

人工智能对肺结节检出及定性的效能评估

Evaluation of artificial intelligence in the detection and characterization of pulmonary nodules

Yao Wei, Li Peixiu, Huo Yingjie, Liang Jianli, Zhang Xincheng, Feng Changming, Wang Honghui, Zhang Xiangchen

引用本文:

姚威, 李培秀, 霍英杰, 等. 人工智能对肺结节检出及定性的效能评估[J]. 国际放射医学核医学杂志, 2023, 47(11): 668-673.

DOI: 10.3760/cma.j.cn121381-202304006-00359

Yao Wei, Li Peixiu, Huo Yingjie, et al. Evaluation of artificial intelligence in the detection and characterization of pulmonary nodules[J]. *International Journal of Radiation Medicine and Nuclear Medicine*, 2023, 47(11): 668-673. DOI: 10.3760/cma.j.cn121381-202304006-00359

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.3760/cma.j.cn121381-202304006-00359>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

医学影像与人工智能

Artificial intelligence in medical imaging

国际放射医学核医学杂志. 2020, 44(1): 2-4 <https://doi.org/10.3760/cma.j.issn.1673-4114.2020.01.002>

人工智能在冠状动脉CT血管成像后处理和诊断报告的初步评估

Artificial intelligence in coronary CT angiography post-processing and preliminary evaluation of diagnostic reports

国际放射医学核医学杂志. 2020, 44(1): 5-10 <https://doi.org/10.3760/cma.j.issn.1673-4114.2020.01.003>

医学影像人工智能新进展

New progress in medical imaging artificial intelligence

国际放射医学核医学杂志. 2020, 44(1): 27-31 <https://doi.org/10.3760/cma.j.issn.1673-4114.2020.01.007>

基于深度学习的人工智能在肿瘤诊断中的应用进展

Advances in the application of artificial intelligence in cancer diagnosis and treatment

国际放射医学核医学杂志. 2020, 44(1): 11-15 <https://doi.org/10.3760/cma.j.issn.1673-4114.2020.01.004>

人工智能机器人在核医学病房中的初步应用与展望

Preliminary application and prospect of artificial intelligence robotics in nuclear medicine wards

国际放射医学核医学杂志. 2020, 44(12): 750-754 <https://doi.org/10.3760/cma.j.cn121381-202003036-00104>

^{11}C -胆碱与 ^{18}F -FDG双时相PET/CT显像结合高分辨率CT在孤立性肺结节鉴别诊断中的应用

Application of ^{11}C -CHO and ^{18}F -FDG dual-phase PET/CT imaging combined with high-resolution computed tomography in differential diagnosis of solitary pulmonary nodules

国际放射医学核医学杂志. 2017, 41(5): 325-330, 346 <https://doi.org/10.3760/cma.j.issn.1673-4114.2017.05.004>

