

超声影像组学在甲状腺结节良恶性鉴别诊断中的研究进展

王慧敏¹, 隋博文^{2*}

¹联勤保障部队第九六二医院超声科, 黑龙江 哈尔滨

²黑龙江中医药大学附属第一医院肿瘤一科, 黑龙江 哈尔滨

收稿日期: 2026年7月8日; 录用日期: 2026年8月2日; 发布日期: 2026年8月12日

摘要

甲状腺结节检出率逐年上升, 如何无创、精准地鉴别结节良恶性是临床热点问题。传统超声依赖医师主观经验, 诊断一致性欠佳。超声影像组学通过高通量提取医学图像中肉眼难以识别的定量特征, 结合机器学习方法构建预测模型, 为甲状腺结节良恶性鉴别提供了新的解决路径。本文系统综述超声影像组学的工作流程、不同超声模态(B-mode、弹性成像、超声造影等)的研究现状、多模态数据融合策略以及与深度学习结合的最新进展, 评估其诊断效能与循证依据, 分析当前面临的数据标准化、可重复性、临床转化等挑战, 并对多中心前瞻性研究、可解释性AI及临床应用前景进行展望。总体而言, 超声影像组学在甲状腺结节良恶性鉴别中展现出良好的诊断潜力, 有望成为辅助临床决策的有效工具。

关键词

超声影像组学, 甲状腺结节, 良恶性鉴别

Research Progress of Ultrasound Radiomics in the Differential Diagnosis of Benign and Malignant Thyroid Nodules

Huimin Wang¹, Bowen Sui^{2*}

¹Department of Ultrasound, No. 962 Hospital of the PLA Joint Logistics Support Force, Harbin Heilongjiang

²Department One of Oncology, The First Affiliated Hospital of Heilongjiang University of Chinese Medicine, Harbin Heilongjiang

Received: July 8, 2026; accepted: August 2, 2026; published: August 12, 2026

*通讯作者。

文章引用: 王慧敏, 隋博文. 超声影像组学在甲状腺结节良恶性鉴别诊断中的研究进展[J]. 临床个性化医学, 2026, 5(4): 223-229. DOI: 10.12677/jcpm.2026.54243

Abstract

The detection rate of thyroid nodules has been increasing annually, and non-invasive, accurate differentiation between benign and malignant nodules remains a clinical hotspot. Conventional ultrasound relies on subjective physician experience, leading to unsatisfactory diagnostic consistency. Ultrasound radiomics, by extracting high-throughput quantitative features imperceptible to the naked eye from medical images and combining them with machine learning models, offers a novel solution for distinguishing benign from malignant thyroid nodules. This review systematically summarizes the workflow of ultrasound radiomics, current research progress across different ultrasound modalities (B-mode, elastography, contrast-enhanced ultrasound, etc.), multimodal data fusion strategies, and recent advances combined with deep learning. We evaluate its diagnostic performance and evidence-based support, analyze challenges including data standardization, reproducibility, and clinical translation, and discuss prospects for multicenter prospective studies, explainable AI, and clinical application. Overall, ultrasound radiomics demonstrates promising diagnostic potential and may become an effective tool to aid clinical decision-making.

Keywords

Ultrasound Radiomics, Thyroid Nodules, Benign-Malignant Differentiation

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. 超声影像组学概述

1.1. 影像组学的基本概念

影像组学(Radiomics)就是从医学影像中高容量地提取出大量的定量特征, 并把影像数据转化为可以被挖掘的高维数据空间, 进而发现组织或者病变背后的病理生理学特性的一种技术手段[1], 传统的医学图像除了能给出形态学方面的信息外, 还包含着肉眼无法察觉到的微小细节, 比如灰度值分布、纹理特征以及局部不均匀性等。超声影像组学把这种理念也带入了超声领域中去, 认为应该用客观、量化的方式对图像进行分析, 以甲状腺结节为例, 传统的超声只能依靠有限的主观特点来进行 TI-RADS 分级, 而超声影像组学可以提取出几百个定量特征, 在统计学上发现了良性与恶性之间的微小差异。

