

超声影像组学预测甲状腺乳头状癌颈部淋巴结转移的研究进展

王世杰¹, 孔庆锋^{2*}

¹济宁医学院临床医学院, 山东 济宁

²济宁市第一人民医院超声医学科, 山东 济宁

收稿日期: 2026年7月18日; 录用日期: 2026年8月11日; 发布日期: 2026年8月20日

摘要

甲状腺乳头状癌(PTC)占全部甲状腺癌的80%~90%, 尽管其预后相对较好, 但其颈部淋巴结转移(CLNM)概率较高, 而传统超声(含B型超声)检查诊断PTC CLNM存在局限性, 且易受医师临床经验影响。随着计算机与人工智能技术发展, 超声影像组学(USR)逐渐广泛应用于甲状腺领域, 该技术通过勾画感兴趣区域(ROI)、提取特征量化疾病信息, 结合机器学习、深度学习等方法构建模型, 可用于预测PTC CLNM及甲状腺疾病相关诊疗评估。本文综述了USR的工作流程、在预测PTC CLNM方面的研究进展, 同时探讨了该技术的局限性及未来改进方向, 旨在为临床精准诊疗提供参考。

关键词

超声影像组学, 甲状腺乳头状癌, 颈部淋巴结转移

Research Progress in Ultrasound Radiomics for Predicting Cervical Lymph Node Metastasis of Papillary Thyroid Carcinoma

Shijie Wang¹, Qingfeng Kong^{2*}

¹Clinical Medical College, Jining Medical University, Jining Shandong

²Department of Ultrasound, Jining No.1 People's Hospital, Jining Shandong

Received: July 18, 2026; accepted: August 11, 2026; published: August 20, 2026

Abstract

Papillary thyroid carcinoma (PTC) accounts for 80%~90% of all thyroid cancers. Although it has a

*通讯作者。

文章引用: 王世杰, 孔庆锋. 超声影像组学预测甲状腺乳头状癌颈部淋巴结转移的研究进展[J]. 临床个性化医学, 2026, 5(4): 417-426. DOI: 10.12677/jcpm.2026.54266

relatively favorable prognosis, it carries a high risk of cervical lymph node metastasis (CLNM). However, conventional ultrasound (including B-mode ultrasound) has limitations in diagnosing CLNM in PTC and is susceptible to the influence of physicians' clinical experience. With the advancement of computer and artificial intelligence technologies, ultrasound radiomics (USR) has been increasingly applied in the field of thyroid diseases. This technique quantifies disease information by delineating regions of interest (ROI) and extracting features, and constructs models combined with machine learning, deep learning and other methods, which can be used to predict CLNM in PTC and evaluate the diagnosis and treatment of thyroid-related diseases. This article reviews the workflow of USR and its research progress in predicting CLNM in PTC, discusses its limitations and future directions for improvement, and aims to provide a reference for precise clinical diagnosis and treatment.

Keywords

Ultrasound Radiomics, Papillary Thyroid Carcinoma, Cervical Lymph Node Metastasis

Copyright © 2026 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

甲状腺乳头状癌(PTC)是甲状腺恶性肿瘤最常见的组织学类型,占全部甲状腺癌的 80%~90% [1] [2], 据报道, 10 年疾病特异性生存率(Disease Specific Survival, DSS)可达 72%~99% [3]。然而, PTC 的特点是颈部淋巴结转移(LNM)的发生率较高, 约占所有病例的 30%~80% [4]-[6], 与复发相关, 并可能会降低病人的生存率。LNM 会影响治疗方案的选择和病人的预后。因此, 术前准确评估颈部淋巴结(LN)的状态对 PTC 病人具有重要意义。

目前, 甲状腺乳头状癌颈部淋巴结转移的预测主要依赖常规超声检查, 但其诊断能力存在局限性[7] [8], 需结合细针穿刺活检或术后病理检查才能确诊; 同时, 传统超声检查虽在术前评估淋巴结转移(LNM)中发挥着重要作用, 却存在依赖操作者经验的弊端, 且在评估咽后部、胸骨后和纵隔部位的淋巴结时存在明显局限性[9] [10], 以往的研究也表明, 单纯应用传统超声在 PTC 淋巴结转移的术前检测中敏感度较低, 仅为 23%~38% [11] [12]。

影像组学作为医学影像研究领域的新兴方向, 进一步丰富并完善了医学影像定量分析的技术路径。与传统医师凭借肉眼观察病变的方式不同, 影像组学能够从各类医学影像中挖掘并提取肉眼无法识别的高通量特征, 获取多种难以通过视觉观察实现量化的多元信息。基于获取的影像学信息, 可进一步构建用于临床诊疗的诊断模型、预测模型或预后评估模型。目前, 多项相关研究已对影像组学的临床应用潜力进行了评估, 并取得了一定的进展, 其中基于超声图像的影像组学分析, 在甲状腺乳头状癌(PTC)淋巴结转移的术前评估中表现出良好的应用潜力。本文综述了超声影像组学(USR)在预测 PTC 中央组颈部淋巴结转移(CLMN)方面的研究进展, 旨在为临床最优治疗方案的选择提供科学指导。