·临床研究·

人工智能对肺结节检出及定性的效能评估

姚威 李培秀 霍英杰 梁建利 张新成 冯长明 王红辉 张翔辰

河北中石油中心医院影像科, 廊坊 065000

通信作者: 李培秀, Email: lipeixiu@aliyun.com

【摘要】 目的 评估人工智能(AI)对肺结节的检出及定性的诊断效能。方法 采用回顾性研究方法,通过简单随机抽样选取2020—2021年河北中石油中心医院肺结节病例库中的355例患者[女性205例、男性150例,年龄(55.1±12.2)岁]的肺部CT图像并导入AI系统。将AI与3名初级职称医师的诊断结果进行对比,2名中级职称医师按照双盲原则对CT图像进行审核,并以2名中级职称医师的一致性意见作为真结节诊断的参考标准,比较AI与初级职称医师对肺结节检出的灵敏度。105例患者于术前CT引导下穿刺组织病理学检查或肺组织切除术后组织病理学检查,以组织病理学检查结果为“金标准”,比较AI与副主任医师对肺结节定性诊断的灵敏度、特异度、阳性预测值、阴性预测值、准确率。计数资料的组间比较采用卡方检验或Fisher精确概率检验。**结果** 355例患者的CT图像中共检出真结节1072个,其中AI共检出真结节1063个,漏诊9个,其灵敏度为99.16%(1063/1072);初级职称医师共检出真结节1009个,漏诊63个,其灵敏度为94.12%(1009/1072)。在肺结节检出方面,AI的灵敏度明显高于初级职称医师,且差异有统计学意义($\chi^2=41.907, P<0.05$)。105例患者经组织病理学检查结果证实为恶性结节88例、良性结节17例。其中AI对肺结节定性诊断的真阳性86例、假阳性15例、真阴性2例、假阴性2例;副主任医师对肺结节定性诊断的真阳性83例、假阳性1例、真阴性16例、假阴性5例。副主任医师对肺结节定性诊断的特异度及阳性预测值均明显高于AI[94.12%(16/17)对11.76%(2/17), Fisher精确概率检验, $P<0.05$; 98.81%(83/84)对85.15%(86/101), $\chi^2=9.172, P<0.05$];副主任医师对肺结节定性诊断的灵敏度低于AI,但差异无统计学意义[94.32%(83/88)对97.73%(86/88), $\chi^2=0.595, P>0.05$];副主任医师对肺结节定性诊断的阴性预测值高于AI,但差异无统计学意义[76.19%(16/21)对50.00%(2/4), Fisher精确概率检验, $P>0.05$];总的来说,副主任医师对肺结节定性诊断的准确率高于AI[94.29%(99/105)对83.81%(88/105), $\chi^2=8.796, P<0.05$]。**结论** 在肺结节的检出及定性诊断中,AI具有较高的灵敏度,但特异度、阳性预测值、阴性预测值及准确率较低。临床工作中,医师可以利用AI良好的灵敏度,帮助提高工作效率,但不能替代人工分析结果作为肺结节定性诊断的标准。

【关键词】 人工智能;肺结节;体层摄影术,X线计算机

基金项目:河北省省级科技计划项目(182177132)

DOI: [10.3760/cma.j.cn121381-202304006-00359](https://doi.org/10.3760/cma.j.cn121381-202304006-00359)**Evaluation of artificial intelligence in the detection and characterization of pulmonary nodules**

Yao Wei, Li Peixiu, Huo Yingjie, Liang Jianli, Zhang Xincheng, Feng Changming, Wang Honghui, Zhang Xiangchen

Department of Radiology, Hebei Petro China Central Hospital, Langfang 065000, China

Corresponding author: Li Peixiu, Email: lipeixiu@aliyun.com

【Abstract】 Objective To evaluate the detection and qualitative diagnostic efficacy of artificial intelligence (AI) in pulmonary nodules. **Method** A retrospective study method was used to select 355 patients (205 females and 150 males, aged (55.1±12.2) years old) from the lung nodule case database of Hebei Petro China Central Hospital from 2020 to 2021 through simple random sampling. Lung CT images were imported into the AI system. The diagnostic results of AI were compared with those of three junior professional physicians. Two intermediate professional physicians reviewed the CT images in accordance with the double-blind principle, and the consistent opinions of two intermediate

