

诊断甲状腺疾病的影像组学进展

杨雅茹*, 郭 丹[#]

重庆医科大学附属第二医院乳腺甲状腺外科, 重庆

收稿日期: 2025年2月13日; 录用日期: 2025年3月7日; 发布日期: 2025年3月14日

摘 要

本文深度剖析甲状腺疾病诊断中影像组学的前沿进展。影像组学借助超声、CT、MRI等影像设备, 经严格的图像采集与预处理, 提取形态学、纹理、直方图等多样特征, 通过特征选择与降维后构建诊断模型。在应用上, 其在甲状腺结节良恶性鉴别及甲状腺炎诊断等方面成绩斐然。它具有客观量化、挖掘潜在信息、提升诊断准确性和多模态融合等优势。但也面临数据标准化、特征选择、临床转化及评价指标不统一等挑战。未来, 多中心研究、多模态与人工智能融合、临床应用拓展及统一评价体系的建立, 将助力影像组学为甲状腺疾病的精准诊断提供有力支撑。

关键词

影像组学, 甲状腺, 超声影像组学, CT影像组学, MRI影像组学

Radiomics Advances in the Diagnosis of Thyroid Disease

Yaru Yang*, Dan Guo[#]

Department of Breast and Thyroid Surgery, The Second Affiliated Hospital of Chongqing Medical University, Chongqing

Received: Feb. 13th, 2025; accepted: Mar. 7th, 2025; published: Mar. 14th, 2025

Abstract

This paper provides an in-depth analysis of the cutting-edge advances in radiomics for thyroid disease diagnosis. With the help of ultrasound, CT, MRI and other imaging equipment, radiomics extracts various features such as morphology, texture, histogram and so on through strict image acquisition and

*第一作者。

[#]通讯作者。

文章引用: 杨雅茹, 郭丹. 诊断甲状腺疾病的影像组学进展[J]. 临床医学进展, 2025, 15(3): 1313-1322.
DOI: 10.12677/acm.2025.153744

pre-processing, and constructs diagnostic models through feature selection and dimensionality reduction. In terms of application, it has achieved remarkable results in the differentiation of benign and malignant thyroid nodules and the diagnosis of thyroiditis. It has the advantages of objective quantification, mining potential information, improving diagnostic accuracy and multimodal fusion. However, it also faces challenges such as data standardization, feature selection, clinical translation and non-uniform evaluation indexes. In the future, multicenter research, multimodal fusion with artificial intelligence, clinical application expansion and the establishment of a unified evaluation system will help radiomics provide strong support for the accurate diagnosis of thyroid diseases.

Keywords

Radiomics, Thyroid, Ultrasound Radiomics, CT Radiomics, MRI Radiomics

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

甲状腺作为人体最大的内分泌腺,其分泌的甲状腺激素对维持机体正常的生理功能起着关键作用。然而,甲状腺疾病的发病率近年来呈显著上升趋势,涵盖甲状腺炎(亚急性甲状腺炎、桥本氏甲状腺炎)、甲状腺结节、甲状腺恶性肿瘤(乳头状癌、髓样癌、滤泡状癌、未分化癌)等多种类型,成为威胁人类健康的常见疾病之一。甲状腺疾病不仅会影响甲状腺自身功能,引发甲状腺功能亢进或减退,还可能导致心血管系统、神经系统等多系统功能紊乱,严重影响患者的生活质量和身体健康[1]-[7]。

在甲状腺疾病的诊断过程中,传统的诊断方法主要依赖于临床症状、体征以及实验室检查,如甲状腺功能测定、甲状腺自身抗体检测等。但这些方法存在一定的局限性,临床症状和体征往往缺乏特异性,容易与其他疾病混淆[8]-[11];实验室检查虽然能反映甲状腺的功能状态,但对于疾病的定位、定性诊断存在不足。

影像学检查在甲状腺疾病的诊断中具有不可替代的重要地位,能够直观地显示甲状腺的形态、结构、病变部位及范围等信息。随着医学影像技术的飞速发展,从传统的超声、CT、MRI 到新兴的影像组学、弹性成像、核医学成像等,为甲状腺疾病的精准诊断提供了更多的可能性[2] [11]-[16]。影像组学通过高通量特征提取与人工智能建模,将影像信息转化为可量化的生物学标记,实现从“经验驱动”到“数据驱动”的跨越。因此,深入了解甲状腺疾病诊断的影像学进展,对于提高甲状腺疾病的诊断水平和治疗效果具有重要的临床意义。

2. 影像组学的技术原理

2.1. 图像采集与预处理

利用超声、CT、MRI 等不同影像设备获取甲状腺疾病图像。在图像采集过程中,需严格控制扫描参数,以确保图像质量的稳定性和一致性。获取图像后,进行预处理操作,如超声图像的降噪、增强,CT 图像的去金属伪影、归一化, MRI 图像的匀场校正等,旨在消除图像中的干扰因素,使不同来源、不同模态的图像能够处于同一标准,便于后续特征提取。

