

Vision-LSTM 模型在甲状腺影像报告与数据系统 4b 类甲状腺结节超声影像诊断中的应用与评估

张鑫茹,李扬,孙萌,聂玮,马喆

(山东第一医科大学第一附属医院(山东省千佛山医院)超声医学,山东 济南 250014)

摘要:目的 探讨基于 Vision-LSTM 的人工智能(artificial intelligence, AI)技术对甲状腺影像报告与数据系统 4b (Thyroid Imaging Reporting and Data System Category 4b, TI-RADS 4b)类甲状腺结节的超声诊断准确性,评估其辅助临床决策的可行性。**方法** 收集我院 401 例 TI-RADS 4b 类甲状腺结节的超声影像数据,并利用这些数据对 Vision-LSTM 模型进行训练和验证。将 AI 模型的诊断结果与初级医生及高级医生的诊断结果进行对比,评估其在诊断准确性、稳定性等方面的表现;采用曲线下面积(area under the curve, AUC)、精确率-召回率(precision-recall, PR)曲线等指标对模型性能进行量化分析。**结果** 在独立验证中,Vision-LSTM 模型的 AUC(0.88)与准确率(89.4%)均显著高于初级医生(AUC: 0.624),并达到与高级医生(AUC: 0.787)相当的水平,证明了其辅助诊断的应用潜力。AI 模型能够准确识别超声影像中的复杂特征,稳定输出一致的诊断结果,展现出较高的准确性和可靠性。**结论** 基于 Vision-LSTM 模型的 AI 技术可显著提升 TI-RADS 4b 类甲状腺结节的诊断效率与准确性,为医生提供有效辅助,减轻工作负担。

关键词:甲状腺影像报告与数据系统;甲状腺结节;Vision-LSTM 模型;诊断准确性;人工智能

中图分类号:R736.1

文献标志码:A

Application and evaluation of Vision-LSTM model in diagnostic ultrasound imaging of Thyroid Imaging Reporting and Data System Category 4b thyroid nodules

ZHANG Xinru, LI Yang, SUN Meng, NIE Wei, MA Zhe

(Department of Medical Ultrasound, The First Affiliated Hospital of Shandong First Medical University & Shandong Provincial Qianfoshan Hospital, Jinan 250014, Shandong, China)

Abstract: Objective To evaluate the diagnostic accuracy and clinical utility of a Vision-LSTM-based artificial intelligence (AI) model in classifying Thyroid Imaging Reporting and Data System Category 4b (TI-RADS 4b) thyroid nodules on ultrasound. **Methods** This study utilized ultrasound imaging data from 401 TI-RADS 4b thyroid nodules. A Vision-LSTM model was developed and validated. The AI's diagnostic performance was compared against that of junior and senior physicians using key metrics, including the area under the curve (AUC) and the precision-recall curve (PRC). **Results** On an independent validation set, the Vision-LSTM model achieved an AUC of 0.88 and an accuracy of 89.4%, significantly outperforming junior physicians (AUC: 0.624) and performing on par with senior physicians (AUC: 0.787). The model demonstrated a high capability for identifying complex sonographic features and delivering consistent diagnostic outcomes. The AI model was able to accurately identify the complex features in ultrasound images, and consistently produced consistent diagnostic results, demonstrating a high degree of accuracy and reliability. **Conclusion** The Vision-LSTM-based AI model significantly improves the diagnostic efficiency and accuracy for TI-RADS 4b thyroid nodules, showing great potential as an effective tool to support clinical decision-making and reduce physician workload.

Key words: Thyroid Imaging Reporting and Data System; Thyroid nodules; Vision-LSTM model; Diagnostic accuracy; Artificial intelligence

甲状腺结节的发病率呈逐年上升趋势,随着超声检查技术的不断进步,越来越多的甲状腺结节被早期发现。虽然大多数甲状腺结节为良性,但其中部分结节,尤其是甲状腺影像报告与数据系统 (Thyroid Imaging Reporting and Data System, TI-RADS) 分类系统中的 4b 类结节,具有较高的恶性潜力,因此其临床管理尤为重要。

TI-RADS 是一种通过超声影像评估甲状腺结节恶性风险的分类系统^[1-2]。根据该系统,甲状腺结节被划分为不同等级,其中 TI-RADS 4b 类结节通常表现出边界不规则、内部回声不均匀以及微钙化显著等恶性特征,其恶性风险一般被认为处于 20%~50% 之间^[3]。在临床工作中,通常建议进一步行细针穿刺活检 (fine needle aspiration, FNA) 以确定结节的性质^[4-5]。然而,目前针对 TI-RADS 4b 类结节的 FNA 指征仍存在一定争议,相关研究报道其过度穿刺率高达 30%^[6-7]。

