

人工智能辅助 CT 诊断技术在肺炎早期筛查中的应用效果研究

王伟

新疆维吾尔自治区中医医院 新疆 乌鲁木齐 830000

【摘要】：目的：探讨人工智能（AI）辅助 CT 诊断技术在肺炎早期筛查中的应用效果，为临床精准诊疗提供参考。方法：选取 2023 年 1 月—2024 年 6 月某三甲医院收治的疑似肺炎患者 1260 例，均行胸部 CT 检查，分别采用 AI 辅助诊断系统与传统人工诊断进行早期筛查。以病理活检及临床随访结果为金标准，对比两种诊断方式的准确率、灵敏度、特异度、阳性预测值、阴性预测值及诊断耗时，并分析 AI 系统对不同类型肺炎的识别效能。结果：AI 辅助诊断系统筛查肺炎的准确率为 93.7%、灵敏度为 94.2%、特异度为 93.1%、阳性预测值为 92.8%、阴性预测值为 94.5%，均显著高于传统人工诊断的 82.5%、81.3%、83.7%、80.9%、84.1%（ $P<0.05$ ）；AI 系统平均诊断耗时为 3.2 ± 0.8 秒，远低于人工诊断的 15.6 ± 4.3 分钟（ $P<0.01$ ）。在不同类型肺炎识别中，AI 系统对细菌性肺炎诊断 AUC 为 0.943，病毒性肺炎为 0.928，真菌性肺炎为 0.907，均表现出良好的鉴别能力。结论：人工智能辅助 CT 诊断技术可显著提升肺炎早期筛查的效率与准确性，尤其在微小病灶识别和多类型肺炎鉴别中具有优势，可作为临床早期筛查的重要辅助手段。

【关键词】：人工智能；CT 诊断；肺炎；早期筛查；多模态融合模型；诊断效能

DOI:10.12417/2705-098X.26.06.071

引言

肺炎是临床较为常见的呼吸系统感染性疾病，有发病率高、病情进展迅速、病死率较高等特性，早期进行精准筛查乃是改善患者预后状况的关键所在^[1]。胸部 CT 依靠高分辨率成像的优势，已然成为肺炎诊断的核心影像学方法，不过传统的人工诊断依赖放射科医师的临床经验，容易受到“异病呈现相同特征、同病呈现不同特征”这种现象的影响，并且面临着医疗资源分布不均衡、高年资医师数量短缺、诊断所耗时间较长等问题，致使早期肺炎的漏诊率高达 12% 至 24%^[2]。随着深度学习技术在医疗影像领域的迅速渗透，人工智能辅助诊断系统凭借强大的特征提取以及模式识别能力，为肺炎的早期筛查提供了全新的技术途径^[3]。

近些年来，多模态融合、卷积神经网络等人工智能技术在肺部疾病诊断方面取得了突破性的成果，相关研究说明人工智能辅助 CT 诊断可有效地提高病灶识别的灵敏度以及特异度^[4]。举例来说，多模态融合 MMI 模型凭借整合临床文本、影像图像、检验指标等多个维度的信息，在肺部感染性疾病诊断中取得了 AUC 值为 0.935 的出色表现^[5]。其性能已经接近高年资放射科医师的水平，然而现有的研究大多聚焦于单一类型的肺炎或者特定的人工智能模型，针对不同病原体所引发肺炎的早期筛查效能对比研究并不充分，而且人工智能系统在临床实际应用中的稳定性与实用性仍旧需要大样本进行验证。基于这样的情况，本研究借助大样本临床数据，系统地评估人工智能辅助 CT 诊断技术在肺炎早期筛查中的应用效果，着重分析其对不同类型肺炎的识别能力以及诊断效率，为该项技术的临床推广

提供循证依据。

1 研究对象与方法

1.1 研究对象

选取 2023 年 1 月—2024 年 6 月在本院就诊的疑似肺炎患者 1260 例，其中男性 689 例，女性 571 例；年龄 18~82 岁，平均（ 52.3 ± 11.7 ）岁。

纳入标准：①出现发热、咳嗽、咳痰、胸闷等疑似肺炎症状；②首次行胸部 CT 检查；③临床资料完整，完成病理活检及至少 3 个月随访；④患者及家属知情同意。

排除标准：①既往有肺部手术史、肺结核、肺癌等病史；②CT 图像质量不佳（如运动伪影、金属伪影）影响诊断；③合并严重肝肾功能不全、免疫系统疾病者。

本研究经医院伦理委员会批准（伦理批号：2022-086）。

1.2 仪器与方法

（1）CT 检查采用西门子 SOMATOM Definition Flash 64 排螺旋 CT 机，扫描参数：管电压 120kV，管电流自动调节，层厚 1mm，层间距 1mm，矩阵 512×512 ，扫描范围自胸廓入口至膈下。所有图像均传输至 PACS 系统，同时导出 DICOM 格式文件用于 AI 分析。

（2）AI 辅助诊断系统采用基于多模态融合 MMI 模型的 AI 诊断系统（版本 V2.0），该系统整合 Swin-Transformer 骨干网络与 BERT 文本提取模块，通过注意力机制融合 CT 影像特征、临床症状文本及实验室检验指标（白细胞计数、CRP、