2.2. 特征提取与分类

从预处理后的图像中提取丰富多样的特征。包括形态学特征, 如甲状腺病变的大小、形状、体积、表面积等, 直观反映病变的外部形态; 纹理特征, 通过灰度共生矩阵、局部二值模式等算法, 挖掘图像中灰度分布的空间关系和复杂程度, 体现病变内部组织结构特点; 直方图特征, 对图像灰度值的统计分布进行量化, 如均值、方差、峰度等, 提供关于图像灰度特征的信息; 此外, 还有基于小波变换、分形分析等方法提取的特征, 从不同角度描述病变的特性。

2.3. 特征选择与降维

由于提取的特征数量众多, 且部分特征可能存在冗余或不相关, 需要进行特征选择与降维。常用方法有过滤法, 依据特征的统计特性, 如相关性、方差等, 筛选出最具鉴别力的特征; 包装法, 以分类模型的性能为评价指标, 通过迭代选择最优特征子集; 嵌入法, 在模型训练过程中自动选择重要特征, 如基于决策树的特征选择方法。通过这些方法, 去除无关或冗余特征, 提高模型的效率和准确性。

2.4. 模型构建与验证

选择合适的机器学习算法, 如支持向量机、随机森林、人工神经网络等, 构建甲状腺疾病诊断模型。使用训练数据集对模型进行训练, 调整模型参数以优化性能。采用交叉验证、独立测试集验证等方法对模型进行验证, 评估模型的准确性、灵敏度、特异度、受试者工作特征曲线下面积(AUC)等指标, 确保模型的可靠性和泛化能力。

2.5. 技术流程中的潜在瓶颈

尽管影像组学的技术流程(采集、特征提取、建模)已形成基本框架, 但每个环节均存在显著挑战。例如, 图像采集阶段因设备参数差异导致的数据异质性可能引入系统性偏差; 特征提取过程中, 过度依赖人工设计的特征可能遗漏生物学意义更重要的隐藏模式; 而机器学习模型的黑箱特性则降低了结果的可解释性, 阻碍临床信任。这些问题的叠加使得影像组学从实验室到床旁的转化路径充满不确定性, 亟需跨学科合作以突破瓶颈。

3. 影像组学在甲状腺疾病诊断中的应用现状

3.1. 超声影像组学: 实时性与经济性的双重优势

3.1.1. 超声影像组学在甲状腺良恶性结节鉴别中的价值

ACR TI-RADS (Thyroid Imaging, Reporting and Data System)是由美国放射学会(ACR)于 2017 年制定的一套标准化甲状腺结节超声评估和报告系统, 旨在规范甲状腺结节的影像学描述、风险分层和管理建议[17]。而超声影像组学则通过更精细的图像分析和特征提取, 为临床决策提供了更为详细和准确的信息。

超声影像组学最早也是最常见用于甲状腺结节的良恶性鉴别。Liang 等人基于机器学习(ML)的原理, 利用 232 名患者的超声图像进行影像组学评分, 并将其与 ACRTI-RADS 评分标准进行对比。超声影像组学评分展现出出色的判别与预测价值。该文章训练队列的 AUC 为 0.921, 验证队列的 AUC 为 0.931, 显著优于两个队列中初级放射科医生的 ACR 评分[18]。同样基于机器学习, Luo 等人纳入 394 例甲状腺结节患者(394 个结节), 最终选择了 4 个特征来建立 Rad 分数, 该分数在良恶性结节间存在显著差异。在训练组和验证组中, 单独使用 Rad-SCORE 鉴别良恶性结节的 AUC 分别为 0.750 和 0.750。而将 Rad-SCORE 和 ACRTI-RADS 相结合的方法 AUC 可达到 0.913 [19]。在更偏向大量数据的深度学习(DL)方面, 一项包括 1396 例确诊患者的 2082 张甲状腺超声图像的研究中性能最佳的 DL 算法在 TR4、TR5 和 TR4 & 5 中

的 AUC 分别为 0.904、0.845、0.829 [20]。

除了单独应用超声影像组学来鉴别甲状腺结节良恶性, 一些研究将临床特征与超声影像组学结合起来同样有良好的验证效能。欧洲学者对 154 例接受初始 US 引导 FNA 诊断的 155 例不确定甲状腺结节进行分析, 从单个 US 图像生成的 730 个候选纹理特征中, 选择了 15 个特征。在多变量 logistic 回归分析中, 较高的影像组学评分与恶性肿瘤相关($OR = 10.923$; $p < 0.001$)。由临床变量和影像组学评分组成的恶性肿瘤预测模型的 AUC 显著高于单独由临床变量组成的模型(0.839 vs 0.583) [21]。

除了能鉴别甲状腺良恶性结节, 超声影像组学已被应用到甲状腺恶性肿瘤的淋巴结转移预测中。一项 META 分析对 27 篇包含甲状腺癌并且病理证实有淋巴结转移的文章进行分析, 他们发现仅根据临床特征构建的预测模型在甲状腺癌中淋巴结转移的术前评估效率较低。然而, 基于影像组学的预测模型显示出优于基于临床特征的预测模型[22]-[28]。

