

影像组学和深度学习在头颈部鳞状细胞癌诊疗中的应用进展

谢 凯*, 江 欢, 刘 锐, 周 媛, 彭 娟#

重庆医科大学附属第一医院放射科, 重庆

收稿日期: 2025年3月14日; 录用日期: 2025年4月7日; 发布日期: 2025年4月15日

摘 要

影像组学与深度学习技术在医学影像诊断中的应用, 为临床实践带来了新颖且先进的方法, 极大地促进了精准医疗的发展。本文综述了影像组学与深度学习在头颈鳞状细胞癌(head and neck squamous cell carcinoma, HNSCC)诊疗中的最新进展, 涵盖了术前精确诊断、颈部淋巴结转移预测、肿瘤基因表型分析及预后评估等多个关键领域。此外, 本文还探讨了影像组学与深度学习在临床应用中面临的主要挑战, 并对其未来的发展方向进行了展望。

关键词

影像组学, 深度学习, 喉癌, 术前诊断, 淋巴结转移, 预后预测

Advances in the Application of Radiomics and Deep Learning for the Diagnosis and Treatment of Head and Neck Squamous Cell Carcinoma

Kai Xie*, Huan Jiang, Rui Liu, Yuan Zhou, Juan Peng#

Department of Radiology, The First Affiliated Hospital of Chongqing Medical University, Chongqing

Received: Mar. 14th, 2025; accepted: Apr. 7th, 2025; published: Apr. 15th, 2025

*第一作者。

#通讯作者。

文章引用: 谢凯, 江欢, 刘锐, 周媛, 彭娟. 影像组学和深度学习在头颈部鳞状细胞癌诊疗中的应用进展[J]. 临床医学进展, 2025, 15(4): 1680-1687. DOI: 10.12677/acm.2025.1541108

Abstract

The application of radiomics and deep learning technologies in medical imaging diagnosis has introduced novel and advanced methods to clinical practice, significantly advancing the development of precision medicine. This article reviews the latest progress in the use of radiomics and deep learning in the diagnosis and treatment of head and neck squamous cell carcinoma (HNSCC), covering key areas such as precise preoperative diagnosis, prediction of cervical lymph node metastasis, tumor genotype analysis, and prognosis assessment. Additionally, the article discusses the main challenges faced by radiomics and deep learning in clinical applications and provides an outlook on their future development directions.

Keywords

Radiomics, Deep Learning, Laryngeal Cancer, Preoperative Diagnosis, Lymph Node Metastasis, Prognostic Prediction

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

头颈鳞状细胞癌(head and neck squamous cell carcinoma, HNSCC)起源于口腔、咽和喉部的鳞状上皮,是全球第六常见恶性肿瘤,具有高度的侵袭性和区域淋巴结转移风险。约 60%患者在确诊时已进展至局部晚期阶段[1][2]。尽管近年来在手术、放疗、化疗和免疫治疗中取得了显著进展,但晚期 HNSCC 患者的生存率依然不容乐观。对于局部晚期 HNSCC 患者,主要治疗策略包括广泛手术切除联合术后辅助放化疗或同步放化疗。然而,即便采取这些综合治疗措施,患者的五年总生存率仍维持在 40%至 53%之间[3]。此外,治疗过程中常导致患者出现言语障碍、吞咽困难及面部美观受损等不同程度的功能损伤。影像学检查在 HNSCC 的诊疗中发挥着重要作用,为临床提供了详尽的解剖学信息。然而,传统的人工视觉图像评估方法存在明显局限:一是无法捕捉肿瘤的微观特征,难以全面揭示其生物学特性;二是评估过程易受到主观因素影响[4],导致结果的不一致性和可靠性下降。因此,HNSCC 的临床诊治目前仍面临诸多挑战,包括诊断难度大、基因表型预测准确性不足、淋巴结转移及预后评估的局限性等。这些不足凸显了引入更先进、更客观的评估技术的迫切性。