1.2. 主要特征类型

超声影像组学特征按照所描述的图像属性及其生物学意义分成灰度分布特征、形态几何特征、纹理异质性特征以及多尺度变换特征四类, 其中灰度分布特征代表结节内部回声强度的统计学分布情况, 包括均值、偏度、峰度和熵等参数, 偏度反映的是回声移动的方向, 而熵值则反映了灰色度分布的不规则程度, 并且与组织异质性相关, 形态几何特征用来描述结节轮廓和形状属性, 纵横比、球形度、边缘不规则指数等等都可以被精确地量化为形态特征[2] [3]。纹理异质性特征是根据像素灰度在空间上所处的位置来进行分析得出的结果, 常用的有通过灰度共生矩阵来获取对比度、相关性值的方法, 也可以用灰度游程矩阵来描述同质区域中连续长度的情况, 这种特性对于微钙化的分布、囊变坏死区以及纤维间质成分的变化非常敏感, 多尺度变换特征则是采用小波变换或者把原始图像进行分解之后提取的, 不同的尺

度下的系数能够捕捉到从粗大结构到细微钙化簇的不同层次的信息, 从而提高对结节微小异质性的识别能力[4]。例如, 灰度分布特征中的“熵”值升高, 在病理学上往往对应于肿瘤细胞排列的高度紊乱、间质纤维化程度不均以及坏死区域的散在分布, 这些因素共同构成了超声图像上灰度级的不确定性; 而灰度游程矩阵所描述的长行程优势, 则可能与乳头状癌中常见的大量微小钙化簇或纤维成分的连续区域相关, 这些定量参数为诠释结节异质性的微观病理基础提供了影像学替代指标。

1.3. 深度学习影像组学

深度学习影像组学(Deep Learning Radiomics, DLR)是将深度学习技术与影像组学思想结合起来的一种新方法, 它采用的是神经网络对原始超声图像自适应地学习层次化的特征表达, 并不需要事先定义出数学特征公式, 传统的影像组学特征具有明确的物理或数学意义, 在样本较小的时候稳定性较好, 但是它的表示能力受到设计者先前知识的影响[5]; 深度特征可以通过数据驱动的方法发现一些抽象而全局性的空间模式, 也可以更好地刻画结节形态和纹理之间的联系, 但一般需要大量的训练数据以避免过拟合。两者经常互相补充: 一种常见的策略就是在大尺度的自然图像数据库上预训练 CNN 网络作为特征提取器, 把超声图像送进去之后从网络中提取出某些层上的深度特征, 并与手工设计的传统组学特征拼接在一起, 然后输入到机器学习分类器里去判断良恶性, 迁移学习在该领域得到广泛应用, 在对预训练模型进行微调之后即使甲状腺超声数据量不大也可以有较好的泛化能力[6]。另外为了提高深度学习影像组学在临床中应用的程度, Grad-CAM、SHAP 值等可解释的方法常常被加入到模型当中去, 可以用热力图或者特征重要性排序的方式来显示决策时所依据的图像区域或者特征维度, 从而让“黑箱”模型的部分变得透明起来。对甲状腺结节良恶性鉴别进行的研究中, 利用了深度学习技术来提取特征并且进行了影像组学分析的方法也可以与传统的组学方法相媲美, 在使用多种成像方式数据的时候也具有更好的效果[7]。

2. 研究现状与应用进展

2.1. 不同超声模态的影像组学研究

2.1.1. B-Mode 超声影像组学

B-mode 超声为甲状腺超声检查的基本序列, 传统的研究往往关注形态学特征(边界、回声、钙化等), 影像组学则把灰度分布以及空间纹理模式进行了量化处理, Liang 等人从甲状腺结节 B-mode 图像中提取影像组学特征, 所建立的组学评分模型在恶性结节诊断上表现出良好的效能, 显著优于 ACR TI-RADS 评分[8]。另一项研究比较了超声影像组学模型和不同年资医生的诊断效果, 结果表明组学模型的诊断效能高于低年资医生, 且接近高年资医生的水平[9], 另外, 研究者也探讨了小波变换特征的应用价值, 并发现高频子带特征对于微小钙化更敏感, 可以有效地将甲状腺乳头状微小癌和良性微小结节区分开来[10]。

