

影像组学在甲状腺恶性肿瘤中的研究进展

钟树文¹, 金欣茹¹, 赵子逸², 陈梁良³

¹绍兴文理学院医学院, 浙江 绍兴

²宁波大学医学部, 浙江 宁波

³宁波市第二医院甲状腺外科, 浙江 宁波

收稿日期: 2026年1月27日; 录用日期: 2026年2月22日; 发布日期: 2026年3月2日

摘要

目的: 综述影像组学在甲状腺恶性肿瘤的诊断分层、侵袭性评估、转移预测与疗效监测中的研究进展。方法: 系统检索国内外数据库, 纳入影像组学/深度学习研究、系统综述与方法学指南, 并对影像获取、分割、特征工程、验证及临床效益评估进行综合分析。结果: 证据显示, 超声与CT影像组学在结节良恶性鉴别、中央区隐匿性淋巴结转移预测、腺体外侵犯与分子风险提示等任务中具有一定增益; 多中心外部验证研究提示平扫CT与增强特征可提供可迁移信息, 但不同中心协议差异仍会导致性能衰减。同时, 透明报告与偏倚控制框架有助于提高研究可信度。结论: 影像组学有望成为细针穿刺与常规影像的有效补充, 但需在标准化流程、多中心前瞻性验证、校准与决策收益评估方面进一步完善。

关键词

影像组学, 甲状腺癌, 超声, 计算机断层扫描, 机器学习

Research Progress of Radiomics in Thyroid Malignant Tumors

Shuwen Zhong¹, Xinru Jin¹, Ziyi Zhao², Liangliang Chen³

¹School of Medicine, Shaoxing University, Shaoxing Zhejiang

²Health Science Center, Ningbo University, Ningbo Zhejiang

³Department of Thyroid Surgery, Ningbo No.2 Hospital, Ningbo Zhejiang

Received: January 27, 2026; accepted: February 22, 2026; published: March 2, 2026

Abstract

Objective: To review recent advances in radiomics for diagnostic stratification, assessment of tumor aggressiveness, prediction of metastasis, and treatment response monitoring in malignant thyroid

文章引用: 钟树文, 金欣茹, 赵子逸, 陈梁良. 影像组学在甲状腺恶性肿瘤中的研究进展[J]. 临床医学进展, 2026, 16(3): 227-233. DOI: 10.12677/acm.2026.163783

tumors. Methods: A systematic search of domestic and international databases was conducted to identify radiomics/deep learning studies, systematic reviews, and methodological guidelines. A comprehensive synthesis was performed focusing on imaging acquisition, segmentation, feature engineering, validation strategies, and evaluation of clinical utility. **Results:** The available evidence indicates that ultrasound- and CT-based radiomics provides incremental value in tasks such as differentiating benign from malignant nodules, predicting occult central compartment lymph node metastasis, assessing extrathyroidal extension, and inferring molecular risk. Multicenter external validation studies suggest that non-contrast CT and contrast-enhanced features can yield transferable information; however, inter-center protocol heterogeneity remains associated with performance degradation. Transparent reporting practices and bias-control frameworks were shown to enhance study credibility. **Conclusions:** Radiomics has the potential to serve as an effective adjunct to fine-needle aspiration and conventional imaging. Nevertheless, further refinement is required in terms of standardized workflows, multicenter prospective validation, model calibration, and assessment of decision-analytic benefit.

Keywords

Radiomics, Thyroid Cancer, Ultrasound, Computed Tomography, Machine Learning

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

甲状腺癌以分化型甲状腺癌(尤其是乳头状癌)最为常见,其总体预后良好,但在“如何避免过度诊断与过度治疗”的临床决策链条中仍存在多处不确定性。在结节层面,超声分级体系虽然可以提供结构化的风险评估,但不同设备与操作者差异导致一致性受限;在病理层面,细针穿刺细胞学对部分不确定的结节并不能给出确定结论,而分子检测在可及性与成本上也存在一定的约束性。此外,中央区淋巴结转移、腺外侵犯等风险因素与手术范围选择、复发风险及并发症之间的权衡密切相关,同时传统影像在识别隐匿性转移方面能力也有限[1][2]。

影像组学将影像视为可计算数据,通过从超声、CT、MRI及PET/CT等影像中提取定量特征,构建可复现的“影像表型”,从而为诊断、分层与随访提供客观指标。肿瘤影像组学的概念与方法学在肿瘤学领域逐步成熟,并形成了从特征工程到临床转化的研究范式[3]-[8]。