随着科技的飞速发展,医学影像学处于人工智能(artificial intelligence, AI)技术革命的前沿。AI 分析正通过提供非侵入性的创新手段,捕捉肿瘤的表型特征及异质性信息,从而提高医学影像诊断的准确性,并推动个性化治疗策略的实施,进而改变 HNSCC 的诊疗模式,为解决上述临床难题展现出独特优势。其中,影像组学和深度学习是 AI 领域的两大热点分支。影像组学是指从医学图像中提取大量定量特征的一组技术,它能够从丰富的医学图像中获取高维图像特征,如强度分布、空间关系、纹理特征和形状描述等,进而挖掘肿瘤内部的异质性信息,为临床诊疗提供有力支持。影像组学的流程主要包括图像收集、图像分割、特征提取与降维,以及模型构建等环节[5],目前已在肿瘤分级、预后评估及淋巴结转移预测等多项研究中取得成功应用。深度学习是机器学习的一个子集,它基于受人脑启发的各种卷积神经网络结构,能够从大量的输入数据中自主学习有效特征,通过提供的数据来独自执行给定任务,具有从医学

图像中学习复杂模式并有效地应用于新数据的能力[6]。然而,传统影像组学方法受限于人工提取的图像特征,难以全面揭示医学图像中的复杂信息。尽管深度学习技术能够自动学习图像特征,但其决策过程往往缺乏透明度与可解释性[7]。近年来,基于深度学习的影像组学(deep learning-based radiomics, DLR)作为一种新兴研究方向,通过有效整合影像组学和深度学习的优势,为医学图像分析提供了更全面的解决方案,并逐步应用于 HNSCC 的研究中,有助于实现个性化精准医疗。本文就影像组学、深度学习和 DLR 在 HNSCC 诊疗中的应用进展进行了综述。

2. 影像组学及深度学习在 HNSCC 的应用进展

2.1. 在 HNSCC 术前精准诊断与分期中的应用

精准的术前评估对 HNSCC 患者制定个体化治疗方案至关重要。肿瘤良恶性的准确鉴别、组织学分级的精确判定以及临床分期的可靠评估是精准诊断的核心要素。影像组学和深度学习能够对医学影像特征进行系统性提取和定量分析,通过构建客观的预测模型,显著提升 HNSCC 术前诊断的准确性和可靠性。其中深度学习在肿瘤良恶性鉴别方面应用较为广泛,Zhao [8]等利用 456 例患者的白光喉镜数据,构建了基于深度卷积神经网络和迁移学习的诊断模型,该模型在鉴别声带良性病变、癌前病变和癌方面表现出色,受试者工作特征曲线下面积(area under the curve, AUC)达到 0.956,然而,由于角化症在白光喉镜图像中与癌变具有高度形态学相似性,导致该模型对角化症的分类准确率相对较低。相比之下,Xu [9]等采用了多模态融合策略,在基于 Siamese 深度卷积神经网络算法鉴别非癌组织和鼻咽癌的研究中,整合了白光内镜和窄带成像内镜图像,构建了双模态图像预测模型,使模型的 AUC 提升至 0.971,提高了良恶性病变的鉴别准确性。

在肿瘤组织学分级研究领域,基于不同影像模态和建模方法的探索取得了可观进展,Yu [10]等收集了 127 例舌鳞状细胞癌患者的 MRI 图像,基于脂肪抑制 T2 加权图像建立了影像组学模型,以区分高、中和低分化的舌鳞状细胞癌,该模型的 AUC 达到了 0.90,然而,该研究的样本量相对有限,且数据来自单一中心,这在一定程度上限制了模型的泛化能力。Zheng [11]等开展了更具代表性的多中心研究,该研究基于 204 例 HNSCC 患者增强 CT 影像,构建了整合深度学习和影像组学的列线图(deep learning radiomics nomogram, DLRN),用于预测 HNSCC 的组织分化程度(高/中分化 vs 低分化),该模型在训练集和外部测试集中均表现出良好的预测效能,AUC 分别达到 0.878 和 0.822,不仅验证了模型的可靠性,也证实了 DLR 方法在肿瘤分化程度预测中的临床应用价值。

