

基于深度学习的肝癌B超图像病灶识别与诊断新方法

周建群¹ 周钰淮^{2,3} 李婉倩² 马雷猛²

1. 暨南大学附属广东省第二人民医院 广东广州 510090

2. 华南农业大学珠江学院 广东广州 510090

3. 广东省人工智能赋能传媒技术与应用工程技术研究中心 广东广州 510900

摘要: 肝细胞癌是我国消化系统恶性肿瘤中极具代表性的类型之一。B超检查凭借无创、经济实惠、可在床旁反复操作等优势,成为肝癌高危人群随访监测的核心手段。然而,其图像质量易受操作人员经验水平、设备性能差异等因素影响,导致早期微小病灶常被遗漏。深度学习在医学影像分析领域的应用价值已得到大量研究证实,在肝癌超声诊断中,其病灶识别能力已接近专科医师水平。本文提出一套针对肝癌B超图像的深度学习病灶识别与诊断方案,从数据预处理、特征提取网络构建、病灶定位机制及分类判别逻辑四个核心维度搭建模型架构,并整合端到端识别流程与稳定性强化策略,为临床超声科室落地智能辅助诊断系统提供切实可行的技术支撑。

关键词: 肝细胞癌; B超检查; 深度学习; 病灶检测; 计算机辅助诊断

引言

肝细胞癌的发生多与乙肝、丙肝病毒感染或长期肝硬化等基础疾病相关,其发病隐匿,早期缺乏典型临床症状。当患者出现明显黄疸、腹水、消瘦等症状时,病情往往已进展至中晚期,错失最佳治疗时机。传统超声诊断需依赖经验丰富的医师在动态扫查过程中进行综合判断,面对大规模高危人群筛查及长期随访队列,人工阅片模式在时间成本控制与诊断结果稳定性方面均面临严峻挑战。研究显示,深度学习模型在肝癌影像诊断中

能够实现较高的敏感度与特异度,有望有效缓解超声专科医师资源短缺的问题。因此,结合B超图像的自身特点,设计定制化的网络结构与诊断流程,已成为肝癌智能筛查领域的重要研究方向。

一、深度学习模型设计思路

(一) 数据预处理与图像增强策略

肝癌B超图像的采集会受到设备型号、探头频率、增益参数设置及操作人员操作习惯等多种因素影响,导致不同来源的图像在分辨率、噪声水平及对比度等方面存在显著差异。为确保模型在多中心、多设备采集的数据集中均能保持稳定的诊断性能,需在数据输入模型前构建一套标准化的预处理流程^[1]。具体操作包括:裁剪去除图像边缘的文字标注与标尺区域、统一图像分辨率及纵横比、对灰度直方图进行归一化处理、采用自适应滤波技术抑制散斑噪声等。相关研究表明,科学合理的去噪方法能够在保留病灶边缘细节信息的前提下,有效提高图像信噪比,为后续特征提取工作奠定良好基础。

为解决训练过程中样本规模有限与类别不平衡的问题,需在训练阶段引入适配B超图像特点的图像增强策略^[2]。具体措施包括:通过小角度旋转、水平翻转及轻度缩放操作,模拟探头扫查角度的变化;借助随机Gamma校正与对比度拉伸技术,模拟不同设备增益与动态范围设置;采用局部遮挡与随机裁剪方法,提升模型

基金项目:

1. 人工智能发展对大学生就业的影响研究 (2024ZJKYC054);
2. 数据智能科产教融合实践教学基地 (2024HZLZLGC005);
3. 人工智能-数字人才技能提升实践教学基地建设 (241006627083635);
4. 人工智能-华珠粤嵌智能工坊实践教学基地建设 (241105211164732);
5. 华珠泰迪智能科技产教融合实训基地 (2025HZLZLGC006)。

作者简介: 周建群 (1988.02-), 女, 汉族, 毕业于南华大学医学影像学专业, 目前在广州医科大学攻读硕士学位, 主治医师, 擅长腹部彩超, 甲状腺, 乳腺等浅表器官以及心脏等常见疾病及疑难病的诊断, 主要从事医学影像人工智能、医学影像诊断等方面研究。