professional physicians were used as reference standards for the diagnosis of true nodules. The sensitivities of AI and junior professional physicians in the detection of pulmonary nodules were also compared. A total of 105 patients underwent preoperative-CT guided puncture histopathological examination or postoperative histopathological examination after lung tissue resection. The histopathological examination results were used as the "gold standard" to compare the sensitivity, specificity, positive predictive value, negative predictive value, and accuracy of AI and the deputy chief physician in the qualitative diagnosis of pulmonary nodules. Intergroup comparison of counting data was conducted using chi-square or Fisher's exact probability test. **Results** A total of 1 072 true nodules were detected in the CT images of 355 patients. Among these nodules, 1 063 were detected by AI, with a sensitivity of 99.16% (1 063/1 072), and 9 were missed. A total of 1 009 true nodules were detected by the junior professional physicians, with a sensitivity of 94.12% (1 009/1 072), and 63 were missed. In terms of pulmonary nodule detection, AI exhibited a significantly higher sensitivity than the junior professional physicians, and the difference was statistically significant ($\chi^2=41.907$, $P<0.05$). Meanwhile, 105 patients were confirmed to have 88 malignant nodules and 17 benign nodules via histopathological examination. A total of 86 cases were true positive, 15 were false positive, 2 were true negative, and 2 were false negative in the qualitative diagnosis of pulmonary nodules using AI. The deputy chief physician identified 83 true positive cases, 1 false positive case, 16 true negative cases, and 5 false negative cases in the qualitative diagnosis of pulmonary nodules. The specificity and positive predictive value of the qualitative diagnosis of pulmonary nodules by the deputy chief physician were significantly higher than those of AI (94.12% (16/17) vs. 11.76% (2/17) and Fisher's exact probability test, $P<0.05$; 98.81% (83/84) vs. 85.15% (86/101)), $\chi^2=9.172$, $P<0.05$). The deputy chief physician attained a lower sensitivity than AI in terms of the in qualitative diagnosis of pulmonary nodules, but no statistically significant difference was observed (94.32% (83/88) vs. 97.73% (86/88), $\chi^2=0.595$, $P>0.05$). A higher negative predictive value was detected in the qualitative diagnosis of pulmonary nodules by the deputy chief physician compared with that of the AI. However, the difference was not statistically significant (76.19% (16/21) vs. 50.00% (2/4), Fisher's exact probability test, $P>0.05$). Overall, the deputy chief physician attained a higher accuracy in the qualitative diagnosis of pulmonary nodules compared with the AI (94.29% (99/105) vs. 83.81% (88/105)), $\chi^2=8.796$, $P<0.05$). **Conclusions** AI shows a high sensitivity in the detection and qualitative diagnosis of pulmonary nodules. However, its specificity, positive predictive value, negative predictive value, and accuracy are low. In clinical work, physicians can use the good sensitivity of AI to improve work efficiency, but it cannot replace manual analysis results as the standard for the qualitative diagnosis of pulmonary nodules.

【 Key words 】 Artificial intelligence; Pulmonary nodule; Tomography, X-ray computed

Fund program: Provincial Science and Technology Project of Hebei Province (182177132)

DOI: [10.3760/cma.j.cn121381-202304006-00359](https://doi.org/10.3760/cma.j.cn121381-202304006-00359)

据统计,全球约 1/4 与癌症相关的死亡是由肺癌引起的^[1]。大多数肺癌最初表现为结节,其是肺癌早期诊断的依据,肺结节的定义是最大径<3 cm 的局灶性异常密度影^[2]。由于人类视觉的限制,应用 CT 对较小结节进行筛查成为一项具有挑战性且耗时的任务。此外,目前良恶性结节的区分仍有赖于影像科医师的视觉评估及对结节大小和密度测量的综合评价,也是一项具有挑战性的任务。

人工智能(artificial intelligence, AI)是约翰·麦卡锡(John McCarthy)于 1956 年在达特茅斯会议

上首次提出的,它是一种使用计算机及其技术来模拟与人类相当的智能行为和批判性思维的方法,能够分析和解释复杂的医疗数据,从而帮助诊断、管理和预测不同临床表现患者的治疗效果^[3-4]。近年来,出现了许多对肺结节进行自动检测和分类的 AI 算法,其可以帮助影像科医师进行日常的胸部 CT 图像评估。但由于这些 AI 算法存在一定的局限性,导致其在临床工作中的应用仍然有限。本研究通过比较 AI 与影像科医师在肺结节检出及定性中的诊断情况,评估 AI 在临床应用中的价值。

1 资料与方法

1.1 一般资料

本研究采用回顾性研究方法,通过简单随机抽样选取2020—2021年河北中石油中心医院肺结节病例库中的355例患者[女性205例、男性150例,年龄(55.1±12.2)岁]的肺部CT图像数据。纳入标准:CT图像中至少有1个非钙化结节,且结节最大径<3 cm。排除标准:有弥漫性转移、间质性肺病、广泛瘢痕形成、肺炎、肺纤维化、肺水肿的患者,图像存在严重的运动伪影。