2. 超声影像组学的工作流程

超声影像组学旨在将灰阶、弹性或造影等二维超声图像转化为可深度挖掘的高维数据矩阵, 其核心实施路径通常遵循五个标准化阶段, 即图像获取与预处理、感兴趣区分割、特征量化提取、特征降维筛选以及预测模型构建与验证[13]-[15]。

2.1. 图像采集与预处理

高质量、标准化的图像输入是确保影像组学特征稳健性的先决条件[13][14]。该阶段需收集涵盖B型、彩色多普勒、剪切波弹性成像或超声造影等多种模态的医学数字成像与通信标准格式图像,并匹配相应的临床病理资料。鉴于超声成像固有的操作者依赖性及设备参数差异(如增益、灰阶动态范围、频率),不同来源的图像易引入非生物学变异。因此,在特征提取前需执行严格的预处理步骤,包括灰度归一化、像素重采样以消除体素尺寸效应对纹理特征计算的影响,从而保障多中心研究数据的可比性与可重复性[13][14][16]。

2.2. 感兴趣区(ROI)勾画与分割

ROI的精确界定是连接图像空间与特征空间的桥梁。分割目标不仅限于原发病灶本身,亦可扩展至瘤周组织、可疑转移淋巴结甚至正常参照组织,以挖掘更丰富的微环境异质性信息。目前临床研究中主要采用手动分割,由经验丰富的超声医师沿病灶边缘逐层或于最大切面进行勾画;尽管耗时且存在观察者间变异性,但其仍是保障边界精度的常用方式。为降低主观偏倚,半自动与全自动分割算法(如基于区域生长或深度学习的U-Net架构)正逐步应用于超声图像处理,通过一致性分析评估不同操作者间或不同分割方法下的特征稳定性,以筛选出对分割扰动不敏感的鲁棒特征。

2.3. 高通量特征提取

该阶段旨在将ROI内的像素强度分布与空间排列关系量化为数学表达。提取的特征谱系主要包括四类:形态特征,描述病灶的几何轮廓(如面积、圆度、纵横比);一阶统计特征,反映灰度直方图的整体分布趋势(如均值、峰度、熵);二阶及高阶纹理特征[17],通过灰度共生矩阵、灰度游程矩阵等算法量化体素间的局部空间异质性,这是人眼视觉无法辨识的关键信息;变换域特征,即对原始图像进行小波滤波或拉普拉斯变换后提取的深层特征。值得注意的是,现有研究表明基于小波变换提取的高维纹理特征在预测甲状腺癌侵袭性与淋巴结转移中展现出优于传统语义特征的判别效能[13][14][18]。

2.4. 特征筛选与降维

由于提取的高通量特征数量往往远超样本例数,易引发维数灾难与模型过拟合。因此,需借助统计学与机器学习算法对特征空间进行压缩精简[19]。常用策略包括:通过最小绝对收缩与选择算子回归施加惩罚项以强制稀疏化,保留最具预测价值的非零系数特征;或采用最大相关最小冗余算法,在维持特征与结局强关联的同时,剔除冗余互信息。此外,主成分分析等无监督方法亦可将原始高维特征投影至低维正交空间,以消除多重共线性对模型稳定性的干扰[20]-[22]。

2.5. 模型构建与效能评估

最终阶段是利用筛选后的关键特征构建分类或回归模型。根据任务需求可选用逻辑回归、支持向量机、随机森林、极端梯度提升或深度卷积神经网络等算法。在甲状腺疾病领域,将影像组学评分与独立临床危险因素(如年龄、多灶性、血清标志物)相融合所绘制的列线图[20][21],往往能获得优于单一模态影像的区分度。模型效能的评估需综合考察区分度(受试者工作特征曲线下面积)、校准度(校准曲线及拟合优度检验)及临床净获益(决策曲线分析)[19][22][23]。尤为关键的是,独立外部验证队列的引入是检验模型泛化能力的金标准,相较于内部交叉验证,外部验证能更真实地反映模型的实际应用潜力[13][14]。

2.6. 甲状腺超声影像组学的特殊考量

甲状腺位置表浅,临床常用高频线阵探头(5~12 MHz),但不同设备、探头频率及参数设置(如增益、

动态范围)会导致同一病灶的图像特征存在差异,影响特征的稳定性和模型泛化能力。为降低这种影响,常用策略包括:图像采集中尽可能统一设备与参数设置;预处理阶段进行灰度归一化与像素重采样。

影像组学数据常面临“高维小样本”问题——特征数量远超患者例数。最小绝对收缩与选择算子(LASSO)通过惩罚机制将不重要特征的系数压缩至零,同步实现特征筛选与降维,是应对该问题的首选方法之一。主成分分析(PCA)则将原始特征线性组合为少数互不相关的综合变量,在保留主要信息的同时消除共线性。逻辑回归(LR)结构简单、解释性强,适合小样本研究。支持向量机(SVM)通过核函数在高维空间中寻找最优分类边界,能有效处理特征维度高于样本量的情况。随机森林(RF)通过集成多棵决策树提升泛化能力,对噪声和过拟合有较好的鲁棒性。实践中常同时尝试多种算法并比较其效能,以筛选最优模型。