目前,影像组学方法在 HNSCC 分期研究中应用较多,而深度学习技术的探索相对较少。Liu [12]等基于 118 例喉及下咽鳞状细胞癌(laryngeal and hypopharyngeal squamous cell carcinoma, LHSCC)患者的增强动脉期 CT 图像建立了影像组学列线图,用于区分 T2/T3 期 LHSCC,模型 AUC 值达到了 0.817,该研究首次探索了影像组学在 LHSCC 患者 T2/T3 分期中的诊断价值,但是仍然存在数据量小、建模方法单一的局限性。相比之下,Chen [4]等基于 319 例喉癌患者增强静脉期 CT 图像开发了 DLR 组合模型以区分 I-II 和 III-IV 期喉癌患者,AUC 值达到了 0.849,超过单纯的影像组学及深度学习模型,此外,该研究还对比了模型与放射科医师的诊断效能,进一步验证了 DLR 模型在临床实践中的应用潜力。在基于 MRI 研究中,Li [13]等收集了 329 例鼻咽癌患者的多序列 MR 图像,构建了七个影像组学模型,用于区分早期(I-II)和晚期(III-IVA)鼻咽癌,结果显示,与视觉评估相比,所有影像组学模型均表现出更好的分类性能。其中,模型 A(CE-T1WI + T1WI + T2WI)表现最佳,AUC 达到了 0.847。该研究证实了多序列 MR 影像组学在鼻咽癌分期中的临床应用价值。值得注意的是,功能 MRI 序列的引入可能为肿瘤分期研究提供了新的视角。例如,扩散加权成像(diffusion weighted imaging, DWI)及其衍生的表观扩散系数(apparent

diffusion coefficient, ADC)能够克服传统 MRI 的局限性,通过量化水分子扩散运动提供细胞水平的功能信息[14]。这可能为 HNSCC 的精准诊疗提供新的突破口。然而,目前基于 DWI 和 ADC 的 HNSCC 术前诊断研究仍较为有限,这将是未来研究的重要方向之一。

随着科技的不断发展,通过整合多中心、多影像模态和建模方法构建的诊断模型,将有效提高 HNSCC 诊断的精确度与稳定性,为临床制定个性化治疗方案提供有力支持。

2.2. 在预测 HNSCC 颈部淋巴结转移中的应用

HNSCC 常伴随颈部淋巴结转移,其中部分病例可能存在隐匿性淋巴结转移(occult lymph node metastasis, OLNLM) [15]。术前精准评估淋巴结转移情况是决定患者临床分期和治疗预后的关键因素之一[16]。然而,传统的影像学评估方法高度依赖医生的临床经验,在识别淋巴结转移,尤其是 OLNLM 方面存在明显局限性。

近年来,影像组学与深度学习技术为解决这一难题提供了新的研究方向和技术支持。Zhao [17]等基于 464 名喉癌患者的 CT 增强图像建立了整合影像组学特征和临床独立预测因素的列线图,用于术前预测喉癌的颈部淋巴结转移,结果显示列线图的诊断效能优于临床模型和人工判读结果,AUC 达到了 0.89,这一研究为喉癌患者的临床决策提供了有价值的辅助工具,但该模型局限于淋巴结转移的二分类判断,未能进一步细化评估不同颈部分区的转移情况。相比之下,Tomita [18]等在基于 CT 图像的影像组学预测口腔鳞状细胞癌患者颈部淋巴结转移的研究中,使用了纹理分析方法以识别不同分区(I-V区)的淋巴结转移,该模型在验证集中的 AUC 优于放射科医生诊断结果,为颈部淋巴结转移的精准评估提供了重要的补充价值。准确识别 OLNLM 不仅有助于优化手术方案,还能避免过度治疗或治疗不足,从而提高患者的生存质量和预后。Lan [15]等收集了 319 例被诊断为早期口腔和口咽鳞状细胞癌患者的 MRI 图像,构建了基于深度学习和影像组学的早期口腔和口咽鳞状细胞癌 OLNLM 的术前诊断方法,在其建立的 17 个预测模型中,基于影像组学和深度学习融合的 RESNET50 模型实现了最佳预测性能,在外部验证集 1 和 2 中的 AUC 值分别达到了 0.796 和 0.834,这一成果可能为临床制定患者的淋巴结清扫方案提供重要的参考依据,同时,该研究强调了后续研究中实现病灶自动分割和开展前瞻性实验的必要性,这将有助于提高模型的临床应用价值。Wang [19]等基于 553 名喉鳞状细胞癌患者的 CT 图像开发了三维深度学习、二维深度学习、影像组学及融合深度学习和影像组学的联合模型,以预测喉鳞状细胞癌的 OLNLM。其中联合模型利用了基于特征和基于决策的两种策略来开发,结果显示,与二维深度学习和影像组学模型相比,三维深度学习模型具有较高的预测能力,在所有的模型中,基于决策的联合模型实现了最高的 AUC (0.89~0.90),然而,该研究纳入 T3-T4 期患者的比例较高,可能会影响该模型在 T1-2 阶段的预测性能,同时,模型无法准确定位 OLNLM 的具体区域,这在一定程度上限制了其临床应用的精准性。