近年来,人工智能 (artificial intelligence, AI) 在医学影像领域的应用取得了突破性进展。AI 模型能够自动分析超声影像,精准提取结节特征,并进行有效分类^[8-10]。如何在临床实践中提高对 TI-RADS 4b 类结节的诊断准确性,已经成为亟待解决的关键问题。本研究旨在评估基于 Vision-LSTM^[11] 的 AI 技术对 TI-RADS 4b 类甲状腺结节良恶性判别的诊断效能及临床辅助价值,以优化诊疗决策并减少不必要侵入性操作。

1 资料与方法

1.1 数据收集

收集 2022 年 1 月至 2024 年 12 月山东第一医科大学附属第一医院就诊的 401 例患者 TI-RADS 4b 类甲状腺结节的影像数据,其中男 197 例,女 204 例,43~58 岁,平均 50 岁。所有结节均已通过 FNA 或手术进行病理诊断,以确保数据的准确性。本研究经山东第一医科大学附属第一医院伦理委员会批准 [批号:(2025) 伦审字 (S830) 号]。本研究为回顾性分析且数据已匿名化处理,伦理委员会豁免了患者知情同意的要求。

1.2 方法

1.2.1 图像的分组与处理

本研究共纳入 401 幅超声图像,其中良性组 213 例,恶性组 188 例。本研究采用区组随机化方法,以甲状腺结节的良恶性诊断作为分层因素,将所有图片按照 7:3 随机分为训练组 ($n=281$) 和验证组 ($n=120$),保证了两组间疾病构成的均衡。将数据库中提取的超声图像进行裁剪,同时使用 labellmg

对图像中的 TI-RADS 4b 类甲状腺结节进行标注,根据病理结果设置分类标签,恶性设置标签为 1,良性设置标签为 0。

1.2.2 人工智能模型的选择、构建及验证

采用 Vision-LSTM 架构,空间特征由 ResNet-50 卷积层提取 (输入尺寸 224×224 像素),时序特征经双向 LSTM 层分析。训练集纳入 281 例病理确诊 TI-RADS 4b 类结节超声序列,测试集 120 例独立评估。针对良恶性样本不平衡,采用合成少数类过采样技术 (synthetic minority over-sampling technique, SMOTE) (300%) 及加权交叉熵损失函数 (恶性权重 2.3)。数据增强包括随机旋转、仿射平移及水平翻转。模型通过 Adam 优化器 (学习率 0.001) 训练,早停机制在验证损失 10 轮未降时激活。性能经五折交叉验证,以敏感度、特异度、曲线下面积 (area under the curve, AUC) 以及精确率-召回率曲线下面积 (area under the precision-recall curve, AUPRC) 为评估指标。

1.2.3 影像特征提取与分析

在影像数据的预处理阶段,对超声图像进行归一化和去噪处理,以保证输入数据的质量和一致性。通过 Vision-LSTM 模型的 ResNet-50 层提取 2 048 维空间特征,经 BiLSTM 层输出 512 维时序特征。最终将两类特征拼接为 2 560 维向量输入全连接分类层,自动提取结节的形态、回声特征、钙化情况等关键信息。

1.2.4 性能评估

模型诊断结果与医师组对比评估:初级医生组指临床经验较少、刚开始从事甲状腺疾病诊断的医生 (经验不足 5 年) 的住院医师,而高级医生组指具有丰富的临床经验,经过多年实践 (>15 年),在识别复杂病变和解读影像时能够综合考虑多种因素,展现出较高的判断准确性和临床敏锐性的主任医师;所有医生独立阅片且不知晓 AI 结果及病理诊断。评价指标包括敏感度、特异度、AUC、AUPRC 及混淆矩阵。训练过程中实时监控加权交叉熵损失值,若验证损失连续 10 轮未下降则终止训练。

1.3 统计学处理

采用 SPSS 26.0 统计学软件,基线资料的组间比较均在甲状腺结节恶性组 ($n=188$) 与良性组 ($n=213$) 之间进行。连续变量 (如年龄、结节最大径) 的正态性分别于恶性组与良性组内采用 Shapiro-Wilk 检验进行判定。所得数据若符合正态分布,以 $\bar{x} \pm s$ 描述,采用独立样本 t 检验;若任一组数据不符合正态分布,则采用 Mann-Whitney U 检验进行组间比较,所得数据以 $M(P_{25}, P_{75})$ 描述。分类变量 (如性