尽管超声影像组学在良恶性鉴别中展现出高 AUC 值(如 Liang 研究中 AUC 达 0.921), 但其实际临床应用仍受限于超声图像的固有缺陷。例如, 操作者依赖性导致的图像质量波动可能显著影响特征提取的稳定性。此外, 多数研究基于单中心数据, 模型在外部验证时性能常出现下降(如 Luo 研究中验证组 AUC 从 0.75 降至 0.75, 提示潜在的过拟合风险)。未来需通过标准化扫描协议与多中心验证提升鲁棒性。

3.1.2. 超声影像组学在甲状腺炎中的诊断价值

常见的甲状腺炎包括桥本氏甲状腺炎(Hashimoto's Thyroiditis, HT)、亚急性甲状腺炎(Subacute Thyroiditis, SAT)。桥本氏甲状腺炎在超声影像上常表现为甲状腺弥漫性肿大、回声减低且不均匀。通常结合实验室检查(TPOAB、TGAB 的升高)、超声检查(甲状腺弥漫性增大, 峡部增厚明显)能较为准确地诊断。目前针对其超声组学的研究主要集中在患有桥本氏甲状腺炎的患者中若出现甲状腺结节难以对其进行鉴别的问题上。一项研究回顾性收集 227 例伴有甲状腺炎的甲状腺结节患者的临床和超声数据, 通过 Lasso 回归和逻辑分析, 研究者们筛选出了相关的 USR 特征和临床数据, 构建了鉴别良恶性 TN 的模型。模型性能通过曲线下面积(AUC)、校准曲线和决策曲线分析(DCA)进行评估。结果显示, 纳入 USR 评分显著提高了鉴别 HT 患者良恶性 TN 的模型性能。具体而言, 结合甲状腺结节(TN)和甲状腺(TG)的 USR 评分(TN + TG 评分)在临床预测模型中导致了 AUC 的最大增加, 从 0.83 提升至 0.94。校准曲线和 DCA 进一步证实了 TN + TG + 临床模型具有更高的准确性和净收益。此外, 研究还比较了仅基于临床指标、仅基于 USR 评分(包括 TN 评分、TG 评分和 TN + TG 评分)以及结合临床指标和 USR 评分的不同模型的诊断性能。结果显示, TN + TG + 临床模型在准确性、敏感性、特异性以及 AUC 方面均优于其他三个模型 [29]。此外, Jin 等人使用临床信息和基于超声的放射组学特征构建甲状腺状癌合并桥本甲状腺炎患者的综合列线图, 以预测中央淋巴结转移[30]。而目前暂时没有检索到与亚急性甲状腺炎相关的超声组学文章。

值得注意的是, 当前超声影像组学在桥本氏甲状腺炎(HT)中的应用多聚焦于合并结节的鉴别, 而对 HT 本身的诊断仍依赖传统超声特征(如弥漫性低回声)和实验室指标。这一局限性源于 HT 的异质性表现: 部分早期病例可能缺乏典型影像特征, 导致组学模型难以捕捉细微变化。因此, 结合血清抗体(如 TPOAb)的多模态分析或能弥补单一影像组学的不足。

3.2. CT 影像组学: 解剖细节与定量分析的平衡

超声影像组学凭借其无创、实时和低成本的优势, 已成为甲状腺疾病筛查的首选工具。然而, 其空间分辨率较低且受操作者影响较大, 限制了在复杂病例中的应用。相比之下, CT 影像组学通过高分辨率三维成像提供了更全面的解剖信息, 尤其在评估深部病变及淋巴结转移中更具优势。

3.2.1. CT 影像组学在甲状腺良恶性结节鉴别中的诊断价值

CT 影像组学在甲状腺癌的诊断与分期中发挥重要作用。有一项研究回顾性分析了 161 例经病理证实的甲状腺结节患者的影像学 and 临床资料, 通过全甲状腺 CT 的影像组学对 ≤ 2 cm 良恶性甲状腺结节进行分析。研究通过纳入疑似或确诊为甲状腺结节的患者的影像数据, 采用影像组学方法进行分析, 并筛选出关键特征用于构建预测模型。对于训练组, AUC 为 94.4% [31]。此外, 还有研究回顾性收集了来自两个中心的甲状腺结节的 CT 图像进行影像组学分析。该研究组合模型包括患者年龄、3 个形态学特征(囊性改变、“边缘中断”征、颈部淋巴结异常)和 28 个放射组学特征(来自所有三个阶段)。在外部验证集中, 组合模型的 AUC 为 0.923(敏感性为 84.0%, 特异性为 94.1%, 准确性为 87.0%)。在外部验证集中, 组合模型的 AUC 显著高于常规模型(0.827)、非对比 CT 影像组学模型(0.847)、动脉期 CT 影像组学模型(0.826)、静脉期 CT 影像组学模型(0.773)和多期 CT 影像组学模型(0.824) [32]。

针对 CT 影像组学预测甲状腺癌淋巴结转移的预测, 有一项中心回顾性研究通过使用 PTC 患者的术前 CT, DenseNet 结合卷积块注意力模块开发了深度学习(DL)特征。使用方差和最小绝对收缩和选择运算符的单因素分析来选择特征, 并使用支持向量机构建放射组学特征。随机森林用于结合 DL、影像组学和临床特征来执行最终预测。对于内部和外部测试集, AI 系统取得了优异的性能, AUC 分别为 0.84 和 0.81。这项多中心回顾性研究表明, 基于 CT 图像的术前人工智能系统具有预测甲状腺乳头状癌的颈部淋巴结转移的潜力[33]。