对部分组织被肋骨或气体遮挡场景的适应能力。针对阳性样本数量显著少于阴性样本的数据集，可通过在肝实质区域粘贴经专家精准勾画的病灶片段，构建难度更高的合成病例，从而减轻模型对阴性样本的偏好性，提升模型对阳性病灶的识别能力。

（二）特征提取网络结构构建

对于灰阶B超图像，卷积神经网络仍是特征提取的核心架构。由于肝癌病灶的大小跨度较大，且纹理特征具有明显的异质性，单一尺度的卷积操作难以同时满足对小结节与大肿块的识别需求，因此引入多尺度特征提取思路具有重要意义^[3]。本文设计的网络架构以轻量级残差网络作为主干网络，在中高层特征图的基础上叠加特征金字塔结构，通过自上而下的融合方式，将浅层高分辨率特征与深层语义特征相结合，生成适配不同尺寸病灶的多尺度特征表示。

B超图像中存在大量散斑噪声与伪影，若网络仅依赖局部卷积操作，容易将伪影误判为病灶。针对这一问题，在高层特征图中引入通道注意力与空间注意力模块，通过显式学习“重要特征通道”与“关键空间位置”，增强模型对门静脉周围区域、肝表面及既往瘢痕区域的识别精度。考虑到床旁实时诊断的应用需求，需严格控制网络模型的参数量与计算复杂度。为此，采用卷积核分解、网络剪枝及量化等技术对模型进行压缩，在保证诊断性能不受影响的前提下，大幅缩短模型推理时间，满足实时应用场景的需求。

（三）病灶区域定位机制

在临床超声扫查过程中，医师通常先在全肝视野中排查可疑结节，再通过放大观察并结合血流信号与造影信息进行进一步判断^[4]。若模型能够在全肝静态图像中精准输出病灶的位置与大小信息，将大幅降低医师的阅片工作量。病灶定位模块采用一阶段检测网络结构，直接在多尺度特征图上回归候选框坐标与类别概率，实现检测精度与速度的平衡。针对直径不足1cm的微小结节，采用中心点检测范式，通过热力图预测病灶中心位置，再进一步回归病灶的长短径，有效提升小目标的召回率。

对于形态不规则或边界模糊的肿块，单一矩形框难以精确描述病灶的真实范围。因此，在检测输出结果的基础上，追加轻量级分割头，对候选区域进行像素级分割，生成更贴合病灶实际边界的病灶掩膜，为后续的病灶体积测量与消融治疗规划提供精准依据。已有研究表明，在仅具备图像级良恶性标签的情况下，类激活映射

技术能够粗略指示模型的关注区域，结合简单的后处理操作即可确定候选病灶位置。这种弱监督学习策略有助于扩大训练集规模，降低对精准像素级标注数据的依赖。

（四）分类与判别逻辑

病灶分类阶段需综合考虑多个关键因素，包括病灶内部回声模式、边界清晰程度、后方回声变化、邻近血管走向等影像学特征，同时结合病灶大小与患者基础肝病信息，最终给出良恶性判别结果。为满足这一需求，设计多分支分类头结构：一支分支输出病灶良恶性概率；另一支分支输出关键影像学特征标签，如“动脉期强化”“门静脉相或延迟相洗脱”“包膜样强化”等。通过多任务学习机制，引导网络重点关注与临床诊断标准直接相关的特征，减少模型对偶然纹理特征的依赖，同时提升诊断结果的可解释性。

肝癌患者常存在多发结节情况，且同一病灶在不同扫查切面或不同造影时相的表现存在差异。因此，在系统输出设计中，需在帧级预测的基础上增加病灶级与病例级聚合模块：首先将多帧预测结果通过注意力权重分配或加权平均的方式，合成为病灶级风险评分；再在病例层面融合所有病灶的风险评分与患者基础肝病信息，最终给出治疗优先级建议与随访周期规划^[5]。