别)以 $n(\%)$ 表示,组间比较采用 χ^2 检验;当理论频数 <5 时,采用 Fisher 精确检验。AI 模型性能评估:AUC/AUPRC 的 95% CI 通过 Bootstrap 法计算(1 000次重抽样),模型间 AUC 差异采用 DeLong 检验。采用配对 McNemar 检验对医生组与 Vision-LSTM 模型诊断结果的一致性进行统计分析。检验水准 $\alpha=0.05$ 。

2 结果

2.1 基本资料比较

恶性组和良性组的年龄(54岁 vs. 48岁)、结节

表1 TI-RADS 4b类甲状腺结节患者基线资料及组间比较

Table 1 Baseline characteristics and statistical comparisons of patients with thyroid nodules in TI-RADS category 4b

项目	恶性组($n=188$)	良性组($n=213$)	χ^2/Z	P
性别/ $n(\%)$			4.29	0.038
男	82(43.6)	115(54.0)		
女	106(56.4)	98(46.0)		
年龄/岁	54(43,62)	48(43,56)	11.18	0.001
最大径/mm	7.9(6.3,12.1)	10.0(7.0,13.5)	9.18	0.002
初级医生组判定结果/ $n(\%)$	119(63.3)	131(61.5)		
高级医生组判定结果/ $n(\%)$	151(80.3)	164(77.0)		

大小(7.9 mm vs. 10.0 mm)及性别(恶性组女性占比 56.4%)是独立于影像的关键变量,差异有统计学意义($P<0.05$),见表1。

2.2 初级医生组和高级医生组对 TI-RADS 4b 类甲状腺结节的判断

初级医生组诊断敏感度为 63.3%(119/188),特异度为 61.5%(131/213),AUC 为 0.624(95% CI: 0.569~0.679)。高级医生组敏感度为 80.3%(151/188),特异度为 77.0%(164/213),AUC 为 0.787(95% CI: 0.740~0.833)。高级医生组 AUC 显著增高(DeLong $Z=4.17$, $P<0.001$),见图1。

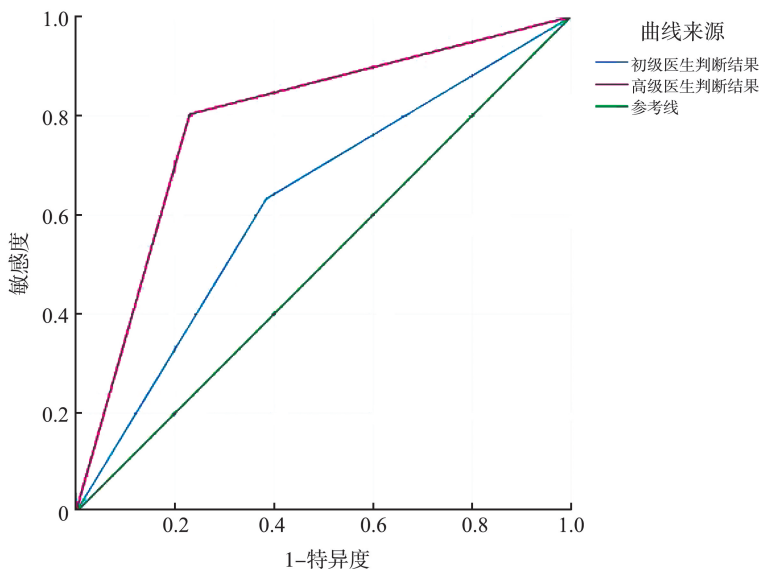


图1 初级医生组与高级医生组 ROC 曲线比较

Figure 1 Comparison of ROC curves between junior and senior doctors

2.3 Vision-LSTM 模型对 TI-RADS 4b 类甲状腺结节的判断

基于训练集和验证集的评估,Vision-LSTM 模型展现出以下诊断性能:在训练集上,模型受试者工作特征 AUC 为 0.97(95% CI: 0.95~0.99),AUPRC 为 0.97,准确率为 89.3%,敏感度为 91.2%(158/173),特异度为 87.0%(94/108);在验证集上,模型受试者工作特征 AUC 为 0.88(95% CI: 0.82~

0.94),AUPRC 为 0.85,准确率为 89.4%(107/120),敏感度为 87.0%(47/54),特异度为 90.9%(60/66)。模型训练过程中损失函数值的变化趋势见图2,训练集和验证集的 PR 曲线、混淆矩阵及 ROC 曲线分别见图3、4、5。Vision-LSTM 模型的诊断结果与初级医生组差异有统计学意义($\chi^2=10.08$, $P=0.001$),与高级医生组的诊断结果差异无统计学意义($\chi^2=2.00$, $P=0.157$)。

