prognostic system for locoregionally advanced nasopharyngeal carcinoma based on tumor burden features[J]. *Oral Oncol*, 2021, 118: 105335.
- [36] Hosny A, Parmar C, Quackenbush J, et al. Artificial intelligence in radiology[J]. *Nat Rev Cancer*, 2018, 18(8): 500-510.
- [37] Zhang L, Wu X, Liu J, et al. MRI-Based deep-learning model for distant metastasis-free survival in locoregionally advanced nasopharyngeal carcinoma[J]. *J Magn Reson Imaging*, 2021, 53(1): 167-178.
- [38] Zhong LZ, Fang XL, Dong D, et al. A deep learning MR-based radiomic nomogram may predict survival for nasopharyngeal carcinoma patients with stage T3N1M0[J]. *Radiother Oncol*, 2020, 151: 1-9.
- [39] Gu B, Meng M, Bi L, et al. Prediction of 5-year progression-free survival in advanced nasopharyngeal carcinoma with pretreatment PET/CT using multi-modality deep learning-based radiomics[J]. *Front Oncol*, 2022, 12: 899351.
- [40] Zhong L, Dong D, Fang X, et al. A deep learning-based radiomic nomogram for prognosis and treatment decision in advanced nasopharyngeal carcinoma: A multicentre study[J]. *EBioMedicine*, 2021, 70: 103522.
- [41] Yang Y, Wang M, Qiu K, et al. Computed tomography-based deep-learning prediction of induction chemotherapy treatment response in locally advanced nasopharyngeal carcinoma[J]. *Strahlenther Onkol*, 2022, 198(2): 183-193.
- [42] Qiang M, Li C, Sun Y, et al. A prognostic predictive system based on deep learning for locoregionally advanced nasopharyngeal carcinoma[J]. *J Natl Cancer Inst*, 2021, 113(5): 606-615.
- [43] He B, Bergenstr hle L, Stenbeck L, et al. Integrating spatial gene expression and breast tumour morphology via deep learning [J]. *Nat Biomed Eng*, 2020, 4(8): 827-834.
- [44] Wu Z, Trevino AE, Wu E, et al. Graph deep learning for the characterization of tumour microenvironments from spatial protein profiles in tissue specimens[J]. *Nat Biomed Eng*, 2022, 6(12): 1435-1448.
- [45] Zhang Q, Wu G, Yang Q, et al. Survival rate prediction of nasopharyngeal carcinoma patients based on MRI and gene expression using a deep neural network[J]. *Cancer Sci*, 2023, 114(4): 1596.
- [46] Hua L, Chen S, Wei M, et al. Predictive value of ERCC1 mRNA level from receiver-operator characteristic and pretreatment

- EBV-DNA virus load in stage II nasopharyngeal carcinoma patients receiving intensity-modulated radiotherapy with concurrent cisplatin[J]. Cancer Biother Radiopharm, 2022, 37(1): 2-10.
- [47] 冯成军, 吴梦馨, 韦晓谋, 等. 局部晚期鼻咽癌 ERCC1 mRNA 表达水平与铂类同期化疗疗效的相关性研究[J]. 中国肿瘤外科杂志, 2019, 11(1): 45-49.
- [48] Toseef M, Olayemi Petinrin O, Wang F, et al. Deep transfer learning for clinical decision-making based on high-throughput data: comprehensive survey with benchmark results [J]. Brief

- Bioinform, 2023, 24(4): bbad254.
- [49] Sun Q, Liu Y, Chen Z, et al. Meta-transfer learning through hard tasks[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2022, 44(3): 1443-1456.
- [50] Donahue J, Simonyan K. Large scale adversarial representation learning[EB/OL]. (2019-11-05) [2023-09-09]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1907.02544>.