3. USR 预测 PTC CLNM

近年来,超声影像组学在预测 PTC 颈部淋巴结转移(CLNM)方面的研究已从单一模态、单一区域的初步探索,逐步发展为涉及多模态融合、多区域分析及多种建模策略的多元化研究体系。以下围绕三个核心议题——瘤周信息与瘤内信息的价值比较、多模态融合的增益效应、以及深度学习与传统机器学习的优劣权衡——对现有证据进行系统梳理与批判性分析。

3.1. 瘤周信息 vs 瘤内信息

传统影像组学研究通常仅关注原发肿瘤病灶内部的影像特征(即瘤内信息),然而肿瘤的侵袭性不仅体现于病灶本身,还反映在其与周围微环境的相互作用中。近年来,越来越多的研究开始关注瘤周区域的影像组学特征,试图捕捉肿瘤诱导的周围组织反应所蕴含的预后信息。

在瘤周区域的最佳宽度选择方面,不同研究给出了不尽一致的答案。Zhang 等[24]基于 660 例 PTC 患者的多中心研究,从 B 型超声、应变弹性成像及剪切波弹性成像三模态图像中提取了瘤内及四种不同宽度(0.5~2.0 mm)瘤周区域的影像组学特征,发现 1.0 mm 宽度的瘤周区域多模态影像组学评分(AUC=0.862)在各队列中均表现最优,优于单纯瘤内模型及其他宽度的瘤周模型。Jin 等[25]开展的一项涵盖五家医疗中心、328 例 PTC 患者的多中心研究则聚焦于 3 mm 瘤周区域,结果显示基于 3 mm 瘤周区域的影像组学模型预测颈侧区淋巴结转移的性能(训练集 AUC=0.909)优于单纯瘤内模型。两项研究在最优瘤周宽度上的差异提示,不同瘤周宽度的信息价值可能与预测目标(中央区 vs.颈侧区转移)及所使用的影像模态有关,目前尚不能得出统一的“最优宽度”结论。

在瘤周信息能否真正带来增量价值这一更根本的问题上,现有证据也呈现出一定的不一致性。一项纳入 879 例 PTC 患者的单中心回顾性研究显示,来源于瘤内与 3 mm 瘤周区域联合的影像组学评分(Radscore)是预测 CLNM 的最强因子,基于极端梯度提升构建的联合模型在训练集和测试集中的 AUC 分别为 0.868 和 0.787。该研究通过 SHAP 方法进行模型解释,发现瘤周区域特征对预测的贡献甚至超过了部分传统超声征象[9]。然而,Zhang 等[26]的系统综述与 meta 分析纳入了 27 项研究共 16,410 例甲状腺癌患者,结果显示单纯基于超声影像组学特征的模型汇总敏感度、特异度和 SROC 值分别为 0.76、0.78 和 0.84。值得注意的是,该研究发现加入临床特征并未显著提升模型的诊断效能,提示影像组学特征本身已蕴含丰富的预测信息。但该 meta 分析纳入的研究在 ROI 勾画策略(是否包含瘤周区域)上存在较大异质性,限制了其对“瘤周信息增量价值”的直接回答。

总体而言,现有证据初步表明瘤周影像组学特征能够为 CLNM 预测提供补充信息,尤其在某些亚组(如颈侧区转移)中可能发挥更为重要的作用。然而,目前关于最优瘤周宽度的结论尚不一致,且多数研究为单中心回顾性设计,瘤周区域勾画的可重复性也缺乏系统评估。此外,瘤周影像组学特征所反映的生

物学本质——究竟代表肿瘤的直接浸润、宿主免疫反应还是炎性改变——仍有待基础研究加以阐明。

3.2. 多模态融合的增益

多模态融合是超声影像组学提升预测效能的重要策略。其基本假设在于：不同超声成像模态(如 B 型超声、超声造影、弹性成像、超微血管成像等)反映了肿瘤的不同生物学维度，融合这些互补信息有望超越任何单一模态的预测能力。

现有研究一致支持多模态融合的增益效应。Liu 等[27]从 164 例 PTC 患者的常规超声、超声造影及应变弹性成像图像中共提取了 3720 个影像组学特征，最终筛选出 15 个代表性特征构建的联合模型在训练集和验证集中的 AUC 分别达到 0.957 和 0.932，显著优于任何单一模态模型。Wu 等[28]在 204 例甲状腺微小乳头状癌患者中将超声弹性成像与影像组学特征相结合，联合模型在训练集和验证集中的 AUC 分别为 0.868 和 0.857。Zhang 等[24]基于 660 例患者的三模态(B 型超声 + 应变弹性成像 + 剪切波弹性成像)研究进一步证实，多模态影像组学评分(AUC = 0.862)优于任何单一模态模型。

