

影像组学在鼻咽癌诊治中的应用研究进展

苏舒宇¹, 瞿申红^{2*}

¹右江民族医学院研究生学院, 广西 百色

²广西壮族自治区人民医院耳鼻咽喉头颈外科, 广西 南宁

收稿日期: 2025年10月16日; 录用日期: 2025年11月11日; 发布日期: 2025年11月24日

摘要

鼻咽癌(Nasopharyngeal Carcinoma, NPC)具有显著的地域分布特征, 早期诊断困难且晚期患者预后较差, 放射治疗是鼻咽癌的核心治疗手段, 但面临肿瘤异质性高、传统影像评估主观性强等挑战。影像组学作为一种新兴技术, 能够高通量提取医学影像中的深层定量特征, 为鼻咽癌的精准诊疗提供了新方式。本文对影像组学在鼻咽癌诊治方面的研究进展进行了综述, 并展望了其未来发展方向。

关键词

鼻咽癌, 影像组学, 疗效预测, 预后

Research Progress on the Application of Radiomics in the Diagnosis and Treatment of Nasopharyngeal Carcinoma

Shuyu Su¹, Shenhong Qu^{2*}

¹Graduate School, Youjiang Medical University for Nationalities, Baise Guangxi

²Otorhinolaryngology-Head and Neck Surgery, The Peoples Hospital of Guangxi Zhuang Autonomous Region, Nanning Guangxi

Received: October 16, 2025; accepted: November 11, 2025; published: November 24, 2025

Abstract

Nasopharyngeal Carcinoma (NPC) exhibits distinct regional distribution characteristics. Early diagnosis is difficult and the prognosis for advanced-stage patients is poor. Radiotherapy is the core treatment method for NPC. However, it faces challenges such as high tumor heterogeneity and subjective

*通讯作者。

文章引用: 苏舒宇, 瞿申红. 影像组学在鼻咽癌诊治中的应用研究进展[J]. 亚洲急诊医学病例研究, 2025, 13(4): 419-427. DOI: 10.12677/acrem.2025.134058

nature of traditional imaging assessment. Imaging genetics, as an emerging technology, can extract deep quantitative features from medical images in a high-throughput manner, providing a new approach for the precise diagnosis and treatment of NPC. This article reviews the research progress of imaging genetics in the diagnosis and treatment of NPC and looks forward to its future development directions.

Keywords

Nasopharyngeal Carcinoma, Imageomics, Efficacy Prediction, Prognosis

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

鼻咽癌(Nasopharyngeal Carcinoma, NPC)是一种起源于鼻咽黏膜上皮的恶性肿瘤,它与 EB 病毒(Epstein-Barr, EBV)感染、遗传易感性和环境暴露密切相关,该疾病呈现出显著的地域性,好发于东亚及东南亚地区,特别是广东、广西等中国华南地区、马来西亚、印尼等地。2022 年全球癌症统计数据显示,全球每年新发鼻咽癌病例约 12.0 万例,占全球癌症新发病例总数的 0.6%,死亡病例约为 7.3 万例,占全球癌症死亡总数的 0.8%,中国的鼻咽癌负担约占全球的 47% [1] [2]。鼻咽癌好发于咽隐窝,早期症状较为隐匿,加之部分高发地区医疗资源相对匮乏,高达 80% 的患者确诊时已进展至晚期(III/IV 期),这使得生存率存在较大差异,早期患者生存率大于 85%,而晚期患者生存率不足 50% [3]。鉴于鼻咽癌解剖位置深在,且毗邻重要神经血管结构,同时肿瘤对放射治疗具有高度敏感性,放疗成为鼻咽癌最主要的治疗手段,并且常需联合化疗、靶向治疗或免疫治疗[4]。然而,在鼻咽癌的靶区勾画、剂量优化等个体化治疗决策以及治疗反应的早期评估方面,仍面临肿瘤异质性高和传统影像评估主观性强等诸多挑战[5]。近年来,影像组学通过高通量提取医学影像中的定量特征,如纹理、形态、肿瘤异质性等,为克服上述局限性提供了新思路,并且在鼻咽癌早期筛查、疗效预测及预后分层等方面展现出巨大的应用潜力[6]。本文将系统综述影像组学在鼻咽癌诊疗中的研究进展。