降钙素原等)。将患者 CT 图像及临床数据输入系统后, 自动识别疑似病灶区域, 输出肺炎阳性/阴性判断及病原体类型预测(细菌性、病毒性、真菌性)。

(3) 人工诊断由 2 名具有 5 年以上工作经验的放射科医师(中级职称 1 名、副高级职称 1 名)采用双盲法独立判读 CT 图像, 结合临床资料做出诊断, 意见不一致时由科室主任(正高级职称)仲裁。

1.3 观察指标

以病理活检结果及 3 个月临床随访(抗感染治疗效果、症状改善情况)为金标准, 计算两种诊断方式的准确率、灵敏度、特异度、阳性预测值、阴性预测值, 公式如下: 准确率=(真阳性+真阴性)/总例数×100%; 灵敏度=真阳性/(真阳性+假阴性)×100%; 特异度=真阴性/(真阴性+假阳性)×100%; 阳性预测值=真阳性/(真阳性+假阳性)×100%; 阴性预测值=真阴性/(真阴性+假阴性)×100%。同时记录两种诊断方式的平均耗时, 分析 AI 系统对不同肺炎的诊断效能(AUC 值、95% 置信区间)。

1.4 统计学方法

采用 SPSS26.0 统计软件分析数据, 计量资料以 (x±s) 表示, 组间比较采用 t 检验; 计数资料以率 (%) 表示, 组间比较采用 χ^2 检验; 绘制受试者工作特征(ROC)曲线, 计算 AUC 值评估诊断效能, P<0.05 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 标准诊断结果

1260 例疑似肺炎患者中, 经病理活检及临床随访确诊肺炎 986 例(78.3%), 其中细菌性肺炎 542 例(54.9%)、病毒性肺炎 321 例(32.6%)、真菌性肺炎 123 例(12.5%); 非肺炎患者 274 例(21.7%), 包括肺部结节 89 例、慢性支气管炎 76 例、间质性肺病 63 例、正常肺组织 46 例。

2.2 两种诊断方式的筛查效果对比

AI 辅助诊断系统的准确率、灵敏度、特异度、阳性预测值、阴性预测值均显著高于传统人工诊断, 差异有统计学意义(P<0.05); AI 系统平均诊断耗时显著短于人工诊断, 差异有统计学意义(P<0.01)。详见表 1。

表 1 两种诊断方式的筛查效果对比 (% , x±s)

| 诊断方式 | AI 辅助诊断 | 传统人工诊断 | χ^2/t 值 | P 值 |
|-------|---------|--------|--------------|--------|
| 准确率 | 93.7 | 82.5 | 68.342 | <0.001 |
| 灵敏度 | 94.2 | 81.3 | 72.158 | <0.001 |
| 特异度 | 93.1 | 83.7 | 45.893 | <0.001 |
| 阳性预测值 | 92.8 | 80.9 | 65.217 | <0.001 |

| | | | | |
|--------|-----------|-------------|---------|--------|
| 阴性预测值 | 94.5 | 84.1 | 70.345 | <0.001 |
| 平均诊断耗时 | 3.2±0.8 秒 | 15.6±4.3 分钟 | 426.781 | <0.001 |

2.3 AI 系统对不同肺炎的识别效能

AI 辅助诊断系统对细菌性肺炎、病毒性肺炎、真菌性肺炎的诊断 AUC 值分别为 0.943 (95%CI: 0.931~0.955)、0.928 (95%CI: 0.914~0.942)、0.907 (95%CI: 0.889~0.925), 均表现出较高的识别效能, 其中对细菌性肺炎的诊断准确性最高。详见表 2。

表 2 AI 系统对不同肺炎的诊断效能

| 肺炎类型 | 细菌性肺炎 | 病毒性肺炎 | 真菌性肺炎 |
|---------|---------------|---------------|---------------|
| 准确率(%) | 94.8 | 92.3 | 89.6 |
| 灵敏度(%) | 95.6 | 93.1 | 88.5 |
| 特异度(%) | 93.9 | 91.5 | 90.7 |
| AUC 值 | 0.943 | 0.928 | 0.907 |
| (95%CI) | (0.931~0.955) | (0.914~0.942) | (0.889~0.925) |

2.4 典型案例分析

病例 1: 男性, 42 岁, 因“发热 3 天, 咳嗽伴胸闷 1 天”就诊, CT 图像显示右肺下叶微小磨玻璃影(直径约 5mm), 人工诊断考虑“肺部炎症可能, 建议随访”, AI 系统自动标记病灶区域, 结合 CRP 升高(28mg/L), 提示“细菌性肺炎可能性大”, 经抗生素治疗 1 周后复查 CT, 病灶吸收消失, 确诊为细菌性肺炎。

病例 2: 女性, 67 岁, 有慢性支气管炎病史, CT 图像显示双肺散在条索状影及斑片影, 人工诊断难以鉴别“慢性炎症急性发作”与“病毒性肺炎”, AI 系统通过多模态特征融合, 结合淋巴细胞计数降低($1.2 \times 10^9/L$), 预测“病毒性肺炎”, 后续核酸检测确诊为流感病毒感染, 抗病毒治疗后症状缓解。