然而，多模态融合的“增益”并非无条件的。上述研究均为回顾性设计，且样本量相对有限(最大的 Zhang 研究为 660 例)，多模态数据的获取在实际临床场景中面临可及性、成本和操作时间的制约——并非所有医疗机构都常规开展超声造影或弹性成像检查。此外，模态数量的增加是否遵循“收益递减”规律——即从双模态到三模态的提升幅度是否小于从单模态到双模态——目前尚缺乏系统比较。Zhang 等的 meta 分析发现，单纯基于超声影像组学特征的模型已具备良好的预测效能(SROC = 0.84)，加入临床特征并未显著提升诊断效能。这一发现提示，多模态融合的增量价值可能主要来源于不同成像模态之间的信息互补，而非临床变量的简单叠加。

值得关注的是，多模态融合的最新进展已超越传统的超声模态内部融合，开始向“超声 + 细胞学”“超声 + 蛋白质组学”等跨模态方向拓展。Cai 等[29]基于深度学习的多模态放射病理组学模型整合了超声图像与细针穿刺细胞学图像，在内部验证集和外部验证集中分别取得了 0.891 和 0.875 的 AUC。另有研究将超声影像组学与蛋白质组学特征相融合，联合模型在验证集中的 AUC 达 0.84，显著优于单一模态模型(均为 0.75)。这些跨模态融合研究虽然样本量较小且多为单中心设计，但为未来多组学整合预测提供了重要的方向性启示。

3.3. 深度学习 vs 传统机器学习

随着人工智能技术的发展，深度学习已逐渐渗透至超声影像组学领域，与传统机器学习方法形成了并行的技术路线。两者的核心差异在于：传统影像组学依赖手工设计的特征(如形态、纹理、小波特征等)，而深度学习则通过神经网络自动学习图像中的层次化特征表示。

从现有证据来看，深度学习与传统机器学习在预测效能上各有优劣，尚无定论。Deng 等[30]直接对比了传统影像组学模型、深度学习影像组学模型及二者联合模型在 441 例 PTC 患者中的预测效能，结果显示联合模型在训练集中的 AUC 为 0.790，显著高于手工影像组学模型的 0.743 和深度学习影像组学模型的 0.730。值得注意的是，在该研究中单纯深度学习模型的效能甚至略低于传统手工影像组学模型，提示在样本量有限的情况下，手工特征可能比深度学习自动特征更具稳定性。一些 meta 分析和系统综述也指出，机器学习流程的总体诊断效能优于深度学习方法。

然而，当深度学习与传统影像组学实现有效融合时，其增益效应则相当显著。Zhong 等[9]基于 405 例双中心 PTC 患者的研究，从瘤内及瘤周区域提取了 1561 个影像组学特征和 2048 个深度学习特征，构建的影像组学 - 深度学习融合支持向量机模型在内部验证和外部测试集中的 AUC 分别达到 0.897 和 0.881，显著优于单纯影像组学模型(AUC 分别为 0.760 和 0.748)和单纯深度学习模型(AUC 分别为 0.794

和 0.756)。Zhang 等[31]建立了全自动深度学习模型, 使用 Mask R-CNN 实现甲状腺原发肿瘤的自动分割并采用 ResNet34 预测 CLNM, 在 518 例双中心患者中内部和外部测试集 AUC 均为 0.83, 显著优于传统影像组学模型和临床模型。该模型在外部测试集中帮助低年资和高年资医师的准确度分别提高了 18% 和 15%。

综合来看, 深度学习的优势在于端到端的自动化(无需手工勾画 ROI)和强大的特征学习能力, 但其劣势同样明显: 需要大量训练样本、可解释性差、且在小样本场景下容易过拟合。传统影像组学的优势在于特征具有明确的数学和物理意义、可解释性相对较强、在小样本下更为稳健, 但其劣势在于依赖人工 ROI 勾画、特征工程繁琐。目前越来越多的研究倾向于采用“融合”策略——即同时提取手工影像组学特征和深度学习特征, 将两者结合输入分类器——这似乎能在一定程度上兼取二者之长。但融合策略也带来了模型复杂度增加、计算资源需求上升等新的挑战。

综合上述三个核心议题的讨论, 可以看出目前超声影像组学预测 PTC CLNM 在多项单中心回顾性研究在 AUC 等效能指标上表现优异(多数在 0.85~0.95 之间), meta 分析也证实了超声影像组学的总体诊断价值(SROC 约 0.84) [26]。多模态融合和瘤周区域分析在多数研究中显示出增量价值, 深度学习的自动化潜力也已得到初步验证。部分研究已开始引入外部验证和多中心设计, 如 Jin 等[25]的五中心研究和 Zhang 等[31]的双中心研究。但也存在一些局限性, 首先, 绝大多数研究为回顾性设计, 存在选择性偏倚和信息偏倚的风险; 前瞻性验证研究极为匮乏。其次, 样本量差异悬殊——小样本研究(如 Liu 等 164 例)与大样本研究(如前述 879 例)并存, 小样本研究的结果往往存在过度乐观的估计。第三, 技术标准的缺失导致不同研究在 ROI 勾画方法、特征提取软件、瘤周宽度选择、模型构建策略等方面高度异质, 研究间的直接比较和结果推广面临困难。第四, 尽管 SHAP 等方法在一定程度上增强了模型的可解释性, 但影像组学特征与肿瘤生物学行为之间的深层关联机制仍远未阐明。最后, 目前绝大多数研究数据来源于中国的单中心或多中心队列, 不同种族、不同医疗体系下的泛化性尚待验证。