2. 影像组学在鼻咽癌诊断与分期中的应用

2.1. 鼻咽癌的诊断

当前鼻咽癌的诊断存在一定的局限性,传统影像组学评估方法主观性较强,其在反应肿瘤内部复杂的生物学信息方面能力有限。而鼻咽癌本身具有较高的肿瘤异质性,不同患者的肿瘤在生物学行为、基因表达等方面存在较大差异,这进一步增加了准确诊断的难度。近年来,影像组学的兴起为鼻咽癌的诊断带来了新的契机。影像组学通过高通量提取医学影像中的定量特征,能够更客观且准确地反映肿瘤的生物学特性,为鼻咽癌的诊断提供了重要依据。临床上,鼻咽癌常需要与鼻咽纤维血管瘤、淋巴结炎、淋巴瘤、结核和鼻咽部良性增生病变等进行鉴别。早期鼻咽癌在传统影像上表现不典型,普通内镜对于黏膜下浸润性病变的检出能力也相对有限,在此背景下,影像组学为突破这一诊断瓶颈提供了新的解决方案。例如,早期鼻咽癌(T1 期)与鼻咽部良性增生病变在常规 MRI 上表现极为相似,尤其是 EBV-DNA 阳性人群中,良性增生占比高达 83% [7]。Wong 等研究者开发了一种基于 3D 卷积神经网络(CNN)的全自动算法,利用平扫 T2 加权 MRI 对两者进行鉴别[8]。该模型引入切片注意力机制,可自适应地对关键

层面特征进行加权处理,在 412 例患者的研究中,该模型取得了优异的性能,曲线下面积(AUC)高达 0.96、灵敏度为 92.4%、特异度为 90.6%,显著降低了 EBV-DNA 阳性人群不必要的活检风险。且诊断效果优于资深影像科医生。此方法避免了造影剂的使用和人工勾画的繁琐过程,为鼻咽癌无创筛查开辟了新方向,但其临床推广仍需多中心外部验证以及长期随访评估漏诊风险。相比于单一模态模型,多模态模型在诊断效能上具有明显的优势。Zhang 等人融合合成 MRI (T2 相、质子密度)、DWI (ADC 值)及形态学特征(对称性/Waldeyer 环侵犯)构建的联合模型,在鉴别鼻咽癌与淋巴瘤时, AUC 高达 0.986,为个体化治疗决策提供重要的影像学依据[9]。然而,该研究未对淋巴瘤亚型进行区分,可能影响模型的泛化能力。此外,合成 MRI 普及率较低,对称性侵犯/Waldeyer 环侵犯界定依赖医生的经验。因此,未来还需要通过多中心大样本验证、开发自动化 ROI 工具及推动合成 MRI 协议标准化等措施,提升临床转化价值。

2.2. 鼻咽癌的分期

传统的 TNM 分期主要依赖主观的影像评估,存在较大的局限性。而影像组学的出现,为实现客观、定量的鼻咽癌分期提供了新方法视角。Li 等学者借助多序列 MRI 构建影像组学模型,成功且客观地区分了鼻咽癌早期(I-II 期)和晚期(III-IVa 期),其 AUC 达到 0.847,并证实增强 T1WI (CE-T1WI)是其中的最优序列[10]。这一研究成功突破了传统解剖分期仅关注解剖结构的局限,将肿瘤的三维形态特征与微环境异质性等关键因素纳入考量范围,为临床制定精准的治疗决策提供了新的维度和依据。不过,该模型的泛化性还有待进一步验证。未来,需要开展多中心前瞻性研究,同时探索将其与 EBV-DNA 等分子标志物进行整合,以推动构建“影像-生物学”融合的新型分期模式。Feng 团队则进行了创新性的尝试,他们将 PET 代谢参数与多序列 MRI 影像组学特征相融合,构建了联合列线图模型[11]。这一模型显著提升了对晚期鼻咽癌的识别能力,其中影像组学模型的 AUC 值为 0.90,代谢参数模型的 AUC 值为 0.80,而 PET/MRI 的影像组学-代谢参数联合模型的 AUC 值高达 0.9。在最终 12 个关键特征中, PET 相关特征占比达到 91.7%,这充分凸显了代谢异质性在鼻咽癌分期中的核心贡献。列线图以可视化的方式实现了个体化分期风险的计算,医生可通过 SUVmax、TLG 及影像组学评分(Rad-score)等指标,量化预测晚期鼻咽癌的发生风险,进而为精准制定放疗方案提供有力支持。然而,该研究存在手动勾画感兴趣区域(ROI)效率低下的问题,并且基于小样本单中心数据构建的模型,需要通过扩大样本量进行验证。Lin 等学者基于超声影像组学技术,深入挖掘颈部淋巴结的深层纹理信息,显著提升了鼻咽癌颈部淋巴结转移(N 分期)的诊断效能[12]。他们构建的联合模型可作为 MRI 诊断的有效补充工具,通过量化微观层面的异质性来优化 N 分期,从而减少传统形态学标准在诊断过程中可能出现的漏诊与误诊情况。

