

低剂量 CT 不同重建技术对计算机辅助诊断肺结节的影响

朱熹, 夏巍, 周中柱, 李瑞雪, 朱庆强, 石博文, 叶靖

【摘要】 目的:探讨低剂量 CT 不同重建技术对计算机辅助诊断(CAD)肺结节的影响。**方法:**回顾性搜集行低剂量胸部 CT 的胸外恶性肿瘤患者 380 例,采用滤波反投影、量子降噪、三维自适应迭代剂量降低重建以及云迭代剂量降低重建对原始数据进行重建,测量各技术的平均信噪比(SNR)和对比噪声比(CNR);根据结节性质分组,比较在各组技术 CAD 检测肺结节的敏感度与假阳性数。**结果:**SNR 与 CNR 按照滤波反投影、量子降噪、三维自适应迭代以及云迭代技术顺序依次提升。敏感度随客观图像质量提升而升高,同时假阳性率降低。不同性质结节在不同重建技术下的敏感度存在部分差异。**结论:**CAD 在不同重建技术下对各类肺结节的检测均具有较好的表现,但不同重建技术下的效能存在部分差异,故鲁棒性问题仍有待进一步解决。

【关键词】 体层摄影术, X 线计算机; 人工智能; 计算机辅助检测系统; 辐射剂量; 肺肿瘤

【中图分类号】 R814.42; R734.2 **【文献标识码】** A **【文章编号】** 1000-0313(2019)11-1255-05

DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2019.11.017

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Effect of different reconstruction techniques on computer-aided diagnosis of pulmonary nodules in low-dose CT ZHU Xi, XIA Wei, ZHOU Zhong-zhu, et al. Department of Radiology, Clinical Medical College, Yangzhou University, Jiangsu 225000, China

【Abstract】 Objective: To explore the influence of different reconstruction techniques on computer-aided diagnosis (CAD) of pulmonary nodules in low-dose CT. **Methods:** Three hundred and eighty patients with thoracic malignant tumors who underwent low-dose chest CT were retrospectively collected. The raw data were reconstructed using different techniques including filtering back projection, quantum denoising techniques, 3D adaptive iterative dose reduction and iterative dose reduction enhanced technique. The mean signal-to-noise ratio (CNR) and contrast noise ratio (SNR) of each technology were measured. The sensitivity and false positive numbers of pulmonary nodules detected by CAD system in each group were compared based on different types of nodules. **Results:** SNR and CNR were successively improved in the order of filtering reverse projection, quantum noise reduction, 3D adaptive iteration and iterative dose reduction enhanced techniques. The sensitivity would increase and false positive rate would decrease, as the objective image quality increased. The detective sensitivity of different types of nodules varied when using different reconstruction techniques. **Conclusion:** The CAD system performed well in all different reconstruction techniques in low-dose CT regarding the detection of pulmonary nodules. However, there were some differences in the efficiency using different reconstruction techniques, so the problem of robustness still needed to be further solved.

【Key words】 Tomography, X-ray computed; Artificial intelligence; Computer aided diagnosis system; Radiation dosage; Lung neoplasms

随着低剂量胸部 CT 在恶性胸外肿瘤患者复查随访中的普及,影像科医师的工作量与日俱增。目前国

内医学影像数据的年增长量为 30%,而影像科医师的年增长率为 4%^[1]。同时,为最大限度地提高肺结节的检出率和病灶细节的显示,影像科医师需对薄层(层厚 0.625~1.25 mm)图像进行对比观察,每例近 1000 帧的不同图像(至少三种:肺窗、纵膈窗、骨窗)进一步增加了影像医师的工作负担。高负荷长时间的阅片极易产生视觉疲劳,致使工作效率和诊断准确性降

作者单位: 225000 江苏,扬州大学临床医学院医学影像科

作者简介: 朱熹(1993—),男,江苏扬州人,技师,主要从事 CT、MRI 影像技术工作。

通讯作者: 叶靖, E-mail: yzhyejing@163.com

基金项目: 江苏省科教强卫青年医学重点人才资助项目(QNRC2016349)