4. 发展趋势与未来方向

基于上述核心议题的分析, 超声影像组学预测 PTC CLNM 的研究正朝着以下几个方向持续演进。

4.1. 深度融合与多组学整合

单一模态、单一算法的研究正在被多模态融合、多算法集成的研究范式所取代。如前所述, 影像组学-深度学习融合模型已展现出优于单一方法的预测效能。在此基础上, 超声影像组学与蛋白质组学、基因组学(如 BRAF V600E 突变状态)、细胞病理学等多组学数据的整合正在成为新的研究前沿。这种跨尺度、跨模态的整合有望揭示影像表型与分子机制之间的关联, 为精准诊疗提供更全面的决策依据。

4.2. 自动化与智能化

从手动 ROI 勾画到半自动、全自动分割的转变正在加速。基于深度学习的自动分割算法(如 U-Net、Mask R-CNN)已初步应用于甲状腺超声图像, 不仅提高了工作效率, 也减少了观察者间变异性。未来, 端到端的深度学习模型有望实现从图像输入到预测输出的全自动化流程, 进一步降低技术门槛、推动临床落地。

4.3. 可解释人工智能

模型可解释性不足是制约临床接受度的关键障碍。SHAP 等方法的引入虽在一定程度上提升了模型透明度, 但其解释仍停留在特征重要性层面, 而非生物学机制层面。未来研究需要探索如何将影像组学特征与肿瘤微环境、免疫浸润、基因表达等生物学信息相关联, 构建“影像-生物学”可解释框架, 使

临床医师不仅知道“模型预测了什么”，还能理解“为什么这样预测”。

4.4. 前瞻性多中心验证与标准化

当前最紧迫的任务莫过于推动前瞻性、多中心、大样本的外部验证研究，以替代目前占主导地位的回顾性单中心探索性研究。与此同时，建立统一的超声影像组学技术规范——包括图像采集标准化、ROI 勾画指南、特征提取与筛选流程、模型评价标准等——是实现临床转化的必要条件。

5. 不足与挑战

尽管超声影像组学在预测 PTC 颈部淋巴结转移方面展现出巨大潜力，但目前该领域仍面临诸多不足与挑战，制约了其从科研向临床的转化应用：① 超声影像组学全流程缺乏统一的技术标准，导致不同研究间的结果难以直接比较和推广，限制了其在多中心场景下的泛化能力。② 目前绝大多数超声影像组学预测 PTC 淋巴结转移的研究均为回顾性设计，样本来源单一，缺乏严格的前瞻性多中心外部验证。③ 模型可解释性不足，深度学习等黑箱模型决策过程缺乏透明度，尽管 SHAP 等方法可在特征层面提供解释，但仍难以揭示影像组学特征与潜在生物学机制之间的深层关联，这进一步限制了临床医师对模型的信任和接受度。

具体而言，SHAP (SHapley Additive exPlanations)作为一种基于博弈论的可解释 AI 工具，能够量化每个输入特征对模型预测结果的边际贡献，从而在全局和个体两个层面提供可视化解释。在 PTC 淋巴结转移预测领域，已有研究应用 SHAP 分析发现，瘤内与 3 mm 瘤周区域联合的影像组学评分是 CLNM 最强的预测因子[32]；另有研究通过 SHAP 可视化展示了包膜侵犯、影像组学评分、结节直径、钙化等因素对 XGBoost 模型的正向影响以及年龄的负向影响[33]。LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations) 则采用扰动式方法，通过分析输入数据的微小变化对预测结果的影响来识别对模型决策最重要的区域。在甲状腺超声图像分析中，LIME 热图可高亮显示模型重点关注的可疑区域(如微钙化、不规则边缘等)，为临床医师提供直观的视觉解释[34]。然而，SHAP 和 LIME 的解释对象是“模型如何做出决策”而非“影像特征为何与疾病相关”——前者属于算法层面的可解释性，后者则涉及生物学层面的机制阐明。二者之间的鸿沟仍需通过影像-病理-分子多层次关联研究来弥合。此外，部分研究已开始尝试在同一模型中整合 SHAP 与 LIME，以提供从全局特征重要性到局部个体预测的多层级解释[35]，这一策略有望在增强模型透明度的同时提升临床接受度。

未来研究应着力于建立统一的影像组学技术规范、开展前瞻性多中心大样本验证、探索影像组学特征与肿瘤生物学之间的深层关联，并推动智能化辅助诊断系统的临床应用。

6. 结论与展望

综上所述，超声影像组学预测甲状腺乳头状癌颈部淋巴结转移的研究已从单一模态的影像组学逐步发展为涵盖多模态融合、深度学习、自动化分割及影像多组学相结合的综合预测体系，各项研究均显示出该技术在术前无创评估淋巴结转移状态方面具有重要的临床应用潜力。