3. 影像组学在鼻咽癌疗效评估与预测中的应用

3.1. 诱导化疗(ICT)疗效预测

影像组学在诱导化疗疗效预测中的应用研究已展现出从疗效预测向方案优化决策发展的趋势。ICT 是局部晚期鼻咽癌(LANPC)标准治疗的关键部分,它能够有效降低远处转移率,进而改善患者生存状况。然而,大约 23%的患者对 ICT 存在原发耐药问题,且患者对 ICT 的反应性与长期生存密切相关。Liao 等开展了一项多中心研究,首次开发并验证了一种基于遗传算法增强的人工神经网络(GNN)模型[13]。该模型运用 ComBat 算法校正多中心 MRI 数据的批次效应,提取 15 个影像组学特征并结合临床因素,实现了 LANPC 患者 ICT 反应的高精度预测, AUC 大于 0.83,生存分层风险比(HR)最高可达 12.787。此模型显著提升了临床医生的诊断效能,使 AUC 提升了 13%~14%,并通过可视化关键特征清晰阐明了预测依据,为筛选 ICT 敏感人群以及进行预后分层提供了高效工具。Chen 等从 CE-T1WI、T1WI 及 T2WI-FS 序列特征中筛选出 14 个关键特征构建影像组学标签,并联合临床因素(TPF 方案、低 T 分期、明显强化)构

建列线图来预测 ICT 反应[14]。在训练集和测试集中, 该列线图的 AUC 分别高达 0.926 和 0.901。决策曲线证实了其临床实用性, 研究发现特定特征值(MCER>0.41)和低 T 分期患者对 ICT 更为敏感, 且 TPF 方案相较于 TP 方案能显著提升患者的反应率。动态影像组学的应用进一步优化了 ICT 疗效预测, Pan 等通过分析含铂类(TP/GP 方案) ICT 前后 MRI 的特征变化(Delta 特征), 并联合 EBV-DNA、T 分期、淋巴结缩小等临床因素构建列线图, 显著提升了无进展生存期(PFS)的预测精度, 一致性指数(C-index)达到 0.82~0.85 [15]。该模型首次实现了基于影像组学的治疗降阶梯指导: 对于 Rad-score $\leq$ 113.02 的低危患者, 在 ICT 后省略同步化疗, 其 3 年 PFS 差异无统计学意义($p > 0.05$); 而高危患者强化治疗(同步或辅助化疗)可使 PFS 提升 20%。不过, 该研究未纳入淋巴结特征分析。值得注意的是, 现有研究多聚焦于预测患者对 ICT 的整体反应性, 而 Chen 等的最新研究则进一步解决了不同 IC 方案的个性化选择难题。该研究基于多中心大样本($n=1438$), 运用图卷积网络(GCN)分别构建了 TPF 和 GP 的 MRI 影像-临床预测模型, 在内部测试集中 AUC 分别达到 0.838 和 0.777 [16]。研究者创新性地根据预测结果将患者分为四类敏感人群, 并开发了在线临床决策工具, 首次实现了 IC 方案的精准推荐, 为临床实践提供了直接、个性化的决策支持。

3.2. 放射治疗效果预测

影像组学在放疗疗效预测中的应用已展现出多模态、高精度的优势。鼻咽癌放疗后残留与不良预后显著相关, 因此早期预测放疗残留情况对于及时调整治疗方案至关重要。PET 影像能够无创评估肿瘤葡萄糖代谢异质性, 而这一特性与放疗抵抗密切相关。Tseng 等提出双阈值代谢体积分析(MTV50/MTV60)方法, 通过计算差异影像组学特征来量化肿瘤内部代谢空间异质性[13]。基于 AdaBoost 算法构建的预测模型在 104 例患者中对放疗残留的预测效果优异, AUC 达到 0.934, 敏感性为 89.7%, 特异性为 86.7%, 显著优于传统 SUVmax 参数(AUC = 0.614)。Wu 等基于多序列 MRI 划分肿瘤亚区, 构建临床 + 多序列生境模型, AUC 为 0.921, 该研究揭示了放疗抵抗的空间异质性基础, 即高细胞密度区与缺氧微环境呈正相关[17]。不过, 此研究需大样本进行前瞻性验证, 未来可结合空间转录组学与多参数功能影像深入研究其内在机制。Wang 等回顾性纳入两个中心共 316 例患者, 开发了一个融合功能影像、放射组学、血液指标的叠堆模型, 该模型预测放疗抵抗的 AUC 高达 0.984, 显著优于单一模型[18]。研究发现, XGBoost 处理手工特征和 KNN 处理深度学习特征的组合效能最优, 可为及时调整治疗方案提供有力依据。除上述多模态融合策略以外, 基于单纯影像组学特征的机器学习模型同样显示出良好的预测潜力。Chen 等近期发表的研究聚焦于晚期鼻咽癌放化疗疗效预测, 该研究基于治疗前 T2WI-STIR、CE-T1WI 和 DWI 多序列 MRI 提取大量影像组学特征构建预测模型。该研究采用随机森林(RF)算法, 在预测集上 AUC 达到 0.801, 证明了单纯影像组学模型的预测潜力。SHAP 分析进一步指出 DWI 序列的小波纹理特征贡献度最高, 凸显了其在捕捉肿瘤异质性方面的价值[16]。然而, 其性能相较于多模态融合模型略有差距, 并且该研究为单中心回顾性设计, 泛化能力有待多中心前瞻性研究进一步验证。