低,造成肺结节的漏诊和误判^[2]。研究表明^[3],人工阅片对恶性胸外肿瘤患者的肺内结节的 CT 漏诊率约为 1/3,其中大部分漏诊的肺结节体积较小,且约 20% 为恶性病变。

计算机辅助诊断(computer-aided system, CAD)作为人工智能应用于医学影像领域的重要分支之一,具有能精确定量、重复性好等优势,可有效减轻影像科医师的阅片压力并显著提高肺结节检出的敏感度^[4]。此外 CAD 对恶性胸外肿瘤患者的复查也具有重要价值,可提高阅片者间的一致性,改善随访建议^[5]。但就目前人工智能运行的实际情况表明,人工智能仍不够智能。除缺乏统一的行业标准与有效的监管保护以外^[6],鲁棒性差为 CAD 目前存在的另一大缺陷^[7],即软件稳定性受外界因素影响波动显著。诸多研究^[8-10]证实肺结节 CAD 能效受人为操作、硬件设备、扫描参数、患者状态等客观因素影响较大。虽然低剂量 CT 已成为目前恶性胸外肿瘤患者的首选复查手段,但患者在复查随访时接受不同等级医院的不同档次设备、不同参数扫描的现象较为普遍。不同品牌、不同档次的 CT 亦会使用不同的重建技术,而不同重建技术是否会对肺结节 CAD 产生影响目前尚缺乏可靠研究。故本次研究根据结节性质进行分组,分别比较一款 CAD 在滤波反投影(filtered back projection, FBP)重建、量子降噪(quantum denoising, QD)、三维自适应迭代剂量降低重建(adaptive iterative dose reduction 3D, AIDR 3D)、云迭代剂量降低重建(interactive dose reduction enhanced, IDRE)下对肺结节检出的差异,旨在探讨低剂量 CT 中不同重建技术对 CAD 检测恶性胸外肿瘤患者肺结节的影响。

材料与方法

1. 一般资料

回顾性分析 2017 年 11 月—2019 年 1 月于本院接受低剂量胸部 CT 扫描恶性胸外肿瘤患者。排除标准:肺部直径>10 cm 肿块;图像存在严重的呼吸或其他伪影;合并其他弥漫性肺部疾病如严重肺气肿、急性胸部感染、结节病、粟粒性肺结核等。本研究通过本院伦理委员会批准免知情同意书。

2. CT 扫描与重建技术

扫描采用佳能 Aquilion ONE 320 排螺旋 CT,扫描范围从胸锁关节上缘至胸₁₁椎体下缘水平,患者仰卧,双手上举,吸气末屏气扫描。采用固定管电压(120 kVp)结合自动管电流调节技术(20~150 mAs)的低剂量模式,螺旋扫描模式,球管旋转时间 0.5 s,准直宽度 64×0.5 mm,矩阵 512×512,视野 400 mm×400 mm,层厚 1.0 mm,层间距 0.8 mm 扫描。对原始

数据分别采用 FBP、QD、AIDR 3D、IDRE 技术进行层厚 1.0 mm,层间距 0.8 mm 的纵膈窗与肺窗的重建。

3. CAD 系统

所有参与研究人员均接受 CAD 操作培训。所使用的推想 InferRead CT Lung 4.0 是一款已被广泛运用于协助肺结节检测的基于卷积神经网络的深度学习 CAD 软件。导入重建的各组图后 CAD 自动提示阳性病灶、性质并标注其最大层面直径。

4. 客观图像质量测量

测量方法参考 Russi 等^[11],由 1 名高年资技师在 GE Advantage Workstation 4.6 后处理工作站上于肺动脉分叉轴位层面的降主动脉内及同层右侧竖脊肌内分别放置面积 100 mm² 的圆形 ROI,记录各 ROI 的平均 CT 值及其标准差(SD)。采用如下公式计算各重建技术组的平均信噪比(SNR)与对比噪声比(CNR):

$$SNR = \frac{CT_{降主动脉}}{SD_{降主动脉}} \quad (1)$$

$$CNR = \frac{CT_{降主动脉} - CT_{右侧竖脊肌}}{SD_{降主动脉}} \quad (2)$$

5. 肺结节诊断与分类标准

由 4 位具有 15 年以上胸部诊断经验的放射科医师采用盲法对 IDRE 重建图像共同阅片两次,每次阅片间隔一个月,当意见不统一时通过讨论达成一致。讨论结果作为肺结节诊断的标准。参考 ACCP 指南^[12]按结节性质分为实性结节、部分实性结节、纯磨玻璃结节三组。比较不同重建技术下 CAD 对肺结节检测的敏感度与假阳性数。