未来，超声影像组学的临床转化可能沿着三条路径同步推进。其一，开展前瞻性多中心大样本研究，从源头上保证数据质量、提升模型的泛化能力和统计稳健性。具体来说，可以选取 3~5 家三甲医院为研究中心，经过严格纳排标准，统一各中心超声扫查参数、操作流程与图像采集标准，规范化收集二维超声、弹性及造影影像，对所有影像数据进行脱敏、统一预处理与灰度归一化处理，并由两名高年资医师双盲完成 ROI 勾画。均衡分配各中心样本量，牵头中心数据构建 PTC 诊断及侵袭性评估影像组学模型，其余分中心数据作为外部验证集，结合 ICC 系数、AUC、校准度及决策曲线全面验证模型稳定性与泛化

性。同时通过双人数据核对、全程溯源严格控制各类偏倚,并建立标准化术后随访机制,记录患者复发、转移等预后事件,进一步验证模型在前瞻性临床诊疗及预后评估中的应用价值,提供高级别循证依据。其二,可解释 AI 工具的深度融合将有助于建立“临床医师-模型”之间的信任桥梁——SHAP 提供的全局特征排序可辅助医师理解模型关注的影像征象,LIME 生成的个体化热图则可将抽象的模型决策映射到具体的超声图像区域,使预测结果从“黑箱输出”转变为“可视化的辅助证据”。其三,超声影像组学与液体活检的跨模态整合有望构建更加立体的预测体系。循环肿瘤 DNA (ctDNA)作为液体活检的核心标志物,在甲状腺乳头状癌中已初步显示出与肿瘤负荷、淋巴结转移及 BRAF V600E 突变状态的相关性[36]。理论上,超声影像组学反映肿瘤的宏观影像表型,ctDNA 则提供肿瘤的微观分子信息,二者融合或可实现“宏观-微观”互补。目前已有研究探索了超声影像组学与血清学标志物、蛋白质组学的联合建模策略,这为将来纳入 ctDNA 等液体活检指标提供了方法学参考。然而,需清醒认识到,上述方向的可行性仍停留在理论层面——ctDNA 在 PTC 中的检测灵敏度尚不理想,多组学数据的异质性融合也面临算法与样本量的双重挑战。因此,超声影像组学与液体活检的整合之路,仍需从技术攻关和临床验证两个维度扎实推进。

如果能在以上方面实现突破,相信超声影像组学会成为甲状腺乳头状癌精准诊疗决策中不可或缺的重要工具。

参考文献

- [1] Yang, Z., Heng, Y., Lin, J., Lu, C., Yu, D., Tao, L., *et al.* (2020) Nomogram for Predicting Central Lymph Node Metastasis in Papillary Thyroid Cancer: A Retrospective Cohort Study of Two Clinical Centers. *Cancer Research and Treatment*, **52**, 1010-1018. <https://doi.org/10.4143/crt.2020.254>
- [2] Fang, F., Gong, Y., Liao, L., Ye, F., Zuo, Z., Li, X., *et al.* (2022) Value of Contrast-Enhanced Ultrasound for Evaluation of Cervical Lymph Node Metastasis in Papillary Thyroid Carcinoma. *Frontiers in Endocrinology*, **13**, Article ID: 812475. <https://doi.org/10.3389/fendo.2022.812475>
- [3] Tam, S., Boonsripitayanon, M., Amit, M., Fellman, B.M., Li, Y., Busaidy, N.L., *et al.* (2018) Survival in Differentiated Thyroid Cancer: Comparing the AJCC Cancer Staging Seventh and Eighth Editions. *Thyroid*, **28**, 1301-1310. <https://doi.org/10.1089/thy.2017.0572>
- [4] Migliorelli, A., Manuelli, M., Tringali, A.M., Moretti, C., Corazzi, V., Geminiani, M., *et al.* (2025) Laterocervical Lymph Node Metastases in Papillary Thyroid Carcinoma: Predictive Factors for Recurrence and Oncological Outcome. *Journal of Personalized Medicine*, **15**, Article No. 496. <https://doi.org/10.3390/jpm15100496>
- [5] Pham, M., Nguyen, T. and Nguyen, H. (2024) Surgical Complications in Papillary Thyroid Cancer Patients with Cervical Lymph Node Metastases. *Clinical Medicine Insights: Oncology*, **18**, page. <https://doi.org/10.1177/11795549241233692>
- [6] Guarnizo, A., López Palacio, R. and Carrillo Bayona, J.A. (2023) Skip and Mediastinal Metastasis in Papillary Thyroid Cancer. *Radiology: Imaging Cancer*, **5**, e230018. <https://doi.org/10.1148/rycan.230018>
- [7] Jia, W., Cai, Y., Wang, S. and Wang, J. (2024) Predictive Value of an Ultrasound-Based Radiomics Model for Central Lymph Node Metastasis of Papillary Thyroid Carcinoma. *International Journal of Medical Sciences*, **21**, 1701-1709. <https://doi.org/10.7150/ijms.95022>
- [8] Huang, T., Huang, P., Luo, Z., Lv, J., Jin, P., Zhang, T., *et al.* (2024) Use Superb Microvascular Imaging to Diagnose and Predict Metastatic Cervical Lymph Nodes in Patients with Papillary Thyroid Carcinoma. *Journal of Cancer Research and Clinical Oncology*, **150**, Article No. 268. <https://doi.org/10.1007/s00432-024-05770-x>
- [9] Zhong, L., Shi, L., Liu, X., Zhao, Y., Gu, L., Bai, W., *et al.* (2025) Development and Validation of a Prediction Model for Lymph Node Metastasis in Thyroid Cancer: Integrating Deep Learning and Radiomics Features from Intra- and Peri-Tumoral Regions. *Gland Surgery*, **14**, 1272-1282. <https://doi.org/10.21037/gs-2025-50>
- [10] Gadour, E., Al Ghamdi, S., Miutescu, B., Shaaban, H.E., Hassan, Z., Almuhaideb, A., *et al.* (2024) Linear Endoscopic Ultrasound: Current Uses and Future Perspectives in Mediastinal Examination. *World Journal of Gastroenterology*, **30**, 3803-3809. <https://doi.org/10.3748/wjg.v30.i33.3803>
- [11] Li, X., Zhao, Y., Chen, W., Huang, X., Ding, Y., Cao, S., *et al.* (2024) Nomogram for Predicting Cervical Lymph Node Metastasis of Papillary Thyroid Carcinoma Using Deep Learning-Based Super-Resolution Ultrasound Image. *Discover Oncology*, **15**, Article No. 703. <https://doi.org/10.1007/s12672-024-01601-0>

