

论 著

基于胸部平扫CT的深度学习模型对肺结节良恶性的鉴别诊断价值

1.重庆市开州区人民医院放射科
(重庆 405400)2.重庆市开州区人民医院超声科
(重庆 405400)黄玲玲¹ 吴皎皎^{2,*}

【摘要】目的 探究基于胸部平扫CT的深度学习模型鉴别诊断肺结节良、恶性的临床价值。**方法** 回顾性收集整理2017年1月至2019年1月于我院行胸部CT检查发现并行病理确诊的肺结节患者288例，共检出肺结节319个，其中恶性肺结节213例，良性肺结节106例。对比深度学习模型与影像医师诊断肺结节良、恶性结果，探究深度学习模型鉴别诊断肺结节良、恶性的可行性以及诊断效能。**结果** 在213个恶性肺结节中，深度学习模型正确诊断为恶性的有207个(97.18%)，影像医师正确诊断为恶性的有201个(94.37%)。在106个良性肺结节中，深度学习模型正确诊断为良性的有76个(71.70%)，影像医师正确诊断为良性的有80个(75.47%)。在319个肺结节中，深度学习模型对最大径长度≤10mm、密度为混合磨玻璃的肺结节诊断正确率均高于影像医师诊断($P<0.05$)，对胸膜相连结节诊断正确率低于影像医师诊断($P<0.05$)。深度学习模型诊断良、恶性肺结节的准确率和敏感度均高于影像医师诊断，精确度、特异性和假阳性率均低于影像医师诊断，但差异均无统计学意义($P>0.05$)。深度学习模型诊断肺结节良、恶性的曲线下面积为0.860，影像医师诊断肺结节良、恶性的曲线下面积为0.812。**结论** 基于胸部平扫CT的深度学习模型鉴别诊断肺结节良、恶性具有良好的诊断效能，对于肺结节良、恶性鉴别诊断具有重要参考价值，在临床实践中可协助影像医师对肺结节良、恶性做出更加准确的鉴别诊断。

【关键词】 肺结节；深度学习模型；计算机断层扫描；良、恶性；诊断价值

【中图分类号】 R563；R445.3

【文献标识码】 A

DOI:10.3969/j.issn.1672-5131.2021.12.017

The Value of Deep Learning Model Based on Chest Plain CT in the Differential Diagnosis of Benign and Malignant Pulmonary Nodules

HUANG Ling-ling¹, WU Jiao-jiao^{2,*}.

1.Department of Radiology, Chongqing Kaizhou District People's Hospital, Chongqing 405400, China

2.Department of Ultrasound, Chongqing Kaizhou District People's Hospital, Chongqing 405400, China

ABSTRACT

Objective To explore the clinical value of a deep learning model based on chest plain CT in the differential diagnosis of benign and malignant pulmonary nodules. **Methods** Our hospital has a retrospective collection of 288 patients with pulmonary nodules confirmed by parallel pathology from January 2017 to January 2019. A total of 319 lung nodules were detected, including 213 cases of malignant pulmonary nodules, 106 cases of benign lung nodules. Contrast the deep learning model and the imaging physician diagnosis of benign and malignant pulmonary nodules, and explore the feasibility and accuracy of the deep learning model in the differential diagnosis of benign and malignant pulmonary nodules. **Results** Of the 213 malignant pulmonary nodules, 207 (97.18%) were correctly diagnosed as malignant in the deep learning model; 201 (94.37%) were correctly diagnosed by the imaging physician as malignant. Of the 106 benign pulmonary nodules, 76 (71.70%) were correctly diagnosed as benign in the deep learning model; 80 (75.47%) were correctly diagnosed by the imaging physician as benign. The deep learning model was more accurate than the imaging physician diagnosis ($P<0.05$) for diagnosing pulmonary nodules with a maximum diameter ≤10mm and density of mixed ground glass. The diagnostic accuracy of pleural phase connection was lower than that of imaging physician diagnosis ($P<0.05$). The accuracy and sensitivity of the deep learning model for diagnosing benign and malignant pulmonary nodules were higher than those of the imaging physician diagnosis. The accuracy, specificity, and false-positive rate were lower than those of the imaging physician diagnosis, but the difference was not statistically significant ($P>0.05$). The area under the curve of the deep learning model for the diagnosis of benign and malignant lung nodules was 0.860, respectively, and the area under the curve of the imaging physician for the diagnosis of benign and malignant lung nodules was 0.812. **Conclusion** The deep learning model based on chest plain CT has good diagnostic efficacy of differential diagnosis benign and malignant pulmonary nodules. It has an important reference value for the differential diagnosis of benign and malignant pulmonary nodules, which can help imaging physicians to make a more accurate differential diagnosis of benign and malignant pulmonary nodules in clinical practice.

