

人工智能在肺结节影像学诊断中的应用进展

周福兴 史万旭 张永娣 牛树国(通信作者)
733000 武威市中医医院放射科, 甘肃 武威

doi:10.3969/j.issn.1007-614x.2024.31.004

摘 要 人工智能(AI)在胸部CT影像中准确识别并测量肺结节大小方面有显著优势, 可通过机器学习、深度学习等技术以及不同算法对肺结节进行识别、分类和良恶性评价。该文总结 AI 在肺结节影像学诊断方面的技术方法和临床应用, 以期 AI 在影像诊断中的应用提供参考。

关键词 肺结节; 人工智能; 肺癌; 深度学习

中图分类号 R445 **文献标识码** A

Advances in Application of Artificial Intelligence in Imaging Diagnosis of Lung Nodule

Zhou Fuxing, Shi Wanxu, Zhang Yongdi, Niu Shuguo(corresponding author)

Department of Radiology, Wuwei Hospital of Traditional Chinese Medicine, Wuwei 733000, Gansu Province, China

Abstract Artificial intelligence (AI) has significant advantages in accurately identifying lung nodules and measuring the size of lung nodules in chest CT images. Lung nodules can be identified, classified, and evaluated as benign or malignant by machine learning, deep learning, and other techniques as well as different algorithms. This article summarizes the technical methods and clinical applications of AI in the imaging diagnosis of lung nodules, aiming to provide a reference for the application of AI in imaging diagnosis.

Key words Lung nodule; Artificial intelligence; Lung cancer; Deep learning

随着肺部CT在临床的广泛应用, 肺结节的检出率大幅提高, 影像医师对肺结节的诊断及临床建议面临新的挑战。伴随计算机技术的发展, 人工智能(AI)在影像诊断方面的开发和应用方兴未艾, 其中在胸部CT肺结节辅助诊断方面的应用最具代表性。AI在肺结节检出和定性诊断方面的应用主要有神经网络和深度学习等技术, 在实验性验证和临床研究中, 均取得了良好的成绩, 并且对医生的工作产生了显著的影响。本文对 AI 在肺结节诊断中的应用和研究进展进行综述, 以期肺结节的 AI 诊断研究提供参考。

AI 诊断肺结节的技术

肺结节是指影像学表现为肺内直径 ≤ 3 cm 的局灶性密度增高阴影, 分为亚实性结节(SSN)和实性结节, SSN又包括纯磨玻璃结节(pGGN)和部分实性结节(PSN)^[1]。20%~70%的肺结节会在随访中逐渐消失, 其中大部分为感染或炎性病变, 但进行性增大的肺结节具有恶变的倾向, 需高度重视^[2-3]。

AI在影像诊断方面应用是通过计算机帮助或替代医师分析影像检查、诊断疾病^[4]。机器学习是通过

观察和分析影像数据寻找规律, 进而做出判断和预测的一种AI技术。深度学习具有自动提取数据特征的能力, 是解决人工智能科技问题的技术途径, 常用的模型包括深度神经网络(DNN)、卷积神经网络(CNN)、循环神经网络等, 这些模型是计算机通过大量数据训练解决临床问题的算法的有效组合。算法为可以解决问题的一系列清晰计算机指令。AI在影像诊断中的应用主要通过深度学习、图像处理和模式识别等技术实现, 新的算法和验证数据库层出不穷, 已有较成熟的数字产品应用于临床^[5]。

AI在肺结节影像诊断中的应用是通过对大量肺结节影像数据的机器学习, 通过训练构建出相应模型, 将生成的模型应用于临床, 可以快速准确地识别肺结节病变, 对肺结节进行测量、分类并预测结节良恶性。通过AI技术, 首先可以对大量肺结节影像进行快速分析和筛查, 缩短初步诊断时间, 提高影像医生阅片效率; 其次, 可以进行高精度的图像分析和模式识别, 准确识别各种类型的肺结节病变, 避免了医生主观因素的影响; 另外, 可以对肺结节恶性概率做出相对准确的预测, 指导临床治疗^[6]; 最后, 可以提示并分析微小病灶数据, 降低漏诊率, 对于肺癌等高危疾病的早期发现有着重要作用^[7]。因此, 相对于传

基金项目 武威市科技计划项目(编号: WW2101168)

统的人工诊断, AI在肺结节诊断方面优势明显。

AI对肺结节的检测

AI通过处理肺部CT图像检测出肺结节并排除血管等正常结构, 其中肺组织的分割是大多数图像分析的前提。近年来, 对肺部病灶进行分割和识别的深度学习模型被广泛应用并不断迭代, 这项技术常用的方法是使用CNN模型来提取肺结节特征。CNN对CT图像进行分析, 筛选出疑似肺结节的区域进一步定位和分类, 该技术还可以进行血管、胸膜和肺叶分割, 提高结节检测的敏感性和准确性^[8]。