- [12] Yao, F., Yang, Z., Li, Y., Chen, W., Wu, T., Peng, J., *et al.* (2022) Real-World Evidence on the Sensitivity of Preoperative Ultrasound in Evaluating Central Lymph Node Metastasis of Papillary Thyroid Carcinoma. *Frontiers in Endocrinology*, **13**, Article ID: 865911. <https://doi.org/10.3389/fendo.2022.865911>
- [13] Lu, W., Zhang, D. and Ni, X. (2022) A Review of the Role of Ultrasound Radiomics and Its Application and Limitations in the Investigation of Thyroid Disease. *Medical Science Monitor*, **28**, e937738. <https://doi.org/10.12659/msm.937738>
- [14] Jia, Y., Yang, J., Zhu, Y., Nie, F., Wu, H., Duan, Y., *et al.* (2022) Ultrasound-Based Radiomics: Current Status, Challenges and Future Opportunities. *Medical Ultrasonography*, **24**, 451-460. <https://doi.org/10.11152/mu-3248>
- [15] 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/nrcclinonc.2017.141>
- [16] Duron, L., Savatovsky, J., Fournier, L. and Lecler, A. (2021) Can We Use Radiomics in Ultrasound Imaging? Impact of Preprocessing on Feature Repeatability. *Diagnostic and Interventional Imaging*, **102**, 659-667. <https://doi.org/10.1016/j.diii.2021.10.004>
- [17] 王斯麒, 冉张申. 基于超声的影像组学在临床疾病诊断中的应用进展[J]. 中国医学创新, 2022, 19(18): 180-185.
- [18] Wei, M., Du, Y., Wu, X., Su, Q., Zhu, J., Zheng, L., *et al.* (2020) A Benign and Malignant Breast Tumor Classification Method via Efficiently Combining Texture and Morphological Features on Ultrasound Images. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, **2020**, Article ID: 5894010. <https://doi.org/10.1155/2020/5894010>
- [19] 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>
- [20] 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>
- [21] Zhou, S., Liu, T., Zhou, J., Huang, Y., Guo, Y., Yu, J., *et al.* (2020) An Ultrasound Radiomics Nomogram for Preoperative Prediction of Central Neck Lymph Node Metastasis in Papillary Thyroid Carcinoma. *Frontiers in Oncology*, **10**, Article No. 1591. <https://doi.org/10.3389/fonc.2020.01591>
- [22] Wu, L., Xue, H., Deng, H., Ye, X. and Gong, L. (2026) Development and Validation of an Ultrasound-Based Radiomics Nomogram for Predicting Metastatic Central Cervical Lymph Nodes in Clinically Lymph Node-Negative Patients with Papillary Thyroid Microcarcinoma. *Gland Surgery*, **15**, Article No. 69. <https://doi.org/10.21037/gs-2025-aw-512>
- [23] Park, V.Y., Han, K., Kim, H.J., Lee, E., Youk, J.H., Kim, E., *et al.* (2020) Radiomics Signature for Prediction of Lateral Lymph Node Metastasis in Conventional Papillary Thyroid Carcinoma. *PLOS ONE*, **15**, e0227315. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0227315>
- [24] Zhang, X., Zhang, D., Zhou, W., Wang, Z., Zhang, C., Li, J., *et al.* (2025) Predicting Lymph Node Metastasis in Papillary Thyroid Carcinoma: Radiomics Using Two Types of Ultrasound Elastography. *Cancer Imaging*, **25**, Article No. 13. <https://doi.org/10.1186/s40644-025-00832-w>
- [25] Jin, K., Cao, L., He, N., Ye, L., Zhan, X., Jiang, F., *et al.* (2026) The Value of Intratumoral and Peritumoral Ultrasound Radiomics in Predicting Lateral Cervical Lymph Node Metastasis in Papillary Thyroid Carcinoma: A Multicenter Study of Five Hospitals. *Gland Surgery*, **15**, Article No. 68. <https://doi.org/10.21037/gs-2025-1-572>
- [26] Zhang, S., Liu, R., Wang, Y., Zhang, Y., Li, M., Wang, Y., *et al.* (2024) Ultrasound-Base Radiomics for Discerning Lymph Node Metastasis in Thyroid Cancer: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Academic Radiology*, **31**, 3118-3130. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2024.03.012>
- [27] Liu, C., Yang, S., Xue, T., Zhang, Q., Zhang, Y., Zhao, Y., *et al.* (2025) The Application of a Clinical-Multimodal Ultrasound Radiomics Model for Predicting Cervical Lymph Node Metastasis of Thyroid Papillary Carcinoma. *Frontiers in Oncology*, **14**, Article ID: 1507953. <https://doi.org/10.3389/fonc.2024.1507953>
- [28] Wu, L., Zhou, Y., Li, L., Ma, W., Deng, H. and Ye, X. (2024) Application of Ultrasound Elastography and Radiomic for Predicting Central Cervical Lymph Node Metastasis in Papillary Thyroid Microcarcinoma. *Frontiers in Oncology*, **14**, Article ID: 1354288. <https://doi.org/10.3389/fonc.2024.1354288>
- [29] Cai, Q., Gao, T., Zhou, L., Zhang, S., Chen, Y., Xu, X., *et al.* (2026) Deep Learning-Based Multimodal Radiopathomics for Preoperative Prediction of Lymph Node Metastasis in Papillary Thyroid Carcinoma. *Scientific Reports*, **16**, Article No. 18916. <https://doi.org/10.1038/s41598-026-48693-y>
- [30] Deng, Y., Zheng, L., Zhang, M., Xu, L., Li, Q., Zhou, L., *et al.* (2026) A Comparison of Different Radiomics Methods Predicting Cervical Lymph Node Metastasis in Papillary Thyroid Carcinoma. *Journal of Clinical Ultrasound*, **54**, 584-592. <https://doi.org/10.1002/jcu.70102>
- [31] Zhang, X., Zhang, D., Wang, Z., Chen, J., Ren, J., Ma, T., *et al.* (2025) Automatic Tumor Segmentation and Lymph