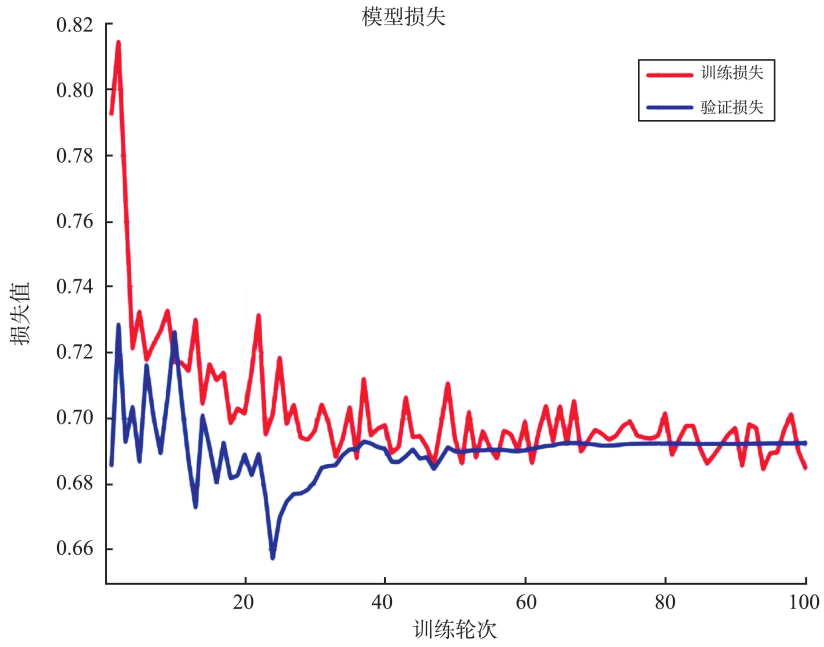


图2 Vision LSTM 模型的损失曲线
Figure 2 Loss profile of Vision LSTM model

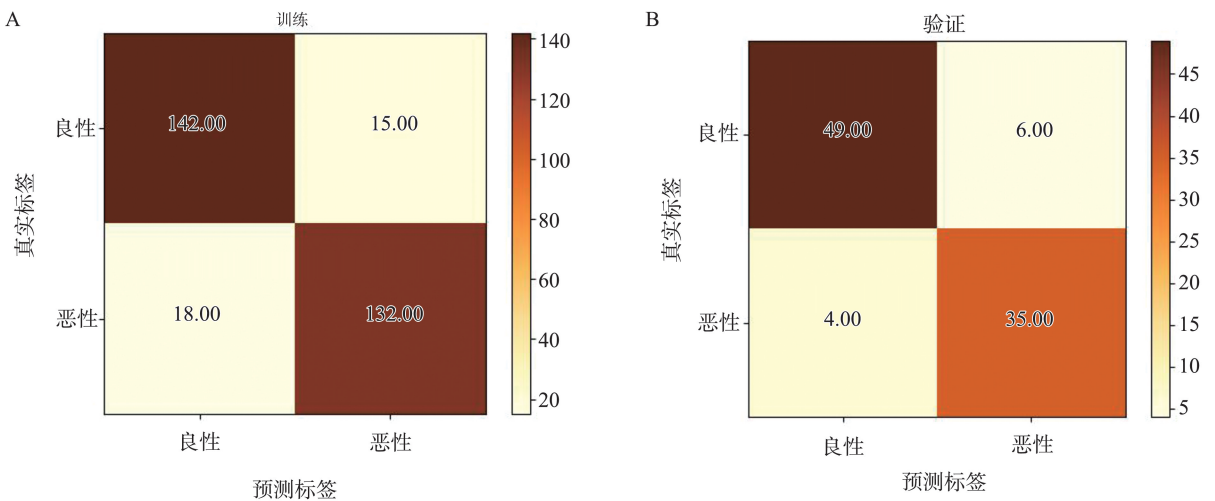
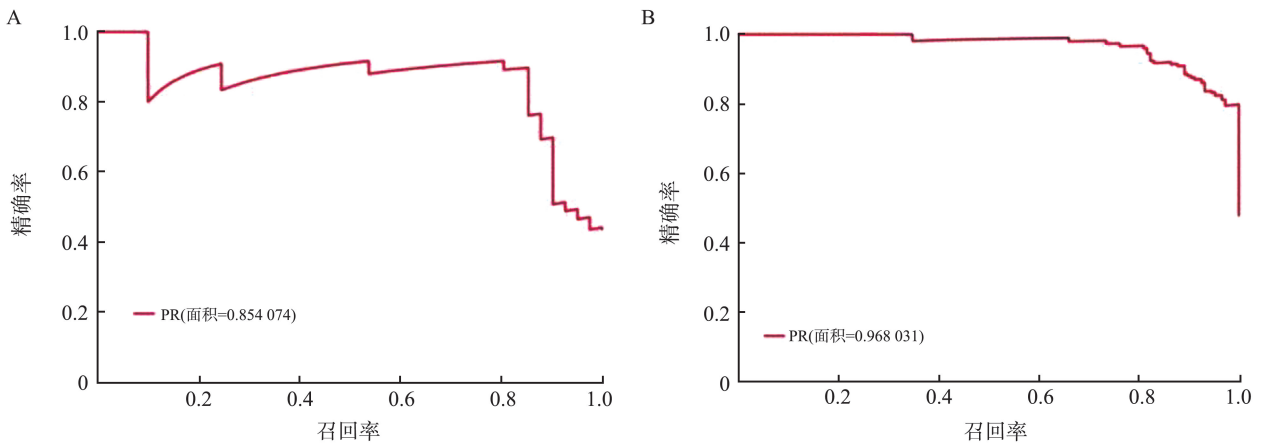