然而,影像组学研究也经历了从“高AUC报道”走向“强调可复现与临床效益”的转变。早期许多模型在内部验证中表现出色,但在外部数据验证时性能下降,提示研究设计与偏倚控制的重要性。在预测模型领域,系统性证据已揭示不当数据处理与报告不足会显著影响结论可信度,从而促使医学影像AI逐步采用透明报告与偏倚评估清单[9]-[12]。

2. 方法

本综述采用叙述性系统检索与证据综合相结合的方法。检索数据库包括PubMed、Web of Science、Embase,以及中文数据库(中国知网、万方及维普)。检索时间范围为2014年1月至2026年1月。英文检索词包括“thyroid”,“radiomics”,“texture”,“machine learning”,“deep learning”,“ultrasound”,“computed tomography”,“dual-energy CT/spectral CT”,“lymph node metastasis”,“extrathyroidal extension”等;中文检索词包括“甲状腺癌/甲状腺恶性肿瘤”、“影像组学/纹理分析”、“机器学习/深

度学习”、“超声”、“CT/能谱 CT/双能 CT”、“淋巴结转移”、“腺外侵犯”等。

纳入标准:① 研究对象为甲状腺恶性肿瘤或与恶性相关的临床任务(良恶性鉴别、转移/侵袭性预测、分子风险提示、疗效与预后监测);② 明确描述至少一个可复现的特征提取与建模流程,并报告性能指标(如 AUC、敏感度、特异度等);③ 参考标准相对明确(手术病理为主,必要时结合随访)。排除标准:① 仅传统影像征象分析而未包含影像组学/机器学习流程;② 病例报告或样本量极少且无法评估模型稳定性;③ 未正式出版资料。

对入选研究提取以下要点:影像获取与重建参数、ROI/VOI 分割策略(二维/三维、手工/半自动/自动、观察者一致性)、预处理方法(重采样、灰度离散化、特征标准化、批效应校正)、特征筛选与分类器类型(如 LASSO、支持向量机、随机森林、深度网络等)、验证方案(内部验证、交叉验证、时间外验证、外部多中心验证)以及临床增益评估(校准曲线、决策曲线分析等)。方法学评价参考了医学影像 AI 研究的报告与质量控制框架,从而提高综述对“可转化性”的关注[3]-[17]。

3. 结果

3.1. 影像组学工作流程与关键方法学要点

影像组学的一般流程包括图像获取与重建、分割、特征提取、特征选择/降维、建模与验证以及解释与部署。在特征提取层面,形状、灰度直方图、一阶统计、纹理矩阵与滤波/小波特征是最常见的“手工特征”集合;在软件实现方面,各类开源计算框架促进了特征工程的规范化与可重复计算[14]。

但在现实研究中,决定模型能否跨中心复现的往往不是算法本身,而是影像协议、分割边界与预处理细节。例如,层厚、重建核与迭代重建会改变纹理尺度;超声的增益、动态范围与压迫程度会改变灰度分布。IBSI 为特征定义、命名与计算提供标准化框架,可降低不同软件/团队之间的系统差异[13]。

建模阶段的常见风险包括高维低样本导致的过拟合、在全体数据上执行归一化或特征选择造成的信息泄漏、以及缺少外部验证导致的性能高估。因此,临床预测模型的报告与审查越来越强调透明性:TRIPOD 提出了预测模型报告的核心要素,CLAIM 强调医学影像 AI 的最低信息集,PROBAST 则从偏倚与适用性角度系统评估研究质量[10] [15] [16]。

3.2. 超声影像组学: 结节鉴别与风险分层

超声是临床上甲状腺结节评估的首选影像手段,因其无辐射、成本低且可实时观察血流与弹性信息,在国内应用最为广泛[1]。

在良恶性鉴别方面,早期的计算机辅助诊断系统已显示出一定的潜力,随后深度学习与影像组学进一步提升了对复杂结节的识别能力。

多中心研究与前瞻性验证提示,深度学习对结节分类的性能可接近或优于部分经验读片者,但模型输出受数据分布影响显著,因此更适合以“人机协同”方式进入临床流程,而非单独替代临床判断[17]。

在术前风险分层方面,研究逐渐从单纯“是否恶性”转向预测中央区淋巴结转移等与手术策略直接相关的终点。例如,基于超声多模态特征融合的影像组学模型可用于预测中央区淋巴结转移,为临床 cNO 患者的手术方案制定提供量化参考。

