

肺气肿定量评估的影像学研究进展

Research progress in imaging on quantitative evaluation of emphysema

Wan Xuming, Hou Yanling, Cui Linyang, Hou Hongjun

引用本文:

万绪明,侯艳玲,崔林阳,等.肺气肿定量评估的影像学研究进展[J].**国际放射医学核医学杂志**,2023,47(5): 308–313. DOI: 10.3760/cma.j.cn121381–202210009–00301

Wan Xuming, Hou Yanling, Cui Linyang, et al. Research progress in imaging on quantitative evaluation of emphysema[J]. **International Journal of Radiation Medicine and Nuclear Medicine**, 2023, 47(5): 308–313. DOI: 10.3760/cma.j.cn121381–202210009–00301

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.3760/cma.j.cn121381–202210009–00301>

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>

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>

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>

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>

PET心肌灌注显像及其定量分析的研究进展

The research progress of myocardial perfusion and its quantitative analysis with PET

国际放射医学核医学杂志. 2017, 41(6): 423–429 <https://doi.org/10.3760/cma.j.issn.1673–4114.2017.06.008>

·综述·

肺气肿定量评估的影像学研究进展

万绪明¹ 候艳玲² 崔林阳³ 候红军³

¹ 威海市中心医院核医学科, 威海 264400; ² 威海市中心医院胸外科, 威海 264400; ³ 威海市中心医院医学影像科, 威海 264400

通信作者: 候红军, Email: wdzxyyhhj@163.com

【摘要】 肺气肿是肺部各种疾病中常见的伴随病变之一, 通过影像学检查客观定量评估其分布类型和严重程度对肺部病变的发生发展、预后判断及个体化治疗具有重要意义。笔者将从现有影像学评估手段、机器学习与人工智能的应用、低剂量 CT 评估以及新技术应用进展等方面进行综述, 以期为肺气肿定量评估提供依据。

【关键词】 肺气肿; 定量评估; 影像学; 人工智能

DOI: [10.3760/cma.j.cn121381-202210009-00301](https://doi.org/10.3760/cma.j.cn121381-202210009-00301)

Research progress in imaging on quantitative evaluation of emphysema

Wan Xuming¹, Hou Yanling², Cui Linyang³, Hou Hongjun³

¹ Department of Nuclear Medicine, Weihai Center Hospital, Weihai 264400, China; ² Department of Thoracic Surgery, Weihai Center Hospital, Weihai 264400, China; ³ Department of Medical Radiology, Weihai Center Hospital, Weihai 264400, China

Corresponding author: Hou Hongjun, Email: wdzxyyhhj@163.com

【Abstract】 Emphysema is one of the frequent co-morbidities in many lung diseases, and the occurrence, progression, prognosis, and individual therapy of pulmonary diseases all greatly depend on the objective quantitative evaluation of its distribution type and severity by imaging examination. The authors review the existing imaging evaluation methods, the application of machine learning and artificial intelligence, low-dose CT evaluation, and the application progress of new technologies in order to provide a basis for the quantitative evaluation of emphysema.

【Key words】 Pulmonary emphysema; Quantitative evaluation; Imaging; Artificial intelligence

DOI: [10.3760/cma.j.cn121381-202210009-00301](https://doi.org/10.3760/cma.j.cn121381-202210009-00301)

肺气肿的形态特征是肺的终末细支气管远端异常持久的扩张, 伴肺泡壁和细支气管破坏, 导致肺泡空间扩大^[1]。按病变发生的位置可分为小叶中心型、全小叶型和间隔旁型肺气肿。小叶中心型最常见, 以上肺分布为主, 与吸烟有关; 全小叶型多见于 α_1 -抗胰蛋白酶缺乏症者, 多分布于下肺, 致死率高, 不同的类型与不同的危险因素及临床表现有关。该病多见于慢性阻塞性肺疾病(chronic obstructive pulmonary disease, COPD)患者, 通常早期肺气肿不伴肺纤维化, 而晚期肺气肿患者呼吸功能下降, 同时由于肺破坏区反复修复和炎症反应, 最终会导致间质纤维化发生。多项荟萃分析结果显示, 肺气肿增加了患者发生肺癌的风险和不良预后^[2-3], 因此, 通过影像学检查定量评估肺气肿严重程度对早期肺癌风险管理及 COPD 早期诊断、病情判断、预后评估具有重要意义。