影像组学在 [^{18}F]FDG-PET/CT 评估不确定甲状腺结节方面仍有进步的空间。一项研究通过多中心试验, 评估了 [^{18}F]FDG-PET/CT 在区分非 Hürthle 细胞和 Hürthle 细胞甲状腺结节中的效能, 发现定量评估有助于排除非恶性结节, 尤其在非 Hürthle 细胞结节中。然而, 影像组学分析未能显著提升鉴别能力。文章提出了一个基于 [^{18}F]FDG-PET/CT 的术前诊断流程, 旨在减少不必要的诊断手术。研究强调了 [^{18}F]FDG-PET/CT 在甲状腺结节管理中的潜在作用, 但仍需进一步验证和优化[34]。

CT 影像组学的核心优势在于其多期相增强扫描能力, 可提取动脉期、静脉期及延迟期的血流动力学特征。例如, Lin 等研究发现, 组合多期相特征的模型 AUC (0.923)显著高于单期相(0.773~0.847), 提示血流动力学参数对恶性结节的鉴别至关重要。然而, CT 的辐射暴露限制了其在年轻患者随访中的重复应用, 且碘对比剂可能干扰甲状腺功能评估, 需在临床决策中权衡利弊。

3.2.2. CT 影像组学在甲状腺炎中的诊断价值

重庆医科大学附属第二医院收集了 HT 合并 PTC 患者 528 例, 以病理结果为金标准划分为存在颈部淋巴结转移组和不存在颈部淋巴结转移组, 使用基于影像组学和临床特征的机器学习来评估术前桥本氏甲状腺炎合并甲状腺乳头状癌颈部淋巴结转移。其中 5 种机器学习模型均具有较好的性能, AUC 为 0.798~0.921 [35]。目前也暂未发现亚急性甲状腺炎的 CT 影像组学相关研究。

此外, CT 对亚急性甲状腺炎(SAT)的研究空白反映了当前技术的局限性: SAT 的病理特征(如炎性充血)在 CT 上缺乏特异性, 难以通过组学特征区分其他炎性疾病。

3.3. MRI 影像组学: 分子特征与功能成像的潜力

3.3.1. 预测甲状腺恶性肿瘤的颈淋巴结转移

MRI 影像组学较少应用于甲状腺良恶性结节的鉴别, 而更多地用于诊断明确的甲状腺恶性肿瘤的术前颈淋巴结转移状态[36]-[38]。Qin 等人收集了 109 例 PTC 患者的术前 MRI 扫描结果进行了回顾性分析, 其中包括 77 例有淋巴结转移的患者和 32 例无转移的患者, 并将入选病例分为训练组和验证组。他们发现, 基于核磁共振纹理肉眼诊断淋巴结状态的 AUC 为 0.739。最佳放射组学模型与核磁共振纹理肉眼诊断相结合的 AUC 高达 0.969。但 MRI 检查时间长、费用高昂, 限制了其在常规筛查中的应用。

3.3.2. 甲状腺炎与甲状腺恶性肿瘤的鉴别

研究主要集中于甲状腺 MRI 多序列图像影像组学机器学习分类诊断模型鉴别诊断桥本甲状腺炎性结节与甲状腺微小乳头状癌的价值, 每个序列图像提取 960 个特征, 共提取 6720 个影像组学特征, 最终经特征选择筛选出 30 个表观扩散系数原始图像形状和一阶统计量特征, 在 6 个分类诊断模型中, 支持向量机和逻辑回归模型的 AUC 均为 0.97, 展现了影像组学在鉴别桥本氏甲状腺炎和甲状腺恶性肿瘤中的效能[39]。

4. 影像组学在甲状腺疾病诊断中的优势

4.1. 客观量化分析

传统影像诊断主要依赖医师主观经验对图像特征进行定性判断, 存在一定主观性和不确定性。影像组学通过对影像进行量化分析, 提取大量客观的定量特征, 减少人为因素影响, 使诊断结果更具客观性和可重复性。

4.2. 挖掘潜在信息

能够从影像中挖掘出肉眼难以察觉的潜在特征, 这些特征可能与甲状腺疾病的生物学行为密切相关。通过对这些潜在信息的分析, 有助于更全面、深入地了解疾病的性质, 提高诊断和鉴别诊断能力。

4.3. 提高诊断准确性

多项研究表明, 影像组学模型在甲状腺疾病诊断中的诊断准确性高于传统影像诊断方法。通过分析多种影像模态和大量特征, 模型能够更准确地识别疾病的特征性表现, 降低误诊和漏诊率。

5. 面临的挑战

5.1. 数据标准化: 跨设备与跨中心的“隐形鸿沟”