本研究已通过中国石油天然气集团公司中心医院(现已更名为河北中石油中心医院)伦理委员会审批(批准号:KYLL-2018-3)。所有患者均于检查前签署了知情同意书。

1.2 检查方法

使用德国西门子公司SOMATOM Definition Flash CT机进行CT图像采集。扫描范围从肺尖至肺底,患者采用低剂量扫描模式采集,扫描参数包括:管电压120 kV,管电流40~60 mA,螺距1.45,旋转转速0.5 s/r,采集准直128×0.6 mm,重建间隔5.0 mm,扫描层厚5.0 mm,重建层厚1.0 mm,扫描及重建矩阵512×512。

1.3 组织病理学检查和分析

105例患者于术前CT引导下穿刺组织病理学检查或肺组织切除术后组织病理学检查,由病理科医师进行诊断。

1.4 肺结节的检出及评估

将患者肺部CT图像导入上海联影智能辅助诊断智能分析系统(版本:uAiportal20230430sp1_hotfix2),同时记录每个非钙化结节的大小、密度、形态、危险分层。根据肺结节诊治中国专家共识(2018年版)^[5]的分类标准将结节按最大径分为3组:最大径<5 mm组、5 mm≤最大径<10 mm组、10 mm≤最大径<30 mm;按结节密度分为3组:实性结节组、部分实性结节组和磨玻璃结节组。将AI与3名初级职称影像科医师的诊断结果进行对比,2名中级职称医师按照双盲原则对CT图像进行审核,以2名中级职称医师的一致性意见作为真结节诊断的参考标准,当意见不一致时请求上级医师会诊,以会诊意见作为真结节诊断的参考标准。对比AI及初级职称医师对肺结节检出的灵敏度。

另外,以组织病理学检查结果为“金标准”,并结合随访结果,对比1名副主任医师与AI对肺结节定性诊断的灵敏度、特异度、阳性预测值、阴性预测值、准确率。

1.5 统计学方法

应用SPSS 25.0软件对数据进行统计学分析。计数资料以例数(百分比)表示,组间比较采用卡方检验或Fisher精确概率检验。当总个(例)数≥40,且各组个(例)数≥5时,采用Pearson卡方检验;当总个(例)数≥40,1≤任意一组最小个(例)数<5时,采用连续校正卡方检验;当总个(例)数<40,或任意一组最小个(例)数<1时,采用Fisher精确概率检验。 $P<0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 AI与初级职称医师对肺结节检出的比较

355例患者的CT图像中共检出真结节1 072个。其中,AI共检出真结节1 063个,漏诊9个,灵敏度为99.16%(1 063/1 072);初级职称医师共检出真结节1 009个,漏诊63个,灵敏度为94.12%(1 009/1 072),二者的差异有统计学意义($\chi^2=41.907, P<0.05$)。由表1可知,在按结节大小分类的3组中,AI与初级职称医师检出灵敏度的比较,最大径<5 mm组的差异有统计学意义($P<0.05$),而5 mm≤最大径<10 mm组、10 mm组≤最大径<30 mm组的差异无统计学意义($\chi^2=0.000$ 、Fisher精确概率检验,均 $P>0.05$);在按结节密度分类的3

表1 AI与影像科医师对1 072个肺结节检出灵敏度的比较

Table 1 Comparison of sensitivity between artificial intelligence and imaging physicians in detecting 1 072 pulmonary nodules

组别	AI检出的灵敏度	初级职称医师检出的灵敏度
结节大小		
最大径<5 mm组	99.01%(703/710)	91.55%(650/710) ^a
5 mm≤最大径<10 mm组	98.99%(196/198)	98.48%(195/198)
10 mm≤最大径<30 mm组	100%(164/164)	100%(164/164)
结节密度		
实性结节组	99.81%(520/521)	97.50%(508/521) ^a
部分实性结节组	100%(72/72)	100%(72/72)
磨玻璃结节组	98.33%(471/479)	89.35%(428/479) ^a