Keywords: Pulmonary Nodules; Deep Learning Model; Computed Tomography; Benign and Malignant; Diagnostic Value

肺结节通常指由影像学检查发现的直径≤30mm圆形或类圆形局灶性增高影^[1]。部分肺结节的出现常提示为早期肺癌或其它恶性病变转移，但肺结核、炎性假瘤等良性结节与早期肺癌在影像学特征上存在交叉相似^[2]。因此，在临床实践过程中对肺结节的检出以及筛查是区分良、恶性结节并提高早期肺癌检出率的重要途径^[3]。近年来，随着医学影像学技术的快速发展，CT影像检查的普遍应用，使肺结节检出率得以不断提高，同时也对影像医师阅片诊断提出更高要求并增加更高强度的工作量^[4]。在这种高强度、影像资料繁杂的工作状态下必然影响影像医师的诊断阅片效率和准确性。如何应用人工智能深度学习模型提高肺结节诊断效率和准确性、减轻影像医师负担已成为当下临床实践工作中新的挑战^[5]。深度学习模型中的卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)是一种可对图像进行自动识别以及处理的深度学习算法^[6]。有研究显示，深度学习模型CNN在肺癌的分子亚型分析、疗

【第一作者】黄玲玲，女，主治医师，主要研究方向：放射影像学。E-mail: 409018762@qq.com

【通讯作者】吴皎皎，女，主治医师，主要研究方向：超声影像诊断。E-mail: xxbrwh10@126.com

效预测等方面取得了良好效果^[7]。本研究通过对比深度学习模型和影像医师对319个肺结节的鉴别诊断结果,探究基于胸部平扫CT的深度学习模型鉴别诊断良、恶性肺结节的可行性以及诊断效能。

1 资料与方法

1.1 一般资料 回顾性收集整理2017年1月至2019年1月于我院行胸部CT检查发现的肺结节患者288例,共检出肺结节319个。所有患者肺结节均行手术病理确诊。纳入标准:CT检查为单发或多发,最大径长度≤30mm的患者;临床信息和影像学资料清晰完整,便于标注的患者;非病理结果证实为转移瘤的患者;未在手术或病理确诊前接受放疗化疗的患者。在288例患者中,男性146例,女性142例,年龄24~86岁,平均年龄(60.17±13.27)岁。在319个肺结节中,恶性肺结节213例,良性肺结节106例。

1.2 研究方法

1.2.1 CT图像采集 所有患者均在病理确诊前采用GE Light Speed型64排螺旋CT扫描机行胸部CT平扫,嘱咐患者深呼吸后屏气,由肺尖处扫描至双肺后肋膈角。仪器参数设置为:管电压120kV、管电流200mA、螺距0.560:1,层厚、层间隔均为10mm。图像均采用高分辨率算法重建,重建层厚为1.25mm。

1.2.2 数据标注及判定标准 所有胸部平扫CT数据均由2名影像医师应用医学影像辅助诊断软件Dr. Wise Lung Analyzer的基于深度学习模型进行肺结节检测和标注,再由Dr. Wise Lung Analyzer中的基于细粒度特征的深度学习肺结节良、恶性鉴别诊断模型自动对胸部平扫CT肺结节进行良、恶性判断。该模型基于CNN,能够同时考虑肺结节病灶区域的整体特征和局部特征。该模型的训练集包括3864个结节,其中恶性结节2617个,良性结节1247个。在内部测试集(n=100)上的ROC曲线下面积为0.927,敏感度为94.7%,特异度为81.3%。影像医师判断319个肺结节的良、恶性是由2名具有5年以上影像诊断经验的医师阅片诊断给出结果,意见不一致时由具有10年以上影像诊断经验的主治医师诊断结果。所有结节良、恶性分类判定标准均以病理科医师对患者病理切片进行评阅后给出的最终结果为准。

1.2.3 结节分类以及数据计算 所有肺结节根据其最大径长度分

为3组:≤10mm、11~20mm以及21~30mm。根据结节密度分为3组:完全磨玻璃结节、混合磨玻璃结节、实性结节。根据结节所在位置分为4组:胸膜相连接节(与胸膜相连)、周围性结节(距离胸膜20mm以内且不与胸膜相连)、肺门区结节(距离肺门20mm以内)和中心性结节(位置在周围性结节和肺门区结节之间)。计算肺结节良、恶性诊断的准确率为预测正确的结节数与总结节数的比值;敏感度为预测正确恶性结节数与恶性结节总数的比值;特异性为预测正确良性结节数与良性结节总数的比值。