影像组学在甲状腺疾病诊断中的应用虽然展现了巨大的潜力, 但其技术瓶颈与临床应用障碍不容忽视。首先, 数据标准化问题是影像组学面临的核心挑战之一。不同品牌设备的成像算法差异可能导致纹理特征的显著偏移, 例如同一结节的灰度共生矩阵(GLCM)对比度在不同设备间的差异可达 15%~20%, 直接影响了模型的跨中心验证性能。此外, 操作者依赖性也是一个重要问题, 超声检查中探头角度与压力的变化可使结节纵横比的变异系数高达 18%, 而预处理流程的不一致性(如去噪算法的选择)也可能引入额外的噪声。尽管标准化协议(如 QIBA)和迁移学习被提出作为解决方案, 但前者难以强制实施, 后者则依赖大量跨设备标注数据, 面临高昂的成本和隐私壁垒。

5.2. 特征选择: 从“维度灾难”到“解释性危机”

高维特征陷阱使得大量提取的特征中仅有少数具有显著鉴别力, 其余多为冗余或噪声, 导致模型在外部验证集上的性能显著下降。现有的特征选择方法, 如过滤法、包装法和嵌入法, 各自存在内在缺陷: 过滤法忽略特征间交互作用, 包装法计算成本高昂且易陷入局部最优, 而嵌入法则可能丢失对弱效应但具生物学意义特征的捕捉。更为严重的是, 特征解释性与临床需求之间的脱节使得医生对模型的信任度不足, 一项调查显示, 仅 22% 的内分泌科医师愿意完全依赖影像组学报告, 这进一步阻碍了技术的临床转化。

5.3. 临床转化: 从实验室到床旁的“最后一公里”障碍

影像组学评分缺乏直观的临床意义, 医生更倾向于依赖传统指标(如 ACR TI-RADS 分类), 而现有

PACS 系统未预留影像组学数据接口, 手动导入特征数据使诊断效率降低 40%。此外, 真实世界中的数据分布偏移(如合并症患者的排除)和设备硬件与软件的迭代(如 CT 机固件升级)可能导致模型性能的显著衰减。法规与伦理挑战也进一步加剧了临床转化的难度, FDA 对影像组学软件的审批标准尚未明确, 且模型训练依赖的历史数据可能放大人群偏见(如亚裔患者数据不足导致的跨种族泛化能力差异)。

综上所述, 影像组学的局限性与挑战根植于技术、临床与社会的多维复杂性。仅靠算法优化难以突破瓶颈, 需通过跨学科协作(医学 - 工程 - 伦理)、政策引导与真实世界验证, 构建可持续的技术转化生态。未来研究应摒弃“为创新而创新”的思维, 直面临床需求与科学严谨性的平衡, 才能真正实现影像组学在甲状腺疾病诊断中的广泛应用。

6. 未来发展方向

6.1. 多中心、大样本研究

开展多中心、大样本的影像组学研究迫在眉睫。不同地区人群的遗传背景、生活环境以及疾病谱存在差异, 通过收集不同地区、不同设备获取的甲状腺疾病影像数据, 建立大规模的标准化数据库, 能够涵盖更广泛的病例类型。多中心协作可以汇聚各方优势, 共同验证和优化影像组学模型, 使模型能够适应不同地域、不同设备产生的影像数据, 显著提高模型的泛化能力和临床实用性, 为全球范围内甲状腺疾病的诊断提供更具普适性的工具。

6.2. 多模态融合与人工智能深度融合

多模态影像融合技术将迎来新的突破。进一步将超声、CT、MRI 等多种影像模态的影像组学特征进行深度融合, 能够从结构、功能、代谢等多个维度全面呈现甲状腺疾病的特征。同时, 与人工智能技术更紧密结合, 利用深度学习算法自动学习和分析多模态影像数据。例如, 基于卷积神经网络(CNN)的多模态影像分析模型, 能够自动识别和提取不同模态影像中的关键特征, 实现特征提取、选择和模型构建的自动化和智能化。这种智能化系统不仅能快速处理大量影像数据, 还能发现人类肉眼难以察觉的特征组合, 极大地提高诊断的效率和准确性, 有望在临床诊断中发挥核心作用。

6.3. 临床应用拓展与规范化

影像组学在临床中的应用将不断拓展。除了现有的诊断领域, 还将延伸到治疗方案选择、疗效评估以及预后预测等方面。例如, 在甲状腺癌的治疗中, 通过影像组学分析预测患者对不同治疗方式(手术、放疗、化疗)的响应, 为个性化治疗提供依据; 在治疗过程中, 实时监测影像组学特征变化, 评估治疗效果, 及时调整治疗策略。为实现这一目标, 需要制定规范化的操作流程和报告标准。医疗机构将建立专门的影像组学诊断中心, 配备专业的技术人员和标准化的设备, 确保影像采集、分析和报告的规范性。同时, 加强临床医师与影像组学研究人员的合作, 开展临床培训, 使临床医师能够熟练解读影像组学报告, 将影像组学结果融入日常诊疗决策中, 为甲状腺疾病的精准诊断和治疗提供有力支持。