与传统研究主要关注肿瘤原发病灶影像特征不同,部分研究者从颈部淋巴结图像本身提取特征来构建预测模型。Wang [20]等收集了 120 例 HNSCC 患者颈部淋巴结 MRI 图像,通过提取淋巴结的影像组学特征,并结合 ADC 值和淋巴结短径测量值,构建了基于 MRI 的多参数预测模型。该模型在预测颈部淋巴结状态方面表现出优异的性能,AUC 值达到 0.83。该研究直接关注淋巴结本身的影像特征,为颈部淋巴结转移的预测提供了新的视角。总之,影像组学及深度学习技术在 HNSCC 颈部淋巴结转移的预测中展现出较好的应用潜力,有助于优化手术范围、精准放疗靶区规划,从而改善患者的预后效果。未来研究可进一步探索多模态影像融合、自动分割技术以及前瞻性临床验证,以推动这些技术向临床实践的转化。

2.3. 在预测 HNSCC 基因表型中的应用

肿瘤的进展、侵袭及转移特性主要受癌细胞内失调的生物化学反应调控[2],这些改变通常会对肿瘤

的基因表型及分子标记物产生影响[21]。由于肿瘤在生物学行为上的异质性,即使是 TNM 分期相同的患者,其治疗反应和生存结局也可能存在显著差异[22]。因此,深入探究肿瘤的基因表达特征对于制定精准的个体化治疗策略以及提升临床疗效具有重要的指导意义。

近年来,影像组学与深度学习技术已应用于 HNSCC 相关基因突变的研究(如 TP53、Ki-67 及 EGFR 等),为临床诊断提供了重要的分子水平信息。这些基因参与肿瘤发生和发育的调控[23],是预测 HNSCC 侵袭性和对放化疗敏感性的重要因素[24] [25]。Tian [26]等基于 CT 图像建立了 5 种影像组学模型以预测喉鳞状细胞癌患者的 TP53 状态,其中基于支持向量机的影像组学模型取得最佳预测性能,在训练集和测试集中的 AUC 分别为 0.831 和 0.797,然而,该研究存在样本量较小、未整合临床病理信息等局限性,这在一定程度上影响了模型临床应用价值。Zheng 等[27]基于 217 例增强 CT 图像对 HNSCC 的 Ki-67 表达水平进行研究,该研究使用临床数据和 CT 报告结果建立临床模型,同时联合影像组学特征和临床独立预测因素(肿瘤组织学分级和淋巴结转移)构建列线图,在测试集中,列线图对肿瘤 Ki-67 表达水平($\geq 50\%$ vs $< 50\%$)的预测性能优于临床模型, AUC 值为 0.832。在该团队后续的一项研究中[28],纳入了更多的 300 例患者,并且加入深度学习方法,开发了基于影像组学和深度学习的列线图,用于预测 HNSCC 患者的 EGFR 突变状态(阴性与阳性)。该模型在训练集和测试集中都有很好的预测性能, AUC 值分别为 0.901 和 0.875,这显示了 DLR 在 HNSCC 基因表型预测方面的优势。

上述研究表明,影像组学及深度学习技术在预测肿瘤基因表型及分子标志物方面具有重要应用潜力,能够为临床提供更为全面且具有重要价值的分子生物学信息,从而为患者的精准诊疗开辟新的途径。未来研究可进一步扩大样本量、优化多模态融合策略,以进一步提升模型的临床适用性和准确性。

2.4. 在 HNSCC 预后评估中的应用

尽管早期诊断和治疗手段已有所改进,但晚期 HNSCC 的死亡率仍然较高。研究显示,约 50% 的晚期 HNSCC 患者会出现疾病复发,且五年生存率并不理想[2] [29]。这凸显了在诊断阶段识别出预后不良患者的重要性,以便为他们制定更加积极有效的治疗方案,从而延长生存期并更好地控制病情[14]。因此,选择可靠的非侵入性生物标志物来评估肿瘤异质性,对于判断 HNSCC 的预后至关重要。

