

基于高、低频超声的肝纤维化分期双重迁移学习模型研究

周明强¹ 刘彤²

1 北京中医药大学深圳医院（龙岗），广东深圳，518000；

2 深圳锐视生物科技有限公司，广东深圳，518000；

摘要：目的：探讨基于高、低频超声的双重迁移学习模型在肝纤维化分期诊断中的应用价值，为临床肝纤维化早期精准分期提供高效的计算机辅助诊断方案。方法：回顾性收集2019年1月至2025年6月收治的266例慢性乙型肝炎肝纤维化患者的高、低频超声图像资料，S0~S4各期样本数分别为16例、49例、85例、66例、50例。按8:1:1比例将预处理后的图像随机分为训练集、验证集、测试集。先采用Unet模型完成肝实质区域分割，数据增强，构建高频、低频超声单独特征提取模型，以ImageNet数据集进行第一重迁移学习，再将高低频模型参数迁移至融合模型实现第二重迁移学习，结合特征空间映射实现高低频特征融合。将融合模型与VGG、ResNet、GoogleNet、SVM等模型进行对比，评估模型性能。结果：双重迁移学习融合模型在测试集中整体诊断准确率达86.57%，S0~S4期AUC分别为0.97、1.00、0.95、0.93、0.94；其准确率、召回率、F1得分分别为86.57%、84.44%、86.50%，显著高于VGG（65.67%、70.42%、67.72%）、ResNet（80.60%、76.48%、79.90%）、SVM（68.66%、71.11%、69.97%）等模型。结论：基于高、低频超声的双重迁移学习模型可有效整合高低频超声的细节与全局特征，在肝纤维化小样本数据集中表现出优异的分期诊断性能，可为临床肝纤维化分期提供可靠的辅助诊断依据。

关键词：肝纤维化；高低频超声；迁移学习；卷积神经网络；计算机辅助诊断

DOI：10.69979/3029-2808.26.04.002

肝纤维化是各类慢性肝损伤引发的肝脏修复性病理反应，我国以乙型病毒性肝炎为首要致病因素，约80%以上的慢性乙肝患者可进展为不同程度的肝纤维化^[1]。临床研究证实，肝纤维化处于可逆阶段，早期精准分期可为治疗方案制定提供关键依据，有效延缓甚至逆转病变进展，避免发展为肝硬化或肝癌^[2]。超声检查因无创、便捷、可重复、低成本等优势，成为肝纤维化临床筛查的首选影像学手段，其中高频超声分辨率高，可清晰显示肝包膜、肝实质细微纹理等细节特征，低频超声穿透性强，能完整呈现肝脏整体形态、肝内管道分布等全局特征^[3,4]。但超声影像判读高度依赖医师临床经验，存在诊断一致性差、早期分期漏诊率高等问题，且单一超声模态难以全面捕捉肝纤维化的病理特征。

计算机辅助诊断（CAD）技术通过人工智能算法实现病变特征的量化分析，可有效弥补人工诊断的局限性^[5]。但医疗数据受隐私保护和临床采集条件限制，难以获取大规模标注样本，传统机器学习与深度学习算法在小样本场景下易出现欠拟合，模型鲁棒性不足^[6]。迁移学习可将源域学习的知识迁移至目标域，有效缓解小样本数据下的模型训练难题，成为医疗影像智能诊断的研究热点^[7]。目前已有研究将迁移学习应用于肝纤维化超声诊断，但多基于单一超声模态，尚未见融合高、低频超声特征的双重迁移学习模型研究。本研究构建基于高、

低频超声的双重迁移学习肝纤维化分期模型，实现小样本数据下的精准分期，为临床提供高效的辅助诊断方案。

1 研究对象

回顾性收集2019年1月至2024年6月我院收治的慢性乙型肝炎肝纤维化患者的高、低频超声图像资料。纳入标准：①符合《慢性乙型肝炎防治指南（2022年版）》中慢性乙型肝炎诊断标准，经血清学、病理活检或影像学检查确诊为肝纤维化；②临床资料完整，同时拥有高、低频超声检查图像；③超声检查前未接受抗肝纤维化针对性治疗。排除标准：①合并肝硬化、肝癌、肝血管瘤等其他肝脏器质性病变；②合并心、肾、肺等重要脏器严重功能障碍；③超声图像存在伪影、模糊等质量问题，无法进行特征提取；④妊娠或哺乳期女性。最终纳入266例患者，参照肝纤维化病理分期标准分为S0~S4期，S0期（无肝纤维化）16例，S1期（轻度肝纤维化）49例，S2期（中度肝纤维化）85例，S3期（重度肝纤维化）66例，S4期（早期肝硬化）50例。