1.3 统计学方法 应用SPSS 22.0软件处理,计数资料采用(%)表示,采用χ²检验。灵敏度和特异性采用ROC曲线分析。检验水准为α=0.05,P<0.05为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 深度学习模型和影像医师诊断对肺结节良、恶性诊断结果 在213个恶性肺结节中,深度学习模型正确诊断为恶性的有207个(97.18%),误诊为良性的有6个(2.82%);影像医师正确诊断为恶性的有201个(94.37%),误诊为良性的有12个(5.63%)。在106个良性肺结节中,深度学习模型正确诊断为良性的有76个(71.70%),误诊为恶性的有30个(28.30%);影像医师正确诊断为良性的有80个(75.47%),误诊为恶性的有26个(24.53%),见表1。

表1 深度学习模型和影像医师诊断对肺结节良、恶性诊断结果[n(%)]

病理结果	深度学习模型		影像医师诊断	
	恶性	良性	恶性	良性
恶性(n=213)	207(97.18)	6(2.82)	201(94.37)	12(5.63)
良性(n=106)	30(28.30)	76(71.70)	26(24.53)	80(75.47)

2.2 肺结节影像学征象以及检出情况比较 在319个肺结节中,深度学习模型对最大径长度≤10mm、密度为混合磨玻璃影像学特征的肺结节诊断正确率均高于影像医师诊断,差异均有统计学意义(P<0.05);对胸膜相连接节诊断正确率低于影像医师诊断,差异有统计学意义(P<0.05);对于肺结节其他影像学征象,深度学习模型和影像医师诊断之间诊断正确率相比,差异无统计学意义(P>0.05),见表2。典型肺结节影像图见图1~3。

表2 肺结节影像学征象以及检出情况比较[n(%)]

征象		例数	深度学习模型	影像医师诊断	χ ²	P
最大径长度	≤10mm	142	123(86.62)	110(77.46)	4.039	0.044
	11~20mm	119	108(90.76)	114(95.80)	2.412	0.120
	21~30mm	58	52(89.65)	57(98.28)	3.801	0.051
密度	完全磨玻璃	69	52(75.36)	59(85.50)	2.256	0.133
	混合磨玻璃	174	168(96.55)	154(88.51)	6.147	0.004
	实性	76	63(82.89)	68(89.47)	1.381	0.239
结节位置	胸膜相连结节	61	48(78.69)	56(91.80)	4.171	0.041
	周围性结节	183	162(88.52)	164(89.62)	0.112	0.738
	中心性结节	63	61(96.83)	60(95.24)	0.208	0.648
	肺门区结节	12	12(100)	11(91.67)	1.043	0.307

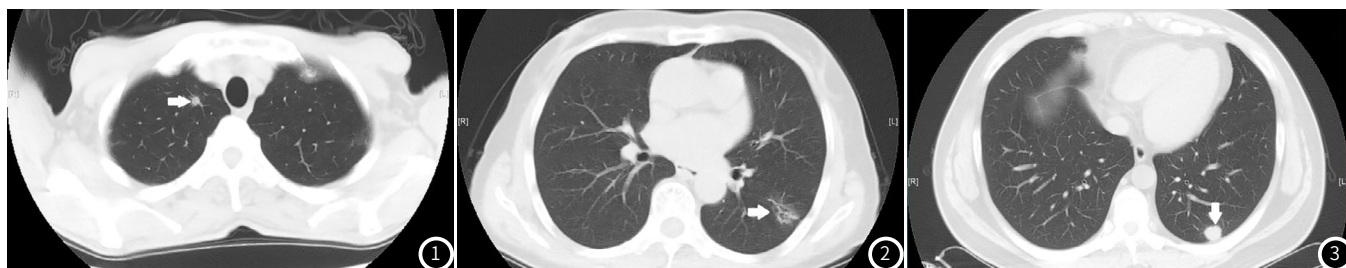


图1 胸部平扫CT可见典型最大径长度 $\leq 10\text{mm}$ 结节(箭头处)。图2 胸部平扫CT可见典型混合磨玻璃样结节(箭头处)。图3 胸部平扫CT可见典型与胸膜相连接结节(箭头处)。

2.3 深度学习模型和影像医师对肺结节良、恶性的诊断结果比较

深度学习模型诊断良、恶性肺结节的准确率和敏感度均高于影像医师诊断,精确度、特异性和假阳性率均低于影像医师诊断,但差异均无统计学意义($P>0.05$),见表3。

表3 深度学习模型和影像医师诊断对肺结节良、恶性的诊断结果比较(%)