肺气肿可以通过影像学检查或肺功能测试来评价, 但肺功能测试通常不能反映肺功能局部损害的程度, 也不能显示肺气肿空间分布, 同时对轻度肺气肿检测缺乏灵敏度和特异度, 影像学检查中 CT 具有较高的空间分辨率, 可区分肺气肿的类型, 并评估其分布(如下叶优势、上叶优势), 同时可实现肺气肿分布的可视化和量化, 因而 CT 是评价肺气肿的首选影像检查方法^[4]。在肺气肿外科治疗领域, 肺气肿 CT 定量评估在肺减容治疗或支气管内瓣膜置入术的决策中也起着重要作用。

1 肺气肿常用定量方法

1.1 肺气肿视觉评分法

目前较常用的肺气肿视觉评分是 Goddard 评分, 该方法要求观察者分别评估双肺 3 个不同区域肺气肿的严重程

度。根据肺气肿的严重程度，分别给予每一个区域 0~4 分的数值(不存在肺气肿为 0 分，肺气肿范围在 0~25% 为 1 分，26%~50% 为 2 分，51%~75% 为 3 分，>76% 为 4 分)，每个层面左右肺分别评分，最后将所取层面的分数相加得到肺气肿严重程度评分。该方法简单易行，能初步评估肺气肿严重程度，而且对肺气肿分布的异质性也有一定判断能力，然而该方法的缺点也显而易见，视觉评估耗时、费力、主观性强，对观察者的经验也有一定要求，并且对肺气肿变化的诊断灵敏性较低^[5]。

1.2 基于 CT 密度阈值法

该方法作为一种简单实用的肺气肿定量方法，临床使用较为普遍。通常有两种基于阈值的量化方法。一种方法是计算低于特定衰减阈值的面积占双肺总面积的百分比，即低密度衰减区百分比(low attenuation area percentage, LAA%)，随着薄层 CT 的普及和应用，普遍定义为常规扫描条件下吸气相肺密度值小于-950 HU 的区域为肺气肿，LAA% 代表肺气肿的严重程度，更高的比例反映了更广泛的病变范围。另一种方法是将肺内所有像素 CT 衰减值以直方图的形式表现，选定某个百分位点的 CT 值作为阈值，低于该阈值的区域为肺气肿。Stoel 等^[6]研究发现，肺像素直方图的第 15 个百分位点对肺气肿的评估较为稳健，且在肺气肿密度的纵向研究中的变异性最低、相关性最强，故目前通常用第 15 个百分位点为阈值来反映肺气肿的严重程度。多种机带软件现已能自动对肺气肿进行上述量化，因此该方法已被广泛用于肺气肿的临床评估和随访，相关研究结果显示 COPD 患者肺功能指标与该方法测得的肺气肿定量指标有很好的相关性，可反映 COPD 患者的临床特征，为 COPD 的诊断和治疗提供参考依据^[7-8]，由此方法演化而来的肺叶特异性肺气肿指数和心脏 CT 肺密度指数对肺漏气术后的指导和肺气肿的评估均有良好效果^[9-10]。

2 基于机器学习和人工智能 (artificial intelligence, AI) 的肺气肿定量评估方法

广义上讲，机器学习是 AI 的一个分支，其算法是当提供一组训练数据集时，可以通过复杂的计算统计和数学优化来提取数据集中的显著特征，然后用一定的数学模型和特征来对测试集进行预测或对输入数据进行分类^[11]。

机器学习主要有 2 种类型：有监督学习和无监督学习。在肺气肿定性定量研究中，目前多以联合使用 2 种学习方法或单独使用无监督学习方法(如卷积神经网络)为主。较早用于肺气肿分类和定量的方法是基于局部肺纹理强度分布的自适应强度直方图和核密度估计(KDE)等^[12-13]，该类方法可较好地描述肺气肿区域的纹理特征，对肺气肿有较好的分类效果，但该方法稳定性较差且缺乏对肺气肿