注:^a表示与AI检出的灵敏度相比,差异均有统计学意义($\chi^2=44.002、8.761、33.396$,均 $P<0.05$)。AI为人工智能

组中, AI与初级职称医师检出灵敏度的比较, 实性结节组、磨玻璃结节组的差异有统计学意义($P < 0.05$), 而部分实性结节组的差异无统计学意义(Fisher精确概率检验, $P > 0.05$)。典型病例的图像见图1。

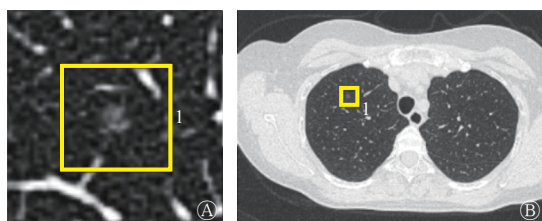


图1 肺结节患者(女性, 57岁)肺部CT图像导入智能辅助诊断智能分析系统的筛查图 A为肺结节放大图; B为肺部CT横断面图, 示右肺上叶尖段磨玻璃结节(黄色方框内), 最大径约4 mm, 初级职称医师在阅片时漏诊。CT为计算机断层摄影术

Figure 1 Screening images of intelligent assisted diagnosis and intelligent analysis system for pulmonary nodule patient (female, 57 years old) with lung CT

2.2 AI与副主任医师对肺结节良恶性诊断的比较

105例患者经组织病理学检查结果证实为恶性结节88例、良性结节17例。其中AI对肺结节定性诊断的真阳性86例、假阳性15例、真阴性2例、假阴性2例; 副主任医师对肺结节定性诊断的真阳性83例、假阳性1例、真阴性16例、假阴性5例。副主任医师对肺结节定性诊断的特异度及阳性预测值均明显高于AI[94.12%(16/17)对11.76%(2/17), Fisher精确概率检验, $P < 0.05$; 98.81%(83/84)对85.15%(86/101), $\chi^2 = 9.172$, $P < 0.05$]; 副主任医师对肺结节定性诊断的灵敏度低于AI, 但差异无统计学意义[94.32%(83/88)对97.73%(86/88), $\chi^2 = 0.595$, $P > 0.05$]; 副主任医师对肺结节定性诊断的阴性预测值高于AI, 但差异无统计学意义[76.19%(16/21)对50.00%(2/4), Fisher精确概

率检验, $P > 0.05$]; 总的来说, 副主任医师对肺结节定性诊断的准确率高于AI[94.29%(99/105)对83.81%(88/105), $\chi^2 = 8.796$, $P < 0.05$]。典型病例的图像及组织病理学检查图见图2。

3 讨论

由于肺癌的发病率和病死率均较高, 而肺结节可能是肺癌的早期征兆, 因此, 肺结节的早期发现和治疗能够显著降低肺癌的病死率^[6-7]。基于人群的早期、有效的肺癌筛查对于提高患者5年生存率至关重要。

CT对肺结节和早期肺癌的检测具有较高的灵敏度。采用低剂量CT对高危人群进行筛查以提高早期肺癌的诊断效果和预后已成为众多国际权威医疗组织的共识^[8-9], 但是大量CT图像的分析对影像科医师来说也是一个挑战。

AI可以帮助影像科医师完成日常工作流程^[10], 尤其是在肺癌的筛查中, AI可以用于检测结节的确切位置及分割并量化结节的大小, 显著减轻了影像科医师的工作负担^[11]。本研究结果显示, 在肺结节的检出和定性方面, AI的灵敏度均高于初级职称医师和副主任医师; 在微结节及磨玻璃结节的检出方面, 因为结节与周围实质之间的衰减差异较小, 初级职称医师的漏诊率较高。有研究结果证实亚实性结节(包括磨玻璃或部分实性结节)比实性结节具有更高的恶性可能性^[12], AI能更灵敏、高效地检出这些结节, 对于临床具有重大意义。且研究结果显示, AI对常规剂量扫描和低剂量扫描的CT图像都能很好地识别^[9]。