图4 Vision LSTM 模型训练集(A)和验证集(B)的混淆矩阵
Figure 4 Confusion matrix for Vision LSTM model of training group (A) and validation group (B)

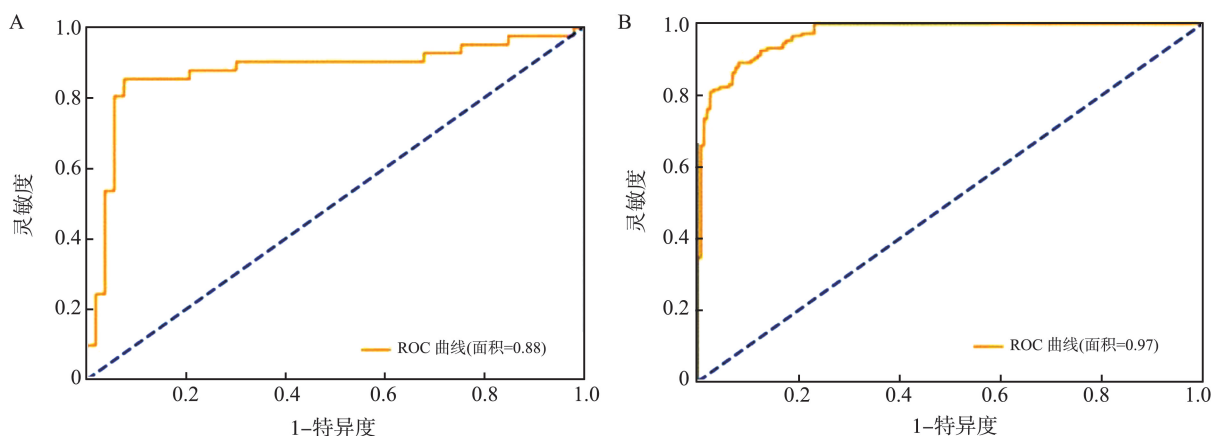


图5 Vision LSTM 模型训练集(A)和验证集(B)的ROC曲线

Figure 5 ROC curves of Vision LSTM model of training group (A) and validation group (B)

3 讨论

当前 TI-RADS 系统对 4b 类结节 20%~50% 的恶性风险界定过于宽泛,这是导致临床过度穿刺率高达 30%^[6-7] 的主要原因,凸显了单一影像评估的局限性。本研究发现,除超声影像特征外,患者的年龄、结节大小及性别是区分良恶性的关键临床因素 ($P<0.05$)。由此可见, TI-RADS 4b 类结节的恶性风险并非均质,其评估需超越影像本身。因此,构建一个融合上述关键临床变量与影像特征的多维风险分层模型,是优化临床决策、减少不必要穿刺的必然途径^[12]。

医学影像诊断的经验依赖性在 TI-RADS 4b 类结节中尤为突出:初级医生的 AUC 较低,表明其对结节的影像学特征和细微差异的敏感度不足。而高级医生的高 AUC 则表明其通过丰富的临床经验和综合判断,能精准地捕捉影像学中的复杂信息。进一步验证了医生经验对诊断结果的重要性,并提出了一个医学教育问题:如何通过高效、系统的培训,提高初级医生的影像学解读能力,尤其是对早期结节和疑难病例的诊断能力。本研究结果显示, Vision-LSTM 模型在独立验证集上表现出优异的诊断性能,其高阴性预测值意味着该模型能高效地识别出极有可能为良性的结节,从而使大部分良性患者避免不必要的穿刺。不仅显著超越初级医生诊断水平 (AUC 提升 25.6%),更通过提升高级医生特异度 13.9% 优化了决策效率,为 AI 作为“基层筛诊工具+顶级医院决策助手”的双重角色提供了实证。

