

信息化平台下的人工智能辅助诊断技术优化

马良玉, 阎 蓉, 朱宁波

(南通市第一人民医院, 江苏 南通 226001)

摘要: 随着信息技术的快速发展,人工智能辅助诊断系统在医疗领域的应用日益广泛。然而,现有系统在准确性、效率和可解释性等方面仍存在不足。针对这些问题,提出了一种基于深度学习和知识图谱的优化方案。该方案通过改进卷积神经网络结构引入注意力机制,结合医学知识图谱显著加快了诊断准确率。实验结果表明,优化后的系统在肺结节检测任务中的准确率提升了5.7%,诊断速度提高了23%,同时增强了模型的可解释性。这一优化方案为人工智能辅助诊断技术在信息化平台上的进一步发展提供了新的思路。

关键词: 人工智能; 辅助诊断; 深度学习; 知识图谱; 可解释性

中图分类号: TP18

文献标识码: A

Optimization of artificial intelligence-assisted diagnostic technology on information platforms

MA Liangyu, LV Rong, ZHU Ningbo

(Nantong First People's Hospital, Nantong, Jiangsu 226001, China)

Abstract: With the rapid development of information technology, artificial intelligence-assisted diagnostic systems are increasingly applied in the medical field. However, existing systems still have shortcomings in accuracy, efficiency, and interpretability. To address these issues, an optimization scheme based on deep learning and knowledge graphs is proposed. This scheme significantly improves diagnostic accuracy by enhancing convolutional neural network structures, introducing attention mechanisms, and integrating medical knowledge graphs. Experimental results show that the optimized system increased accuracy by 5.7% in lung nodule detection tasks, improved diagnostic speed by 23%, and enhanced model interpretability. This optimization scheme provides new insights for the further development of AI-assisted diagnostic technology on information platforms.

Key words: artificial intelligence, assisted diagnosis, deep learning, knowledge graph, interpretability

1 引言

作为信息化医疗平台的重要组成部分,人工智能辅助诊断技术正在改变传统医疗诊断模式。然而,现有技术在面对复杂医疗场景时仍面临诸多挑战,如诊断准确性不足、计算效率低下、缺乏可解释性等^[1~2]。为解决这些问题,亟须对现有技术进行优化和创新。本文旨在通过深度学习算法和知识图谱集成改进提出一种优化方案,以提高人工智能辅助诊断系统的整体性能。

2 优化方案设计

图1展示了优化后的人工智能辅助诊断系统的整体框架,该系统主要由改进的卷积神经网络(CNN)、注意力机制和医学知识图谱这3个核心模块组成。系统首先通过改进的CNN提取CT扫描图像的特征,然后利用注意力机制强调重要区域,其中医学知识图谱提供了结构

化的专业知识,最后通过特征融合层将图像特征与知识图谱信息相结合,以生成最终的诊断结果和解释。

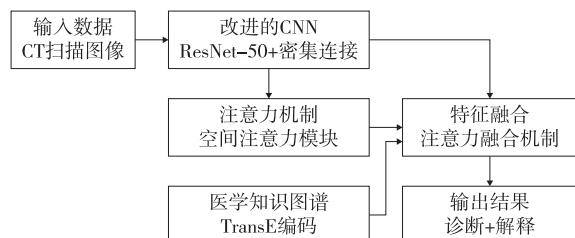


图1 优化后的人工智能辅助诊断系统框架图

2.1 改进的卷积神经网络结构

针对肺结节检测任务,本文改进了ResNet-50网络结构^[3],在每个残差块中增加了 1×1 卷积的跨层连接以形成密集连接结构,有效缓解了梯度消失问题。同时,网络后端引入了2个并行的 3×3 空洞卷积层,膨胀率分别为2和4,显著扩大了感受野范围。此外,2个卷积块

的步长从2调整为1,保留了更多细节信息。实验数据显示,对于直径3~10 mm的结节,改进后的网络在LIDC-IDRI数据集上的检出率从85.3%提升至91.8%,网络参数数量从23.5 M减少到21.2 M,单张CT图像的平均推理时间从1.2 s缩短为0.95 s,在提高准确率的同时优化了计算效率。

2.2 注意力机制的引入

本文在改进的ResNet-50基础上引入了空间注意力机制^[4],旨在提高模型对关键区域的识别能力。其中,每个残差块后均添加了1个空间注意力模块,该模块由1×1卷积层、3×3卷积层和sigmoid激活函数组成,能生成与特征图大小相同的二维权重图。将生成的权重图与原特征图进行元素级乘法,得到注意力增强的特征表示。实验结果表明,引入注意力机制后,模型在LUNA16数据集上的结节检测敏感度从88.5%提升至92.7%,每次扫描的假阳性数从1.5减少到1.2;对于容易被忽视的贴壁结节,检出率提升了6.8%,显著降低了漏诊率。