AI分析肺结节的步骤: ①分割: 分割提取肺部CT影像中的肺结节特征数据, 便于后续分析; ②环境消除: 根据图像CT值, 以阈值分割算法去除肺外组织对肺结节的影响; ③特征提取: 对于识别为肺结节的区域进行特征提取, 如体积和灰度值等; ④评估: 采用深度学习模型结合临床数据, 评估肺结节的性质, 如测量大小、判断风险等级等, 以便更好地进行临床诊断和制定治疗方案。

上述步骤需要多个模块协同工作并进行算法迭代, 提高肺结节分析的准确性和效率。近年来, 围绕AI模型有大量研究, 将深度学习模型应用于肺结节检测任务中, 并取得了诸多成果。2019年一项名为“yolonet”的深度学习模型在美国肺癌筛查试验数据集上表现优异, 检测准确率达96.8%^[9]。此外, 一些利用神经卷积网络和扩张卷积网络的深度学习模型检出肺结节的准确性和灵敏度也大幅提高, 且稳定性更高^[10-11]。

AI对肺结节的分类方法

AI可通过分析肺结节大小、密度、毛刺、实性成分占比、边界等特征对其进行分类, 提高了对恶性结节识别的敏感性, 有助于癌症的早期检测、诊断。CNN是其中最流行的模型, 另外一些分类模型如支持向量机(SVM)、随机森林(RF)和DNN等也被广泛使用, 这些模型具有很强的自适应性, 可以对不同类型和不同大小的肺结节进行处理。利用上述机器学习技术, 可对肺结节进行自动化分类, 有效实现肺结节诊断和恶性化风险评估。一项2021年的研究提出了一种深度多任务学习(MTL)模型来整合肺实质分割与肺结节检测任务, 在数据集验证中获得了明显的改进^[12]。利用大规模数据对深度学习模型进行训练和优化, 可不断提高模型对复杂数据的处理能力, 对肺结节进行

自动化分类, 具有较高的诊断准确性, 有助于避免误诊。未来, 还需要进一步探索这些模型的优化方法, 以提高其分类的准确性和效率。

AI对肺结节性质的评估

评估肺结节的恶性风险是临床的重要工作, 但人工阅片评估肺结节性质的结果主观性强, 影像医师经验差异较大。肺结节CT图像的定量分析通过量化结节特征, 客观反映结节大小、密度等信息, 甚至能够预测结节病理浸润等级, 肺结节成分的识别与定量评估对鉴别诊断、预测病理和评估预后具有重要价值^[13]。AI利用深度学习技术, 如CNN、MTL等, 通过分析结节的大小、形状和密度等特征, 利用具有病理诊断结果的肺结节数据库进行训练, 可以预测肺结节恶性概率, 提供恶性风险评估的客观参数。

近年来, 利用AI进行肺结节恶性风险评估的研究受到广泛关注, 并取得了突破性的进展。有研究显示, SSN患者CT图像中的实性成分在病理切片中对腺癌及其浸润性成分, 这给肺结节的AI诊断提供了新的机遇^[14]。一项关于DenseNet网络深度学习的研究显示, 该方法在鉴别肺结节良恶性方面具有较高的准确性^[15]。一项基于深度学习的AI肺结节辅助诊断系统的研究显示, AI可利用肺部平扫CT数据协助评估肺腺癌SSN侵袭程度, 并预测SSN恶性概率^[16]。因此, 利用AI进行肺结节恶性概率风险评估可提高评估的客观性、精准度, 降低误诊率, 而且可能提高患者生存率。

AI诊断肺结节现存问题

研究显示, AI诊断肺结节的综合水平类似或优于放射科医生水平, 但仍然需进一步验证^[17]。在肺结节辅助诊断方面, AI尚存在以下问题。①算法的可解释性: AI算法复杂, 通常很难解释其决策原理, 不同算法及数据库间准确率差异较大。②诊断的准确性: 在临床应用中, AI仍存在较高的误诊率, 尤其在识别2~3 cm实性结节、≤1 cm亚实性结节及肺结核方面, 这将影响临床实践和医疗决策^[18]。在肺结节良恶性鉴别诊断方面, AI联合人工阅片是目前影像科最广泛的应用模式, 在明显降低影像医师工作量的同时保障肺结节的检出率和准确性。③样本数量有限: AI模型需要大规模的数据库训练, 但是肺结节和肺癌数据库相对有限, 这可能对算法的评估和迭代产生一定影响^[19]。④数据质量: 不同CT设备和

扫描参数的CT图像质量有所不同,可能会影响AI算法的鲁棒性^[20]。⑤技术的可复制性:AI系统通常比较复杂,虽然部分算法代码是可共享资源,但不同算法互不相容,可能导致研究结果很难复制或升级。因此,仍需要更大、更复杂的数据库来训练模型,以提高算法的准确度和鲁棒性,适应不同的患者和病情。此外,AI系统在医疗领域的应用可能涉及法律和伦理问题,如隐私保护和医疗责任等。

影像科医生在开发和评价AI工具方面的贡献巨大,在新兴技术的需求和使用方面发挥着核心作用^[21]。AI工具的开发需要影像数据库的整理和验证,这是一项艰巨的任务,需要计算机技术人员和影像医生深度合作,为临床创造有价值的辅助诊断工具,减少医生工作量,提高工作效率。