3.3. CT 影像组学: 外部验证推动的可迁移证据

CT 在甲状腺恶性肿瘤管理中的应用多集中于局部侵犯评估、颈部淋巴结转移、纵隔受累、复发监测及偶发结节的进一步评估。与超声相比,CT 的灰度尺度更稳定且更便于三维分割,因此在影像组学特征稳定性方面具有潜在优势[8]。

针对结节良恶性鉴别,多中心 CT 影像组学研究开始强调外部验证与校准。例如, AJR 报道的多中心开发与外部验证研究显示, CT 影像组学结合临床变量可获得较稳健的判别效能,提示其在特定人群中具有转化潜力[18]。

在中央区隐匿性淋巴结转移预测方面,传统形态学标准的局限促使研究转向“原发灶表型”与“转移倾向”的关联建模。李程超等基于平扫 CT 提取影像组学特征并进行外部验证,提示平扫信息即可提供一定预测价值,且联合临床变量后性能进一步提升[19]。

在功能信息增强方面,能谱/双能 CT 可提供与碘含量相关的参数,反映血供与强化异质性。国内研究分别从能谱碘图影像组学与双能 CT 列线图角度探索了其对转移风险评估的价值,为“定量血供 + 纹理异质性”融合提供了本土证据[20] [21]。

此外, BMC Cancer 等研究提出利用双能 CT 影像组学实现“虚拟活检(virtual biopsy)”以区分良恶性结节,提示功能参数与纹理特征结合可能拓展 CT 在疑难结节管理中的角色[22]。

3.4. 影像组学特征与甲状腺癌分子标志物的关联研究

近年来,影像组学逐步被用于探索甲状腺癌影像表型与分子标志物之间的潜在关联,以期实现无创分子分层(imaging surrogates of genomics)。其中, BRAF V600E、TERT 启动子突变及 RAS 基因突变是目前研究最为集中的分子事件[4] [8] [23]。

多项研究表明, BRAF V600E 突变与肿瘤内部结构异质性、边界不规则性及强化不均匀性密切相关。基于超声与 CT 的影像组学研究发现,纹理特征(如 GLCM、GLRLM 相关指标)及高阶滤波特征在区分 BRAF 突变状态方面具有一定判别能力,其预测性能在部分研究中可达到中等至良好水平(AUC 约 0.70~0.85) [18] [23]。

相较于 BRAF, TERT 启动子突变通常与更高侵袭性及不良预后相关,但其发生率较低,使得相关影像组学研究多集中于回顾性手术队列。现有证据提示,反映肿瘤形态复杂度与灰度分布不均的影像组学特征,可能与 TERT 突变及联合突变(如 BRAF + TERT)状态相关,但模型稳定性及外部验证仍较为有限 [16]。

此外,部分研究关注 RAS 突变这一与滤泡样生长模式及较低侵袭性相关的分子亚型,结果提示其影像表型与 BRAF 突变型存在一定差异,但由于样本量及分子检测策略差异,目前尚难形成一致结论[2]。

总体而言,影像组学在分子标志物预测中的潜在价值主要体现在为分子检测不可及或结果不确定的病例提供风险提示。然而,现有研究多为单中心、回顾性设计,且分子检测方法不统一,限制了证据的可迁移性。未来研究需在多中心前瞻性队列中,结合标准化影像协议与严格验证策略,进一步明确影像组学在甲状腺癌分子分层中的临床定位[10] [11] [23]。

3.5. 系统综述与 Meta 分析: 总体效能与异质性并存

近年来针对甲状腺肿瘤影像组学的系统综述与 Meta 分析持续增加,为总体效能提供了汇总证据。Clinical Imaging 的系统综述总结了 CT/MRI 影像组学与深度学习在转移相关终点中的应用,指出总体表现较好但研究异质性明显[24]。

Academic Radiology 的系统综述与 Meta 分析进一步关注 CT 影像组学/深度学习在良恶性鉴别中的表现及与放射科医师比较,提示模型在部分研究中可达到更高的综合指标,但其可迁移性仍依赖于严格外部验证与流程标准化[25]。

另一项 Meta 分析聚焦腺外侵犯与 BRAF 等分子风险预测,提示影像组学在侵袭性表型识别方面具有一定诊断价值,但同时强调研究质量参差不齐,倚倚风险需要用标准化工具进行评估[26]。