二、识别与诊断体系构建方案

（一）端到端识别流程设计

为方便临床超声科室的日常应用，需将模型各功能模块整合为结构清晰、操作便捷的软件系统。本文设计的端到端识别流程如下：B超设备输出静态图像或视频流后，前端采集模块自动接收数据并抽取关键帧，完成裁剪、去噪、灰度归一化等预处理操作；病灶定位模块在全肝视野中筛选出若干候选病灶区域；将候选区域输入精细分割与分类网络，得到病灶轮廓、良恶性概率及影像学特征标签；最后通过可视化界面在原始图像上叠加病灶边界标注与文字说明，为医师提供直观的诊断参考^[6]。

采集与预处理模块通常集成于超声工作站，系统通过与设备DICOM接口对接，实现影像数据的自动拉取。关键帧抽取可采用固定时间间隔抽取方式，或基于帧质量评分算法，仅保留肝脏显示完整、伪影较少的高质量帧，从而提高后续分析流程的效率。定位网络输出候选框后，分割网络在候选区域内生成病灶掩膜，实现结节的精准勾边；分类网络在分割结果的基础上进一步裁剪图像，使输入聚焦于病灶及其周边微环境，提升

分类精度。

在部署形态方面，系统支持三种应用模式：离线批量分析模式，用于处理既往病例数据，为科研工作提供量化分析指标；床旁实时提示模式，应用于门诊或病房的现场诊断场景，新采集的图像可在短时间内完成推理并输出结果；自动报告生成模式，将模型输出的病灶数目、位置、长短径及良恶性评估结果自动写入报告模板，减少手工录入工作量，降低主观误差。为保障患者隐私安全，系统建议部署于院内局域网，通过个人账号登录使用；对外合作时导出的影像数据需进行脱敏处理，避免隐私信息泄露。

（二）多尺度特征融合路径

肝癌病灶的尺寸跨度极大，从亚厘米级的早期结节到数厘米的巨大肿块，且周边组织环境存在差异，因此构建多尺度特征融合路径，使网络能够在不同空间尺度下理解病灶与背景的关系至关重要。在主干网络之后叠加特征金字塔结构，该结构由多组不同分辨率的特征图组成：低层特征图保留了丰富的边缘与纹理细节信息，

适用于识别小结节与边界模糊的病灶；高层特征图蕴含更强的语义信息，更有利于判断肿块与血管交界等复杂解剖结构关系。检测头在各个尺度的特征图上输出候选框，锚框尺寸根据对应特征图的分辨率进行针对性设计，确保能够覆盖从几毫米到数厘米的各类病灶^[7]。

在特征融合阶段引入注意力机制，使网络能够自动学习并聚焦于关键特征，抑制肋骨阴影、气体伪影等干扰因素的影响，同时强化对门静脉周围、肝包膜下等高风险区域的特征提取。对多尺度输出结果采用非极大值抑制或软抑制策略，合并重叠的候选框，最终在图像上输出数量适中、可信度高的病灶定位结果，为后续分类诊断提供精准支持。

（三）模型稳定性提升方法

对于肝癌B超智能诊断系统而言，长期稳定运行是其临床应用的核心前提，而模型的稳定性与鲁棒性会受到多种因素影响，包括输入数据的分布变化、设备升级、操作人员习惯改变及疾病谱结构变化等外部条件。表1归纳了常见的模型稳定性提升策略。

表1 常见稳定性提升策略

策略层面	执行方法	优点	缺陷
数据	构建多中心多设备联合数据库、执行严格的图像质量控制、挖掘困难样本	训练数据分布更贴近真实临床场景，减少域偏移带来的影响	数据库构建与数据清洗的成本较高，需要持续的资源投入
模型	集成多种异构网络结构、在网络高层加入深度监督机制、引入域适配或对抗学习模块	提升模型对噪声与设备差异的适应能力，增强鲁棒性	网络结构复杂度增加，可能导致模型推理耗时延长
训练与部署	采用交叉验证与时间切片验证方法、上线后实时监测模型性能漂移并定期再训练	能够及时发现模型性能下降问题并快速回滚版本	需要完善的MLOps管理体系与专业的运维团队支持