在这一领域,影像组学和深度学习技术同样展现出了良好的应用潜力。Chen [30]等基于 136 例喉癌患者的增强 CT 图像结合影像组学特征和独立临床预测因素(肿瘤位置、分期及喉切除术)开发了影像组学列线图模型,用于预测肿瘤患者的总生存期(overall survival, OS), C-index 为 0.913,校准曲线显示预测结果与实际生存之间存在良好一致性,但是该研究的样本量较小,且仅关注了 OS 这一单一预后指标。相比之下,Diamant [31]等基于 300 例患者的 CT 图像构建深度学习模型,用于预测 HNSCC 患者的治疗结局。该模型更全面的对肿瘤局部复发、远处转移及总生存期这些重要的预后信息进行预测评估, AUC 值分别为 0.88、0.65 和 0.70,展现了深度学习技术在肿瘤预后评估中的潜力。Zhang [32]等通过整合定量影像特征与临床因素,构建了一个用于预测晚期鼻咽癌患者生存结局的综合评分系统。该研究基于 1319 例 III-IVA 期鼻咽癌患者的多序列 MRI 图像,分别开发了临床评分、影像组学评分、深度学习评分以及综合评分系统,并以无进展生存率(progression-free survival, PFS)、OS 和无远处转移生存期(distant metastasis-free survival, DMFS)作为研究终点。在多个队列的综合结果显示,临床-深度学习评分性能优于临床-影像组学评分或与其相当,且不低于临床-影像组学-深度学习评分,这一研究不仅样本量大,还开发了多种组合预测模型,能够将患者划分为具有不同生存结局的高风险组和低风险组,为临床医生制定更精准的治疗决策提供了重要参考。然而,该研究未纳入如血浆 EBV 病毒 DNA 等有价值的实验室参数,这可能是未来研究需要改进的方向。Lin [33]等使用基于 VB-NET 的深度学习分割模型从多序列 MRI 上自动勾画感兴趣区域(region of interest, ROI),再从 ROI 中提取影像组学特征,结合具有独立预测价值的临床因

素开发了列线图，用于预测晚期鼻窦鳞状细胞癌患者的早期复发风险，研究结果表明，基于多序列的联合模型(包括 T2WI、CE-T1WI 和 ADC 序列)实现了最优的预测性能，其在验证集中的 AUC 值和准确率分别达到 0.854 和 74.3%。这一研究成果展示了深度学习在图像自动分割中的应用价值。

上述研究表明了影像组学及深度学习技术具有无创评估 HNSCC 患者的预后情况的优势，从而可以为具有不同预后特征的患者提供个性化的生存预测，进而优化治疗方案并改善患者的治疗效果与长期生存结局。

3. 影像组学和深度学习在 HNSCC 诊疗中的挑战及展望

影像组学和深度学习技术已经贯穿应用于 HNSCC 整个诊疗过程，为临床决策提供了有力支持，然而，其在实际应用中仍面临诸多挑战。如：1) 医学图像的标准化和规范化问题亟待解决。不同医疗机构、影像设备及扫描参数的差异导致图像质量和格式存在差异，这限制了研究结果的可重复性和模型的泛化能力。此外，手动分割医学图像中的感兴趣区域既耗时又易引入主观误差，影响图像处理的整体质量。2) 特征选择与模型验证的流程仍需优化。影像组学能够提取大量高通量特征，而深度学习则能够挖掘更深层次的图像特征。然而，许多提取的特征与病灶的生物学特性缺乏直接关联，例如，CT 图像的灰度共生矩阵特征与 TP53 突变状态的生物学机制尚未明确，这可能导致模型的预测性能受限。通过优化特征提取和筛选流程，可以筛选出更具生物学意义和临床价值的特征，从而提高模型的预测准确性和可靠性。此外，采用大样本的验证试验(如跨中心数据集 $n > 1000$)，能够提升模型的泛化能力，确保其在面对未知数据时仍具有较稳定的预测性能。3) 前瞻性验证的缺乏。目前，大多数影像组学与深度学习研究仍局限于单中心、回顾性分析，大部分研究样本量 < 500 且未进行外部验证，样本的代表性和多样性不足，导致模型的普适性较差。针对这一问题，未来的研究应更加注重前瞻性、多中心临床试验的设计与实施，如采用阶梯式验证框架：单中心训练→多中心验证→前瞻性干预试验，以验证模型在不同人群和临床环境中的适用性。