3.3. 免疫治疗效果预测

PD-1 抑制剂在一定程度上改善了部分局部晚期鼻咽癌患者的预后, 但仅 20%~30% 患者能从中获益。传统的 PD-L1、EBV-DNA 等标志物在预测免疫治疗效果方面效能有限, 因此, 开发更为精准的预测工具成为当前研究的焦点。Mai 等开发了一个基于 MRI 影像组学特征的预测模型(Rad-score), 在 177 例患者的训练集和验证集中, 该模型预测免疫治疗反应的效能均优于传统的 PD-L1 综合阳性评分(CPS)。通过 LASSO 算法筛选出 11 个最具判别力的特征, 发现 Rad-score $\geq$ 0.5 的患者可能优先从免疫治疗中获益[19]。Sun 等通过多中心大样本研究证实, MRI 影像组学特征可定量映射肿瘤微环境(TME)中免疫细胞的空间

分布。突破了 PD-L1 检测的局限。研究发现特定影像组学特征(如 RL-5)与 CD8 + T 细胞密度相关性为 0.59、特定特征(如 R2_8)与 PD-L1 表达相关性为 0.64、特定特征(如 R2_4)与 CD45RO+ 记忆 T 细胞相关性为 0.67, 为个体化免疫治疗提供了动态、全景式的 TME 评估工具。预测研究正从单一模态向多模态深度融合方向发展, 从预测短期反应向指导长期生存和治疗决策演进[20]。Liu 等的最新研究构建了一个融合临床因素、MRI 影像组学和病理组学的多模态模型, 用于预测初始转移性鼻咽癌患者一线免疫治疗后的生存, 该模型不仅能准确预测预后, C-index 大于 0.77, 更能直接指导临床决策[21]。其定义的低风险患者可从后续局部放疗中显著获益, 而高风险患者则不能。这标志着预测模型的价值已从单纯的疗效预测, 进阶到了指导联合治疗策略的精准决策阶段。

3.4. 靶向治疗效果预测

在 80%~90% 的鼻咽癌病例中, 表皮生长因子受体(EGFR)呈现过表达状态。尼妥珠单抗(NTZ)作为一种抗 EGFR 单克隆抗体, 能够增强放疗的敏感性, 为鼻咽癌治疗带来了新希望。然而, 部分患者接受 NTZ 治疗后的疗效并不理想。而且, 传统的 EGFR 免疫组化(IHC)在预测治疗效果方面, 其效能存在一定的争议。Jin 团队开展了一项回顾性研究, 纳入了 136 例接受 NTZ 治疗的 LANPC 患者。通过多变量分析, 他们将 EGFR 表达程度(免疫组化结果为 3+)与动态增强 MRI (DCE-MRI)衍生的影像组学特征(Rad-score)进行整合, 构建了 PFS 预测模型。研究发现, EGFR 表达呈 3+且 Rad-score 小于 0.407 的患者, 可能是 NTZ 治疗的潜在获益人群[22]。这一发现有助于临床医生更精准地筛选适合 NTZ 治疗的患者, 提高治疗的有效性。

3.5. 放疗的并发症预测

放疗是鼻咽癌治疗的重要手段, 但在杀伤肿瘤的同时, 也可能对周围正常组织造成损伤, 引发如口干、甲状腺功能减退、张口困难等多种并发症, 严重影响患者的长期生活质量。近年来, 影像组学在预测放疗引起的正常组织毒性方面展现出了巨大的潜力。Ritlumlert 等利用治疗前 CT 影像组学特征, 并结合临床和剂量学数据, 对放疗后甲状腺功能减退进行预测。结果显示, 仅基于临床和剂量学数据的传统模型 AUC 为 0.68, 而加入影像组学后, 随机森林模型的 AUC 提升至 0.81 [23]。这表明影像组学特征能够显著提高对放疗后甲状腺功能减退的预测准确性。Wang 等对 255 例接受同步放化疗的 III-IV 期鼻咽癌患者进行了研究, 其中 92 例出现轻度口干, 163 例出现重度口干。他们基于治疗前后影像变化构建了 Delta 模型, 发现该模型中的高权重特征反映了腮腺局部灰度的突变, 这可能与放疗后腺泡坏死和纤维化相关。该模型为口干症的预测提供了具有机制解释性的指标, 其 AUC 达到 0.84, 显示出良好的预测效能[24]。影像组学的价值不仅在于预测并发症的发生风险, 更在于对已发生的并发症进行精准鉴别诊断, 鼻咽癌放疗后出现颈椎病变, 其鉴别诊断尤为困难, 放射性骨坏死(ORN)与骨转移在常规影像学上表现相似, 但治疗策略截然不同。Zhong 等的研究开发了一个基于增强 T1 加权 MRI 的影像组学列线图模型, 用于区分颈椎 ORN 与骨转移。该模型在训练集和验证集中的 AUC 分别达到了 0.725 和 0.720, 并且决策曲线分析表明其具有临床适应性[25]。这项研究为规避高风险颈椎活检、避免误诊导致的错误治疗提供了重要的无创决策支持工具。影像组学的应用正从单一模态预测向多模态深度融合发展, Yang 等进一步整合了 CT 影像组学、三维剂量分布的空间特征(剂量组学)以及临床因素, 构建了多视角模型用于前瞻性预测放疗毒性。该模型的 C-index 达到 0.725, 显著优于传统的正常组织并发症概率(NTCP)模型($\Delta C\text{-index} > 0.1$) [26]。这一结果证明了剂量空间异质性在预测放疗毒性方面的重要价值, 标志着放疗毒性预测进入了临床决策支持阶段。此外, 影像组学在预测复发性鼻咽癌再放疗后鼻咽坏死方面, Gao 等的研究取得了重要进展。该研究创新性地融合了多序列 MRI 影像组学与基于 3D CNN 自动提取的剂量组学特征, 构建

