

基于深度学习的鼻咽癌图像病灶识别

张小妮, 沈文举, 耿爽爽, 耿小利
河南水利与环境职业学院, 河南 郑州 450008
DOI: 10.61369/TACS.2025050042

摘 要 : 鼻咽癌是一种具有显著地域聚集性的恶性肿瘤, 它的早期诊断是提升患者生存率、改善预后的关键, 在传统诊断方式下, 主要依赖医生经验, 这就使其很容易受主观因素与图像复杂性影响, 存在一定的误诊、漏诊风险。深度学习技术凭借自动特征提取与复杂模式学习能力, 为鼻咽癌图像病灶识别提供了新路径。鉴于此, 本文将针对基于深度学习的鼻咽癌图像病灶识别展开分析, 并提出一些策略, 仅供各位同仁参考。

关 键 词 : 深度学习; 鼻咽癌; 医学图像; 病灶识别

Nasopharyngeal Carcinoma Image Lesion Recognition Based on Deep Learning

Zhang Xiaoni, Shen Wenju, Geng Shuangshuang, Geng Xiaoli
Henan Vocational College of Water Conservancy and Environment, Zhengzhou, Henan 450008

Abstract : Nasopharyngeal carcinoma is a malignant tumor with significant regional aggregation. Its early diagnosis is the key to improving patients' survival rate and prognosis. Under traditional diagnostic methods, it mainly relies on doctors' experience, which makes it easily affected by subjective factors and the complexity of images, with certain risks of misdiagnosis and missed diagnosis. Deep learning technology, with its ability of automatic feature extraction and complex pattern learning, provides a new path for the recognition of nasopharyngeal carcinoma image lesions. In view of this, this paper will analyze the nasopharyngeal carcinoma image lesion recognition based on deep learning and put forward some strategies, which are only for reference by colleagues.

Keywords : deep learning; nasopharyngeal carcinoma; medical images; lesion recognition

一、基于深度学习的鼻咽癌图像病灶识别研究的意义

(一) 有利于推动医学诊断模式智能化转型

鼻咽部的解剖结构非常隐蔽且复杂, 在内镜、CT、MRI 等影像中, 鼻咽癌早期病灶与良性增生、炎症的纹理、密度差异细微, 即使经验丰富的医师也需长时间观察比对, 这样很容易因视觉疲劳或认知偏差导致误诊、漏诊。^[1] 深度学习技术可以利用构建多层神经网络, 可自动从海量图像中学习病灶的深层特征, 这样可以更高效的捕捉到人类视觉难以察觉的灰度变化、等信息, 这种识别模式能够将医生从繁琐的图像分析中部分解放出来, 进而形成一个“AI 辅助 + 医生决策”的新型诊断流程, 有利于鼻咽癌诊断从“经验依赖型”向“数据与智能驱动型”, 从而大幅提升诊断的客观性与稳定性。

(二) 有利于提升鼻咽癌早期诊断效率与准确率

一般来说, 鼻咽癌早期症状较为隐匿, 患者确诊时多处于中晚期, 这样会导致其5年生存率大幅降低, 此外, 在传统诊断鼻咽癌流程中, 图像解读会消耗较长的时间, 部分医生对于一些微小病灶的识别能力有限。^[2] 通过引入深度学习模型, 能够在几秒内完成单例或多例图像的病灶检测和判断, 这样可以大幅缩短诊断

周期, 从而在很大程度上为患者争取早期治疗时间。^[3] 同时, 通过对多中心、多模态的鼻咽癌影像数据的学习, 深度学习模型能够整合内镜图像的黏膜表面特征等元素, 形成更全面的病灶特征图谱, 从而大幅提升对早期微小病灶、不典型病灶的识别准确率, 减少因单一影像信息不足导致的漏诊, 提升诊断的准确率。

(三) 促进医疗资源的均衡分配与下沉

鼻咽癌高发区域集中于中国南方及东南亚地区, 这些地区的基层医疗机构普遍存在专业诊断人才匮乏以及设备资源有限等问题, 通过引入深度学习技术, 能够有效缩小不同地区、不同等级医疗机构在鼻咽癌诊断能力上的差距, 从而逐渐让一些高发区的基层患者也能获得接近三甲医院水平的诊断服务, 这样可以有效缓解优质医疗资源的压力, 推动医疗资源的均衡分配。^[4]

二、基于深度学习的鼻咽癌图像病灶识别研究的问题

(一) 缺乏高质量、多样化训练数据

深度学习模型对于大规模、高质量的数据有很强的依赖性, 但是, 鼻咽癌图像数据的获取与处理面临诸多障碍。^[5] 比如, 一些鼻咽癌图像数据标注质量难以保障, 通常来说, 鼻咽癌病灶标注