尽管面临上述挑战，但随着技术的不断革新，影像组学与深度学习在 HNSCC 诊疗中的应用前景依然广阔。未来的研究不应局限于单一技术或模型，而应致力于以下方向：1) 构建多模态融合模型。构建影像-基因组学-代谢组学联合模型，例如将 CT 影像组学特征与血浆 EBV DNA、PD-L1 表达水平融合，挖掘多维度数据间的关联。2) 可解释性增强技术。可视化深度学习模型、DLR 模型关注的肿瘤区域，例如定位与淋巴结转移相关的原发灶边缘强化区域，提升临床医生对模型的信任度。3) 临床决策支持系统的应用。开发 AI 辅助工具嵌入 PACS (医学影像存档与通信系统)和电子病历，实现术中实时风险评估。这种多模态融合的方法将进一步提升模型的预测能力，推动人工智能与临床医学的深度融合，最终实现疾病诊疗的智能化和精准化发展。

基金项目

重庆市自然科学基金资助项目(cstc2021jcyjmsxmX0020); 重庆市渝中区科委资助项目(20190111)。

参考文献

- [1] Johnson, D.E., Burtneess, B., Leemans, C.R., Lui, V.W.Y., Bauman, J.E. and Grandis, J.R. (2020) Head and Neck Squamous Cell Carcinoma. *Nature Reviews Disease Primers*, 6, Article No. 92. <https://doi.org/10.1038/s41572-020-00224-3>
- [2] Miniuk, M., Reszeć-Giełazyn, J., Bortnik, P., Borsukiewicz, A. and Mroczek, A. (2024) Novel Predictive Biomarkers in the Head and Neck Squamous Cell Carcinoma (HNSCC). *Journal of Clinical Medicine*, 13, Article 5876. <https://doi.org/10.3390/jcm13195876>
- [3] Lin, P., Xie, W., Li, Y., Zhang, C., Wu, H., Wan, H., et al. (2024) Intratumoral and Peritumoral Radiomics of MRIs Predicts Pathologic Complete Response to Neoadjuvant Chemotherapy in Patients with Head and Neck Squamous