6.4. 跨学科合作与人才培养

影像组学的发展依赖于跨学科合作。医学、影像学、计算机科学、数学等多学科专业人员将紧密合作, 共同攻克技术难题。医学专家提供临床需求和病例资源, 影像学专家负责影像采集和解读, 计算机科学家和数学家开发先进的算法和模型。同时, 加强跨学科人才培养, 高校和科研机构将开设相关专业课程和培训项目, 培养既懂医学知识又掌握影像组学技术的复合型人才。这些人才将成为推动影像组学发展的核心力量, 促进新技术的研发和应用, 为甲状腺疾病的诊断和治疗带来更多的创新成果。

7. 结论

影像组学在甲状腺疾病诊断中展现出巨大潜力, 尤其是在甲状腺良恶性结节诊断方面, 通过客观量化分析影像、挖掘潜在信息、融合多模态信息等方式, 有效提高了诊断的准确性。然而, 目前仍面临数据标准化、特征选择与模型优化、临床转化以及评价体系不完善等挑战。随着多中心研究的开展、多模态融合与人工智能技术的发展以及临床应用的规范化, 影像组学有望成为甲状腺疾病诊断的重要工具, 为临床提供更精准的诊断信息, 改善患者的治疗效果。

参考文献

- [1] Durante, C., Grani, G., Lamartina, L., Filetti, S., Mandel, S.J. and Cooper, D.S. (2018) The Diagnosis and Management of Thyroid Nodules: A Review. *JAMA*, **319**, 914-924. <https://doi.org/10.1001/jama.2018.0898>
- [2] Pitoia, F. and Trimboli, P. (2023) New Insights in Thyroid Diagnosis and Treatment. *Reviews in Endocrine and Metabolic Disorders*, **25**, 1-3. <https://doi.org/10.1007/s11154-023-09859-5>
- [3] Haugen, B.R., Alexander, E.K., Bible, K.C., Doherty, G.M., Mandel, S.J., Nikiforov, Y.E., *et al.* (2016) 2015 American Thyroid Association Management Guidelines for Adult Patients with Thyroid Nodules and Differentiated Thyroid Cancer: The American Thyroid Association Guidelines Task Force on Thyroid Nodules and Differentiated Thyroid Cancer. *Thyroid*, **26**, 1-133. <https://doi.org/10.1089/thy.2015.0020>
- [4] Boucai, L., Zafereo, M. and Cabanillas, M.E. (2024) Thyroid Cancer: A Review. *JAMA*, **331**, 425-435. <https://doi.org/10.1001/jama.2023.26348>
- [5] Chen, D.W., Lang, B.H.H., McLeod, D.S.A., Newbold, K. and Haymart, M.R. (2023) Thyroid Cancer. *The Lancet*, **401**, 1531-1544. [https://doi.org/10.1016/s0140-6736\(23\)00020-x](https://doi.org/10.1016/s0140-6736(23)00020-x)
- [6] Petranović Ovčariček, P., Görges, R. and Giovanella, L. (2024) Autoimmune Thyroid Diseases. *Seminars in Nuclear Medicine*, **54**, 219-236. <https://doi.org/10.1053/j.semnuclmed.2023.11.002>
- [7] Tywanek, E., Michalak, A., Świrski, J. and Zwolak, A. (2024) Autoimmunity, New Potential Biomarkers and the Thyroid Gland—The Perspective of Hashimoto's Thyroiditis and Its Treatment. *International Journal of Molecular Sciences*, **25**, Article 4703. <https://doi.org/10.3390/ijms25094703>
- [8] Grani, G., Sponziello, M., Pecce, V., Ramundo, V. and Durante, C. (2020) Contemporary Thyroid Nodule Evaluation and Management. *The Journal of Clinical Endocrinology & Metabolism*, **105**, 2869-2883. <https://doi.org/10.1210/clinem/dgaa322>
- [9] Martinez Quintero, B., Yazbeck, C. and Sweeney, L.B. (2021) Thyroiditis: Evaluation and Treatment. *American Family Physician*, **104**, 609-617.
- [10] Gruson, D., Stankovic, S., Macq, B., Bernardini, S., Gouget, B., Homsak, E., *et al.* (2022) Artificial Intelligence and Thyroid Disease Management: Considerations for Thyroid Function Tests. *Biochemia Medica*, **32**, 182-188. <https://doi.org/10.11613/bm.2022.020601>
- [11] Zhou, L., Luo, J., Sun, A., Yang, H., Lin, Y. and Han, L. (2024) Clinical Efficacy and Molecular Mechanism of Chinese Medicine in the Treatment of Autoimmune Thyroiditis. *Journal of Ethnopharmacology*, **323**, Article ID: 117689. <https://doi.org/10.1016/j.jep.2023.117689>
- [12] Cameselle-Teijeiro, J.M., Eloy, C. and Sobrinho-Simões, M. (2020) Pitfalls in Challenging Thyroid Tumors: Emphasis on Differential Diagnosis and Ancillary Biomarkers. *Endocrine Pathology*, **31**, 197-217. <https://doi.org/10.1007/s12022-020-09638-x>
- [13] Zhao, H., Zheng, C., Zhang, H., Rao, M., Li, Y., Fang, D., *et al.* (2023) Diagnosis of Thyroid Disease Using Deep Convolutional Neural Network Models Applied to Thyroid Scintigraphy Images: A Multicenter Study. *Frontiers in Endocrinology*, **14**, Article 1224191. <https://doi.org/10.3389/fendo.2023.1224191>
- [14] Chen, J., Ye, D., Lv, S., Li, X., Ye, F., Huang, Y., *et al.* (2024) Benign Thyroid Nodules Classified as ACR TI-RADS 4 or 5: Imaging and Histological Features. *European Journal of Radiology*, **175**, Article ID: 111261. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2023.111261>
- [15] Pishdad, R., Treglia, G., Mehta, A. and Santhanam, P. (2024) Somatostatin Receptor Imaging of Thyroid Tissue and Differentiated Thyroid Cancer Using Gallium-68-Labeled Radiotracers—A Review of Clinical Studies. *Endocrine*, **85**, 566-575. <https://doi.org/10.1007/s12020-024-03779-3>
- [16] Mehanna, H., Sidhu, P.S., Madani, G., Woolley, R., Boelaert, K., Nankivell, P., *et al.* (2024) Evaluation of US Elastography in Thyroid Nodule Diagnosis: The Elation Randomized Control Trial. *Radiology*, **313**, e240705. <https://doi.org/10.1148/radiol.240705>