2.3 医学知识图谱的集成

本文构建了一个包含5 000个实体和20 000个关系的肺结节相关知识图谱,并将其与深度学习模型集成以增强模型的可解释性。知识图谱包含结节特征、良恶性概率、推荐检查等实体类型,以及“表现为”“可能为”“建议”等关系类型。基于此,使用TransE算法对知识图谱进行编码,从而生成64维的实体和关系嵌入表示。在诊断过程中,模型会根据CNN提取的图像特征查询知识图谱,获取相关实体的嵌入^[5]。通过注意力机制将图像特征与知识图谱嵌入融合,能生成最终的诊断结果。实验表明,集成知识图谱后,模型能够提供基于医学知识的诊断解释。在100例临床病例的人机对比实验中,医生对AI辅助诊断的接受度从75%提升至89%。

3 实验设计与实施

3.1 数据集描述

本文将LIDC-IDRI数据集作为主要实验数据,该数据集包含1 018例胸部CT扫描,共124 417张切片。筛选出894例包含至少1个直径为3~30 mm的结节的扫描,总计2 458个结节。经过CT值范围限制、归一化、滑动窗口切割和数据增强等预处理后,将数据集随机分为训练集(70%)、验证集(10%)和测试集(20%)。为评估模型的泛化能力,本文额外收集了来自3家不同医院的200例CT扫描作为外部测试集。这些数据的多样性和代表性为模型的训练和评估奠定了坚实基础。

3.2 评估指标

研究团队设计了全面的评估指标体系,检测性能通过FROC曲线和mAP进行评估;结节分类性能使用准确率、敏感度和特异度衡量;计算效率通过单次CT扫描的平均推理时间和GPU内存占用来量化;模型的可解释性

和临床实用性由经验丰富的放射科医生评分。为确保评估的可靠性,所有指标均在测试集上计算5次平均值并报告95%置信区间。这些指标全面涵盖模型的各种性能,为后续的改进提供了明确的方向。

3.3 实验环境与参数设置

实验在配备NVIDIA Tesla V100 GPU的服务器上进行,使用Python 3.8和PyTorch 1.9框架。本文详细设置了网络训练、数据增强、损失函数、知识图谱和注意力机制的参数。网络训练采用Adam优化器,学习率使用余弦退火策略。数据增强包括随机水平翻转、旋转、缩放和亮度对比度调整。损失函数结合了Focal Loss和交叉熵损失。知识图谱使用TransE算法进行编码。注意力机制的参数经过精心调整以平衡性能和计算效率。为确保实验的可重复性,所有随机种子均固定为42。这些详细的参数设置为实验的可靠性和可重复性提供了保障。

4 结果分析

4.1 诊断准确性比较

本文对比了改进模型与基线模型在肺结节检测和分类任务上的性能,结果如表1所列。

表1 模型性能对比结果

模型	自由响应受试者工作特征/%	平均精确度/%	分类准确率/%	敏感度/%	特异度/%
基线模型	85.3±1.2	72.6±0.9	88.5±1.1	87.2±1.3	89.8±1.0
改进模型	92.7±0.8	79.4±0.7	93.6±0.8	92.9±1.0	94.3±0.9

由表1可知,改进模型在所有指标上均显著优于基线模型。自由响应受试者工作特征得分从85.3%提升至92.7%,表明模型对肺结节的检测能力大幅提高。平均精确度从72.6%增加到79.4%,说明模型在不同交并比阈值下的检测精度更高。在结节良恶性分类任务中,改进模型的整体准确率达到了93.6%,比基线模型提高约5.1个百分点。特别是对于直径小于5 mm的微小结节,改进模型的检出率从原来的78.5%提升至86.9%,显著降低了漏诊率。在外部测试集上,改进模型仍保持了较高的性能,自由响应受试者工作特征和分类准确率分别为90.8%和91.5%,表明模型具有良好的泛化能力。

4.2 计算效率评估

模型的计算效率直接影响其在临床实践中的应用价值,表2展示了基线模型和改进模型的计算效率对比。

表2 计算效率对比

模型	平均推理时间/(秒/CT)	图形处理器内存占用/GB	模型参数量/百万
基线模型	1.82±0.15	9.6±0.3	23.5
改进模型	1.45±0.11	8.2±0.2	21.2