2 检查方法

所有患者均采用彩色多普勒超声诊断仪完成高、低频超声检查，高频探头频率7.5~10.0 MHz，低频探头频率2.0~5.0 MHz。检查时患者取仰卧位、左侧卧位，依次扫查肝脏左叶、右叶、肝门区，采集肝脏实质、包膜、

肝内血管等清晰图像，存储为 DICOM 格式。由 2 名具有 5 年以上腹部超声诊断经验的医师独立阅片，对图像质量进行评估，意见不一致时经共同讨论确定。

3 数据预处理与标注

3.1 肝实质图像分割

采用 Unet 卷积神经网络模型进行肝超声图像分割，以 500 例正常肝脏超声图像为训练集，使用 labeling 标注工具对肝实质区域进行人工框选标注。训练至模型收敛。将纳入研究的高、低频超声图像输入训练好的 Unet 模型，剔除皮肤、肠道、胸腔气体等无关区域及仪器噪声、伪影，提取纯净的肝实质区域图像。

3.2 数据增强

针对肝纤维化各分期样本数量不平衡问题，采用非均匀数据增强策略：①随机裁剪：裁剪肝实质区域局部特征图作为新样本；②随机旋转：将图像进行 $0^{\circ} \sim 360^{\circ}$ 随机旋转，利用卷积神经网络空间不变性扩充样本；③色彩空间调整：采用 imadjust 函数调节图像亮度、对比度，模拟临床不同探测场景；④盲去卷积：提升图像清晰度，突出肝实质纹理特征。对 S0、S1、S2、S3、S4 期样本分别进行 7、4、7、6、6 倍增强，平衡各分期样本数量。

3.3 图像标准化

将处理后的图像统一转换为 256×256 像素，将像素值归一化至 $[0, 1]$ 区间，消除设备、扫描参数差异带来的影响。按 8:1:1 比例将标准化后的高、低频超声融合图像随机划分为训练集 (213 例)、验证集 (27 例)、测试集 (26 例)，各分期样本在训练集、验证集、测试集中分布均匀。

4 模型构建

4.1 高低频超声单独特征提取模型

构建结构一致的浅层轻量化高频、低频超声特征提

取模型，遵循端到端学习模式。模型结构：①输入层接收分割后的肝实质图像，经 16 个 $3 \times 3 \times 3$ 卷积核的卷积层提取浅层特征；②最大池化 (2×2) 降维并去除噪声；③引入残差结构避免特征过度提取，防止梯度消失；④ReLU 激活函数实现网络去线性化；⑤两层带激活与池化的卷积层进一步降低特征维度，输出特征向量。模型以交叉熵损失函数 (结合 L2 正则化防止过拟合) 为优化目标，Adam 为优化器，学习率 0.0001。

4.2 双重迁移学习机制

1. 第一重迁移学习：以 ImageNet 公开数据集为源域，将高低频单独模型的最后一层 5 分类输出层改为 10 分类层，在 imagene 数据集上训练至损失收敛，将浅层特征提取结构参数迁移回原模型，再在肝超声小样本数据上微调，让模型获得通用浅层特征提取能力。

2. 第二重迁移学习：将微调后的高低频模型特征提取结构整体迁移至融合模型，结合特征空间映射 (FSM) 将高低频特征映射至公共特征空间，实现特征深度融合。融合模型经 $3 \times 3 \times 16$ 卷积层特征提纯、无激活函数全连接层线性映射后，引入残差卷积结构进行特征处理，最后通过 Softmax 层输出 S0~S4 期分类概率。

4.3 对比模型

选取传统机器学习模型 SVM，经典深度学习模型 VGG、ResNet、Google-net 作为对比模型，所有模型在同一实验平台、同一数据集上进行训练与测试，采用相同的评价指标进行性能对比。

5 模型性能评价指标

采用准确率、灵敏度、特异度、F1 得分、马修斯相关系数 (MCC) 对各模型整体性能进行对比，双重迁移学习融合模型在测试集中的诊断性能显著优于其他对比模型，其准确率、召回率、精确度、F1 得分分别达 86.57%、84.44%、88.66%、86.50%，均为所有模型最优；ResNet 模型次之，准确率 80.60%；VGG 模型性能最差，准确率仅 65.67%。各模型性能指标见表 1。

表 1 各模型肝纤维化分期诊断性能对比 (%)