3.6. 临床效益评估：从 AUC 到决策收益

对甲状腺结节而言，单纯提高 AUC 并不等价于减少不必要穿刺或手术。因此，研究越来越强调在报告判别能力的同时，评估模型在临床阈值下的净获益。决策曲线分析提供了一种将敏感度、特异度与临床偏好综合到同一框架的方法，尤其适用于比较“影像组学模型 + 临床变量”与传统分层策略的真实收益[15]。

3.7. 主要诊断性研究的质量评价(QUADAS-2)

针对本综述中纳入的以诊断或风险预测为主要目的的影像组学研究，采用 QUADAS-2 工具从患者选择、指标试验、参考标准及流程与时间四个方面对研究质量进行系统评价[27]。

总体来看，多数研究在指标试验(index test)与参考标准(reference standard)的定义上相对明确，参考标准主要基于术后病理或经随访确认的临床结局。然而，在患者选择域中，较高比例研究存在潜在偏倚风险，主要表现为仅纳入手术患者或高风险结节，从而导致影响模型性能评估的稳定性[10] [27] [28]。

在参考标准中，部分研究未明确说明病理评估是否对影像组学结果实施盲法，存在参考标准不盲法偏倚(review bias)的风险。此外，在流程与时间域，少数研究未清晰报告影像获取与病理确诊之间的时间间隔，或未对失访病例进行说明，影响了适用性判断[28]。

综合 QUADAS-2 评价结果可见，当前甲状腺影像组学研究的主要偏倚来源集中于回顾性研究设计、患者选择不代表目标人群以及报告透明度不足。这也解释了部分模型在外部验证中性能下降的现象，提示未来研究亟需在前瞻性设计、连续入组及盲法实施方面进一步规范[9]-[44] [27]-[29]。

4. 讨论

综合本综述纳入的证据，影像组学在甲状腺恶性肿瘤中的研究热点已经从“结节良恶性鉴别”延伸到“转移与侵袭性分层”以及“疗效与预后监测”。超声方向研究最为丰富，深度学习与影像组学在多中心研究与前瞻性验证中展现出与临床读片互补的潜力；CT 方向则在多中心外部验证与功能参数融合推动下，逐步形成更具迁移性的证据链[16] [18]。

但需要指出的是，甲状腺结节与分化型甲状腺癌具有“高检出、低死亡”的疾病谱特征，若研究仅基于手术队列，容易出现谱偏倚并夸大模型性能，从而在筛查或灰区结节人群中难以复现。预测模型领域的经验表明，数据偏倚、信息泄露与不充分报告会显著降低证据可信度，这也是为何 TRIPOD、PROBAST 与 CLAIM 等框架在医学影像 AI 中日益重要[9]-[12]。

在临床转化层面，更现实的路径是把影像组学作为“风险分层增益模块”，嵌入既有的诊疗流程之中。例如，ATA 指南强调对结节与分化型甲状腺癌的管理需要综合影像风险、细胞学与临床因素，影像组学的价值应体现在对不确定结节的再分层、对 cN0 患者的转移风险提示以及对随访策略的优化[2]。

此外，算法可解释性与责任归属也是中文临床期刊与真实世界部署越来越关注的话题。在高风险临床决策中，过度依赖黑箱模型可能带来不可控风险，因此应优先采用可解释建模策略，或至少通过可解释性方法(如 SHAP)对模型输出进行可审查的解释，明确其在何种情况下可能失败[24] [30]。

从更广泛的 AI 临床应用经验看，顶级期刊对 AI 系统的跨机构评估、前瞻性验证与公平性审查提出了更高要求。皮肤癌识别、乳腺筛查等领域的大规模研究提示：只有在多中心、真实场景中证明“人机协同提升”，模型才可能获得稳定的临床信任与推广空间[29] [31] [32]。

结合国内研究现状，中文文献为本土影像协议、CT 应用与临床工作流程提供了可借鉴的证据，但仍需进一步提高研究规范性。例如，围绕 CT 平扫与能谱碘图的研究为转移风险评估提供了本土数据支撑，同时也提示未来应加强跨中心一致化与前瞻性验证[19]-[21] [28]。

5. 结论

影像组学推动了甲状腺恶性肿瘤影像评估从定性描述向定量表型的转变。现有证据提示, 基于超声与 CT 的影像组学/深度学习模型在良恶性鉴别、中央区隐匿性淋巴结转移预测、以及部分侵袭性表型识别方面具有一定应用前景[16] [19]。