3 讨论

肺炎早期筛查的关键需求在于可迅速识别微小病灶, 并且精确鉴别病原体的类型, 这对诊断技术的敏感性以及特异性提出了两方面的要求, 本研究得出的结果说明, AI 辅助 CT 诊断系统在肺炎早期筛查过程中呈现出了优势, 其准确率、灵敏度以及特异度都超过了 93%, 远远高于传统人工诊断的 82.5%, 和近年相关研究的结论相契合。这一优势主要是源于 AI 技术的核心特性, 基于深度学习的多模态融合模型可提取出人类视觉难以察觉到的细微影像学特征, 同时还可以整合临床文本、检验指标等多个维度的信息, 有效地避免了人工诊断中因主观经验差异以及“异病同征”所带来的干扰, 比如本研究采用的 MMI 模型借助 Swin-Transformer 骨干网络强化图像特征提取,

结合 BERT 模块解析临床文本信息，凭借注意力机制实现多源数据的深度融合，其内部测试集 AUC 值达到了 0.935，和临床高年资医师的诊断性能相当。

在诊断效率方面，AI 系统平均诊断耗时仅仅 3.2 秒，相比人工诊断的 15.6 分钟大幅减少，这一结果和斯坦福大学研发的 AI 诊断系统表现相同，这种高效性在大规模筛查场景中有关键的临床价值，在突发公共卫生事件或者基层医疗机构中，可以快速地对患者进行分流、缩短诊疗周期，为重症患者争取到救治时间。另外 AI 系统对不同类型肺炎的鉴别能力也值得留意，其对细菌性肺炎的诊断 AUC 值达到 0.943，对病毒性肺炎和真菌性肺炎的 AUC 值都超过了 0.90，该系统可实现肺炎的早期筛查，还可以为病原体靶向治疗提供参考，可减少抗菌药物的滥用。

本研究另外有新发现，AI 辅助诊断在微小病灶识别方面表现较为出色，在典型病例里成功识别出了直径 5mm 的早期肺炎病灶，然而人工诊断当时仅仅建议进行随访观察，这一优势和 AI 模型针对低剂量 CT 图像的特征挖掘能力存在关联，在传统人工诊断过程中，早期肺炎所呈现的微小磨玻璃影以及斑片影容易被肺部纹理或者慢性炎症给掩盖住，但是 AI 系统借助数据提高技术以及迁移学习，可提高对微弱信号的识别能力，使得漏诊率明显降低。AI 系统的标准化诊断流程也提高了结果的一致性，避免了不同年资医师之间出现诊断差异，这对于医

疗资源均衡分配有着意义，可提高基层医疗机构的诊断水平，需要强调的是，AI 辅助诊断并非是要替代人工诊断，而是依靠“人机协同”模式来提高诊疗质量，比如某县域医院引进了本研究同款 AI 系统之后，结合放射科医师进行复核，其肺炎早期筛查漏诊率从 21.3% 下降到了 8.7%，这种模式发挥了 AI 高效筛查的优势，又保留了医师临床决策的主导权，适应了基层医疗场景的需求。

然而，本研究仍存在一定局限性：首先，研究对象均来自单一三甲医院，样本代表性可能受限，未来需开展多中心、大样本研究验证结果；其次，AI 系统对罕见真菌性肺炎的诊断准确率相对较低（89.6%），可能与训练集中该类型样本量较少有关，需进一步扩充数据集优化模型；最后，本研究未涉及 AI 辅助诊断对患者预后的影响，后续需开展长期随访研究，评估其在降低病死率、缩短住院时间等方面的实际价值。

4 结论

人工智能辅助 CT 诊断技术用于肺炎早期筛查有着关键应用价值，其诊断的准确率、灵敏度以及特异度都比传统人工诊断更好，还可明显提高诊断效率，在鉴别不同类型肺炎方面也有不错表现，这项技术可有效弥补传统诊断存在的不足，特别适合用于早期微小病灶的识别以及大规模筛查场景，可为临床精准诊疗给予有力支撑。未来要借助多中心研究优化模型性能，完善人机协同诊断模式，促使其在各级医疗机构广泛应用。

参考文献：

- [1] 王丽君,徐姗姗,李华君,等.纤维支气管镜用于儿童肺部感染性疾病诊治进展[J].临床儿科杂志,2020,38(6):475-479.
- [2] 王娜娜,李大胜,王大为,等.人工智能辅助诊断系统在 COVID-19 患者病程变化中的诊疗作用[J].中国医疗设备,2022,37(8):37-41.
- [3] 杨英健.基于 CT 影像的慢性阻塞性肺疾病的智能分析方法研究[D].:东北大学,2023.
- [4] 黄杨,张梦琦,何新华,等.CT 重建层厚对人工智能辅助诊断系统肺炎检测效应的影响[J].影像研究与医学应用,2021,5(5):44-45.
- [5] 温茹.基于深度学习的肺炎诊断模型研究[D].:贵州大学,2023.