此外, AI的另一个应用是确定风险分层, 从而将结节分类为良性或恶性。肺结节作为肺癌重要的早期表现, 其性质的鉴别一直是临床工作的重点

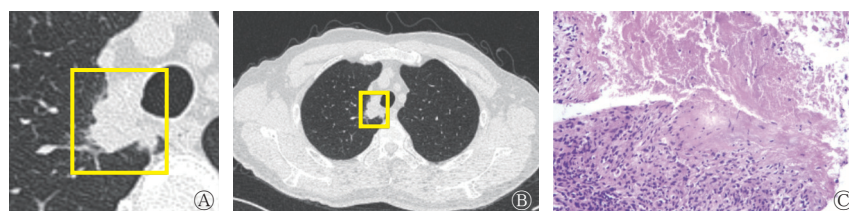


图2 肺结节患者(男性, 43岁)肺部CT图像导入智能辅助诊断智能分析系统的筛查图 A为肺结节放大图; B为肺部CT横断面图, 示右肺上叶尖段实性结节, 大小约21 mm×17 mm, 可见分叶、毛刺、胸膜凹陷、空泡、棘状突起, 人工智能危险分层为高危结节; C为组织病理学检查图(苏木精-伊红染色, ×100), 结果证实为结核。CT为计算机断层摄影术

Figure 2 Screening images of intelligent assisted diagnosis and intelligent analysis system for pulmonary nodule patient (male, 43 years old) with lung CT and histopathological examination image

和难点^[13-14], 误诊会导致良性结节的过度诊疗以及恶性结节的病情进展。本研究结果表明, 在肺结节的定性方面, 副主任医师诊断的特异度及阳性预测值均明显高于 AI(均 $P < 0.05$), 阴性预测值也高于 AI, 但差异无统计学意义($P > 0.05$)。总的来说, 副主任医师诊断的准确率高于 AI($P < 0.05$)。分析其原因可能是因为 AI 对于肺结节定性的相关算法仍在开发中^[15], 本研究中患者的一些生理结构或良性病变, 如血管横断面(尤其是肺门血管)、第一肋软骨钙化、脊柱的退变、局部胸膜增厚被 AI 误诊为结节, 甚至划分为恶性结节。出现此类偏差的一个原因可能是这些生理结构或良性病变被排除在肺癌筛查数据集之外造成的; 另一方面, AI 诊断恶性肿瘤的效能与结节大小密切相关^[16], CT 图像中较大的结节所包含的特征更丰富, 钙化结节的信号强度更高, 容易造成 AI 结果假阳性, 但是大的结节并不一定是恶性的^[17]。在 PanCan 筛查队列中, 大约 20% 的肺癌患者恶性结节并不是所有肺结节中最大的^[18]。有临床经验的医师可结合患者的临床资料, 如症状、吸烟史、家族史等以及随访对比结果进行诊断, 以减少误诊。

AI 领域中常用的 2 种算法包括机器学习和深度学习。有研究结果显示, 对于肺结节的分类, 深度学习算法优于标准机器学习算法^[19-20]。2018 年, Shaffie 等^[21]应用了一种通用的深度学习系统, 该系统在区分恶性结节和良性结节方面达到了 91.2% 的准确率, 因此有可能成为肺癌检测的有价值的工具。本研究具有一定的局限性。首先, 本研究应用的 AI 系统是基于三维卷积神经网络算法^[22]的肺结节深度学习算法模型所得结果, 这种算法最初是由 Fukushima^[23]在 1980 年提出的。大多数算法, 尤其是深度学习算法, 都需要大型匿名数据集的训练, 而本研究所用 AI 系统训练数据集是远远不够的。其次, 本研究是一项回顾性单中心研究, 样本数量有限, 尤其是有组织病理学检查结果的样本较少, 需要在后续研究中进一步完善。