但影像组学的临床转化仍依赖于标准化采集与特征计算、严格的外部与前瞻性验证、校准与决策收益评估、以及可解释性与部署研究。面向中文期刊写作与投稿, 应更强调问题导向与可落地证据链, 避免仅以内部 AUC 作为结论依据[9] [11] [15]。

参考文献

- [1] 中华医学会放射学分会头颈学组. 甲状腺结节影像检查流程专家共识[J]. 中华放射学杂志, 2016, 50(12): 881-888.
- [2] 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>
- [3] Lambin, P., Rios-Velazquez, E., Leijenaar, R., *et al.* (2012) Radiomics: Extracting More Information from Medical Images Using Advanced Feature Analysis. *Nature Reviews Clinical Oncology*, **9**, 675-677.
- [4] 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. 4006. <https://doi.org/10.1038/ncomms5644>
- [5] Gillies, R.J., Kinahan, P.E. and Hricak, H. (2016) Radiomics: Images Are More than Pictures, They Are Data. *Radiology*, **278**, 563-577. <https://doi.org/10.1148/radiol.2015151169>
- [6] Limkin, E.J., Sun, R., Dercle, L., Zacharaki, E.I., Robert, C., Reuzé, S., *et al.* (2017) Promises and Challenges for the Implementation of Computational Medical Imaging (Radiomics) in Oncology. *Annals of Oncology*, **28**, 1191-1206. <https://doi.org/10.1093/annonc/mdx034>
- [7] Avanzo, M., Stancanello, J. and El Naqa, I. (2017) Beyond Imaging: The Promise of Radiomics. *Physica Medica*, **38**, 122-139. <https://doi.org/10.1016/j.ejimp.2017.05.071>
- [8] Yip, S.S.F. and Aerts, H.J.W.L. (2016) Applications and Limitations of Radiomics. *Physics in Medicine and Biology*, **61**, R150-R166. <https://doi.org/10.1088/0031-9155/61/13/r150>
- [9] Collins, G.S., Reitsma, J.B., Altman, D.G. and Moons, K.G.M. (2015) Transparent Reporting of a Multivariable Prediction Model for Individual Prognosis or Diagnosis (TRIPOD): The TRIPOD Statement. *Annals of Internal Medicine*, **162**, 55-63. <https://doi.org/10.7326/m14-0697>
- [10] Wolff, R.F., Moons, K.G.M., Riley, R.D., Whiting, P.F., Westwood, M., Collins, G.S., *et al.* (2019) PROBAST: A Tool to Assess the Risk of Bias and Applicability of Prediction Model Studies. *Annals of Internal Medicine*, **170**, 51-58. <https://doi.org/10.7326/m18-1376>
- [11] Mongan, J., Moy, L. and Kahn Jr., C.E. (2020) Checklist for Artificial Intelligence in Medical Imaging (CLAIM): A Guide for Authors and Reviewers. *Radiology*, **294**, 487-489.
- [12] Wynants, L., Van Calster, B., Collins, G.S., *et al.* (2020) Prediction Models for Diagnosis and Prognosis of COVID-19: Systematic Review and Critical Appraisal. *BMJ*, **369**, m1328.
- [13] Zwanenburg, A., Vallières, M., Abdalah, M.A., Aerts, H.J.W.L., Andrearczyk, V., Apte, A., *et al.* (2020) The Image Biomarker Standardization Initiative: Standardized Quantitative Radiomics for High-Throughput Image-Based Phenotyping. *Radiology*, **295**, 328-338. <https://doi.org/10.1148/radiol.2020191145>
- [14] van Griethuysen, J.J.M., Fedorov, A., Parmar, C., Hosny, A., Aucoin, N., Narayan, V., *et al.* (2017) Computational Radiomics System to Decode the Radiographic Phenotype. *Cancer Research*, **77**, e104-e107. <https://doi.org/10.1158/0008-5472.can-17-0339>
- [15] Vickers, A.J. and Elkin, E.B. (2006) Decision Curve Analysis: A Novel Method for Evaluating Prediction Models. *Medical Decision Making*, **26**, 565-574. <https://doi.org/10.1177/0272989x06295361>
- [16] Song, J., Chai, Y.J., Masuoka, H., Park, S., Kim, S., Choi, J.Y., *et al.* (2019) Ultrasound Image Analysis Using Deep Learning Algorithm for the Diagnosis of Thyroid Nodules. *Medicine*, **98**, e15133. <https://doi.org/10.1097/md.00000000000015133>