- Cell Carcinoma. *Journal for ImmunoTherapy of Cancer*, **12**, e009616. <https://doi.org/10.1136/jitc-2024-009616>
- [4] Chen, X., Yu, Q., Peng, J., He, Z., Li, Q., Ning, Y., *et al.* (2023) A Combined Model Integrating Radiomics and Deep Learning Based on Contrast-Enhanced CT for Preoperative Staging of Laryngeal Carcinoma. *Academic Radiology*, **30**, 3022-3031. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2023.06.029>
- [5] Lambin, P., Leijenaar, R.T.H., Deist, T.M., Peerlings, J., de Jong, E.E.C., van Timmeren, J., *et al.* (2017) Radiomics: The Bridge between Medical Imaging and Personalized Medicine. *Nature Reviews Clinical Oncology*, **14**, 749-762. <https://doi.org/10.1038/nrclinonc.2017.141>
- [6] Avanzo, M., Wei, L., Stancanella, J., Vallières, M., Rao, A., Morin, O., *et al.* (2020) Machine and Deep Learning Methods for Radiomics. *Medical Physics*, **47**, e185-e202. <https://doi.org/10.1002/mp.13678>
- [7] Hagiwara, A., Fujita, S., Kurokawa, R., *et al.* (2023) From Simultaneous Rapid Acquisition Methods and Analysis Techniques Using Scoring, Machine Learning, Radiomics, and Deep Learning to the Generation of Novel Metrics. *Investigative Radiology*, **58**, 548-560. <https://doi.org/10.1097/rli.0000000000000962>
- [8] Zhao, Q., He, Y., Wu, Y., Huang, D., Wang, Y., Sun, C., *et al.* (2021) Vocal Cord Lesions Classification Based on Deep Convolutional Neural Network and Transfer Learning. *Medical Physics*, **49**, 432-442. <https://doi.org/10.1002/mp.15371>
- [9] Xu, J., Wang, J., Bian, X., Zhu, J., Tie, C., Liu, X., *et al.* (2021) Deep Learning for Nasopharyngeal Carcinoma Identification Using Both White Light and Narrow-Band Imaging Endoscopy. *The Laryngoscope*, **132**, 999-1007. <https://doi.org/10.1002/lary.29894>
- [10] Yu, B., Huang, C., Xu, J., Liu, S., Guan, Y., Li, T., *et al.* (2021) Prediction of the Degree of Pathological Differentiation in Tongue Squamous Cell Carcinoma Based on Radiomics Analysis of Magnetic Resonance Images. *BMC Oral Health*, **21**, Article No. 585. <https://doi.org/10.1186/s12903-021-01947-9>
- [11] Zheng, Y., Che, J., Yuan, M., Wu, Z., Pang, J., Zhou, R., *et al.* (2023) A CT-Based Deep Learning Radiomics Nomogram to Predict Histological Grades of Head and Neck Squamous Cell Carcinoma. *Academic Radiology*, **30**, 1591-1599. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2022.11.007>
- [12] Liu, Q., Liu, S., Mao, Y., Kang, X., Yu, M. and Chen, G. (2024) Machine Learning Model to Preoperatively Predict T2/T3 Staging of Laryngeal and Hypopharyngeal Cancer Based on the CT Radiomic Signature. *European Radiology*, **34**, 5349-5359. <https://doi.org/10.1007/s00330-023-10557-8>
- [13] 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>
- [14] Tomita, H., Kobayashi, T., Takaya, E., Mishihiro, S., Hirahara, D., Fujikawa, A., *et al.* (2022) Deep Learning Approach of Diffusion-Weighted Imaging as an Outcome Predictor in Laryngeal and Hypopharyngeal Cancer Patients with Radiotherapy-Related Curative Treatment: A Preliminary Study. *European Radiology*, **32**, 5353-5361. <https://doi.org/10.1007/s00330-022-08630-9>
- [15] Lan, T., Kuang, S., Liang, P., Ning, C., Li, Q., Wang, L., *et al.* (2024) MRI-Based Deep Learning and Radiomics for Prediction of Occult Cervical Lymph Node Metastasis and Prognosis in Early-Stage Oral and Oropharyngeal Squamous Cell Carcinoma: A Diagnostic Study. *International Journal of Surgery*, **110**, 4648-4659. <https://doi.org/10.1097/js9.0000000000001578>
- [16] Chen, Z., Yu, Y., Liu, S., Du, W., Hu, L., Wang, C., *et al.* (2024) A Deep Learning and Radiomics Fusion Model Based on Contrast-Enhanced Computer Tomography Improves Preoperative Identification of Cervical Lymph Node Metastasis of Oral Squamous Cell Carcinoma. *Clinical Oral Investigations*, **28**, Article No. 39. <https://doi.org/10.1007/s00784-023-05423-2>
- [17] Zhao, X., Li, W., Zhang, J., Tian, S., Zhou, Y., Xu, X., *et al.* (2023) Radiomics Analysis of CT Imaging Improves Preoperative Prediction of Cervical Lymph Node Metastasis in Laryngeal Squamous Cell Carcinoma. *European Radiology*, **33**, 1121-1131. <https://doi.org/10.1007/s00330-022-09051-4>
- [18] Tomita, H., Yamashiro, T., Heianna, J., Nakasone, T., Kimura, Y., Mimura, H., *et al.* (2021) Nodal-Based Radiomics Analysis for Identifying Cervical Lymph Node Metastasis at Levels I and II in Patients with Oral Squamous Cell Carcinoma Using Contrast-Enhanced Computed Tomography. *European Radiology*, **31**, 7440-7449. <https://doi.org/10.1007/s00330-021-07758-4>
- [19] Wang, W., Liang, H., Zhang, Z., Xu, C., Wei, D., Li, W., *et al.* (2024) Comparing Three-Dimensional and Two-Dimensional Deep-Learning, Radiomics, and Fusion Models for Predicting Occult Lymph Node Metastasis in Laryngeal Squamous Cell Carcinoma Based on CT Imaging: A Multicentre, Retrospective, Diagnostic Study. *eClinicalMedicine*, **67**, Article 102385. <https://doi.org/10.1016/j.eclinm.2023.102385>
- [20] Wang, Y., Yu, T., Yang, Z., Zhou, Y., Kang, Z., Wang, Y., *et al.* (2022) Radiomics Based on Magnetic Resonance Imaging for Preoperative Prediction of Lymph Node Metastasis in Head and Neck Cancer: Machine Learning Study. *Head & Neck*, **44**, 2786-2795. <https://doi.org/10.1002/hed.27189>