6. 统计学分析

采用 SPSS 20.0 统计学软件进行分析。不同组间 SNR、CNR 和假阳性数的差异性分析采用方差分析,两两比较采用 SNK-q 检验;定性资料(敏感度)采用率来描述,不同组间的敏感度差异使用 χ^2 检验或 Fisher 确切概率法进行比较,两两比较采用 Bonferroni 校正法。如未做说明,假设检验均采用双侧检验,检验水准均设为 $\alpha=0.05$,以 $P<0.05$ 为差异有统计学意义。

结 果

1. 临床资料

最终 380 例纳入研究,女 201 例,男 179 例;年龄 28~91 岁,平均(58.51±8.62)岁;BMI 为 15.5~27.8 kg/m²,平均(18.75±1.91) kg/m²。人工阅片共检出 3405 个结节,其中实性结节 2181 个,部分实性结节 513 个,纯磨玻璃结节 711 个。

2. 客观图像质量与效能差异

平均 SNR 和平均 CNR 依照 FBP、QD、AIDR 3D、IDRE 顺序呈现上升趋势,四种技术两两之间的差异有统计学意义。敏感度随图像客观质量提高而提

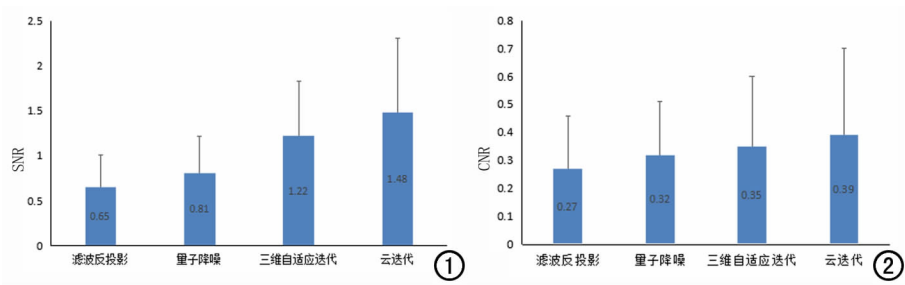


图 1 不同重建算法的平均 SNR 分析。图 2 不同重建算法的平均 CNR 分析。

升,假阳性率随图像客观质量提高逐渐降低。FBP、QD 和 AIDR 3D 敏感度无显著差异,IDRE(93.64%)的敏感度显著大于 FBP(90.07%),差异有统计学意义($P<0.05$,表 1,图 1~3)。

3. 四种重建技术对不同性质肺结节的显示效能

四种重建技术对检测实性结节的敏感度无统计学差异;对检测部分实性结节的敏感度略有差异,其中云迭代(95.59%)和滤波反投影(84.67%)的敏感度差异有统计学意义;对磨玻璃结节的检测结果与部分实性结节类似(表 2,图 4)。

表 2 四种重建技术对不同性质肺结节的敏感度

分组	FBP	QD	AIDR 3D	IDRE	χ^2	P
实性结节	94.08	94.43	95.99	96.17	4.269	0.234
部分实性结节	84.67	88.15	91.11	95.59*	10.838	0.013
磨玻璃结节	78.11	81.35	85.13	88.43*	8.176	0.043

注:不同组间的敏感度差异采用 χ^2 检验或 Fisher 确切概率法进行比较,两两比较采用 Bonferroni 校正法;* 表示与 FBP 比较差异有统计学意义。

讨 论

Lodwick 等^[13]于 1966 年首次提出利用计算机进行医学影像数据分析,即计算机辅助检测。但受当时技术水平限制,此后十几年 CAD 的发展缓慢。直到 20 世纪 90 年代,随着计算机、数学技术的发展,CAD 研究在医学影像诊断领域取得飞速进展,针对不同疾病的 CAD 软件不断涌现。Takahashi 等^[14]与 Zhao 等^[15]的研究显示 CAD 作为第二阅读者可显著提高敏感度(54%~96.7%)。虽然 CAD 缓解了目前人工阅片面临的压力,辅助提高对肺结节检出率和阅片效率,但平均假阳性率较高(0.55~13.38 个/例)仍是 CAD 有待解决的问题之一^[16-17]。回顾本次研究,虽然在