人工智能,尤其是深度学习技术^[13-14],正通过高通量地自动分析与精准分类,革新医学影像的判读模式。该技术在甲状腺结节等复杂病变的判别

中,展现出识别隐匿特征、辅助定性的巨大潜力,为提升诊断的精准度与客观性提供了强有力的技术工具^[15-16]。 Vision-LSTM 模型在本研究中的表现凸显了 AI 技术在影像分类中的巨大潜力。传统 AI 模型面临技术割裂: CNN 忽略结节动态特征 (ResNet-50 AUC 为 0.82^[17]), LSTM 受限于空间解析力 (AUC 为 0.79^[18])。本研究提出的 Vision-LSTM 架构实现两重技术跨越:首先,通过 ResNet-50 卷积层提取 2 048 维高分辨率空间特征 (涵盖微钙化簇、声晕征等关键征象),再经双向 LSTM 层分析特征演化权重,模拟医生动态追溯结节生物学行为的认知过程;其次,采用 SMOTE 过采样 (300%) 联合恶性样本加权损失函数 (权重 2.3),在训练集样本量有限 ($n=281$) 的条件下,仍使验证集 AUC 达 0.88,表明其对数据不平衡的高耐受性。尽管验证集性能表明模型具有良好的泛化能力,但其 AUC (0.88) 较训练集 (0.97) 有所下降,提示可能存在轻微过拟合。分析其原因主要在于:一方面训练样本量相对有限,尤其是对于表现不典型的复杂病例;另一方面训练数据中的某些特定特征 (如特定设备的成像风格) 可能被模型过度学习,而验证集包含了更自然的多样性 (如噪声、伪影)。为缓解此问题,本研究已在训练中采用了数据增强与 Dropout 等正则化技术。为进一步探究模型在实际复杂场景中的适用性,回顾性分析了验证集中的误判病例,结果显示,模型在具有典型超声特征 (如形态不规则、边缘微分叶、典型微钙化) 的结节上表现稳健,主要的假阴性病例多集中于微钙化不明显或呈孤立点状、且伴有粗大钙化的结节;而假阳性病例则多见于边界模糊但形态尚规则、或伴有浓厚胶质凝集 (易被误判为微钙化) 的良性结节。由此表明 Vision-LSTM 模型对微钙化特征的依赖性较强,而对形态学不典型病例的判别

能力仍有提升空间。这一发现与临床医师常面临的诊断困境高度一致,深刻揭示了模型需进一步优化的方向。

Vision-LSTM 模型虽然在研究中展现了出色的性能,但在实际临床应用中的推广仍面临多重挑战,首先,数据来源于单一中心,且样本量相对有限($n=401$),可能影响模型的泛化能力^[19-20]。模型训练所需的大规模高质量数据集是一个不可忽视的瓶颈,不同地区、不同医院的患者群体具有不同的临床特征和影像表现,AI 模型在普适性和泛化能力上的表现可能存在差异。为了确保模型的广泛应用,必须建立一个标准化且多样化的数据集,涵盖更广泛的患者群体。其次,Vision-LSTM 模型主要依赖静态超声图像,未能整合动态血流信号或弹性成像等多模态信息。最后,AI 的“黑箱”问题仍然是技术应用中的一大障碍^[21-23]。虽然 Vision-LSTM 等深度学习模型能够在数值上提供高效的分类结果,但它们的内部决策过程并不透明,缺乏充分的可解释性。临床医生在实际应用中可能难以理解模型的判断逻辑,影响医生对模型预测结果的信任度和接受度。因此,如何提高 AI 模型的可解释性^[24],并使其能够与医生的临床思维更加协同,是未来研究的关键方向。此外,AI 模型的伦理问题也不容忽视^[25-26]。如何保护患者的隐私、避免模型出现偏见以及在决策过程中保证人类医学伦理的主导地位,都是需要深入讨论的问题。人工智能的应用不能脱离道德和法律的框架,只有在保障患者权益的前提下,才能真正推动 AI 在医疗领域的可持续发展。后续研究可从以下方向展开:①构建跨机构、多模态的甲状腺结节数据库,验证模型在不同人群中的适用性;②开发可解释性模块(如 Grad-CAM 热力图^[27]),直观展示模型关注的影像特征,增强医生对 AI 结果的信任度;③探索 AI 系统与超声设备的实时联动,将其嵌入临床工作流程,作为第二阅片工具辅助医生快速筛查高危结节。