2.1.2. 弹性成像影像组学

超声弹性成像是通过测定组织硬度来实现的无创性检测方法, 一般包括应变弹性成像和剪切波弹性成像两种类型。恶性结节常常有质地加重的表现, 传统的 SWE 测量只取平均值或者最大值, 不能反映区域的不均匀性, 而影像组学可以从弹性彩图中提取出硬度分布的纹理特征。有研究表明, 在甲状腺微小结节中, 以应变弹性成像和剪切波弹性成像为基础提取组学特征后构建的多模态影像组学列线图, 在训练集和验证集中均表现出良好的良恶性鉴别能力[11]。弹性成像组学特征中的纹理参数(如灰度不均匀性、游程矩阵长行程优势等)可以作为重要的鉴别指标: 在一项包含 TI-RADS 4~5 类结节的多中心研究中, 基于应变弹性成像、剪切波弹性成像和常规超声提取的组学特征所建立的预测模型, 在外部验证集中显示出可靠的诊断价值, 并且 SHAP 分析表明纹理特征是模型预测贡献度最大的因素[12]。另外一项研究表

明, 使用瘤周超声影像组学模型来判断甲状腺乳头状癌颈部淋巴结转移具有重要的诊断和预后意义, 提示肿瘤浸润周边组织时基质发生的改变可被有效捕捉[13]。

2.1.3. 超声造影影像组学

超声造影(CEUS)可以动态显示甲状腺结节的微循环灌注, 恶性结节常常表现为低增强或者不均匀增强, 并且呈快进快出。传统的视觉判断主要依靠医师的经验, 对于不典型的强化结节识别能力较弱。影像组学可以从 CEUS 序列中提取出上升时间、达峰时间和平均通过时间等定量参数以及纹理特征, 从而提高诊断的准确性。Shao 等人以 C-TIRADS 4 类结节为例, 在提取多个关键 CEUS 帧影像组学特征的基础上, 结合临床参数构建了机器学习模型, 其诊断效能优于单独使用超声特征[14]。He 等的研究发现, 用 CEUS 数据建立的模型具有较高的诊断价值, 在加入 CEUS 后诊断效能显著提高[15], 研究显示, CEUS 影像组学比传统的视觉检查法对诊断不典型增强结节更加有效。

2.1.4. 多参数超声联合模型

多参数超声包括 B-mode、彩色多普勒、弹性成像、CEUS 等模态, 影像组学通过特征级融合(拼接特征向量)或者决策级融合(加权投票)把多个来源的信息结合起来, 提高诊断的效果。Li 等人选取了 ACR TI-RADS 4 类结节的病例, 对瘤内及瘤周区域进行组学特征的收集, 联合模型在外部验证中表现出较高的诊断效能[16]。多参数超声影像组学对临床诊疗有较好的指导作用。

2.2. 多模态数据融合模型

2.2.1. 超声 + 临床参数联合模型

仅凭图片来判断患者是否适合某种疾病诊断就容易遗漏一些重要的因素, 如患者的年龄、性别以及甲状腺功能状态等, 多项研究表明, 年龄(≥ 45 岁)、男性性别的血清 TSH 水平与恶性风险之间存在独立相关性, 在影像组学模型中加入临床参数可以提高预测能力[17], 校准曲线、决策曲线分析表明此联合作用于临床是有用的。值得注意的是, 该联合策略在解决细胞学不确定(Bethesda III/IV 类)结节的临床管理难题中展现出独特价值, 通过为这类“灰色地带”结节提供无创的恶性风险再分层信息, 可有效减少不必要的诊断性手术。此外, 对于甲状腺微小乳头状癌, 联合模型也有助于术前预测其侵袭性(如甲状腺外侵犯或淋巴结转移), 从而为患者制定个体化的主动监测或手术方案提供循证依据。

2.2.2. 超声 + 分子标志物

BRAF V600E 突变是甲状腺乳头状癌最常见的驱动突变, 并且它与甲状腺结节的恶性程度以及淋巴结转移有关[18], 部分的研究把影像组学特征和 BRAF 突变结合起来, 称为影像基因组学, 虽然目前还不能用超声来直接推断出基因型, 但是初步研究发现影像组学 Rad-score 与 BRAF 突变状态之间存在中等的相关性, 联合 BRAF 突变检测以及影像组学可以提高诊断的特异性[19], 对于 Bethesda III/IV 类细胞学不确定结节来说, 已经有小样本的研究表明联合模型能够提升恶性预测准确性[20]。但是该方向还缺乏足够的样本量来进行验证。