同重建技术下 CAD 对胸外恶性肿瘤患者低剂量 CT 中肺结节敏感度与假阳性率存在部分差异,但所有敏感度均处于合理区间,且假阳性率并不算高。故在四种重建技术下,InferRead CT Lung 对提高恶性胸外肿瘤患者低剂量 CT 肺结节的检出率具有辅助作用。

Katsura 等^[18]证实,人工阅片对肺结节的诊断敏感度在不同重建技术下具有差异性,但 CAD 是

否具有同样结论尚缺乏可靠论证。故本次研究旨在探讨在其他扫描参数相同情况下,重建技术对 CAD 检测恶性胸外肿瘤患者低剂量 CT 肺结节效能的影响。本次研究中自动管电流调节技术有效降低了患者接受的辐射剂量,但不可避免地带来图像质量下降问题。作为第二代降噪技术,QD 可不同程度的降低图像噪声而提高图像质量,尤其是薄层图像和三维后处理图像的质量。而迭代算法 AIRD 3D 的出现进一步改善了低剂量扫描带来的噪声问题。IDRE(eAIRD 3D)是一种基于 AIRD 3D 基础上保留高频噪声的新一代迭代算法,能提供更高的图像纹理与分辨率。四种重建技术的先进程度以 FBP、QD、AIRD 3D、IDRE 顺序不断提升,平均 CNR 与 SNR 即客观图像质量也照此趋势不断提高。虽 CAD 对各性质、大小肺结节的敏感度存在部分差异,但结论与人工读片结果相似^[19-20],各组敏感度均随图像客观质量提升而提高,假阳性率显著降低。相关研究^[21-23]证实,实性结节的诊断基本不受噪声变化影响,但纯磨玻璃结节与间质性病变的检出率随噪声的降低而显著提高。故 InferRead CT Lung 对磨玻璃结节组间与部分实性结节组间部分敏感度同样存在差异。

各色的低剂量扫描技术的确降低了患者所接受的辐射剂量,但随之而来的弊端是图像质量的下降,为解决此问题各大 CT 厂商研发更新的重建技术更是不可胜举。由于条件有限,研究中仅涉及了 4 种重建技术,但本研究目的并非为了筛选出适用于 CAD 的最优重建技术,研究对象也并不是数据本身,而在于探究各组间的效能是否存在差异性。各项数据表明 Infer-

表 1 四种重建技术下平均 SNR、CNR、敏感度与假阳性数

参数	FBP	QD	AIDR 3D	IDRE	F 或 χ^2	P
平均 SNR	0.65±0.36	0.81±0.41 ^a	1.22±0.61 ^{ab}	1.48±0.83 ^{abc}	11.284	<0.001
平均 CNR	0.27±0.19	0.32±0.19 ^a	0.35±0.25 ^{ab}	0.39±0.31 ^{abc}	14.144	<0.001
敏感度(%)	90.07	90.96	92.97	93.64 ^a	10.130*	0.017
假阳性(个/例)	5.38±2.02	4.69±2.31	2.66±1.21	2.06±1.04	0.336	0.716

注:* 为 χ^2 检验,其他均为方差分析;两两比较采用 SNK-q 检验,^a表示与 FBP 比较差异有统计学意义,^b表示与 QD 比较差异有统计学意义,^c表示与 AIDR 3D 比较差异有统计学意义。