-
- [21] Aerts, H.J.W.L., Velazquez, E.R., Leijenaar, R.T.H., Parmar, C., Grossmann, P., Carvalho, S., *et al.* (2014) Correction: Corrigendum: Decoding Tumour Phenotype by Noninvasive Imaging Using a Quantitative Radiomics Approach. *Nature Communications*, **5**, Article No. 4644. <https://doi.org/10.1038/ncomms5644>
- [22] Cui, J., Wang, L., Tan, G., Chen, W., He, G., Huang, H., *et al.* (2020) Development and Validation of Nomograms to Accurately Predict Risk of Recurrence for Patients with Laryngeal Squamous Cell Carcinoma: Cohort Study. *International Journal of Surgery*, **76**, 163-170. <https://doi.org/10.1016/j.ijssu.2020.03.010>
- [23] Zhou, G., Liu, Z. and Myers, J.N. (2016) TP53 Mutations in Head and Neck Squamous Cell Carcinoma and Their Impact on Disease Progression and Treatment Response. *Journal of Cellular Biochemistry*, **117**, 2682-2692. <https://doi.org/10.1002/jcb.25592>
- [24] Fischer, C.A., Jung, M., Zlobec, I., Green, E., Storck, C., Tornillo, L., *et al.* (2011) Co-Overexpression of P21 and Ki-67 in Head and Neck Squamous Cell Carcinoma Relative to a Significantly Poor Prognosis. *Head & Neck*, **33**, 267-273. <https://doi.org/10.1002/hed.21440>
- [25] Dumitru, C.S., Ceausu, A.R., Comsa, S. and Raica, M. (2022) Loss of E-Cadherin Expression Correlates with Ki-67 in Head and Neck Squamous Cell Carcinoma. *In Vivo*, **36**, 1150-1154. <https://doi.org/10.21873/invivo.12814>
- [26] Tian, R., Li, Y., Jia, C., Mou, Y., Zhang, H., Wu, X., *et al.* (2022) Radiomics Model for Predicting TP53 Status Using CT and Machine Learning Approach in Laryngeal Squamous Cell Carcinoma. *Frontiers in Oncology*, **12**, Article 823428. <https://doi.org/10.3389/fonc.2022.823428>
- [27] Zheng, Y., Chen, J., Zhang, M., Wu, Z., Tang, G., Zhang, Y., *et al.* (2023) CT Radiomics Nomogram for Prediction of the Ki-67 Index in Head and Neck Squamous Cell Carcinoma. *European Radiology*, **33**, 2160-2170. <https://doi.org/10.1007/s00330-022-09168-6>
- [28] Zheng, Y., Pang, J., Liu, Z., Yuan, M., Li, J., Wu, Z., *et al.* (2024) A CT-Based Deep Learning Radiomics Nomogram for the Prediction of EGFR Mutation Status in Head and Neck Squamous Cell Carcinoma. *Academic Radiology*, **31**, 628-638. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2023.06.026>
- [29] Park, C.J., Choi, S.H., Kim, D., Kim, S.B., Han, K., Ahn, S.S., *et al.* (2024) MRI Radiomics May Predict Early Tumor Recurrence in Patients with Sinonasal Squamous Cell Carcinoma. *European Radiology*, **34**, 3151-3159. <https://doi.org/10.1007/s00330-023-10389-6>
- [30] Chen, L., Wang, H., Zeng, H., Zhang, Y. and Ma, X. (2020) Evaluation of CT-Based Radiomics Signature and Nomogram as Prognostic Markers in Patients with Laryngeal Squamous Cell Carcinoma. *Cancer Imaging*, **20**, Article No. 28. <https://doi.org/10.1186/s40644-020-00310-5>
- [31] Diamant, A., Chatterjee, A., Vallières, M., Shenouda, G. and Seuntjens, J. (2019) Deep Learning in Head & Neck Cancer Outcome Prediction. *Scientific Reports*, **9**, Article No. 2764. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-39206-1>
- [32] Zhang, B., Luo, C., Zhang, X., Hou, J., Liu, S., Gao, M., *et al.* (2023) Integrative Scoring System for Survival Prediction in Patients with Locally Advanced Nasopharyngeal Carcinoma: A Retrospective Multicenter Study. *JCO Clinical Cancer Informatics*, **7**, e2200015. <https://doi.org/10.1200/cci.22.00015>
- [33] Lin, M., Lin, N., Yu, S., Sha, Y., Zeng, Y., Liu, A., *et al.* (2023) Automated Prediction of Early Recurrence in Advanced Sinonasal Squamous Cell Carcinoma with Deep Learning and Multi-Parametric MRI-Based Radiomics Nomogram. *Academic Radiology*, **30**, 2201-2211. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2022.11.013>