模型名称	准确率	召回率	精确度	F1 得分	MCC	AUC
VGG	65.67	70.42	65.22	67.72	0.321	0.75
ResNet	80.60	76.48	83.65	79.90	0.485	0.82
Google-net	74.63	74.84	77.57	76.18	0.402	0.78
SVM	68.66	71.11	68.86	69.97	0.345	0.76
低频单独模型	71.64	75.11	78.10	76.58	0.410	0.80
高频单独模型	79.10	78.66	82.82	80.69	0.492	0.83
融合模型 (未迁移)	82.09	80.62	88.09	84.19	0.518	0.87
双重迁移学习融合模型	86.57	84.44	88.66	86.50	0.569	0.95

5.1 双重迁移学习融合模型各分期诊断性能

融合模型对不同分期肝纤维化的诊断性能存在差

异,其中S1期诊断效果最优,准确率100%、AUC 1.00; S2、S4期次之,准确率分别为89.47%、90.90%, AUC均 ≥ 0.94 ; S0期准确率相对较低,为60%,但AUC仍达

0.97;各分期AUC均高于0.93,表明模型对各期肝纤维化均具有良好的识别能力。各分期具体诊断性能见表2。

表2 双重迁移学习融合模型各肝纤维化分期诊断性能

肝纤维化分期	样本数(例)	准确率(%)	灵敏度(%)	特异度(%)	AUC
S0	4	60.00	80.00	75.00	0.97
S1	6	100.00	100.00	98.33	1.00
S2	11	89.47	90.91	88.89	0.95
S3	8	81.82	83.33	80.00	0.93
S4	7	90.90	88.89	92.31	0.94

5.2 模型 ROC 曲线分析

各模型测试集 ROC 曲线显示,双重迁移学习融合模型的 ROC 曲线最靠近左上角, AUC 达 0.95,显著高于 VGG (0.75) ResNet (0.82) SVM (0.76) 等模型;未迁移融合模型 AUC 0.87,低于双重迁移学习融合模型,表明迁移学习可显著提升模型性能;高频单独模型 AUC 0.83,高于低频单独模型 (0.80),表明高频超声细节特征对肝纤维化分期诊断的贡献更大。

6 讨论

肝纤维化的早期精准分期是临床制定治疗方案、评估预后的关键,超声作为首选筛查手段,其诊断效能受医师经验和单一模态特征局限性的制约^[8]。本研究融合高、低频超声的互补特征,构建双重迁移学习模型,有效解决了肝纤维化超声诊断中经验依赖和小样本欠拟合两大核心问题,在小样本数据集中实现了 86.57% 的整体诊断准确率,各分期 AUC 均高于 0.93,为肝纤维化计算机辅助分期诊断提供了新的技术方案。

本研究的核心创新点在于高、低频超声特征的深度融合与双重迁移学习机制的设计。高频超声的高分辨率优势可捕捉肝包膜增厚、肝实质回声不均匀、肝内小结节等细微病理改变,是肝纤维化早期诊断的重要依据;低频超声的强穿透性可清晰地呈现肝脏形态增大、肝叶比例失调、肝内血管走行异常等全局特征,对中重度肝纤维化及早期肝硬化的诊断具有重要价值^[9, 10]。二者在肝纤维化诊断中存在天然的互补性,本研究通过特征空间映射将高低频特征映射至公共特征空间,有效整合了细节与全局特征,融合模型(未迁移)准确率较单一高频模型提升 2.99%,证实了特征融合的有效性,突破了单一超声模态的诊断局限性。

医疗数据的隐私性和稀缺性导致肝纤维化超声标注样本量有限,传统深度学习模型易出现欠拟合,而直接采用公开数据集预训练的通用模型,其学习的特征与超声影像特征存在较大差异,迁移效果不佳。本研究设计的双重迁移学习机制兼顾了通用特征与领域专属特征的迁移:第一重以 ImageNet 数据集为源域,让模型

学习边角、纹理等通用浅层抽象特征,降低对医疗小样本的依赖;第二重实现肝纤维化领域内高低频模型向融合模型的参数迁移,让融合模型直接继承对肝超声特征的提取能力。双重迁移后模型准确率较未迁移融合模型提升 4.48%,充分验证了该机制在解决小样本训练问题中的有效性,为医疗影像小样本学习提供了可复制的方法,尤其适用于稀有疾病的智能诊断研究。