- [17] Park, V.Y., Han, K., Seong, Y.K., Park, M.H., Kim, E., Moon, H.J., *et al.* (2019) Diagnosis of Thyroid Nodules: Performance of a Deep Learning Convolutional Neural Network Model vs. Radiologists. *Scientific Reports*, **9**, Article No. 17843. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-54434-1>
- [18] 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>
- [19] 李程超, 陈炜越, 陈勇军, 等. CT 平扫影像组学预测甲状腺乳头状癌中央区隐匿性淋巴结转移的价值[J]. 中国中西医结合影像学杂志, 2024, 22(5): 502-508.
- [20] 高波, 张婧彬, 米惠枝, 等. 基于双能 CT 列线图模型预测甲状腺乳头状癌淋巴结转移的研究[J]. CT 理论与应用研究, 2025, 34(1): 31-36.
- [21] 何建卿, 孙曦, 李龙涛, 等. 基于能谱 CT 碘图的影像组学诊断甲状腺乳头状癌颈部淋巴结转移的价值[J]. CT 理论与应用研究, 2024, 33(3): 333-342.
- [22] He, J., Du, C., Hu, M., Zhang, J., Cheng, Q., Liu, Y., *et al.* (2025) Distinguishing Benign from Malignant Thyroid Nodules via Virtual Biopsy: A Study on Using Quantitative Parameters and Classical Radiomics Features from Dual-Energy CT Imaging. *BMC Cancer*, **25**, Article No. 1823. <https://doi.org/10.1186/s12885-025-15261-y>
- [23] Moons, K.G.M., Altman, D.G., Reitsma, J.B., Ioannidis, J.P.A., Macaskill, P., Steyerberg, E.W., *et al.* (2015) Transparent Reporting of a Multivariable Prediction Model for Individual Prognosis or Diagnosis (TRIPOD): Explanation and Elaboration. *Annals of Internal Medicine*, **162**, W1-W73. <https://doi.org/10.7326/m14-0698>
- [24] 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 110392. <https://doi.org/10.1016/j.clinimag.2024.110392>
- [25] Broomand Lomer, N., Ahmadzadeh, A.M., Ashoobi, M.A., Abdi, S., Ghasemi, A. and Gholamrezanezhad, A. (2026) Ct-based Radiomics and Deep Learning for Preoperative Thyroid Nodule Classification: A Systematic Review, Meta-Analysis, and Radiologist Comparison. *Academic Radiology*, **33**, 98-116. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2025.09.045>
- [26] Liu, Y., Xiang, L., Liu, F., Yahya, N., Chai, J., Hamid, H.A., *et al.* (2025) Accuracy of Radiomics in the Identification of Extrathyroidal Extension and BRAFV600E Mutations in Papillary Thyroid Carcinoma: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Academic Radiology*, **32**, 1385-1397. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2024.11.014>
- [27] Whiting, P.F., Rutjes, A.W.S., Westwood, M.E., Mallett, S., Deeks, J.J., Reitsma, J.B., *et al.* (2011) QUADAS-2: A Revised Tool for the Quality Assessment of Diagnostic Accuracy Studies. *Annals of Internal Medicine*, **155**, 529-536. <https://doi.org/10.7326/0003-4819-155-8-201110180-00009>
- [28] 刘领云, 谢天皓, 付燕, 等. 人工智能技术在甲状腺癌诊断与治疗中的应用[J]. 中国普通外科杂志, 2025, 34(5): 1018-1026.
- [29] Esteva, A., Kuprel, B., Novoa, R.A., Ko, J., Swetter, S.M., Blau, H.M., *et al.* (2017) Dermatologist-Level Classification of Skin Cancer with Deep Neural Networks. *Nature*, **542**, 115-118. <https://doi.org/10.1038/nature21056>
- [30] Rudin, C. (2019) Stop Explaining Black Box Machine Learning Models for High Stakes Decisions and Use Interpretable Models Instead. *Nature Machine Intelligence*, **1**, 206-215. <https://doi.org/10.1038/s42256-019-0048-x>
- [31] McKinney, S.M., Sieniek, M., Godbole, V., Godwin, J., Antropova, N., Ashrafian, H., *et al.* (2020) International Evaluation of an AI System for Breast Cancer Screening. *Nature*, **577**, 89-94. <https://doi.org/10.1038/s41586-019-1799-6>
- [32] Topol, E.J. (2019) High-Performance Medicine: The Convergence of Human and Artificial Intelligence. *Nature Medicine*, **25**, 44-56. <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0300-7>