预测模型。结果显示, 融合模型(多序列 MRI + 剂量组学)的性能的 AUC 值可达 0.81, 单一的影像模型 AUC 值为 0.68, 证明了多模态特征在预测放射性损伤方面的互补价值与临床潜力, 为识别 NN 高风险患者以及优化再放疗计划提供了有力的工具[27]。未来研究应该继续探索多模态信息的深度融合, 并推动这些预测模型在前瞻性的临床实验中的验证与应用, 最终实现放疗个体化与安全性的双重提升。

4. 影像组学在鼻咽癌预后预测中的应用

4.1. 无进展生存期(PFS)和总生存期(OS)预测

在鼻咽癌患者生存预后评估领域, 影像组学模型展现出良好的应用前景, 尤其在 PFS 与 OS 预测中已取得阶段性成果。Chen 等对 118 例接受放化疗的晚期(II-IV 期)鼻咽癌患者进行了研究, 基于多序列 MRI 提取影像组学特征并计算 Rad-score, 进一步整合 T 分期、中性粒细胞淋巴细胞比值 NLR 等临床指标构建临床-影像组学列线图。该模型对 PFS 的预测效能表现优异, 其 AUC 值大于 0.8, 且可有效识别高危人群, 为临床制定个性化治疗方案提供了可靠工具[28]。不过, 由于随访时间的限制, 其对 OS 的预测价值尚未充分验证, 未来需通过技术优化延长随访周期, 进一步明确该模型在 OS 预测中的临床价值。Kou 等则聚焦于影像数据的时空异质性问题, 利用多序列 MRI (T2WI-STIR, CE-T1WI, DWI)提取特征后, 采用图卷积神经网络(GCN)处理连续 MRI 检查数据, 成功实现对 OS 的精准预测(C-index = 0.82) [29]。该研究提示, 基于影像组学识别的低危患者或可避免同步放化疗带来的额外毒副作用, 为优化治疗策略提供了重要依据。针对局部复发鼻咽癌患者, Lin 等基于增强 T1WI 开发影像组学标签, 将其整合入列线图后, 显著提升了 OS 预测效能, 其 C-Index 为 0.742; 进一步分析显示, 该标签识别的高危组患者 5 年 OS 率仅为 28.5% (HR = 3.76), 提示其对复发患者预后分层的重要意义。同时, RNA 测序结果揭示低危组患者中干扰素通路富集且 CD8 + T 细胞浸润增加, 这一发现为筛选免疫治疗潜在获益人群搭建了桥梁[30]。综合上述研究可见, 影像组学在初治晚期、局部晚期及复发鼻咽癌的 OS/PFS 预测中均表现出稳定价值, 而动态影像数据处理模型(如 GCN 驱动的时空特征分析)与免疫微环境关联模型(如结合转录组学的预后标签), 已成为该领域技术演进的核心方向。

4.2. 局部区域复发(LRR)和远处转移(DM)风险预测

局部区域复发与远处转移是鼻咽癌治疗失败的首要原因, 也是决定患者长期生存的核心变量。影像组学因其可高通量、无创地挖掘肿瘤内部及微环境的微观特征, 所以在二者的风险预测中发挥着重要作用。Hu 团队构建的多中心预测模型显示, T2WI 序列因对放疗后微环境变化具有较高的敏感性, 其融合深度学习特征的预测效能, AUC 为 0.87, 显著优于传统模型, 其 AUC 为 0.84, 及 CE-T1WI 序列 AUC 为 0.70~0.76 [31]。值得注意的是, 加入临床特征(T/N 分期等)未进一步改善性能, 提示需联合分子标志物等多元数据。模型经 ComBat 算法校正后具备多中心泛化能力, 但敏感性为 66%和特征可解释性仍是临床转化瓶颈。除 MRI 影像组学外, CT 影像同样具备复发预测潜力。Zhu 团队通过放疗定位 CT 提取形态与纹理特征, 联合 EBV-DNA 动态变化构建列线图预测复发风险, 在验证组 AUC 为 0.799, 95% CI 为 0.646~0.952 [32]。该模型优势在于无缝衔接放疗临床流程, 但敏感性不足及校准偏差提示需联合多模态数据优化。