2.3. 深度学习与影像组学融合

深度学习影像组学将深度神经网络提取的深度特征与传统影像组学手工特征相结合, 常用特征级融合或者决策级融合的方法来提高甲状腺结节的诊断性能。Yu 等人比较了多种不同的深度学习模型和组学结合的效果, 结果表明融合模型的诊断效能优于单独使用组学或单纯使用深度学习模型[21]。注意机制以及 Grad-CAM 可视化可以加强对于微钙化、低回声区等重点部位的识别, 提高模型的可解释性[22]。

3. 诊断效能的循证评价

3.1. 系统综述与 Meta 分析结果

近年来, 多项系统综述与 Meta 分析对超声影像组学在甲状腺结节良恶性鉴别中的诊断效能进行了综合评估。一项纳入多项包含外部独立验证数据集的系统综述与 Meta 分析显示, 人工智能模型(涵盖基于影像组学特征的机器学习算法)具有较高的合并敏感度和合并特异度, 汇总受试者工作特征曲线下面积也处于较高水平[23]。关于亚组分析, 该研究指出以细胞学作为参考标准时模型的诊断准确性似乎高于以组织学作为参考标准者, 但混合效应 Meta 回归分析未证实这一差异具有统计学显著性。此外, 有 Meta 分析提示多模态超声组学(联合弹性成像、超声造影等模态)的合并诊断效能优于单模态常规超声组学。

关于影像组学模型与临床医师诊断效能的直接比较, 也有循证证据可提供参考。一项多中心研究显示, 未接受辅助时低年资医师、高年资医师及专家级医师的诊断效能呈现梯度差异; 而在深度学习影像组学模型的辅助下, 各年资医师的诊断效能均有明显提升[9]。

3.2. 外部验证与泛化能力

虽然有很多单中心回顾性研究报道了较高的 AUC 值, 但是缺少外部独立验证使得该模型在临床应用上存在一定的限制。

在多中心外部验证中, 一项纳入 TI-RADS 4~5 级甲状腺结节患者的多模态超声影像组学研究[12], 从常规二维超声、应变弹性成像和剪切波弹性成像图像中提取影像组学特征, 构建预测模型。该模型在内部训练集和测试集中表现良好, 但在外部验证集中效能有所下降。

4. 挑战与局限性

虽然超声影像组学在甲状腺结节良恶性鉴别方面有着较好的应用前景, 但要进入临床常规使用仍面临诸多亟待解决的瓶颈问题。

4.1. 图像标准化与批次效应

数据标准化是整个转化过程中的首要技术障碍。不同厂商的超声设备(如 GE、Philips、Siemens 等)因其成像物理原理、探头频率、接收增益及动态范围设置的差异, 导致相同结节的图像灰度分布和纹理特征存在显著的系统性偏差, 即“批次效应”。这种偏差甚至可能超过良恶性本身带来的生物学差异。尽管离线预处理技术如灰度归一化、直方图匹配以及 ComBat 协调算法能够在很大程度上校正此类非生物异质性, 但目前学术界尚未就针对超声影像的最佳校正方案达成共识。更值得关注的是, 不同研究采用的 ROI 分割策略及特征提取软件版本差异, 亦会引入显著的测量偏倚, 这使得不同研究间的结果难以直接比较与整合, 严重制约了 Meta 分析等循证证据的等级。

4.2. 分割的鲁棒性问题

图像分割的可重复性是决定特征稳定性的基石。当前, 无论是医师手工勾画还是半自动算法, 均难以保证在不同操作者或不同时间点下的高度一致性。尤其是对于边界模糊、伴有粗大钙化后方声影或呈浸润性生长的结节, 分割结果的微小变异即可导致大量纹理及形状特征的数值发生剧烈波动。虽然基于深度学习的自动分割算法(如 U-Net 及其变体)在提升效率与一致性方面展现出巨大潜力, 但其对异质性强的结节及位于甲状腺边缘、易受周围组织(如气管、血管)干扰的结节仍存在分割失效风险。提升分割算法对疑难结节的鲁棒性, 并建立标准化的分割操作指南, 是确保影像组学特征具备临床可重复性的紧迫任务。