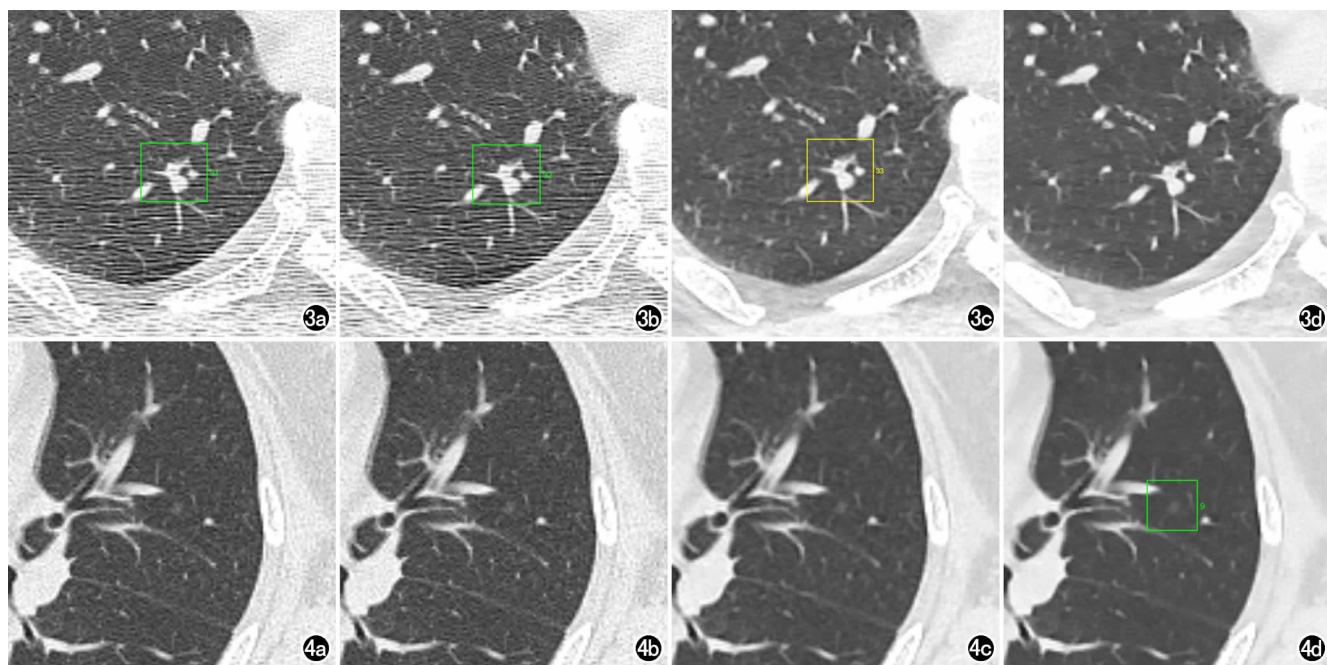


图3 假阳性病例。a)滤波反投影图像;b)量子降噪图像;c)三维自适应迭代图像;d)云迭代图像。InferRead CT Lung 在滤波反投影、量子降噪、三维自适应迭代图像中提示该组织为实性结节,云迭代图像中未做提示,该结构实为右肺下叶背段血管影。图4 漏诊病例。a)FBP 图像;b)QD 图像;c)AIDR 3D 图像;d)IDRE 图像。InferRead CT Lung 在 FBP、QD、AIDR 3D 图像中未提示该病灶,IDRE 图像中做出提示,该结构实为左肺中叶纯磨玻璃结节。

Read CT Lung 在不同重建技术下对肺结节均具有较高的敏感度(90.07%~93.64%)以及可接受的假阳性数(2.06~5.38 个/例),但对不同性质肺结节的敏感度部分存在差异。其中部分实性结节的敏感度略有差异,IDRE(95.59%)和 FBP(84.67%)的敏感度差异有统计学意义;对磨玻璃结节的检出结果与部分实性结节类似,IDRE(88.43%)和 FBP(78.11%)的敏感度差异有统计学意义。诸多研究表明^[24-25],CAD 无论是作为第一阅片者还是第二阅片者,均可提高肺结节检出率,一定程度上弥补低年资医师的经验不足。但不同重建技术下存在的差异性均也可能使低年资医师对结节的判定造成困扰,一定程度上影响阅片效率。此外,不同重建技术下不同噪声的图像亦会对较前片对比测量病灶大小产生一定误差^[26]。