空间分部特征的描述。Yang 等^[14]开发了一种基于肺纹理空间信息学习模式(spatially-informed lung texture patterns, sLTPs)的方法，该方法不但可以较早地发现轻度肺气肿，而且 sLTPs 为常用的-950 HU 阈值法提供了与临床相关的补充信息，校正第 1 秒用力呼气容积后，sLTPs 与英国医学研究会(MRC)呼吸困难分级、6 min 步行距离测试(6 MWT)和测试后的血氧饱和度显著相关。Peng 等^[15]利用深度学习提出了采用多尺度残差网络和差分激励分量对 CT 中肺气肿进行分级和量化，发现该方法有效解决了评估不同严重程度肺气肿的差异，在其肺气肿数据库上的分类准确率达到 93.74%，量化结果与多种肺功能测试参数的相关系数可达 0.922。除上述深度学习方法应用于肺气肿量化研究外，其他研究(如利用高斯混合模型分析 CT 衰减的聚类分析^[16]、基于语义分割的肺气肿部分标注半监督学习^[17]、二维有限元模型体模分析^[18]等)在肺气肿的分布和量化方面也有一定应用。

随着 AI 技术的不断发展，在胸部 CT 上全自动量化肺气肿已成为现实。Fischer 等^[19]采用一种基于 AI 的原型算法，在胸部 CT 上实现了全自动的肺叶分割和肺气肿量化，并将其与慢性阻塞性肺病全球倡议组织(global initiative for chronic obstructive lung disease, GOLD)提出的肺气肿严重程度分期有很强的相关性，可以可靠地区分轻度和中度 COPD，有利于在早期肺功能改变之前发现 COPD。Ebrahimian 等^[20]比较了 AI 与放射科医师主观分级在判断肺气肿患者疾病严重程度方面的准确率，结果显示二者的 AUC 分别为 0.77 和 0.76，二者结合可进一步提高诊断肺气肿和 COPD 气道异常的准确率(AUC 为 0.90)，这说明 AI 对肺气肿严重程度的判断与放射科医师的评估结果有相似的诊断性能。在评估疾病预后方面，Hasenstab 等^[21]通过卷积神经网络对 CT 影像中肺气肿及空气滞留的状况进行定量分析，并对 COPD 严重程度进行分级，结果显示，该分级能合理预测患者未来 5 年内的疾病进展及死亡的可能性，与 GOLD 提出的分期性能相当。

然而，上述基于 AI 的研究大多为回顾性的，缺少对肺气肿患者随访的评估。另外，与肺气肿严重程度相关的临床指标多使用第 1 秒用力呼气容积、用力肺活量等，而总肺活量或残气量较少用于肺气肿评估，这些可能需要后续相关研究进一步完善。

在 CT 肺气肿量化领域早期开展的许多工作都试图通过结合密度值或纹理的空间结构来丰富量化方法，这些方法存在一些不足：低性能、对 CT 扫描仪间变异性结果理解不佳、物理意义模糊。但随着 AI 的不断发展，基于 AI 的肺气肿评估和量化能以高通量的方式提供可重复性的结果，与其他方法相比，AI 算法可以减少大量时间和人工判

读的主观性，同时能早期发现病变，是一种有价值的辅助诊断工具，与传统的肺功能检查联合用于 COPD 的严重程度评估，可以为患者早期个体化治疗提供依据。

3 低剂量胸部 CT 定量评估肺气肿

目前胸部低剂量 CT 扫描已被广泛应用于早期肺癌的筛查，有效降低了高危人群的病死率^[22]。在当前老龄化社会，COPD 已经成为医疗负担较大的疾病之一，其发病率升高和长期随访使胸部 CT 的使用量快速且持续增加，故减少 COPD 受检人群的辐射剂量势在必行。近年来，寻求既能保证图像质量又能客观评估和量化肺气肿严重程度的方法已成为胸部低剂量 CT 研究的热点之一。

在常规 CT 中，肺气肿的 CT 诊断阈值定为 -950 HU，Cao 等^[23] 收集了 548 例低剂量 CT 评估为不同程度的肺气肿患者，在 -850 HU 到 -1 000 HU 范围内采用不同阈值研究 LAA% 与肺气肿严重程度和肺功能之间的相关性，结果显示，在低剂量 CT 上肺气肿更合适的诊断阈值为 -940 HU。

通常肺气肿的定量分析受辐射剂量和重建技术的双重影响。在减少剂量的情况下，标准的滤波反投影 (filtered back projection, FBP) 算法会产生较高的噪声水平，并可能高估肺气肿程度，迭代重建技术的开发和应用使得降低图像噪声并获得更好的图像质量成为可能^[24]。黄晓旗等^[25] 使用 KARL 迭代重建技术量化 COPD 患者的肺气肿指数、全肺容积及平均肺密度，结果显示该技术可在降低噪声、提高信噪比的同时，在一定程度上提高 CT 定量测量肺气肿指数的准确性。随着第三代双源 CT 的应用，能谱纯化技术联合高级模型迭代重建技术已被证明可用于胸部超低剂量 CT 量化评估肺气肿，该技术能在固定管电压为 100 kV、固定管电流与时间乘积为 70 mAs 的条件下，通过选择合适的重建级别，所获得图像质量的主观评分均可达到诊断肺气肿的标准，且与标准剂量 CT 量化肺气肿的指标具有较高的致一致性^[26-27]。