- [17] Tessler, F.N., Middleton, W.D., Grant, E.G., Hoang, J.K., Berland, L.L., Teefey, S.A., *et al.* (2017) ACR Thyroid Imaging, Reporting and Data System (TI-RADS): White Paper of the ACR TI-RADS Committee. *Journal of the American College of Radiology*, **14**, 587-595. <https://doi.org/10.1016/j.jacr.2017.01.046>
- [18] Liang, J., Huang, X., Hu, H., Liu, Y., Zhou, Q., Cao, Q., *et al.* (2018) Predicting Malignancy in Thyroid Nodules: Radiomics Score versus 2017 American College of Radiology Thyroid Imaging, Reporting and Data System. *Thyroid*, **28**, 1024-1033. <https://doi.org/10.1089/thy.2017.0525>
- [19] Luo, P., Fang, Z., Zhang, P., Yang, Y., Zhang, H., Su, L., *et al.* (2021) Radiomics Score Combined with ACR TI-RADS in Discriminating Benign and Malignant Thyroid Nodules Based on Ultrasound Images: A Retrospective Study. *Diagnostics*, **11**, Article 1011. <https://doi.org/10.3390/diagnostics11061011>
- [20] Wu, G., Lv, W., Yin, R., Xu, J., Yan, Y., Chen, R., *et al.* (2021) Deep Learning Based on ACR TI-RADS Can Improve the Differential Diagnosis of Thyroid Nodules. *Frontiers in Oncology*, **11**, Article 575166. <https://doi.org/10.3389/fonc.2021.575166>
- [21] Yoon, J., Lee, E., Kang, S., Han, K., Park, V.Y. and Kwak, J.Y. (2021) Implications of US Radiomics Signature for Predicting Malignancy in Thyroid Nodules with Indeterminate Cytology. *European Radiology*, **31**, 5059-5067. <https://doi.org/10.1007/s00330-020-07670-3>
- [22] Lee, J.H., Baek, J.H., Kim, J.H., Shim, W.H., Chung, S.R., Choi, Y.J., *et al.* (2018) Deep Learning-Based Computer-Aided Diagnosis System for Localization and Diagnosis of Metastatic Lymph Nodes on Ultrasound: A Pilot Study. *Thyroid*, **28**, 1332-1338. <https://doi.org/10.1089/thy.2018.0082>
- [23] Agyekum, E.A., Ren, Y., Wang, X., Cranston, S.S., Wang, Y., Wang, J., *et al.* (2022) Evaluation of Cervical Lymph Node Metastasis in Papillary Thyroid Carcinoma Using Clinical-Ultrasound Radiomic Machine Learning-Based Model. *Cancers*, **14**, Article 5266. <https://doi.org/10.3390/cancers14215266>
- [24] Abbasian Ardakani, A., Reiazi, R. and Mohammadi, A. (2018) A Clinical Decision Support System Using Ultrasound Textures and Radiologic Features to Distinguish Metastasis from Tumor-Free Cervical Lymph Nodes in Patients with Papillary Thyroid Carcinoma. *Journal of Ultrasound in Medicine*, **37**, 2527-2535. <https://doi.org/10.1002/jum.14610>
- [25] Wen, Q., Wang, Z., Traverso, A., Liu, Y., Xu, R., Feng, Y., *et al.* (2022) A Radiomics Nomogram for the Ultrasound-Based Evaluation of Central Cervical Lymph Node Metastasis in Papillary Thyroid Carcinoma. *Frontiers in Endocrinology*, **13**, Article 1064434. <https://doi.org/10.3389/fendo.2022.1064434>
- [26] Chang, L., Zhang, Y., Zhu, J., Hu, L., Wang, X., Zhang, H., *et al.* (2023) An Integrated Nomogram Combining Deep Learning, Clinical Characteristics and Ultrasound Features for Predicting Central Lymph Node Metastasis in Papillary Thyroid Cancer: A Multicenter Study. *Frontiers in Endocrinology*, **14**, Article 964047. <https://doi.org/10.3389/fendo.2023.964047>
- [27] Jiang, M., Li, C., Tang, S., Lv, W., Yi, A., Wang, B., *et al.* (2020) Nomogram Based on Shear-Wave Elastography Radiomics Can Improve Preoperative Cervical Lymph Node Staging for Papillary Thyroid Carcinoma. *Thyroid*, **30**, 885-897. <https://doi.org/10.1089/thy.2019.0780>
- [28] Yu, J., Deng, Y., Liu, T., Zhou, J., Jia, X., Xiao, T., *et al.* (2020) Lymph Node Metastasis Prediction of Papillary Thyroid Carcinoma Based on Transfer Learning Radiomics. *Nature Communications*, **11**, Article No. 4807. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-18497-3>
- [29] Fang, M., Lei, M., Chen, X., Cao, H., Duan, X., Yuan, H., *et al.* (2023) Radiomics-Based Ultrasound Models for Thyroid Nodule Differentiation in Hashimoto's Thyroiditis. *Frontiers in Endocrinology*, **14**, Article 1267886. <https://doi.org/10.3389/fendo.2023.1267886>
- [30] Jin, P., Chen, J., Dong, Y., Zhang, C., Chen, Y., Zhang, C., *et al.* (2022) Ultrasound-Based Radiomics Nomogram Combined with Clinical Features for the Prediction of Central Lymph Node Metastasis in Papillary Thyroid Carcinoma Patients with Hashimoto's Thyroiditis. *Frontiers in Endocrinology*, **13**, Article 993564. <https://doi.org/10.3389/fendo.2022.993564>
- [31] Xu, H., Wang, X., Guan, C., Tan, R., Yang, Q., Zhang, Q., *et al.* (2022) Value of Whole-Thyroid CT-Based Radiomics in Predicting Benign and Malignant Thyroid Nodules. *Frontiers in Oncology*, **12**, Article 828259. <https://doi.org/10.3389/fonc.2022.828259>
- [32] Lin, S., Gao, M., Yang, Z., Yu, R., Dai, Z., Jiang, C., *et al.* (2024) CT-Based Radiomics Models for Differentiation of Benign and Malignant Thyroid Nodules: A Multicenter Development and Validation Study. *American Journal of Roentgenology*, **223**, e2431077. <https://doi.org/10.2214/ajr.24.31077>
- [33] Valizadeh, P., Jannatdoust, P., Ghadimi, D.J., Bagherieh, S., Hassankhani, A., Amoukhteh, M., *et al.* (2025) Predicting Lymph Node Metastasis in Thyroid Cancer: Systematic Review and Meta-Analysis on the CT/MRI-Based Radiomics and Deep Learning Models. *Clinical Imaging*, **119**, Article ID: 110392. <https://doi.org/10.1016/j.clinimag.2024.110392>
- [34] de Koster, E.J., Noortman, W.A., Mostert, J.M., Booi, J., Brouwer, C.B., de Keizer, B., *et al.* (2022) Quantitative Classification and Radiomics of [¹⁸F]FDG-PET/CT in Indeterminate Thyroid Nodules. *European Journal of Nuclear Medicine and Molecular Imaging*, **49**, 2174-2188. <https://doi.org/10.1007/s00259-022-05712-0>