5. 总结与展望

综上所述, 影像组学在鼻咽癌的精准诊断、分期、疗效预测、毒性评估及预后分层等多个关键环节均展现出显著的应用潜力, 有力地推动了鼻咽癌诊疗模式向个体化、精准化方向发展。然而, 该领域在面向临床常规应用的进程中仍面临诸多挑战与发展机遇, 主要体现在以下几个方面: 1) 生物学机制阐释

有待深化：当前多数模型依赖于如灰度共生矩阵等“黑箱”特征，其明确的生物学意义尚不清晰。未来需结合空间转录组学、多组学分析及病理全景成像等前沿技术，深入揭示影像特征所对应的肿瘤微环境、细胞密度、免疫细胞空间分布及关键信号通路活性等生物学本质，构建起连接影像表型与分子功能的桥梁。2) 模型泛化性与标准化仍需突破：不同医疗中心扫描协议、设备型号的差异严重影响模型泛化能力。需开发联邦学习(Federated Learning)等框架，实现多中心数据的安全共享和模型协同训练，并推动影像采集与特征提取的标准化。3) 工作流程自动化程度需大幅度提升：手动 ROI 勾画效率低下且存在主观差异性，是临床转化的主要障碍。应积极集成先进 AI 自动分割工具至临床影像 workflow，提升效率与一致性。4) 前瞻性验证与临床转化证据不足：当前大多数研究仍处于回顾性分析阶段，缺乏前瞻性、多中心的验证依据，尤其缺乏以患者生存结局改善为终点的 III 期临床试验证据。需要开展严谨的前瞻性研究，验证模型对临床决策和患者预后的实际提升作用。

展望未来，随着深度学习技术的革新、多中心协作网络的日益完善，以及影像组学与基因组学、蛋白组学、病理学和临床信息等多模态数据的深度融合，影像组学有望超越其辅助角色进阶为驱动鼻咽癌全流程精准诊疗的核心引擎。最终，它将助力临床医生制定更高效、更安全、更个体化的治疗方案，全面提升鼻咽癌的诊疗水平。

参考文献

- [1] Bray, F., Laversanne, M., Sung, H., Ferlay, J., Siegel, R.L., Soerjomataram, I., *et al.* (2024) Global Cancer Statistics 2022: GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, **74**, 229-263. <https://doi.org/10.3322/caac.21834>
- [2] Zhang, Y., Rumgay, H., Li, M., Cao, S. and Chen, W. (2023) Nasopharyngeal Cancer Incidence and Mortality in 185 Countries in 2020 and the Projected Burden in 2040: Population-Based Global Epidemiological Profiling. *JMIR Public Health and Surveillance*, **9**, e49968. <https://doi.org/10.2196/49968>
- [3] Siak, P.Y., Khoo, A.S., Leong, C.O., Hoh, B. and Cheah, S. (2021) Current Status and Future Perspectives about Molecular Biomarkers of Nasopharyngeal Carcinoma. *Cancers*, **13**, Article 3490. <https://doi.org/10.3390/cancers13143490>
- [4] Bossi, P., Chan, A.T., Licitra, L., Trama, A., Orlandi, E., Hui, E.P., *et al.* (2021) Nasopharyngeal Carcinoma: ESMO-EURACAN Clinical Practice Guidelines for Diagnosis, Treatment and Follow-Up. *Annals of Oncology*, **32**, 452-465. <https://doi.org/10.1016/j.annonc.2020.12.007>
- [5] Alabi, R.O., Elmusrati, M., Leivo, I., Almangush, A. and Mäkitie, A.A. (2024) Artificial Intelligence-Driven Radiomics in Head and Neck Cancer: Current Status and Future Prospects. *International Journal of Medical Informatics*, **188**, Article ID: 105464. <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2024.105464>
- [6] Tang, F.H., Chu, C.Y.W. and Cheung, E.Y.W. (2021) Radiomics AI Prediction for Head and Neck Squamous Cell Carcinoma (HNSCC) Prognosis and Recurrence with Target Volume Approach. *BJR|Open*, **3**, Article ID: 20200073. <https://doi.org/10.1259/bjro.20200073>
- [7] Ai, Q., King, A.D., So, T.Y., Lam, W.K.J., Mo, F.K.F., Tse, I.O.L., *et al.* (2020) MRI of Benign Hyperplasia in the Nasopharynx: Is There an Association with Epstein-Barr Virus? *Clinical Radiology*, **75**, 711.e13-711.e18. <https://doi.org/10.1016/j.crad.2020.05.011>
- [8] Wong, L.M., King, A.D., Ai, Q.Y.H., Lam, W.K.J., Poon, D.M.C., Ma, B.B.Y., *et al.* (2020) Convolutional Neural Network for Discriminating Nasopharyngeal Carcinoma and Benign Hyperplasia on MRI. *European Radiology*, **31**, 3856-3863. <https://doi.org/10.1007/s00330-020-07451-y>
- [9] Zhang, H., Hu, L., Qin, F., Chang, J., Zhong, Y., Dou, W., *et al.* (2024) Synthetic MRI and Diffusion-Weighted Imaging for Differentiating Nasopharyngeal Lymphoma from Nasopharyngeal Carcinoma: Combination with Morphological Features. *British Journal of Radiology*, **97**, 1278-1285. <https://doi.org/10.1093/bjr/tqae095>
- [10] Li, Q., Yu, Q., Gong, B., Ning, Y., Chen, X., Gu, J., *et al.* (2023) The Effect of Magnetic Resonance Imaging Based Radiomics Models in Discriminating Stage I-II and III-IVA Nasopharyngeal Carcinoma. *Diagnostics*, **13**, Article 300. <https://doi.org/10.3390/diagnostics13020300>
- [11] Feng, Q., Liang, J., Wang, L., Ge, X., Ding, Z. and Wu, H. (2022) A Diagnosis Model in Nasopharyngeal Carcinoma Based on PET/MRI Radiomics and Semiquantitative Parameters. *BMC Medical Imaging*, **22**, Article No. 150. <https://doi.org/10.1186/s12880-022-00883-6>