除迭代重建算法外，目前基于深度学习图像重建 (deep learning-based image reconstruction, DLIR) 技术在超低剂量 CT 肺气肿定量评估中也有广泛应用，该技术多采用深度卷积神经网络，由低剂量图像原始数据生成高质量图像^[28]。Bak 等^[29] 利用深度学习算法将低剂量 CT 图像重建的 B50f 卷积核转化为 B31f 重建核，实现了低剂量 CT 图像从尖锐核到平滑核的转换，从而显著降低了不同类型肺气肿定量的变异，可用于量化肺气肿，并对识别肺气肿的纵向变化具有重要意义。Ferri 等^[30] 比较 FBP 迭代重建 (ASIR-V 70%) 以及不同强度的 DLIR (DLIR-高强度、-中强度、-低强度) 算法对低剂量胸部 CT 定量评估肺气肿的差异，以 FBP 图像作为参考测量肺气肿体积，结果表明 DLIR 明显

提高了超低剂量 CT 图像信噪比，DLIR-高强度重建所得肺气肿体积与 FBP 技术所得肺气肿体积具有显著相关性 ($r=0.999$, $P<0.001$)，可用于低剂量 CT 定量评估肺气肿。

总之，低剂量胸部 CT 结合深度学习在肺气肿定量评估中是可行的，且较常规 CT 表现出较大优势。但是目前低剂量 CT 结合深度学习用于临床也存在一些不足：(1)多数研究为单中心研究，研究对象数量较少，缺乏大规模临床验证；(2)研究对象以轻中度肺气肿较多，重度以及融合破坏性肺气肿研究对象相对较少，可能造成研究结果的偏倚；(3)部分研究中标准剂量 CT 与低剂量 CT 不是同时进行的，低剂量 CT 评估肺气肿多是在随访肺结节时发现的，所以标准剂量 CT 与低剂量 CT 之间的时间间隔较长，客观上也对研究结果造成一定影响。

4 其他新成像技术在肺气肿定量评估中的应用

4.1 X 射线暗场成像技术

X 射线暗场成像于 2008 年作为一种实验方法^[31] 应用于临床。由于 X 射线为一种电磁波，具有波粒二象性，传统的基于 X 射线衰减成像利用了其粒子性，而 X 射线暗场成像则利用了 X 射线的波动性。经过大量的动物实验和人体体外研究已证实 X 射线暗场成像用于临床的可行性^[32-34]。Urban 等^[35] 研究了 48 例不同程度肺气肿患者的 X 射线暗场胸片，并与其胸部 CT 比较，结果显示，肺气肿患者 X 射线暗场信号较低，且信号不均匀，暗场图像上信号强度丢失的位置与 CT 上显示的肺气肿区域有很好的一致性 (AUC 为 0.79)。暗场信号强度系数与 CT 定量肺气肿指数呈负相关，提示该技术在肺气肿评估中具有潜在的应用价值。Willer 等^[36] 采用队列研究对 COPD 伴肺气肿患者进行 X 射线暗场成像，验证其量化肺气肿的准确性，结果显示 X 射线暗场成像与肺气肿视觉评估法具有良好的一致性，对区分不同程度肺气肿的敏感度较高，且 X 射线暗场胸部成像提供了肺实质结构的微观信息，可用于诊断 COPD 伴肺气肿患者，而该技术的等效辐射剂量约为 0.035 mSv，有望成为可替代 CT 的检查方法。

4.2 MRI 超短回波时间 (ultra-short echo time, UTE) 成像技术

UTE 序列是目前最优化的肺 MRI 序列，该序列具有梯度回波特征，通过大幅缩短回波时间来减轻短 T2* 造成的快速信号损失，以此降低指数信号衰减对图像信噪比和空间分辨率的影响。Benlala 等^[37] 前瞻性纳入 28 例 COPD 患者，对照组为 10 名既往无吸烟史和胸部症状的健康志愿者，所有被研究者均接受肺功能、胸部 CT 和三维 MRI UTE 成像检查，CT 以 -950 HU 为阈值量化肺气肿低密度体积百分比，MRI 以低信号强度自适应阈值为 0.20 自动量化