4.3. 模型的过拟合与泛化危机

过拟合和样本量不足是制约模型泛化能力的核心统计学难题。典型的影像组学研究常常面临“维度灾难”——即从数百个结节中提取出数千个特征，特征数量远超样本量。即使采用了 LASSO 回归、最小冗余最大相关(mRMR)等降维手段，模型仍存在过度拟合训练集噪声的高风险，表现为在独立外部验证集上 AUC 值显著下降。目前，绝大多数已发表研究均为单中心、回顾性设计，样本量较小，且恶性结节占比偏低，这导致模型难以学习到真正具有生物学普适性的特征模式。因此，推动多中心、大样本、前瞻性的验证研究，并强制要求公开数据处理流程与模型代码，是当前提升该领域研究整体质量与临床转化可行性的关键环节。

5. 未来展望

超声影像组学要达到临床应用的目的，亟需遵循一个分阶段、系统化的转化研究路线图，以弥合技术研发与临床实践之间的差距。

第一阶段：标准化公开数据集的构建。需联合多中心、多厂商设备(GE、Philips、Siemens 等)，建立大规模、前瞻性的甲状腺超声影像数据库，并制定统一的图像采集与预处理标准(如增益、深度、频率设置)。该数据集不仅应包含 B-mode 图像，还应纳入弹性成像和超声造影序列，并伴有严格的组织病理学金标准及临床随访信息，为算法研发与验证提供高质量的公共基准平台。

第二阶段：算法鲁棒性与泛化能力的挑战与优化。依托上述数据集，可举办公开的算法挑战赛，客观评估不同影像组学及深度学习模型在应对设备异质性、图像噪声及不同人群分布时的性能表现，优胜劣汰，以此驱动算法向高鲁棒性方向发展。

第三阶段：可解释性工具的临床集成。开发能将“黑箱”模型的决策逻辑转化为临床熟悉语言的解释工具。例如，将深度特征或组学标签(Rad-score)映射回标准化超声报告术语(如 ACR TI-RADS 或 C-TIRADS 词汇)，或通过热力图直观标示影响决策的关键图像区域，从而提高临床医师对模型输出的信任度与接纳度。

第四阶段：前瞻性临床试验与卫生经济学评价。在完成前序验证后，需在真实临床环境中开展前瞻性、随机对照试验(RCT)，系统评估 AI 辅助诊断系统在实际工作流程中的临床效用(如提升诊断敏感性/特异性)、对患者管理决策的影响以及成本效益比，最终为超声影像组学技术的临床常规准入提供最高等级的循证证据。