综上所述,本研究展示了 AI 在甲状腺结节诊断中的巨大潜力,特别是在提高诊断精度、减轻医生负担和提高医疗效率等方面,为医学界带来了新的希望。然而,AI 的成功应用不仅仅依赖于技术本身的进步,更需要医疗体系的改革与完善。只有通过建立标准化的数据集、加强 AI 与医生之间的协同、提高模型的可解释性,并解决伦理问题,AI 才能在实际临床中发挥最大效用。未来,随着技术的不断进步和医疗实践的逐步优化,AI 有望成为医学诊断中的“得力助手”,为患者提供更加精准、个性化的

医疗服务。同时,医生的角色也将更加侧重于综合判断与患者沟通,AI 与医生之间的协同将成为医学发展的新常态。在这一过程中,医学教育、技术研发、伦理规范及政策支持等多个层面的协调发展,将是推动 AI 技术在医学领域实现深度应用的关键因素。只有多方力量的共同推动,才能实现从技术创新到临床实践的顺利转化,最终造福广大患者。

参考文献:

- [1] Malhi HS, Grant EG. Ultrasound of thyroid nodules and the thyroid imaging reporting and data system[J]. *Neuroimaging Clin N Am*, 2021, 31(3): 285-300.
- [2] Liang FP, Li X, Ji Q, et al. Revised thyroid imaging reporting and data system (TIRADS): imitating the American college of radiology TIRADS, a single-center retrospective study[J]. *Quant Imaging Med Surg*, 2023, 13(6): 3862-3872.
- [3] Chen ZG, Du Y, Cheng LG, et al. Diagnostic performance of simplified TI-RADS for malignant thyroid nodules: comparison with 2017 ACR-TI-RADS and 2020 C-TI-RADS[J]. *Cancer Imaging*, 2022, 22(1): 41. doi: 10.1186/s40644-022-00478-y
- [4] 田文,孙辉. 超声引导下甲状腺结节和颈部淋巴结细针穿刺活检中国专家共识及操作指南(2025版)[J]. *中国实用外科杂志*, 2025, 45(1): 34-41.
TIAN Wen, SUN Hui. Chinese expert consensus and operational guidelines for ultrasound-guided fine needle aspiration biopsy of thyroid nodules and cervical lymph nodes (2025 edition)[J]. *Chinese Journal of Practical Surgery*, 2025, 45(1): 34-41.
- [5] Velez Torres JM, Vaickus LJ, Kerr DA. Thyroid fine-needle aspiration: the current and future landscape of cytopathology[J]. *Surg Pathol Clin*, 2024, 17(3): 371-381.
- [6] 钟迪,唐棣,高小强,等. 多模态超声与超声引导下细针穿刺抽吸活检鉴别 C-TIRADS 4 类甲状腺良、恶性结节[J]. *中国医学影像技术*, 2024, 40(2): 182-185.
ZHONG Di, TANG Di, GAO Xiaoqiang, et al. Differentiation of benign and malignant C-TIRADS category 4 thyroid nodules by multimodal ultrasound and ultrasound-guided fine-needle aspiration biopsy[J]. *Chinese Journal of Medical Imaging Technology*, 2024, 40(2): 182-185.
- [7] 刘燕,曹广磊,陈丽. 超声引导下细针穿刺和 BRAFV600E 分子检测在甲状腺癌诊断中的价值[J]. *山东大学学报(医学版)*, 2022, 60(10): 57-61.
LIU Yan, CAO Guanglei, CHEN Li. Ultrasound-guided fine needle aspiration biopsy and BRAFV600E molecular detection in the diagnosis of thyroid cancer[J]. *Journal of Shandong University (Health Science)*, 2022, 60(10): 57-61.