肺气肿体积，结果显示二者对肺气肿定性评分的一致性较好，且二者对肺气肿体积的定量评估具有显著一致性($r=0.84$, $P<0.01$)；使用 UTE 成像，观察者内和观察者间的重复性较好，组内相关系数 >0.99 ，说明 MRI 三维 UTE 可重复定量 COPD 患者肺气肿的体积。

4.3 光子计数探测器 CT (photon-counting detector CT, PCD-CT) 虚拟平扫技术

近年来，PCD-CT 技术日渐成熟，并逐渐被应用于临床实践。其在胸部成像的优势主要是降低扫描剂量和提高图像质量^[38]。该技术可利用光子能量信息重建出不同能量段的断层图像，如虚拟单能成像(virtual monochromatic image, VMI)和虚拟平扫(virtual non-contrast, VNC)成像等。Jungblut 等^[39]回顾性分析连续接受胸腹部三期 PCD-CT 扫描的 65 例患者，VNC 图像分别从增强动脉期和静脉期后处理获得，以真实平扫数据作为肺气肿定量参考标准，结果显示后处理所得动脉期、静脉期虚拟平扫噪声指数与真实平扫图像间的差异无统计学意义；与真实平扫相比，无论动脉期 VNC 还是静脉期 VNC 在肺气肿量化方面的差异均无统计学意义，这说明在 PCD-CT 中使用 VNC 图像对肺气肿量化是可行和准确的。为进一步减少辐射，可考虑省略为肺气肿评估而进行额外的平扫。虽然 PCD-CT 技术具有广阔的临床应用前景，但其 VNC 图像在胸部成像中的应用较少，今后仍需大规模临床研究进一步验证其客观性和实用性。

5 小结与展望

综上所述，随着我国人口老龄化和社会健康保障需求的不断提高，肺气肿定量评估在 COPD、肺癌、肺间质病变等疾病的监测、随访中具有重要意义。大数据时代下，肺气肿的定量评估逐渐由传统的视觉评估向深度学习、AI 以及低剂量 CT 评估方向发展，同时各种新成像技术与后处理方法也不断出现，相信随着各种技术的进步、算法的更新，对肺气肿定量评估会更快捷、方便、辐射剂量更低，评估更客观，在居民健康管理及疾病预后研究中具有广泛的应用前景。