需要一些经验丰富的专科医师完成，医生需要明确病灶位置以及病理性质等信息，但是鼻咽癌的图像数据复杂，不同医师对病灶边界的判断可能存在差异，这样会在无形中导致一些鼻咽癌数据信息标注不一致。同时，一些早期病灶表现为轻微黏膜增厚或灰度变化，这样会导致医生的标注难度大，从而出现漏标或误标。不仅如此，当前鼻咽癌数据采集通常是来自单一的中心，采集数据的信息会受到设备型号、扫描参数等因素的影响，从而导致鼻咽癌图像风格差异大，深度学习模型在经过单一中心数据训练后，会导致其很难适配其他中心的影像。^[6] 鼻咽癌不同病理亚型、不同分期的病灶图像分布不均衡，早期以及一些罕见的亚型病灶样本极少，这样会导致一些模型对这类病灶的识别能力薄弱。

（二）特征提取能力与临床适配性不足

现阶段，深度学习模型在识别鼻咽癌图像病灶时仍存在一些特征提取不精准、模型可解释性差以及适配临床需求不合理等问题。部分鼻咽癌病灶具有显著异质性，不同病灶、不同患者的鼻咽癌数据信息差异较大，一些鼻咽癌病灶常与周围正常组织存在边界模糊的情况，现有的卷积神经网络很容易将其判为病灶，还可能出现对于一些微小病灶遗漏的情况。^[7] 多模态影像各有优势，但现有深度学习模型多采用简单拼接或单模态独立分析的方式，未能有效融合不同模态的互补信息，这样可能会导致鼻咽癌特征利用不充分。^[8] 一般来说，深度学习模型经常被称为“黑箱”，它通常只是能输出病灶识别结果，难以分析为什么判断该区域为病灶，这种不可解释性与医学诊断的严谨性矛盾，此外，医师在进行治疗时，也需要了解模型的判断依据，从而对之后的治疗辅助决策，若模型出现误判，也难以追溯原因。

（三）与诊断流程、医师需求脱节

深度学习模型的研究常聚焦于技术性能，比如识别信息的准确率以及灵敏度等，但可能会忽视临床诊断流程、医师实际需求。现有的模型通常是输出“病灶概率值”以及“分割掩码图”，等信息，但是这些信息难以支撑医生做出相应的治疗判断，这就需要一些人工转化，从而在无形中增加工作的复杂性。^[9] 此外，深度学习模型缺乏一个容错机制，在一些诊断中，医生会结合活检结果、病史等进行判断，现有的深度学习模型只是依赖图像，若是判断出现问题，可能会导致医生误判，从而影响之后的治疗工作开展。

三、基于深度学习的鼻咽癌图像病灶识别研究策略

（一）构建高质量、可共享的数据集

为进一步提升基于深度学习的鼻咽癌图像病灶识别效果，我们可以针对数据匮乏与质量问题等研究，并尝试从数据标注、多中心协作、数据增强三方面入手，以此构建一个适配模型，训练更多高质量数据集。^[10] 为此，我们可以尝试建立一个标准化标注体系，积极联合耳鼻喉科、影像科专家制定《鼻咽癌图像病灶标注指南》，明确不同模态图像的标注规范。同时，我们可以尝试采用“双盲标注+交叉验证”机制，由两名医师独立标注，对分歧标注由第三方专家仲裁，以此确保标注一致性。不仅如此，我们

可以尝试开发一些辅助标注工具，以此集成“病灶区域推荐”“边界自动修正”功能，进而减少医师标注工作量，大幅提升标注效率与准确性。在符合隐私保护法规的前提下，我们可以尝试构建一个“联邦学习”框架，各中心无需上传原始数据，仅将模型训练过程中的梯度信息共享至中心服务器，通过分布式训练实现多中心数据的“虚拟融合”，既保护患者隐私，又能提升数据多样性。^[11] 同时，我们可以尝试统一多中心图像采集标准，制定一个《鼻咽癌影像数据采集规范》，进一步明确设备参数，这样可以大幅减少设备差异导致的图像风格偏移，提升数据一致性。不仅如此，我们可以创新数据增强技术，针对早期、罕见亚型病灶样本不足的问题，积极采用“生成式数据增强”。^[12] 针对多模态数据，我们可以尝试设计一个“跨模态数据增强”方法，比如基于 CT 图像生成对应的“虚拟内镜图像”，或利用 MRI 的软组织信息修正 CT 图像的病灶边界标注，以此实现不同模态数据的互补增强，进而大幅提升模型对多模态影像的适应能力。