- [12] Lin, M., Tang, X., Cao, L., Liao, Y., Zhang, Y. and Zhou, J. (2022) Using Ultrasound Radiomics Analysis to Diagnose Cervical Lymph Node Metastasis in Patients with Nasopharyngeal Carcinoma. *European Radiology*, **33**, 774-783. <https://doi.org/10.1007/s00330-022-09122-6>
- [13] Tseng, H., Shen, C., Kao, P., Chuang, C., Yan, D., Liao, Y., *et al.* (2024) Prediction of Persistent Tumor Status in Nasopharyngeal Carcinoma Post-Radiotherapy-Related Treatment: A Machine Learning Approach. *Cancers*, **17**, Article 96. <https://doi.org/10.3390/cancers17010096>
- [14] Liao, H., Zhao, Y., Pei, W., Huang, X., Huang, S., Wei, W., *et al.* (2025) An Interpretable Machine Learning Model Assists in Predicting Induction Chemotherapy Response and Survival for Locoregionally Advanced Nasopharyngeal Carcinoma Using MRI: A Multicenter Study. *European Radiology*, **35**, 5121-5134. <https://doi.org/10.1007/s00330-025-11396-5>
- [15] Pan, G., Sun, X., Kong, F., Wang, J., He, X., Lu, X., *et al.* (2024) Delta Magnetic Resonance Imaging Radiomics Features-based Nomogram Predicts Long-Term Efficacy after Induction Chemotherapy in Locoregionally Advanced Nasopharyngeal Carcinoma. *Oral Oncology*, **157**, Article ID: 106987. <https://doi.org/10.1016/j.oraloncology.2024.106987>
- [16] Chen, Z., Han, X., Lin, L., Lin, G., Li, B., Kou, J., *et al.* (2025) Harnessing Deep Learning to Optimize Induction Chemotherapy Choices in Nasopharyngeal Carcinoma. *Radiotherapy and Oncology*, **211**, Article ID: 111047. <https://doi.org/10.1016/j.radonc.2025.111047>
- [17] Wu, Q., Qiang, W., Pan, L., Cha, T., Li, Q., Gao, Y., *et al.* (2025) Performance of MRI-Based Radiomics for Prediction of Residual Disease Status in Patients with Nasopharyngeal Carcinoma after Radical Radiotherapy. *Scientific Reports*, **15**, Article No. 16758. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-00186-0>
- [18] Wang, X., Song, J., Qiu, Q., Su, Y., Wang, L. and Cao, X. (2025) A Stacked Multimodality Model Based on Functional MRI Features and Deep Learning Radiomics for Predicting the Early Response to Radiotherapy in Nasopharyngeal Carcinoma. *Academic Radiology*, **32**, 1631-1644. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2024.10.011>
- [19] Mai, H., Li, L., Xin, X., Jiang, Z., Tang, Y., Huang, J., *et al.* (2025) Prediction of Immunotherapy Response in Nasopharyngeal Carcinoma: A Comparative Study Using MRI-Based Radiomics Signature and Programmed Cell Death Ligand 1 Expression Score. *European Radiology*, **35**, 4403-4414. <https://doi.org/10.1007/s00330-025-11350-5>
- [20] Sun, J., Wu, X., Zhang, X., Huang, W., Zhong, X., Li, X., *et al.* (2025) Radiomic Model Associated with Tumor Microenvironment Predicts Immunotherapy Response and Prognosis in Patients with Locoregionally Advanced Nasopharyngeal Carcinoma. *Research*, **8**, Article ID: 0749. <https://doi.org/10.34133/research.0749>
- [21] Liu, Z., Zang, S., OuYang, P., Jing, B., Zheng, C., Zhao, Y., *et al.* (2025) Multimodal Prognostic Model for de Novo Metastatic Nasopharyngeal Carcinoma after First-Line Immunochemotherapy. *Radiotherapy and Oncology*, **210**, Article ID: 111010. <https://doi.org/10.1016/j.radonc.2025.111010>