利益冲突 所有作者声明无利益冲突

作者贡献声明 万绪明负责命题的提出、综述的撰写；侯艳玲负责文献的检索与分析；崔林阳负责综述的修改；侯红军负责命题的提出、综述的审阅和最终版本的修订

参 考 文 献

- [1] Celli B, Fabbri L, Criner G, et al. Definition and nomenclature of chronic obstructive pulmonary disease: time for its revision[J]. Am J Respir Crit Care Med, 2022, 206(11): 1317–1325. DOI: 10.1164/rccm.202204-0671PP.
- [2] Chen QQ, Liu P, Zhou H, et al. An increased risk of lung cancer in combined pulmonary fibrosis and emphysema patients with usual interstitial pneumonia compared with patients with idiopathic pulmonary fibrosis alone: a systematic review and meta-analysis [J]. Ther Adv Respir Dis, 2021, 15: 17534666211017050. DOI: 10.1177/17534666211017050.
- [3] Yang XF, Wisselink HJ, Vliegenthart R, et al. Association between chest CT-defined emphysema and lung cancer: a systematic review and meta-analysis[J]. Radiology, 2022, 304(2): 322–330. DOI: 10.1148/radiol.212904.
- [4] Tanabe N, Hirai T. Recent advances in airway imaging using micro-computed tomography and computed tomography for chronic obstructive pulmonary disease[J]. Korean J Intern Med, 2021, 36(6): 1294–1304. DOI: 10.3904/kjim.2021.124.
- [5] Wille MMW, Thomsen LH, Dirksen A, et al. Emphysema progression is visually detectable in low-dose CT in continuous but not in former smokers[J]. Eur Radiol, 2014, 24(11): 2692–2699. DOI: 10.1007/s00330-014-3294-7.
- [6] Stoel BC, Putter H, Bakker ME, et al. Volume correction in computed tomography densitometry for follow-up studies on pulmonary emphysema[J]. Proc Am Thorac Soc, 2008, 5(9): 919–924. DOI: 10.1513/pats.200804-040QC.
- [7] 王强, 罗勇, 李君. 慢性阻塞性肺疾病患者胸部高分辨率计算机断层成像肺气肿定量指标、气道管壁定量指标与肺功能的相关性研究[J]. 上海医学, 2020, 43(12): 734–739. DOI: 10.19842/j.cnki.issn.0253-9934.2020.12.006.
- [8] Wang Q, Luo Y, Li J. Correlation between chest high-resolution computed tomography quantitative indicators of emphysema, measurements of airway wall and pulmonary function test results in patients with chronic obstructive pulmonary disease[J]. Shanghai Med J, 2020, 43(12): 734–739. DOI: 10.19842/j.cnki.issn.0253-9934.2020.12.006.
- [9] 刘阿茹, 魏华, 邓永红. HRCT 肺气肿定量分析与 COPD 患者疾病相关性分析[J]. 中国 CT 和 MRI 杂志, 2021, 19(8): 74–76. DOI: 10.3969/j.issn.1672-5131.2021.08.024.
- [10] Liu AR, Wei H, Deng YH. Analysis of relationship between quantitative analysis of HRCT emphysema and severity of COPD patients[J]. Chin J CT MRI, 2021, 19(8): 74–76. DOI: 10.3969/j.issn.1672-5131.2021.08.024.
- [11] Moon DH, Park CH, Kang DY, et al. Significance of the lobe-specific emphysema index to predict prolonged air leak after anatomical segmentectomy[J/OL]. PLoS One, 2019, 14(11): e0224519[2022-10-10]. <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0224519>. DOI: 10.1371/journal.pone.0224519.
- [12] Ronit A, Kristensen T, Çolak Y, et al. Validation of lung density indices by cardiac CT for quantification of lung emphysema[J].