-
- [35] 付汝倩, 邓诗, 胡宇婷, 等. 基于影像组学和临床特征的机器学习术前评估桥本甲状腺炎合并甲状腺乳头状癌颈部淋巴结转移的初步研究[J]. 四川大学学报(医学版), 2024, 55(4): 1026-1033.
- [36] Dai, Z., Wei, R., Wang, H., Hu, W., Sun, X., Zhu, J., *et al.* (2022) Multimodality MRI-Based Radiomics for Aggressiveness Prediction in Papillary Thyroid Cancer. *BMC Medical Imaging*, **22**, Article No. 54. <https://doi.org/10.1186/s12880-022-00779-5>
- [37] Wei, R., Wang, H., Wang, L., Hu, W., Sun, X., Dai, Z., *et al.* (2021) Radiomics Based on Multiparametric MRI for Extrathyroidal Extension Feature Prediction in Papillary Thyroid Cancer. *BMC Medical Imaging*, **21**, Article No. 20. <https://doi.org/10.1186/s12880-021-00553-z>
- [38] Qin, H., Que, Q., Lin, P., Li, X., Wang, X., He, Y., *et al.* (2021) Magnetic Resonance Imaging (MRI) Radiomics of Papillary Thyroid Cancer (PTC): A Comparison of Predictive Performance of Multiple Classifiers Modeling to Identify Cervical Lymph Node Metastases before Surgery. *La radiologia medica*, **126**, 1312-1327. <https://doi.org/10.1007/s11547-021-01393-1>
- [39] 王庆军, 程流泉, 符永瑰, 等. 桥本甲状腺炎性结节与甲状腺微小乳头状癌鉴别诊断: 基于 MRI 影像组学机器学习的应用[J]. 中国医学影像学杂志, 2023, 31(3): 213-219.