（二）提升特征提取能力与临床适配性

针对模型性能与临床需求脱节的问题，我们需从模型结构优化等方面进行改进。针对鼻咽癌病灶异质性与边界模糊问题，我们可以尝试积极改进卷积神经网络结构，在传统 CNN 中引入“注意力机制”，以此让模型自动聚焦于病灶区域，抑制正常组织干扰。同时，我们可以设计一个多尺度特征融合模块，将浅层网络提取的细节特征与深层网络提取的语义特征融合，以此提升深度学习模型对微小、不典型病灶的识别能力。针对多模态数据，我们可以尝试开发一个端到端多模态融合模型。^[13] 这种模型不再采用简单拼接，而是设计专用融合层，以此让内镜、CT、MRI 数据在特征提取过程中相互交互。此外，我们可以尝试采用“可视化技术”，如通过 Grad-CAM、LIME 等方法，生成一个注意力热力图，以此更为直观的展示模型判断病灶时关注的图像区域，帮助医师理解模型决策逻辑。

（三）构建“技术-临床”深度融合的应用体系

针对模型与临床脱节的问题，我们需以临床需求为导向，逐渐打造一个从模型设计到落地应用的全流程协同体系。为此，我们可以尝试建立一个临床需求驱动下的模型设计机制，积极组建由计算机科学家、影像科医师等组成的跨学科团队，定期开展需求研讨会。在会议中，医师提出诊断中的核心痛点，计算机科学家可以将需求转化为模型目标，还可以邀请临床工程师负责协调设备接口与数据格式。^[14] 在模型训练过程中，我们可以尝试引入临床反馈迭代机制，将模型在小范围临床试用中出现的误判案例反馈给研发团队，分析误判原因，调整模型结构或补充训练数据，实现模型与临床需求的动态适配。我们还可以设计一个临床友好的输出与容错机制，进一步优化模型输出形式，将结果整合为临床诊断报告辅助模板。同时，我们可以尝试增加一个“干扰因素提示”功能，深度学习模型若检测到图像存在伪影或患者同时存在其他疾病，会在输出结果中标注“图像存在伪影，建议重新扫描”“存在鼻息肉，需结合病理活检确认病灶性质”，降低误判风险。

此外，针对“假阳性/假阴性”的临床影响，我们可以尝试

采用“加权损失函数”：在模型训练中，对“漏诊早期病灶”和“误诊良性病变为恶性”赋予更高的损失权重，平衡两类错误的风险，符合临床对“宁可过度检查，不可漏诊肿瘤”的需求。为进一步推进模型与临床系统的兼容性适配，我们可以尝试与医院信息系统供应商合作，开发标准化接口，将深度学习模型集成至现有 PACS 系统，医师在 PACS 中打开图像时，模型可自动加载并

实时输出分析结果，无需人工切换系统。^[15]同时，我们在设计“数据安全传输模块”时，需要确保模型与 PACS 之间的数据传输符合隐私保护要求（如采用加密传输、本地推理不上传原始图像），解决数据隐私与系统兼容的双重问题，推动模型从“实验室”走向“临床一线”。

参考文献

[1] 赵哲. 基于多层特征增强的鼻咽癌图像分割算法研究 [D]. 海南大学, 2024.

[2] 杨凯帆. 基于多任务模型的鼻咽癌原发肿瘤分割与分期方法研究 [D]. 南方医科大学, 2024.

[3] 李彩云, 蔡燕文, 周小冰, 等. 红外热像图检测在鼻咽癌诊断中的应用研究 [J]. 影像科学与光化学, 2024, 42(06): 646-653.

[4] 黄献明, 刘津. 人工智能在鼻咽癌诊疗中的应用研究进展 [J]. 现代医学与健康研究电子杂志, 2024, 8(21): 127-132.

[5] 孔宇皓. 基于深度学习的鼻咽癌图像病灶识别研究 [D]. 华北水利水电大学, 2024.

[6] 李军. 基于傅立叶与移位窗口机制的鼻咽癌图像分割 [D]. 海南大学, 2024.

[7] 梁伟. 基于小波注意力机制 WTA-Rb-Unet 鼻咽癌靶区自动勾画 [D]. 海南大学, 2024.

[8] 王藤. 鼻咽癌自适应放疗中的腮腺保护 [D]. 南京医科大学, 2024.

[9] 沈少东. 基于双分支交叉注意力融合的鼻咽癌图像分割 [D]. 海南大学, 2024.

[10] 陈美宁. 鼻咽癌调强放疗计划靶区与危及器官的勾画差异及其对临床疗效的影响 [D]. 南方医科大学, 2024.

[11] 蔡雯雯. 基于剂量与通量同步预测的鼻咽癌自动放疗计划设计研究 [D]. 南方医科大学, 2024.

[12] 董玮. 基于影像组学及深度学习预测放疗后鼻咽癌的局部复发风险 [D]. 右江民族医学院, 2024.

[13] 张希楚. 基于稀疏注意力和多尺度融合的医学图像分割方法研究 [D]. 南华大学, 2024.

[14] 彭俊毅. 基于图神经网络与纵向多序列 MR 的疾病预测模型构建 [D]. 南方医科大学, 2024.

[15] 韩绪. 基于鼻咽癌多模态数据的预测模型研究 [D]. 南方医科大学, 2024.