总的来说, 为执行肺结节分类而创建的任何 AI 算法都可能同时存在假阳性和假阴性。这两者之间需要进行权衡取舍, 如果设计成没有假阴性的算法, 那么假阳性的数量将会增加, 反之亦然。当 AI 系统漏诊结节时, 如果影像科医师不进一步审核, 可能会错误地认为受检者是健康的, 从而延误

诊断甚至造成不良预后。相反, 如果算法有很多误报, 认为存在高风险结节, 影像科医师必须优先审核这些高风险结节, 从而导致资源分配不当, 增加阅片者的工作量。

综上所述, 本研究结果表明, 在肺结节的检出及定性诊断中, AI 具有较高的灵敏度, 但特异度、阳性预测值、阴性预测值及准确率较低。因此, 在今后的研究中, 我们应采用足够大的数据库进行 AI 训练, 以提高其准确率, 并根据具体任务, 预测并设置适当的阈值, 以实现最佳的 AI 性能平衡。在目前的临床工作中, 医师可以利用 AI 良好的筛查检出效能, 帮助提高工作效率, 但不能将其替代人工分析结果作为肺结节定性的诊断标准。AI 诊断与医师诊断相结合可以为临床决策提供更准确的信息。

利益冲突 所有作者声明无利益冲突

作者贡献声明 姚威负责数据的收集与分析、论文的撰写; 李培秀负责提供论文写作的思路、论文的修订; 霍英杰、冯长明负责图像的分析; 梁建利、张新成负责图像的采集及后处理; 王红辉、张翔辰负责数据的统计与分析

参 考 文 献

- [1] Siegel RL, Miller KD, Fuchs HE, et al. Cancer statistics, 2021[J]. *CA Cancer J Clin*, 2021, 71(1): 7-33. DOI: 10.3322/caac.21654.
- [2] 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. DOI: 10.1016/j.crad.2019.04.017.
- [3] Ampavathi A, Saradhi TV. Multi disease-prediction framework using hybrid deep learning: an optimal prediction model[J]. *Comput Methods Biomech Biomed Engin*, 2021, 24(10): 1146-1168. DOI: 10.1080/10255842.2020.1869726.
- [4] Nishio M, Nishizawa M, Sugiyama O, et al. Computer-aided diagnosis of lung nodule using gradient tree boosting and Bayesian optimization[J/OL]. *PLoS One*, 2018, 13(4): e0195875 [2023-04-05]. <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0195875>. DOI: 10.1371/journal.pone.0195875.
- [5] 中华医学会呼吸病学分会肺癌学组, 中国肺癌防治联盟专家组. 肺结节诊治中国专家共识(2018年版)[J]. *中华结核和呼吸杂志*, 2018, 41(10): 763-771. DOI: 10.3760/cma.j.issn.1001-0939.2018.10.004.
Lung Cancer Study Group, Chinese Thoracic Society, Chinese Medical Association, Expert Group of Chinese Alliance Against Lung Cancer. Chinese Expert Consensus on the Diagnosis and