小 结

AI可以精准识别肺结节,提取肺结节特征性数据进行深度分析,客观、精准地评估肺结节的恶性风险,可提高诊断准确性,降低误诊率。但AI在肺结节辅助诊断方面仍存在算法可解释性和准确性欠佳、数据质量影响算法鲁棒性、技术可复制性差等问题。AI在肺结节影像学诊断中的应用具有良好的发展前景,可以辅助诊断,但尚不能完全替代人工阅片,随着技术的飞速发展,AI辅助诊断的效率和准确性将进一步提升。

参考文献

[1] Kim H, Park CM, Kim SH, et al. Persistent pulmonary subsolid nodules: Model-based iterative reconstruction for nodule classification and measurement variability on low-dose CT[J]. *Eur Radiol*, 2014, 24(11): 2700–2708.

[2] 郑文松, 王卿, 王颖, 等. 亚实性肺结节CT阈值分割: 实性成分识别与定量[J]. *中国肺癌杂志*, 2017, 20(5): 341–345.

[3] 韩仙俊, 贺文. 亚实性结节肺腺癌的研究进展[J]. *放射学实践*, 2019, 34(2): 216–219.

[4] Nishio M, Nishizawa M, Sugiyama O, et al. Computer-aided diagnosis of lung nodule using gradient tree boosting and Bayesian optimization[J]. *PLoS One*, 2018, 13(4): e0195875.

[5] Setio AA, Traverso A, De Bel T, et al. Validation, comparison, and combination of algorithms for automatic detection of pulmonary nodules in computed tomography images: The LUNA16 challenge[J]. *Med Image Anal*, 2017, 42: 1–13.

[6] 陈疆红, 钟朝辉, 江桂莲, 等. 人工智能肺结节辅助诊断系统预测亚实性肺结节恶性概率[J]. *中国医学影像技术*, 2020, 36(4): 535–539.

[7] 黄文君, 周秀秀, 周陶胡, 等. 基于人工智能的CT影像预测肺腺癌浸润性: Meta分析[J]. *放射学实践*, 2022, 37(11): 1359–1366.

[8] Avanzo M, Stancanella J, Pirrone G, et al. Radiomics and deep learning in lung cancer[J]. *Strahlenther Onkol*, 2020, 196(10): 879–887.

[9] Hosny A, Parmar C, Coroller TP, et al. Deep learning for lung cancer prognostication: A retrospective multi-cohort radiomics study[J]. *PLoS Med*, 2018, 15(11): e1002711.

[10] Neal Joshua E, Bhattacharyya D, Chakkravarthy M, et al. 3D CNN with visual insights for early detection of lung cancer using gradient-weighted class activation[J]. *J Healthc Eng*, 2021, 2021: 6695518.

[11] Akila Agnes S, Anitha J, Arun Solomon A. Two-stage lung nodule detection framework using enhanced UNet and convolutional LSTM networks in CT images[J]. *Comput Biol Med*, 2022, 149: 106059.

[12] Liu W, Liu X, Li H, et al. Integrating lung parenchyma segmentation and nodule detection with deep multi-task learning[J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2021, 25(8): 3073–3081.

[13] Macmahon H, Naidich DP, Goo JM, et al. Guidelines for management of incidental pulmonary nodules detected on CT images: From the fleischner society 2017[J]. *Radiology*, 2017, 284(1): 228–243.

[14] 金志发, 陈相猛, 冯宝, 等. CT纹理特征分析鉴别诊断表现为肺部亚实性结节的微浸润腺癌和浸润性腺癌[J]. *中国医学影像技术*, 2019, 35(5): 691–695.

[15] 钱旭, 王姗. DenseNet网络深度学习分析CT图像鉴别肺结节良恶性的价值[J]. *分子影像学杂志*, 2022, 45(6): 921–924.

[16] 陈疆红, 钟朝辉, 江桂莲, 等. 人工智能肺结节辅助诊断系统预测亚实性肺结节恶性概率[J]. *中国医学影像技术*, 2020, 36(4): 535–539.

[17] Jacobs C, Van Ginneken B. Google's lung cancer AI: A promising tool that needs further validation[J]. *Nat Rev Clin Oncol*, 2019, 16(9): 532–533.

[18] 何花, 胡文滕, 蔺瑞江, 等. 人工智能在肺结节诊断中的应用研究[J]. *兰州大学学报(医学版)*, 2023, 49(2): 61–66.

[19] Ardila D, Kiraly AP, Bharadwaj S, et al. End-to-end lung cancer screening with three-dimensional deep learning on low-dose chest computed tomography[J]. *Nat Med*, 2019, 25(6): 954–961.

[20] 杨尚文, 胡安宁, 徐亚运, 等. CT图像分辨率对人工智能肺结节辅助诊断系统诊断准确性的影响[J]. *医学影像学杂志*, 2020, 30(6): 965–968.

[21] Ather S, Kadir T, Gleeson F. Artificial intelligence and radiomics in pulmonary nodule management: Current status and future applications[J]. *Clin Radiol*, 2020, 75(1): 13–19.