在百家争鸣的时代,尽管各家公司都宣称自己的 AI 系统具有诸多功效,但系统是否能够达到所宣传的效果,均需要非常严格的临床验证。而目前超过 90% 的医学影像 AI 论文中使用的 CAD 仅处于测试阶段,并未在临床环境中进行严格论证^[27]。本次研究结果中,InferRead CT Lung 在不同重建技术下对检测恶性胸外肿瘤患者肺结节效能的差异性亦表明了 CAD 在解决鲁棒性方面仍面临诸多挑战,仍有待使用多中心的数据来验证产品的鲁棒性。但不可否认的是,目

前 AI 带来的便利仍多于“痛点”。作为影像工作者,我们比任何人都希望 AI 能够尽快取代影像科医生完成一部分重复性的工作,也有理由相信 AI 有潜力促使影像医师诊断水平得到提升。也只有在 AI 的帮助下开拓新的服务领域,借助 AI 实现对医疗服务的创新,才能保证影像工作者拥有更美好的未来。

本研究的局限性:以四位高年资胸部放射科医师两次阅片共识作为参照标准,肺结节的判定并未全部利用病理检查作为参考。但此局限性在其他评价 CAD 效能研究中也较为普遍。CAD 的效能受人工、设备、环境等外界因素影响,本研究结果仅代表在特定参数下一款基于卷积神经网络的肺结节 CAD 的运行表现,是否适用于其他类型的 CAD 仍需进一步验证。

本次研究中 InferRead CT Lung 在不同重建技术下对肺结节的检测均具有较好的表现,但对在不同重建技术下不同性质肺结节检出结果存在部分差异,故 CAD 鲁棒性问题仍有待进一步解决。

参考文献:

- [1] 胡琼洁,陈冲,王玉锦,等. 实习医师以共同阅片和第二阅片者模式使用计算机辅助检测系统在低剂量 CT 中的应用研究[J]. 放射学实践,2018,33(10):1022-1028.
- [2] Vassallo L, Traverso A, Agnello M, et al. A cloud-based computer-aided detection system improves identification of lung nodules on computed tomography scans of patients with extra-thoracic