- Treatment of Pulmonary Nodules (2018 Edition)[J]. *Chin J Tuberc Respir Dis*, 2018, 41(10): 763–771. DOI: 10.3760/cma.j.issn.1001-0939.2018.10.004.
- [6] The International Early Lung Cancer Action Program Investigators. Survival of patients with stage I lung cancer detected on CT screening[J]. *N Engl J Med*, 2006, 355(17): 1763–1771. DOI: 10.1056/NEJMoa060476.
- [7] Biring SS, Peake MD. Symptoms and the early diagnosis of lung cancer[J]. *Thorax*, 2005, 60(4): 268–269. DOI: 10.1136/thx.2004.032698.
- [8] Wang XJ, Liu HL, Shen YB, et al. Low-dose computed tomography (LDCT) versus other cancer screenings in early diagnosis of lung cancer: a meta-analysis[J]. *Medicine (Baltimore)*, 2018, 97(27): e11233. DOI: 10.1097/MD.00000000000011233.
- [9] 李培秀, 徐晓磊, 张强, 等. 64层螺旋CT胸部低剂量扫描的临床研究[J]. *医疗卫生装备*, 2014, 35(10): 82–84, 96. DOI: 10.7687/J.ISSN.1003-8868.2014.10.082.
- Li PX, Xu XL, Zhang Q, et al. Clinical research of low dose chest scanning by 64-slice spiral CT[J]. *Chin Med Equip J*, 2014, 35(10): 82–84, 96. DOI: 10.7687/J.ISSN.1003-8868.2014.10.082.
- [10] Obuchowski NA, Bullen JA. Statistical considerations for testing an AI algorithm used for prescreening lung CT images[J/OL]. *Contemp Clin Trials Commun*, 2019, 16: 100434[2023-04-05]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2451865419301966?via%3Dihub>. DOI: 10.1016/j.conctc.2019.100434.
- [11] Hwang EJ, Park CM. Clinical implementation of deep learning in thoracic radiology: potential applications and challenges[J]. *Korean J Radiol*, 2020, 21(5): 511–525. DOI: 10.3348/kjr.2019.0821.
- [12] Yuan R, Vos PM, Cooperberg PL. Computer-aided detection in screening CT for pulmonary nodules[J]. *AJR Am J Roentgenol*, 2006, 186(5): 1280–1287. DOI: 10.2214/AJR.04.1969.
- [13] Sung H, Ferlay J, Siegel RL, et al. Global cancer statistics 2020: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries[J]. *CA Cancer J Clin*, 2021, 71(3): 209–249. DOI: 10.3322/caac.21660.
- [14] Murthy SC, Rice TW. The solitary pulmonary nodule: a primer on differential diagnosis[J]. *Semin Thorac Cardiovasc Surg*, 2002, 14(3): 239–249. DOI: 10.1053/stcs.2002.34450.
- [15] Lachance CC, Walter M. Artificial intelligence for classification of lung nodules: a review of clinical utility, diagnostic accuracy, cost-effectiveness, and guidelines [R]. Ottawa, ON: Canadian Agency for Drugs and Technologies in Health, 2020.
- [16] Loverdos K, Fotiadis A, Kontogianni C, et al. Lung nodules: a comprehensive review on current approach and management[J]. *Ann Thoracic Med*, 2019, 14(4): 226–238. DOI: 10.4103/atm.ATM_110_19.
- [17] Swensen SJ, Jett JR, Hartman TE, et al. CT screening for lung cancer: five-year prospective experience[J]. *Radiology*, 2005, 235(1): 259–265. DOI: 10.1148/radiol.2351041662.
- [18] McWilliams A, Tammemagi MC, Mayo JR, et al. Probability of cancer in pulmonary nodules detected on first screening CT[J]. *N Engl J Med*, 2013, 369(10): 910–919. DOI: 10.1056/NEJMoa1214726.
- [19] Kang GX, Liu K, Hou BB, et al. 3D multi-view convolutional neural networks for lung nodule classification[J/OL]. *PLoS One*, 2017, 12(11): e0188290[2023-04-05]. <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0188290>. DOI: 10.1371/journal.pone.0188290.
- [20] Lyu J, Ling SH. Using multi-level convolutional neural network for classification of lung nodules on CT images[C]//Proceedings of the 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Honolulu: IEEE, 2018: 686–689. DOI: 10.1109/EMBC.2018.8512376.
- [21] Shaffie A, Soliman A, Fraiwan L, et al. A generalized deep learning-based diagnostic system for early diagnosis of various types of pulmonary nodules[J]. *Technol Cancer Res Treat*, 2018, 17:1533033818798800. DOI: 10.1177/1533033818798800.
- [22] Litjens G, Kooi T, Bejnordi BE, et al. A survey on deep learning in medical image analysis[J]. *Med Image Anal*, 2017, 42: 60–88. DOI: 10.1016/j.media.2017.07.005.
- [23] Fukushima K. Neocognitron: a self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position[J]. *Biol Cybern*, 1980, 36(4): 193–202. DOI: 10.1007/BF00344251.

(收稿日期: 2023-04-06)



微信公众号



官网二维码



微信服务号(微平台)