- Int J Chron Obstruct Pulmon Dis, 2018, 13: 3321–3330. DOI: 10.2147/COPD.S172695.
- [11] Erickson BJ, Korfiatis P, Akkus Z, et al. Machine learning for medical imaging[J]. Radiographics, 2017, 37(2): 505–515. DOI: 10.1148/radiographics.2017160130.
- [12] Sørensen L, Shaker SB, de Bruijne M. Quantitative analysis of pulmonary emphysema using local binary patterns[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2010, 29(2): 559–569. DOI: 10.1109/TMI.2009.2038575.
- [13] Mendoza CS, Washko GR, Ross JC, et al. Emphysema quantification in a multi-scanner HRCT cohort using local intensity distributions[C]/Proceedings of the 9th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI). Barcelona, Spain: IEEE, 2012: 474–477. DOI: 10.1109/ISBI.2012.6235587.
- [14] Yang J, Angelini ED, Balte PP, et al. Novel subtypes of pulmonary emphysema based on spatially-informed lung texture learning: the multi-ethnic study of atherosclerosis (MESA) COPD study[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2021, 40(12): 3652–3662. DOI: 10.1109/TMI.2021.3094660.
- [15] Peng LY, Lin LF, Hu HJ, et al. Classification and quantification of emphysema using a multi-scale residual network[J]. IEEE J Biomed Health Inform, 2019, 23(6): 2526–2536. DOI: 10.1109/JBHI.2018.2890045.
- [16] Nishio M, Tanaka Y. Heterogeneity in pulmonary emphysema: analysis of CT attenuation using gaussian mixture model[J/OL]. PLoS One, 2018, 13(2): e0192892[2022-10-10]. <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0192892>. DOI: 10.1371/journal.pone.0192892.
- [17] Peng LY, Lin LF, Hu HJ, et al. Semi-supervised learning for semantic segmentation of emphysema with partial annotations [J]. IEEE J Biomed Health Inform, 2020, 24(8): 2327–2336. DOI: 10.1109/JBHI.2019.2963195.
- [18] Diciotti S, Nobis A, Ciulli S, et al. Development of digital phantoms based on a finite element model to simulate low-attenuation areas in CT imaging for pulmonary emphysema quantification[J]. Int J Comput Assist Radiol Surg, 2017, 12(9): 1561–1570. DOI: 10.1007/s11548-016-1500-6.
- [19] Fischer AM, Varga-Szemes A, Martin SS, et al. Artificial intelligence-based fully automated per lobe segmentation and emphysema-quantification based on chest computed tomography compared with global initiative for chronic obstructive lung disease severity of smokers[J]. J Thorac Imaging, 2020, 35 Suppl 1: S28–34. DOI: 10.1097/RTI.0000000000000500.
- [20] Ebrahimian S, Digumarthy SR, Bizzo B, et al. Artificial intelligence has similar performance to subjective assessment of emphysema severity on chest CT[J]. Acad Radiol, 2022, 29(8): 1189–1195. DOI: 10.1016/j.acra.2021.09.007.
- [21] Hasenstab KA, Yuan N, Retson T, et al. Automated CT staging of chronic obstructive pulmonary disease severity for predicting disease progression and mortality with a deep learning convolutional neural network[J/OL]. Radiol Cardiothorac Imaging, 2021, 3(2): e200477[2022-10-10]. <https://pubs.rsna.org/doi/10.1148/rct.2021200477>. DOI: 10.1148/rct.2021200477.
- [22] de Koning HJ, van der Aalst CM, de Jong PA, et al. Reduced lung-cancer mortality with volume CT screening in a randomized trial[J]. N Engl J Med, 2020, 382(6): 503–513. DOI: 10.1056/NEJMoa1911793.
- [23] Cao XX, Jin CW, Tan T, et al. Optimal threshold in low-dose CT quantification of emphysema[J]. Eur J Radiol, 2020, 129: 109094. DOI: 10.1016/j.ejrad.2020.109094.
- [24] den Harder AM, de Boer E, Lagerweij SJ, et al. Emphysema quantification using chest CT: influence of radiation dose reduction and reconstruction technique[J/OL]. Eur Radiol Exp, 2018, 2(1): 30[2022-10-10]. <https://eurradiolexp.springeropen.com/articles/10.1186/s41747-018-0064-3>. DOI: 10.1186/s41747-018-0064-3.
- [25] 黄晓旗, 祁鑫华, 王雷, 等. 基于KARL迭代算法对COPD低剂量CT扫描条件下肺气肿定量测量的影响[J]. 西安交通大学学报: 医学版, 2020, 41(3): 410–414, 467. DOI: 10.7652/jdyxb202003017.
- Huang XQ, Qi XH, Wang L, et al. Effect of KARL iterative reconstruction on quantitative measurement of emphysema under low-dose CT scan of COPD[J]. J Xi'an Jiaotong Univ (Med Sci), 2020, 41(3): 410–414, 467. DOI: 10.7652/jdyxb202003017.
- [26] 高燕莉, 翟晓力, 李坤, 等. 超低剂量CT能谱纯化技术定量肺气肿[J]. 中国医学影像技术, 2021, 37(3): 375–379. DOI: 10.13929/j.issn.1003-3289.2021.03.015.
- Gao YL, Zhai XL, Li K, et al. Feasibility of ultra low-dose CT with selective photon shield in quantification of emphysema[J]. Chin J Med Imaging Technol, 2021, 37(3): 375–379. DOI: 10.13929/j.issn.1003-3289.2021.03.015.
- [27] Messerli M, Ottlinger T, Warschkow R, et al. Emphysema quantification and lung volumetry in chest X-ray equivalent ultralow dose CT-Intra-individual comparison with standard dose CT[J]. Eur J Radiol, 2017, 91: 1–9. DOI: 10.1016/j.ejrad.2017.03.003.
- [28] Greffier J, Hamard A, Pereira F, et al. Image quality and dose reduction opportunity of deep learning image reconstruction algorithm for CT: a phantom study[J]. Eur Radiol, 2020, 30(7): 3951–3959. DOI: 10.1007/s00330-020-06724-w.
- [29] Bak SH, Kim JH, Jin H, et al. Emphysema quantification using low-dose computed tomography with deep learning-based kernel conversion comparison[J]. Eur Radiol, 2020, 30(12): 6779–6787. DOI: 10.1007/s00330-020-07020-3.
- [30] Ferri F, Bouzerar R, Auquier M, et al. Pulmonary emphysema quantification at low dose chest CT using Deep Learning image reconstruction[J]. Eur J Radiol, 2022, 152: 110338. DOI: 10.1016/j.ejrad.2022.110338.
- [31] Pfeiffer F, Bech M, Bunk O, et al. Hard-x-ray dark-field imaging