参考文献

- [1] Lambin, P., Rios-Velazquez, E., Leijenaar, R., Carvalho, S., van Stiphout, R.G.P.M., Granton, P., *et al.* (2012) Radiomics: Extracting More Information from Medical Images Using Advanced Feature Analysis. *European Journal of Cancer*, **48**, 441-446. <https://doi.org/10.1016/j.ejca.2011.11.036>
- [2] 袁德好, 孙家龙, 吴宗山, 等. 甲状腺良恶性结节的鉴别: 基于 CT 纹理分析参数中的熵值及超声联合 CT [J]. 分子影像学杂志, 2026, 49(5): 644-650.
- [3] 陈宇思, 张士德. 甲状腺结节的超声、CT 及 MRI 影像学特征研究进展[J]. 现代肿瘤医学, 2022, 30(3): 552-555.
- [4] 胡婷. 超声灰度比值在鉴别甲状腺结节良恶性的应用价值[J]. 江苏医药, 2025, 51(12): 1233-1237.
- [5] 张亚莹, 单广震, 朱来敏, 等. 基于人工智能的影像组学在甲状腺结节临床应用的研究进展[J]. 中国数字医学, 2024, 19(7): 75-80.
- [6] 梁嘉炜, 邱桃荣, 周爱云, 等. 集成多尺度微调卷积神经网络下的甲状腺结节良恶性识别[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2021, 33(1): 81-91.
- [7] 李钰萌, 李佳珊, 鲁磊, 等. 人工智能辅助诊断甲状腺结节的研究进展[J]. 医药前沿, 2026, 16(15): 50-53.
- [8] 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>
- [9] Du, H., Chen, F., Li, H., Wang, K., Zhang, J., Meng, J., *et al.* (2024) Deep-Learning Radiomics Based on Ultrasound Can Objectively Evaluate Thyroid Nodules and Assist in Improving the Diagnostic Level of Ultrasound Physicians. *Quantitative Imaging in Medicine and Surgery*, **14**, 5932-5945. <https://doi.org/10.21037/qims-23-1597>
 - [10] 郑水婧, 杨君, 蔡瑜娇, 等. 基于小波变换和 CNN-Transformer 的超声甲状腺结节分割算法研究[J]. 陆军军医大学学报, 2025, 47(14): 1595-1601.
 - [11] Zhang, X., Zhang, D., Han, L., Pan, Y., Wei, Q., Lv, W., *et al.* (2023) Predicting Malignancy of Thyroid Micronodules: Radiomics Analysis Based on Two Types of Ultrasound Elastography Images. *Academic Radiology*, **30**, 2156-2168. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2023.02.001>
 - [12] Wang, L., Wang, C., Deng, X., Li, Y., Zhou, W., Huang, Y., *et al.* (2024) Multimodal Ultrasound Radiomic Technology for Diagnosing Benign and Malignant Thyroid Nodules of Ti-Rads 4-5: A Multicenter Study. *Sensors*, **24**, Article 6203. <https://doi.org/10.3390/s24196203>
 - [13] 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**, 68-68. <https://doi.org/10.21037/gs-2025-1-572>
 - [14] Shao, L., Zhang, L., Liu, L., Sun, F., Li, H., Liu, T., *et al.* (2025) Multimodal Radiomics Model with Triple-Timepoint Contrast-Enhanced Ultrasound for Precise Diagnosis of C-TIRADS 4 Thyroid Nodules. *Frontiers in Endocrinology*, **16**, Article ID: 1639017. <https://doi.org/10.3389/fendo.2025.1639017>
 - [15] He, H., Zhu, J., Ye, Z., Bao, H., Shou, J., Liu, Y., *et al.* (2024) Using Multimodal Ultrasound Including Full-Time-Series Contrast-Enhanced Ultrasound Cines for Identifying the Nature of Thyroid Nodules. *Frontiers in Oncology*, **14**, Article ID: 1340847. <https://doi.org/10.3389/fonc.2024.1340847>
 - [16] Li, J., Li, S., Zhou, W., Duan, Y. and Zheng, H. (2024) Enhancing Malignancy Prediction in Thyroid Nodules: A Multimodal Ultrasound Radiomics Approach in TI-RADS Category 4 Lesions. *Journal of Clinical Ultrasound*, **52**, 511-521. <https://doi.org/10.1002/jcu.23662>
 - [17] 高珍珍, 韩雨农, 任恬恬, 等. 桥本甲状腺炎异形增生结节与甲状腺乳头状癌的鉴别诊断因素分析[J]. 皖南医学院学报, 2025, 44(5): 466-469.
 - [18] 齐田田, 陆峰, 韩星星, 等. 彩色多普勒超声检查、超声引导下细针穿刺细胞学检查联合 BRAFV600E 基因检测对微小甲状腺结节的诊断价值[J]. 实用临床医药杂志, 2023, 27(5): 26-30.
 - [19] 夏凡童. 儿童青少年甲状腺乳头状癌腺外侵犯预测模型的构建及验证[D]: [硕士学位论文]. 天津: 天津医科大学, 2023.
 - [20] 危安. 基于 C-TIRADS 分类及超声影像学无创预测甲状腺结节 Bethesda 分类的应用研究[D]: [博士学位论文]. 合肥: 安徽医科大学, 2025.
 - [21] Yu, B., He, H., Zheng, Q., Ai, Y., Yu, X., Li, S., *et al.* (2025) Integrating Deep Learning and Radiomics in Differentiating Papillary Thyroid Microcarcinoma from Papillary Thyroid Carcinoma with Ultrasound Images. *Cancer Management and Research*, **17**, 1339-1349. <https://doi.org/10.2147/cmar.s507943>
 - [22] Liu, Y., Feng, Y., Qian, L., Wang, Z. and Hu, X. (2023) Deep Learning Diagnostic Performance and Visual Insights in Differentiating Benign and Malignant Thyroid Nodules on Ultrasound Images. *Experimental Biology and Medicine*, **248**, 2538-2546. <https://doi.org/10.1177/15353702231220664>
 - [23] Gatta, E., Gatta, R., Morandi, R., Isoli, S., Corvaglia, S., Vetrugno, S., *et al.* (2025) Machine Learning for Diagnosis of Malignant Thyroid Nodules Based on Thyroid Ultrasound: Systematic Review and Meta-Analysis of Studies with External Datasets. *European Journal of Radiology Open*, **16**, Article 100716. <https://doi.org/10.1016/j.ejro.2025.100716>