- Node Metastasis Prediction in Papillary Thyroid Carcinoma Using Ultrasound Keyframes. *Medical Physics*, **52**, 257-273. <https://doi.org/10.1002/mp.17498>
- [32] Yang, W., Su, X., Yue, C., Chen, W., Chen, Y., Luo, Y., *et al.* (2026) Interpretable Machine Learning Based on Intratumoral and Peritumoral Ultrasound Radiomics for Predicting Central Lymph Node Metastasis in Papillary Thyroid Carcinoma. *European Journal of Radiology*, **197**, Article ID: 112727. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2026.112727>
- [33] Shi, Y., Zou, Y., Liu, J., Wang, Y., Chen, Y., Sun, F., *et al.* (2022) Ultrasound-Based Radiomics XGBoost Model to Assess the Risk of Central Cervical Lymph Node Metastasis in Patients with Papillary Thyroid Carcinoma: Individual Application of SHAP. *Frontiers in Oncology*, **12**, Article ID: 897596. <https://doi.org/10.3389/fonc.2022.897596>
- [34] Lee, H., Kwak, J.Y. and Lee, E. (2026) Quantitative Analysis of the Impact of Region of Interest Information on Deep Learning Algorithms for Thyroid Ultrasound Imaging. *IEEE Open Journal of Engineering in Medicine and Biology*, **7**, 172-179. <https://doi.org/10.1109/ojemb.2026.3667415>
- [35] Feng, J., Yang, Y., Qin, R., Liu, S., Qin, A. and Jiang, Y. (2025) Application and Validation of the Machine Learning-Based Multimodal Radiomics Model for Preoperative Prediction of Lateral Lymph Node Metastasis in Papillary Thyroid Carcinoma. *Frontiers in Endocrinology*, **16**, Article ID: 1618902. <https://doi.org/10.3389/fendo.2025.1618902>
- [36] Chen, L., Zhang, M. and Luo, Y. (2025) Ultrasound Radiomics and Genomics Improve the Diagnosis of Cytologically Indeterminate Thyroid Nodules. *Frontiers in Endocrinology*, **16**, Article ID: 1529948. <https://doi.org/10.3389/fendo.2025.1529948>