(收稿日期: 2023-09-09 修回日期: 2023-11-22)

本刊可直接使用的医学缩略语

医学论文中正确、合理使用专业名词可以精简文字, 节省篇幅, 使文章精炼易懂。现将放射学专业领域为大家所熟知的专业名词缩略语公布如下(按照英文首字母顺序排列), 以后本刊在论文中将对这一类缩略语不再注释其英文全称和中文。

- ADC (apparent diffusion coefficient): 表观扩散系数
 ALT: 丙氨酸转氨酶; AST: 天冬氨酸转氨酶
 BF (blood flow): 血流量
 BOLD (blood oxygenation level dependent): 血氧水平依赖
 BV (blood volume): 血容量
 b: 扩散梯度因子
 CAG (coronary angiography): 冠状动脉造影
 CPR (curve planar reformation): 曲面重组
 CR (computed radiography): 计算机 X 线摄影术
 CT (computed tomography): 计算机体层成像
 CTA (computed tomography angiography): CT 血管成像
 CTPI (CT perfusion imaging): CT 灌注成像
 DICOM (digital imaging and communication in medicine): 医学数字成像和传输
 DR (digital radiography): 数字化 X 线摄影术
 DSA (digital subtraction angiography): 数字减影血管造影
 DWI (diffusion weighted imaging): 扩散加权成像
 DTI (diffusion tensor imaging): 扩散张量成像
 ECG (electrocardiography): 心电图
 EPI (echo planar imaging): 回波平面成像
 ERCP (endoscopic retrograde cholangiopancreatography): 经内镜逆行胰胆管造影术
 ETL (echo train length): 回波链长度
 FLAIR (fluid attenuation inversion recovery): 液体衰减反转恢复
 FLASH (fast low angle shot): 快速小角度激发
 FOV (field of view): 视野
 FSE (fast spin echo): 快速自旋回波
 fMRI (functional magnetic resonance imaging): 功能磁共振成像
 IR (inversion recovery): 反转恢复
 Gd-DTPA: 钆喷替酸葡甲胺
 GRE (gradient echo): 梯度回波
 HE 染色: 苏木素-伊红染色
 HRCT (high resolution CT): 高分辨率 CT
 MPR (multi-planar reformation): 多平面重组

- MIP (maximum intensity projection): 最大密(强)度投影
 MinIP (minimum intensity projection): 最小密(强)度投影
 MRA (magnetic resonance angiography): 磁共振血管成像
 MRI (magnetic resonance imaging): 磁共振成像
 MRS (magnetic resonance spectroscopy): 磁共振波谱学
 MRCP (magnetic resonance cholangiopancreatography): 磁共振胰胆管成像
 MSCT (multi-slice spiral CT): 多层螺旋 CT
 MTT (mean transit time): 平均通过时间
 NEX (number of excitation): 激励次数
 PACS (picture archiving and communication system): 图像存储与传输系统
 PC (phase contrast): 相位对比法
 PET (positron emission tomography): 正电子发射计算机体层成像
 PS (surface permeability): 表面通透性
 ROC 曲线 (receiver operating characteristic curve): 受试者操作特征曲线
 SPECT (single photon emission computed tomography): 单光子发射计算机体层摄影术
 PWI (perfusion weighted imaging): 灌注加权成像
 ROI (region of interest): 兴趣区
 SE (spin echo): 自旋回波
 STIR (short time inversion recovery): 短时反转恢复
 TACE (transcatheter arterial chemoembolization): 经导管动脉化疗栓塞术
 T₁ WI (T₁ weighted image): T₁ 加权像
 T₂ WI (T₂ weighted image): T₂ 加权像
 TE (time of echo): 回波时间
 TI (time of inversion): 反转时间
 TR (time of repetition): 重复时间
 TOF (time of flight): 时间飞跃法
 TSE (turbo spin echo): 快速自旋回波
 VR (volume rendering): 容积再现
 WHO (World Health Organization): 世界卫生组织
 NAA (N-acetylaspartate): N-乙酰天门冬氨酸
 Cho (choline): 胆碱
 Cr (creatinine): 肌酸

(本刊编辑部)