- malignancies[J]. *Eur Radiol*, 2019, 29(1):144-152.
- [3] Cerfolio RJ, Bryant AS, McCarty TP, et al. A prospective study to determine the incidence of non-imaged malignant pulmonary nodules in patients who undergo metastasectomy by thoracotomy with lung palpation[J]. *Ann Thorac Surg*, 2011, 91(6):1696-1700.
 - [4] Jacobs C, van Rikxoort EM, Murphy K, et al. Computer-aided detection of pulmonary nodules; a comparative study using the public LIDC/IDRI database[J]. *Eur Radiol*, 2016, 26(7):2139-2147.
 - [5] Jeon KN, Goo JM, Lee CH, et al. Computer-aided nodule detection and volumetry to reduce variability between radiologists in the interpretation of lung nodules at low-dose screening computed tomography[J]. *Invest Radiol*, 2012, 47(8):457-461.
 - [6] Liu D, Awai K, Funama Y, et al. Identification and characterization of focal ground-glass opacity in the lungs by high-resolution CT using thin-section multidetector helical CT; experimental study using a chest CT phantom[J]. *Radiat Med*, 2008, 26(1):21-27.
 - [7] Wielpütz MO, Wroblewski J, Lederlin M, et al. Computer-aided detection of artificial pulmonary nodules using an ex vivo lung phantom; influence of exposure parameters and iterative reconstruction[J]. *Eur J Radiol*, 2015, 84(5):1005-1011.
 - [8] Wagner AK, Hapich A, Psychogios MN, et al. Computer-aided detection of pulmonary nodules in computed tomography using clear read CT[J]. *J Med Syst*, 2019, 43(3):58.
 - [9] Grusauskas NP, Drukker K, Giger ML, et al. Breast US computer-aided diagnosis system; robustness across urban populations in South Korea and the United States[J]. *Radiology*, 2009, 253(3):661-671.
 - [10] Chong DY, Kim HJ, Lo P, et al. Robustness-driven feature selection in classification of fibrotic interstitial lung disease patterns in computed tomography using 3D texture features[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2016, 35(1):144-157.
 - [11] Russi EW, Bloch KE, Weder W. Lung volume reduction surgery; what can we learn from the National Emphysema Treatment Trial[J]. *Eur Respir J*, 2003, 22(4):571-573.
 - [12] Gould MK, Donington J, Lynch WR, et al. Evaluation of individuals with pulmonary nodules; when is it lung cancer? Diagnosis and management of lung cancer, 3rd ed; American College of Chest Physicians evidence-based clinical practice guidelines[J]. *Chest*, 2013, 43(5 Suppl):e93S-e120S.
 - [13] Setio AA, Ciompi F, Litjens G, et al. Pulmonary nodule detection in CT images; false positive reduction using multi-view convolutional networks[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2016, 35(5):1160-1169.
 - [14] Takahashi EA, Koo CW, White DB, et al. Prospective pilot evaluation of radiologists and computer-aided pulmonary nodule detection on ultra-low-dose CT with tin filtration[J]. *J Thorac Imaging*, 2018, 33(6):396-401.
 - [15] Zhao Y, de Bock GH, Vliegenthart R, et al. Performance of computer-aided detection of pulmonary nodules in low-dose CT; comparison with double reading by nodule volume[J]. *Eur Radiol*, 2012, 22(10):2076-2084.
 - [16] Ozekes S, Osman O, Ucan ON. Nodule detection in a lung region that's segmented with using genetic cellular neural networks and 3D template matching with fuzzy rule based thresholding[J]. *Korean J Radiol*, 2008, 9(1):1-9.
 - [17] Benzakoun J, Bommart S, Coste J, et al. Computer-aided diagnosis (CAD) of subsolid nodules; evaluation of a commercial CAD system[J]. *Eur J Radiol*, 2016, 85(10):1728-1734.
 - [18] Katsura M, Matsuda I, Akahane M, et al. Model-based iterative reconstruction technique for ultralow-dose chest CT; comparison of pulmonary nodule detectability with the adaptive statistical iterative reconstruction technique[J]. *Invest Radiol*, 2013, 48(4):206-212.
 - [19] Jin S, Zhang B, Zhang L, et al. Lung nodules assessment in ultralow-dose CT with iterative reconstruction compared to conventional dose CT[J]. *Quant Imaging Med Surg*, 2018, 8(5):480-490.
 - [20] Vardhanabhuti V, Pang CL, Tenant S, et al. Prospective intra-individual comparison of standard dose versus reduced-dose thoracic CT using hybrid and pure iterative reconstruction in a follow-up cohort of pulmonary nodules-Effect of detectability of pulmonary nodules with lowering dose based on nodule size, type and body mass index[J]. *Eur J Radiol*, 2017, 91:130-141.
 - [21] Hong SG, Kang EJ, Park JH, et al. Effect of hybrid kernel and iterative reconstruction on objective and subjective analysis of lung nodule calcification in low-dose chest CT[J]. *Korean J Radiol*, 2018, 19(5):888-896.
 - [22] Wang S, Wang R, Zhang S, et al. 3D convolutional neural network for differentiating pre-invasive lesions from invasive adenocarcinomas appearing as ground-glass nodules with diameters < 3cm using HRCT[J]. *Quant Imaging Med Surg*, 2018, 8(5):491-499.
 - [23] 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.
 - [24] Christe A, Leidolt L, Huber A, et al. Lung cancer screening with CT; evaluation of radiologists and different computer assisted detection software (CAD) as first and second readers for lung nodule detection at different dose levels[J]. *Eur J Radiol*, 2013, 82(12):e873-e878.
 - [25] Das M, Mühlenbruch G, Heinen S, et al. Performance evaluation of a computer-aided detection algorithm for solid pulmonary nodules in low-dose and standard-dose MDCT chest examinations and its influence on radiologists[J]. *Br J Radiol*, 2008, 81(971):841-847.
 - [26] Dennie C, Thornhill R, Sethi-Virmani V, et al. Role of quantitative computed tomography texture analysis in the differentiation of primary lung cancer and granulomatous nodules[J]. *Quant Imaging Med Surg*, 2016, 6(1):6-15.
 - [27] Kim DW, Jang HY, Kim KW, et al. Design characteristics of studies reporting the performance of artificial intelligence algorithms for diagnostic analysis of medical images; results from recently published papers[J]. *Korean J Radiol*, 2019, 20(3):405-410.