结构设计上，采用由多个异构子网络组成的集成体系，同一幅图像分别在轻量网络与高容量网络中进行推理，最终通过加权投票或概率融合的方式得到最终诊断结论。在网络的不同层级加入深度监督机制，引导浅层特征具备一定的判别能力，使模型在面对输入数据轻微扰动时不易出现性能失稳^[8]。在训练与部署阶段，结合交叉验证与时间切片验证方法全面评估模型性能；上线后通过监控模块持续统计模型的敏感度、特异度等关键指标，一旦发现指标出现明显下降，立即启动版本回滚流程，并开展模型再训练工作，确保系统长期稳定运行。

（四）模型解释性与可视化方案

要让临床医师信任并主动使用智能诊断系统，仅提供“恶性概率”等单一结果远远不够，还需配套提供具有说服力的解释性信息。类激活映射与Grad-CAM技术

在模型解释方面具有显著优势，这类方法通过反向传播梯度，在高层特征图上计算每个像素对分类结果的贡献度，再将贡献度映射至原始B超图像，生成直观的彩色热力图。当热力图的热点区域与病灶内部或边缘高度重合时，医师能够更放心地采纳模型建议；若热点区域集中在标尺、文字标注或肋骨阴影等非病灶区域，则提示训练数据或标注过程可能存在潜在偏差，为模型优化提供重要参考。

通过可视化界面，将病灶定位框、分割掩膜、热力图及分类结果等信息与原始图像叠加展示，使医师能够清晰观察到模型的判断依据，增强诊断过程的透明度。同时，系统支持查看各影像学特征标签的置信度，帮助医师全面了解模型的决策逻辑，促进人机协同诊断模式的落地。

结语

本文围绕肝癌B超图像病灶识别与诊断这一核心问题,提出了一套完整的深度学习解决方案,从数据预处理、特征提取网络构建、病灶定位机制及分类判别逻辑四个关键环节给出了具体设计方案,并构建了端到端识别流程、多尺度特征融合路径、稳定性提升策略及解释性可视化方案。通过多中心数据集训练与规范化评估流程验证,该系统有望在肝癌高危人群筛查、术前评估等临床场景中发挥重要作用,有效提升肝癌的早期诊断率与规范化治疗水平,为临床超声诊断提供强有力的智能辅助支持。

参考文献

- [1]张芬芬,邓天好,岑章敏,等.B超联合增强CT对原发性肝癌的诊断价值及其与中医证型的相关性研究[J].湖南中医杂志,2024,40(08):15-18+196.
- [2]孟兴旺,韩媛.CT联合B超在肝肿瘤患者诊断中的应用价值分析[J].贵州医药,2023,47(09):1440-1441.
- [3]吴建飞.B超联合血清因子检验对肝硬化和原发性肝癌转化的诊断价值分析[J].现代医用影像学,2023,32(08):1522-1525.
- [4]黄良汇,许祥丛,谭海曙,等.基于深度学习的B超图像肝癌病灶自动定位[J].佛山科学技术学院学报(自然科学版),2022,40(06):21-27.
- [5]熊军.B超与数字减影血管造影在微小肝癌诊断中的应用价值研究[J].中外医学研究,2022,20(27):72-74.
- [6]谢俊辉.B超引导下胸椎旁神经阻滞应用于肝癌切除术中的疗效观察[J].现代医学与健康研究电子杂志,2022,6(15):61-64.
- [7]罗嵩智.B超引导微波消融介入治疗肝癌的临床疗效及远期生存率观察[J].现代医用影像学,2022,31(05):927-930.
- [8]吴海莲.B超与CT在原发性肝癌首诊中应用价值比较及对提高诊断准确率的意义[J].影像研究与医学应用,2020,4(18):50-52.