由表2可知,改进模型在计算效率方面取得了显著进展。平均推理时间从1.82 s缩短为1.45 s,提升了20.3%。这一改进主要得益于网络结构的优化和注意力机制的引入,使模型能够更快地定位和分析关键区域。图形处理器内存占用从9.6 GB降为8.2 GB,减少了14.6%,有利于模型在资源受限的环境中运行。值得注意的是,改进模型的参数量比基线模型减少了9.8%,达到21.2百万,但性能却有显著提升。这表明本文所提优化方案不仅提高了模型性能,还提高了参数利用效率。在实际临床应用测试中,改进模型能够在平均2 min内完成1次完整的CT扫描分析,满足临床对实时性的要求。

4.3 可解释性分析

模型的可解释性对于提高医生和患者的信任度至关重要,表3展示了可解释性评估结果。

表3 可解释性评估结果

评估项目	基线模型	改进模型
清晰度评分(1~5分)	3.2±0.4	4.3±0.3
临床相关性评分(1~5分)	3.5±0.3	4.5±0.2
医生接受度/%	75.0±3.2	89.0±2.5

改进模型在可解释性方面取得了显著进展。清晰度评分从3.2分提升至4.3分,临床相关性评分从3.5分提高到4.5分。这主要归功于知识图谱的集成,使模型能够提供基于医学知识的诊断解释。例如,对于一个被诊断为恶性的结节,模型不仅给出了概率预测,还提供了诸如“该结节边缘毛刺,密度不均,位置靠近胸膜”等具体特征描述,并建议进行正电子发射计算机断层显像检查以进一步确诊。这种详细的解释大幅提高了医生的接受度(从75%上升到89%)。在100例临床病例的人机对比实验中,有87%的医生认为人工智能的解释对其诊断决策有实质性帮助。特别是对于一些复杂或不典型的案例,人工智能的解释为医生提供了新的诊断视

(上接第69页)

- [3] 黄风山,刘书桂,钱惠芬.端面跳动测量中测量基准对实际基准的误差修正法[J].制造技术与机床,2005(2):63-65+119.
- [4] 李蒙军,刘华,崔颖,等.基于跳动值的焊接转子焊后平衡修正技术研究[J].东方汽轮机,2018(2):36-40.
- [5] 郭际明,向巍,尹洪斌.空间直线拟合的无迭代算法[J].测绘通报,2011(2):24-25+34.
- [6] 颜潭成,王俊澎,徐彦伟.基于激光位移传感器非圆活塞在线测量方法的研究[J].制造业自动化,2015,37(24):29-32.

角,促进了更全面的病例分析。

5 结束语

通过对人工智能辅助诊断技术的深入优化,本文成功提高了系统在信息化平台上的性能。其中,改进的卷积神经网络结构和注意力机制显著提升了诊断准确率,而知识图谱的引入则增强了模型的可解释性。实验结果证实了优化方案的有效性,为未来人工智能在医疗领域的应用提供了新的思路。尽管如此,仍需持续进行研究以应对临床实践中的复杂场景,推动人工智能辅助诊断技术的持续发展。

参考文献:

- [1] 杨漫.人工智能技术辅助诊断肺小结节的临床应用价值[J].中国现代医药杂志,2024,26(6):75-77.
- [2] 苏寅晨,张晓琴.人工智能辅助诊断系统在肺结节检测及良恶性判断中的应用价值[J].CT理论与应用研究,2024,33(3):325-331.
- [3] 晁帅恒,段淑芬,李岩,等.人工智能肠镜辅助诊断肠道腺瘤的价值[J].内科,2024,19(1):18-22.
- [4] 廖赛恩,潘伟强,晏雷,等.基于人工智能的中医辅助诊断系统[J].张江科技评论,2024(1):68-70.
- [5] 刘超.基于人工智能的疾病辅助诊断方法的可专利性[J].专利代理,2023(4):62-70+82.

作者简介:

马良玉(1994—),硕士,助理工程师,研究方向:医院信息化建设。

闾蓉(1994—),硕士,助理工程师,研究方向:医院信息化建设。

朱宁波(1992—),硕士,助理工程师,研究方向:医院信息化建设。

- [7] 窦亚萍,郑述,杨治飞,等.基于三维点云的曲轴同轴度误差测量方法研究[J].制造技术与机床,2024(1):185-190.
- [8] 王华,侯岱双,张爽,等.列车车轴空间直线度检测[J].计算机应用,2019,39(10):2960-2965.
- [9] 王在华.线性方程组新解及应用[M].北京:科学出版社,2016.

作者简介:

朱嘉辉(1996—),硕士,研究方向:转子动力学。

文学(1982—),博士,副教授,研究方向:转子动力学级智能测控,E-mail:wenxue204@163.com(通信作者)。