类别	准确率	精确度	敏感度	特异性	假阳性率
深度学习模型	88.71	84.38	97.18	71.70	28.30
影像医师诊断	88.09	85.57	94.37	75.47	24.53
χ^2	0.235	0.363	0.756	0.854	0.941
P	0.984	0.932	0.784	0.662	0.596

2.4 深度学习模型和影像医师诊断肺结节良、恶性的ROC曲线

深度学习模型诊断肺结节良、恶性的曲线下面积为0.860(95%CI: 0.788~0.932),影像医师诊断肺结节良、恶性的曲线下面积为0.812(95%CI: 0.729~0.896),见图4。

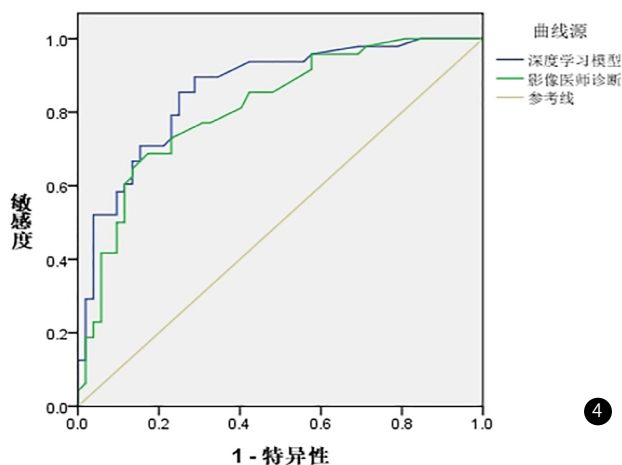


图4 深度学习模型和影像医师诊断肺结节良、恶性的ROC曲线

3 讨论

肺癌的早期影像学征象多表现为肺部结节,目前临床上对于肺结节的诊断评估一般通过临床资料、影像学资料、肿瘤标志物、病理活检、手术治疗等方法。其中通过影像学方法对肺结节进行初步筛查诊断是普遍常见的方式^[8-9]。胸部平扫CT图像清晰,对肺结节的大小、位置、形态以及内部特征等能进行清楚分辨和判断,对临床上判别肺结节的良恶性有重要意义^[10]。但由于CT图像的数量多、影像医师的阅片任务量重,从而可

能造成肺结节的漏诊以及对于病灶结节性质错误判断。

近年来,伴随着精准医疗的发展和普及,人工智能技术逐渐应用于医疗领域的多个方面,在协助医师诊断治疗疾病方面取得了良好的成绩^[11]。深度学习中的CNN可通过对图像信息进行特征性提取学习以及训练,并在训练过程中不断对肺结节特征进行自动识别比对,自动更新对肺结节的重新认知,最后在实际应用中实现高效率、高精度的目标^[12]。多项研究显示,深度学习在完成对医学影像图片的特征、目标检测以及分类等任务时,充分体现出其快速、高效、准确的优势^[13-14]。在本研究213个恶性肺结节中,深度学习模型正确诊断为恶性的有207个(97.18%),高于影像医师正确诊断为恶性的201个(94.37%);在106个良性肺结节中,深度学习模型正确诊断为良性的有76个(71.70%),低于影像医师正确诊断为良性的有80个(75.47%);深度学习模型诊断良、恶性肺结节的准确率和敏感度均略高于影像医师诊断,但差异均无统计学意义($P>0.05$)。在临床实践中,影像医师通常通过观察CT图像中肺结节在位置、大小、密度、病灶周围情况等特征,同时结合临床资料以及影像诊断经验,对肺结节做出最终诊断。但是CT表现形式为灰度图像,人的肉眼通常只能分辨16个灰阶左右的图像,而计算机可以清楚分辨256个灰阶,这就导致肺结节内部某些征象仅从肉眼视觉上难以分辨,而人工智能深度学习模型在这方面具有更强的图像数据分析能力^[15-16]。

在本研究结果中,深度学习模型对具有最大径长度 $\leq 10\text{mm}$ 、密度为混合磨玻璃影像学特征的肺结节诊断正确率高于影像医师诊断,对胸膜相连接结节诊断正确率低于影像医师诊断。误诊结节多数出现在小叶中心结构或结节与周围组织结构分界不清,主要原因与结节周围出现气管、血管、正常或异常的肺结构等导致肺结节形态变化较大有关,例如一些肺结节周围出现扩张或增厚的支气管、血管或者增厚小叶间隔^[17]。影像医师诊断对于异常气管、血管以及瘢痕组织等的判断经验要明显优于深度学习模型。这与深度学习模型对于肺结节的学习图像以及学习阶段主要集中在恶性结节,而良性结节的样本量以及图像资料学习不足有关^[18-19]。本研究结果显示,深度学习模型和影像医师诊断对诊断肺结节良、恶性的曲线下面积分别为0.860、0.812。深度学习模型在诊断肺结节良、恶性方面已具备较高的敏感度和特异性,具有与经验丰富的影像医师水平相当的诊断鉴别能力。但本研究仍存在不足,如纳入样本均为回顾性资料,样本数量较少,并且判断结节良、恶性标准以病理结果为准,未将通过随访确诊的肺结节纳入实验,这使临床实践中的患者人群存在较大选择性。在后续实验中应增加虽