- [22] Jin, X., Li, W., Guo, Y., Wu, G., Huang, W. and Chen, F. (2025) Predicting Progression-Free Survival Using Dynamic Contrast-Enhanced Imaging-Based Radiomics in Advanced Nasopharyngeal Carcinoma Patients Treated with Nimotuzumab. *European Radiology*, **35**, 5135-5145. <https://doi.org/10.1007/s00330-025-11433-3>
- [23] Ritlumlert, N., Wongwattananard, S., Prayongrat, A., Oonsiri, S., Kitpanit, S., Kannarunimit, D., *et al.* (2023) Improved Prediction of Radiation-Induced Hypothyroidism in Nasopharyngeal Carcinoma Using Pre-Treatment CT Radiomics. *Scientific Reports*, **13**, Article No. 17437. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-44439-2>
- [24] Wang, M., Xi, Y., Wang, L., Chen, H., Jiang, F. and Ding, Z. (2024) Predictive Value of Delta Radiomics in Xerostomia after Chemoradiotherapy in Patients with Stage III-IV Nasopharyngeal Carcinoma. *Radiation Oncology*, **19**, Article No. 26. <https://doi.org/10.1186/s13014-024-02417-6>
- [25] Zhong, X., Li, L., Jiang, H., Yin, J., Lu, B., Han, W., *et al.* (2020) Cervical Spine Osteoradionecrosis or Bone Metastasis after Radiotherapy for Nasopharyngeal Carcinoma? The MRI-Based Radiomics for Characterization. *BMC Medical Imaging*, **20**, Article No. 104. <https://doi.org/10.1186/s12880-020-00502-2>
- [26] Yang, S., Peng, Q., Wu, A., Zhang, B., Liu, Z., Chen, E., *et al.* (2023) Radiomics and Dosimetrics for Predicting Radiation-Induced Hypothyroidism and Guiding Intensity-Modulated Radiotherapy. *iScience*, **26**, Article ID: 108394. <https://doi.org/10.1016/j.isci.2023.108394>
- [27] Gao, X., Peng, Y., Lu, S., An, Y., Chen, M., Zhang, J., *et al.* (2025) Deep Learning-Based Multi-Omics Model to Predict Nasopharyngeal Necrosis of Re-Irradiation for Recurrent Nasopharyngeal Carcinoma. *Frontiers in Oncology*, **15**, Article 1607218. <https://doi.org/10.3389/fonc.2025.1607218>
- [28] Chen, L., Wang, Z., Meng, Y., Zhao, C., Wang, X., Zhang, Y., *et al.* (2024) A Clinical-Radiomics Nomogram Based on Multisequence MRI for Predicting the Outcome of Patients with Advanced Nasopharyngeal Carcinoma Receiving Chemoradiotherapy. *Frontiers in Oncology*, **14**, Article 1460426. <https://doi.org/10.3389/fonc.2024.1460426>
- [29] Kou, J., Peng, J., Lv, W., Wu, C., Chen, Z., Zhou, G., *et al.* (2025) A Serial MRI-Based Deep Learning Model to Predict Survival in Patients with Locoregionally Advanced Nasopharyngeal Carcinoma. *Radiology: Artificial Intelligence*, **7**, e230544. <https://doi.org/10.1148/ryai.230544>
- [30] Lin, D., Li, H., Liu, T., Lv, X., Xie, C., Ou, X., *et al.* (2024) Radiomic Signatures Associated with Tumor Immune

-
- Heterogeneity Predict Survival in Locally Recurrent Nasopharyngeal Carcinoma. *JNCI: Journal of the National Cancer Institute*, **116**, 1294-1302. <https://doi.org/10.1093/jnci/djae081>
- [31] Hu, C., Xu, C., Chen, J., Huang, Y., Meng, Q., Lin, Z., *et al.* (2025) Deep Learning MRI-Based Radiomic Models for Predicting Recurrence in Locally Advanced Nasopharyngeal Carcinoma after Neoadjuvant Chemoradiotherapy: A Multi-Center Study. *Clinical & Experimental Metastasis*, **42**, Article No. 30. <https://doi.org/10.1007/s10585-025-10349-y>
- [32] Zhu, C., Huang, H., Liu, X., Chen, H., Jiang, H., Liao, C., *et al.* (2021) A Clinical-Radiomics Nomogram Based on Computed Tomography for Predicting Risk of Local Recurrence after Radiotherapy in Nasopharyngeal Carcinoma. *Frontiers in Oncology*, **11**, Article 637687. <https://doi.org/10.3389/fonc.2021.637687>