- using a grating interferometer[J]. *Nat Mater*, 2008, 7(2): 134–137. DOI: [10.1038/nmat2096](https://doi.org/10.1038/nmat2096).
- [32] Kottler C, Pfeiffer F, Bunk O, et al. Grating interferometer based scanning setup for hard x-ray phase contrast imaging[J]. *Rev Sci Instrum*, 2007, 78(4): 043710. DOI: [10.1063/1.2723064](https://doi.org/10.1063/1.2723064).
- [33] Hellbach K, Beller E, Schindler A, et al. Improved detection of foreign bodies on radiographs using x-ray dark-field and phase-contrast imaging[J]. *Invest Radiol*, 2018, 53(6): 352–356. DOI: [10.1097/RLI.0000000000000450](https://doi.org/10.1097/RLI.0000000000000450).
- [34] Gromann LB, De Marco F, Willer K, et al. In-vivo x-ray dark-field chest radiography of a pig[J/OL]. *Sci Rep*, 2017, 7(1): 4807[2022-10-10]. <https://www.nature.com/articles/s41598-017-05101-w>. DOI: [10.1038/s41598-017-05101-w](https://doi.org/10.1038/s41598-017-05101-w).
- [35] Urban T, Gassert FT, Frank M, et al. Qualitative and quantitative assessment of emphysema using dark-field chest radiography[J]. *Radiology*, 2022, 303(1): 119–127. DOI: [10.1148/radiol.212025](https://doi.org/10.1148/radiol.212025).
- [36] Willer K, Fingerle AA, Noichl W, et al. X-ray dark-field chest imaging for detection and quantification of emphysema in patients with chronic obstructive pulmonary disease: a diagnostic accuracy study[J/OL]. *Lancet Digit Health*, 2021, 3(11): e733–e744[2022-10-10]. [https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2589-7500\(21\)00146-1](https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2589-7500(21)00146-1). DOI: [10.1016/S2589-7500\(21\)00146-1](https://doi.org/10.1016/S2589-7500(21)00146-1).
- [37] Benlala I, Berger P, Girodet PO, et al. Automated volumetric quantification of emphysema severity by using ultrashort echo time MRI: validation in participants with chronic obstructive pulmonary disease[J]. *Radiology*, 2019, 292(1): 216–225. DOI: [10.1148/radiol.2019190052](https://doi.org/10.1148/radiol.2019190052).
- [38] 陈海燕, 杨永波, 刘璐璐, 等. 光子计数探测器 CT 初步临床应用的研究进展[J]. *中华放射学杂志*, 2022, 56(2): 213–216. DOI: [10.3760/cma.j.cn112149-20210608-00543](https://doi.org/10.3760/cma.j.cn112149-20210608-00543).
- Chen HY, Yang YB, Liu LL et al. Research progress of clinical application of spectrum CT based on photon-counting detector [J]. *Chin J Radiol*, 2022, 56(2): 213–216. DOI: [10.3760/cma.j.cn112149-20210608-00543](https://doi.org/10.3760/cma.j.cn112149-20210608-00543).
- [39] Jungblut L, Sartoretti T, Kronenberg D, et al. Performance of virtual non-contrast images generated on clinical photon-counting detector CT for emphysema quantification: proof of concept[J]. *Br J Radiol*, 2022, 95(1135): 20211367. DOI: [10.1259/bjr.20211367](https://doi.org/10.1259/bjr.20211367).

(收稿日期: 2022-10-11)

· 读者 · 作者 · 编者 ·

关于论文题名的要求

1. 题名应以准确、简明的词语反映文章中最重要的特定内容。一般使用能充分反映论文主题内容的短语, 不必使用具有主、谓、宾结构的完整语句, 最好不用标点符号。中文题名一般不宜超过 20 个汉字。一般不设副题名。确有必要时, 推荐用冒号将副题名与主题名分开; 或者用与主题名字体、字号不同的文字排印副题名, 以示区别。
2. 题名用词应有助于选定关键词和编制题录、索引等。应尽量避免使用非公知公认的缩略语、字符、代号等, 也不应将原形词和缩略语同时列出。题名中的外文人名用原文。
3. 文稿最好独立成篇。有的作者在一个大题目下写多篇文章, 每篇加副题。遇此情况, 建议分别改写为独立的单篇。若一篇文章很长, 需要连载时在题名后注“(续)”或“(续一)”、“(续二)”, 并应在连载的各部分结尾处注“(未完待续)”, 最后部分结尾处注“(完)”。
4. 英文题名应与中文题名含义一致。

本刊编辑部