未行病理活检确诊但经由随访确诊良、恶性的肺结节样本。

综上所述,基于胸部平扫CT的深度学习模型鉴别诊断肺结节良、恶性具有良好的诊断效能,对于肺结节良、恶性鉴别诊断具有重要参考价值,在临床实践中可协助影像医师对肺结节良、恶性做出更加准确的鉴别诊断。

参考文献

- [1] Loverdos K, Fotiadis A, Kontogianni C, et al. Lung nodules: A comprehensive review on current approach and management[J]. Ann Thorac Med, 2019, 14(4): 226-238.
- [2] Groheux D, Quere G, Blanc E, et al. FDG PET-CT for solitary pulmonary nodule and lung cancer: Literature review[J]. Diagn Interv Imaging, 2016, 97(10): 1003-1017.
- [3] 罗继元, 万青松, 王志明, 等. 肺纯磨玻璃结节侵袭性肺腺癌CT影像学特征[J]. 中国CT和MRI杂志, 2019, 17(8): 57-60.
- [4] 萧毅, 刘士远. 肺结节影像人工智能技术现状与思考[J]. 肿瘤影像学, 2018, 27(4): 249-252.
- [5] 李欣菱, 王颖. 人工智能在肺结节检测与诊断中的应用及发展[J]. 新发传染病电子杂志, 2019, 4(3): 185-189.
- [6] 王祥, 李清楚, 邵影, 等. 基于三维卷积神经网络肺结节深度学习算法模型临床效能初步评估[J]. 放射学实践, 2019, 34(9): 942-946.
- [7] 赵梓淇, 裴昀, 常振东, 等. 基于深度学习的CT影像肺结节检测[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2019, 37(5): 572-581.
- [8] Erasmus J J, Truong M T, Dos Santos R S, et al. Understanding Lung-RADS 1.0: A Case-Based Review[J]. Semin Ultrasound CT MR, 2018, 39(3): 260-272.
- [9] Khan T, Usman Y, Abdo T, et al. Diagnosis and management of peripheral lung nodule[J]. Ann Transl Med, 2019, 7(15): 348.
- [10] Vlahos I, Stefanidis K, Sheard S, et al. Lung cancer screening: Nodule identification and characterization[J]. Transl Lung Cancer Res, 2018, 7(3): 288-303.
- [11] 王成弟, 郭际香, 杨阳, 等. 利用深度学习技术辅助肺结节的人工智能检测[J]. 中国呼吸与危重监护杂志, 2019, 18(3): 288-294.
- [12] Jiang H J, You Z H, Huang Y A. Predicting drug-disease associations via sigmoid kernel-based convolutional neural networks[J]. J Transl Med, 2019, 17(1): 382.
- [13] 唐思源, 杨敏, 白金牛. 基于深度卷积神经网络的肺结节检测与识别[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(22): 241-248.
- [14] Yasaka K, Akai H, Kunimatsu A, et al. Deep learning with convolutional neural network in radiology[J]. Jpn J Radiol, 2018, 36(4): 257-272.
- [15] 李欣菱, 郭芳芳, 周振, 等. 基于深度学习的人工智能胸部CT肺结节检测效能评估[J]. 中国肺癌杂志, 2019, 22(6): 336-340.
- [16] Han X. MR-based synthetic CT generation using a deep convolutional neural network method[J]. Med Phys, 2017, 44(4): 1408-1419.
- [17] 高智勇, 万昕. 基于深度学习的肺结节识别[J]. 中南民族大学学报(自然科学版), 2019, 38(3): 393-396.
- [18] Dai Y, Yan S, Zheng B, et al. Incorporating automatically learned pulmonary nodule attributes into a convolutional neural network to improve accuracy of benign-malignant nodule classification[J]. Phys Med Biol, 2018, 63(24): 245004.
- [19] 明佳蕾, 方向明. 基于人工智能的CT肺结节检出临床应用及研究进展[J]. 中华放射学杂志, 2019, 53(6): 522-525.

(收稿日期: 2019-12-03)