- [8] 徐子良, 郑敏文. 影像人工智能在医学领域的时代创新与挑战[J]. 山东大学学报(医学版), 2023, 61(12): 7-12.
XU Ziliang, ZHENG Minwen. Era innovation and challenges of imaging artificial intelligence in the medical field [J]. Journal of Shandong University (Health Sciences), 2023, 61(12): 7-12.
- [9] Wang J, Jiang J, Zhang D, et al. An integrated AI model to improve diagnostic accuracy of ultrasound and output known risk features in suspicious thyroid nodules[J]. Eur Radiol, 2022, 32(3): 2120-2129.
- [10] Shen YT, Chen L, Yue WW, et al. Artificial intelligence in ultrasound [J]. Eur J Radiol, 2021, 139: 109717. doi: 10.1016/j.ejrad.2021.109717
- [11] Donahue J, Hendricks LA, Rohrbach M, et al. Long-term recurrent convolutional networks for visual recognition and description[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2017, 39(4): 677-691.
- [12] 陈莉军, 王琳. 影像组学在甲状腺结节定性诊断中的研究进展[J]. 磁共振成像, 2025, 16(2): 165-171.
CHEN Lijun, WANG Lin. Research progress of radiomics in the qualitative diagnosis of thyroid nodules[J]. Magnetic Resonance Imaging, 2025, 16(2): 165-171.
- [13] 陈冲, 陈俊, 夏黎明. 人工智能促进医学影像临床应用与研究[J]. 放射学实践, 2024, 39(1): 12-16.
CHEN Chong, CHEN Jun, XIA Liming. Artificial intelligence promotes clinical application and research in medical imaging [J]. Journal of Radiology Practice, 2024, 39(1): 12-16.
- [14] Kumari S, Singh P. Deep learning for unsupervised domain adaptation in medical imaging: recent advancements and future perspectives[J]. Comput Biol Med, 2024, 170: 107912. doi: 10.1016/j.compbiomed.2023.107912
- [15] 汪洋, 王永仁, 陈雯, 等. 人工智能在医学影像学辅助诊疗中的发展及应用研究新进展[J]. 影像研究与医学应用, 2024, 8(11): 9-11.
WANG Yang, WANG Yongren, CHEN Wen, et al. New progress in the development and application of artificial intelligence in assisted diagnosis and treatment of medical imaging [J]. Journal of Imaging Research and Medical Applications, 2024, 8(11): 9-11.
- [16] Giger ML. Computer-aided detection and diagnosis/radiomics/machine learning/deep learning in medical imaging[J]. Med Phys, 2023, 50(suppl1): 50-53.
- [17] Shafiq M, Gu ZQ. Deep residual learning for image recognition: a survey [J]. Appl Sci, 2022, 12(18): 8972. doi: 10.3390/app12188972
- [18] Webb JM, Meixner DD, Adusei SA, et al. Automatic deep learning semantic segmentation of ultrasound thyroid cineclips using recurrent fully convolutional networks[J]. IEEE Access, 2021, 9: 5119-5127. doi: 10.1109/access.2020.3045906
- [19] 王玮. 面向医学图像的神经网络模型鲁棒性研究[D]. 贵阳: 贵州大学, 2024.
- [20] Ong JCL, Chang SY, William W, et al. Ethical and regulatory challenges of large language models in medicine [J]. Lancet Digit Health, 2024, 6(6): e428-e432.
- [21] Belle V, Papantonis I. Principles and practice of explainable machine learning [J]. Front Big Data, 2021, 4: 688969. doi: 10.3389/fdata.2021.688969
- [22] 杨军洁, 周程. 医学人工智能的算法黑箱问题: 伦理挑战与化解进路[J]. 科学通报, 2023, 68(13): 1604-1610.
YANG Junjie, ZHOU Cheng. Algorithmic black-box problem in medical artificial intelligence: ethical challenges and solution approach [J]. Chinese Science Bulletin, 2023, 68(13): 1604-1610.
- [23] Wadden JJ. Defining the undefinable: the black box problem in healthcare artificial intelligence [J]. J Med Ethics, 2021; medethics-medet2021-107529. doi: 10.1136/medethics-2021-107529
- [24] Welchowski T, Maloney KO, Mitchell R, et al. Techniques to improve ecological interpretability of black-box machine learning models [J]. J Agric Biol Environ Stat, 2022, 27(1): 175-197.
- [25] 肖丽. 人工智能时代的营销伦理问题及其决策模型的重构[D]. 广州: 暨南大学, 2019.
- [26] 黄键, 张平, 王志刚, 等. 大模型时代的数据安全与伦理问题研究[J]. 信息安全与通信保密, 2025(3): 46-53.
HUANG Jian, ZHANG Ping, WANG Zhigang, et al. Research on data security and ethical issues in the era of large models [J]. Information Security and Communications Privacy, 2025(3): 46-53.
- [27] Alom MR, Al Farid F, Rahaman MA, et al. An explainable AI-driven deep neural network for accurate breast cancer detection from histopathological and ultrasound images [J]. Sci Rep, 2025, 15: 17531. doi: 10.1038/s41598-025-97718-5

(编辑:徐苗蓁)