从实验结果来看,模型对 S1 期肝纤维化诊断准确率达 100%,表明模型能有效识别肝纤维化早期的细微病理特征,对早期诊断具有重要临床价值;S0 期准确率相对较低(60%),其核心原因是 S0 期原始样本仅 16 例,虽经 7 倍数据增强,但人工增强样本无法完全弥补真实样本的特征信息缺失,导致模型对正常肝组织与极早期肝纤维化的鉴别能力不足。此外,本研究模型仅基于超声影像特征进行诊断,未结合血清学指标(如肝纤维化四项、肝功能、乙肝病毒载量)、临床病史等多源数据,而临床中肝纤维化的诊断是多指标综合判断的结果,单一影像特征难以涵盖全部诊断信息,这也是模型性能进一步提升的重要方向。

本研究还构建了从图像分割到分期诊断的全流程模型,先通过 Unet 模型实现肝实质精准分割,剔除无关组织与噪声干扰,为特征提取奠定高质量数据基础;针对样本不平衡问题采用非均匀数据增强策略,避免模型对少样本类别的忽略;同时设计了可视化人机交互界面,支持模型更新、性能测试与快速诊断,降低了临床医生的使用门槛,提升了模型的临床实用性。与传统影像组学方法相比,本研究模型采用端到端的自主学习模式,无需手动勾画感兴趣区,减少了人力成本和主观倚倚,且能提取人类肉眼无法察觉的高维特征,进一步提升了诊断的客观性与精准性^[11]。

本研究存在一定的局限性:①研究数据均来自单中心,样本采集设备、扫描参数具有一致性,模型的跨中心泛化能力仍需验证;②S0 期样本量较少,导致该分期诊断准确率偏低;③模型仅基于超声影像特征,未融合临床、血清学等多源数据。后续研究将通过多中心临床合作扩充各分期样本量,收集不同设备、不同扫描参数

的图像数据,提升模型的泛化能力;同时融合超声影像与血清学指标、临床病史等多源数据,构建多模态融合诊断模型,进一步提升诊断精准度;此外,将引入注意力机制优化模型结构,让模型聚焦于肝纤维化的关键病理特征,提升模型对早期肝纤维化的鉴别能力。

综上所述,基于高、低频超声的双重迁移学习模型可有效整合高低频超声的细节与全局特征,在肝纤维化小样本数据集中表现出优异的分期诊断性能,显著优于传统机器学习和深度学习模型,能为临床肝纤维化的早期精准分期提供可靠的辅助诊断依据,具有良好的临床应用前景。同时,本研究提出的小样本学习方法也为其他医疗领域稀有疾病的数字化辅助诊断提供了理论参考与方法借鉴。

参考文献

- [1] 尤红,王福生,李太生,等.慢性乙型肝炎防治指南(2022年版)[J].传染病信息,2023,36(01):1-17.
 - [2] 黄健,官雪晴,曾颜,等.肝纤维化治疗药物的研究进展[J].临床肝胆病杂志,2025,41(10):2141-2148.
 - [3] 徐丽娜.高频超声与低频超声诊断慢性乙肝早期肝硬化的临床价值[J].中国医药科学,2025,15(03):172-176. doi:10.20116/j.issn2095-0616.2025.03.41.
 - [4] 王红英.腹部超声评估乙肝肝硬化患者肝纤维化程度的临床价值[J].影像研究与医学应用,2025,9(18):145-147. doi:10.20267/j.issn.2096-3807.2025.18.046.
 - [5] 李文杰,张巍,杨剑.人工智能技术在医疗辅助诊断领域的应用现状与趋势分析[J].中国医学物理学杂志,2025,42(12):1668-1674.
 - [6] 潘婷.人工智能在医学影像技术领域的研究进展:中国医学装备大会暨2025医学装备展览会[C].中国重庆,2025.
 - [7] Liang Zhongren. A survey on pre-training and transfer learning for multimodal Vision-Language Models[J]. Advances in Engineering Innovation, 2025,16(6):135-139.
 - [8] 郭悦承,陆伦根.肝纤维化临床诊断与治疗研究进展[J].实用肝脏病杂志,2022,25(03):305-308.
 - [9] 杨兵社,罗婷,张开元,等.医学超声伪像及其应对策略[J].中国医疗设备,2018,33(06):115-117.
 - [10] 韩红,陆清,朱宇莉,等.2024年中国肝病超声临床研究年度进展[J].肿瘤影像学,2025,34(02):101-109. doi:10.19732/j.cnki.2096-6210.2025.02.001.
 - [11] Kelly B S, JUDGE C B S M, Clifford S M, et al. Radiology artificial intelligence: a systematic review and evaluation of methods (RAISE). [J]. European radiology, 2022,32(11):7998-8007.
- 基金项目:深圳市自然科学基金基础研究项目(JCYJ20220530172616036)