

姚本波, 余建群. CT 纹理特征分析在孤立性肺结节诊断中的研究进展[J]. CT 理论与应用研究, 2020, 29(1): 111-118. doi:10.15953/j.1004-4140.2020.29.01.14.
YAO B B, YU J Q. Advance of CT texture feature analysis in diagnosis of solitary pulmonary nodules[J]. CT Theory and Applications, 2020, 29(1): 111-118. doi:10.15953/j.1004-4140.2020.29.01.14. (in Chinese).

CT 纹理特征分析在孤立性肺结节诊断中的研究进展

姚本波^{1,2}, 余建群^{1✉}

1. 四川大学华西医院放射科, 成都 610041
2. 自贡市第四人民医院放射科, 四川 自贡 643000

摘要: 肺癌是我国发病率位居首位的恶性肿瘤, 胸部 CT 扫描能提高肺癌的检出率和正确诊断率。早期或没有症状的肺癌大多表现为孤立性肺结节, 因此肺部结节的鉴别诊断非常重要。传统 CT 诊断基于肺结节影像外部及密度特征, 对于部分结节, 尤其是磨玻璃密度结节的鉴别较困难。CT 纹理特征分析基于内部灰度特点变化等多种特征的量化, 为孤立性肺结节的良恶性鉴别、预后判断及基因突变预测提供有用参考, 从而弥补了传统 CT 量化评估不足的缺点。本文总结 CT 纹理特征分析的基本原理、方法和工作流程及其在孤立性肺结节诊断中的应用。

关键词: CT; 纹理特征; 纹理分析; 孤立性肺结节

doi:10.15953/j.1004-4140.2020.29.01.14 中图分类号: R 812 文献标志码: A

我国每一年会增加 78.1 万肺癌病人, 导致死亡的约有 62.6 万^[1]。大多数早期肺癌没有症状, 多依靠肺部 CT 筛查发现, CT 图像上表现为孤立性肺结节。近几年随着低剂量胸部 CT 的肺癌筛查的广泛开展, 孤立性肺结节的检出率大大提升, 约为 8%~51%, 恶性结节率约为 1%~12%^[2]。肺癌的早期发现、准确诊断是提高恶性肿瘤患者生存率的重要手段。

传统 CT 图像鉴别肺结节良恶性依靠结节的形态特征(如分叶、毛刺等)和密度特征, 部分结节良恶性仅依靠 CT 征象难以鉴别。CT 纹理分析通过定量分析病灶局部图像像素灰度特点、灰度值的分布模式和变化规律, 提供传统 CT 图像判读中视觉无法识别的信息^[3], 更能反映图像的本质不同, 有助于结节的鉴别, 提高孤立性肺结节术前诊断的准确性。本研究就 CT 纹理特征分析的基本原理、方法和工作流程及其在孤立性肺结节诊断中的应用作一下综述。

1 孤立性肺结节定义、分类及病理基础

孤立性肺结节(solitary pulmonary nodule, SPN)是指肺组织内单发的直径 ≤ 3 cm 的结节灶, 不合并有周围炎变、肺不张、淋巴结肿大和胸腔积液等病变^[4]。SPN 病理上可分为肿瘤或肿瘤样病变、感染性病变、发育异常或先天性疾病等。近年来, 随着越来越多的人接受胸部 CT 筛查, 肺结节越来越受到关注^[5-6]。大多数早期肺癌是腺癌, 在薄层 CT 上表现为磨玻璃结节^[7]。2011 年, 国际肺癌研究协会/美国胸科学会/欧洲呼吸学

收稿日期: 2019-11-17。

会联合提出了新的分类体系,将肺腺癌分为浸润前腺癌(即非典型腺瘤样增生和原位腺癌)、微浸润腺癌和浸润性腺癌^[8]。大多数肺腺癌表现为孤立性肺结节,根据 CT 密度分为纯磨玻璃结节、亚实性结节(磨玻璃与部分实性密度混合的结节)及实性结节。Liang 等^[9]和 Eguchi 等^[10]发现结节大小和实性成分比例是肺腺癌浸润性可能的重要特征。

临床实践中,纯磨玻璃结节及亚实性结节可为非浸润性,也有可能为浸润性,因此依靠形态、大小及密度有时较难确定浸润性的有无。因此,新诊断分类也就对影像学诊断提出了新要求。

2 CT 纹理特征分析的基本原理、方法和工作流程

2.1 CT 纹理特征分析的基本原理

CT 纹理分析是一种新的 CT 图像后处理技术和量化评估图像异质性的工具,利用对像素强度及其空间分布特点进行数学分析以达到评估异质性的目的^[11]。放射组学是指从放射图像中提取数据的计算机化技术,它为利用机器学习算法使肺癌筛查更加快速、准确提供了独特的潜力。放射组学分析使用的定量特征是指可用于描述放射学图像内局部区域的算法,根据所获取图像属性类型,这些特征大致可分为四类:强度、结构、小波和纹理^[12]。其中纹理特征是放射组学定量特征之一,是指定量分析某个局部区域中像素强度的空间关系和相互作用的能力,是已知的衡量肿瘤异质性的特征,并且与肺癌预后密切相关。

2.2 CT 纹理分析的基本方法

CT 纹理分析的基本方法包括 4 种,它们是:

(1) 结构分析法,研究的对象通常要求边界规则,而医学领域的对象多不规则,故该方法在医学图像领域应用受限。

(2) 模型法,是在一个像素与周围像素间存在线性或其他相关关系基础上,使用合适的数学模型代表纹理,求得模型参数。它的缺点是方向选择性不足,不能表达局部图像结构。

(3) 滤波法,包括空域和频域滤波器、频谱分析法、Gabor 滤波器和小波多尺度分析^[13]。

(4) 统计法,是最常用的方法^[14],其原理是利用对空间或频率域的统计分析来获取纹理统计特征,医学上主要适用于不规则性的纹理,而灰度共生矩阵方法是统计法中最具代表性的。

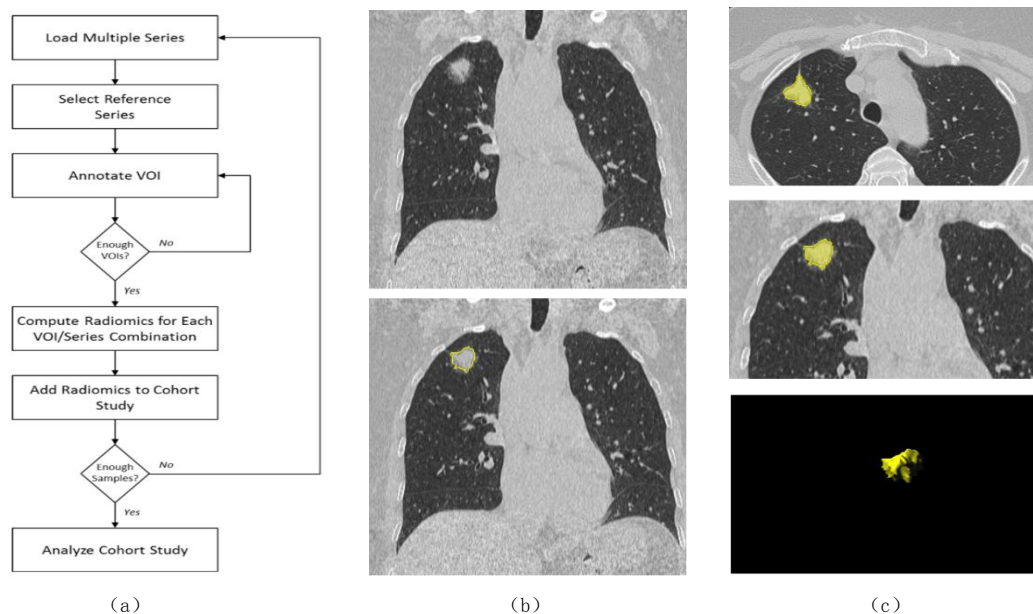
2.3 CT 纹理分析的工作流程

无论病变的组织学和位置如何,CT 纹理分析的工作流程与放射组学工作流程一致,可分为以下几个步骤:图像采集、兴趣区分割、特征提取和量化及建立模型(图 1)。

(1) 图像采集,需采集高质量和标准化的 CT 图像,并对其进行后处理重建。多项研究表明,CT 扫描和重建技术对许多放射学特征有显著影响^[15-16],因此,作为图像纹理分析的数据来源应该在检查设备、成像方法、成像技术和后处理方法方面趋于一致。选择的研究对象应防止过于异质性,避免包括术后改变、放射治疗以及化疗等可能干扰纹理分析结果的因素。所以,目前评价放射组学特征有用性的研究必须在图像采集参数可重复性的背景下进行。

(2) 感兴趣区分割,病灶分割是将病灶或感兴趣区域从周围正常肺中提取或分离,然

后提取特征并对分割出的病灶进一步分析,可分为手动、半自动及全自动分割。手动分割的优势在于准确性高,但处理者间的一致性较难控制,且是劳动密集型工作,对于需要大量数据统计的纹理特征分析是行不通的。半自动或全自动分割具有高效性、准确性、可重复性和一致性的优势。半自动分割依赖于不同数量的人对自动系统的指导,不同于全自动分割,后者通常依赖于一个人定义的分割起点。目前尚未制定出图像分割的标准和指南,在大数据与人工智能大背景下,半自动分割与手动分割结合运用,可能是今后图像分割法的重点^[17]。



(a) 图提出解决方案的一般工作流程,允许依次定义计算 VOI 和放射组学,以便创建更大的队列研究以进行进一步分析
(b) 图是指 CT 图像采集之后进行半自动或全自动图像分割
(c) 图是以定量方式提取放射性特征(例如纹理、形状)以构建基于机器学习的模型

图 1 CT 纹理分析工作流程

Fig.1 CT texture analysis workflow

(3) 特征提取和量化,放射学中广泛的纹理特征是指图像中相邻像素或体素的灰度强度的变化。根据所涉及的技术,纹理特征分为第一阶、第二阶和更高阶统计度量。第一阶的统计度量特征描述了灰度强度的变化,而没有灰度在图像上的空间位置或方向变化。从直方图中,可以提取许多一阶统计度量,比如有方差、标准差、峰度、偏度和均匀性等。在放射组学中强度评估通常用于鉴别良恶性结节^[18],且与患者存活率^[19]和对化疗的反应相关^[20]。第二阶纹理度量包括通过评估感兴趣区或整个病变与相邻像素的关系而导出的数百个特征,这些特征包含了灰度值的强度和图像中的位置或方向。纹理或异质性是指分析灰度的相邻像素以确定它们之间的关系;如果给定区域的灰色量存在很大的差异,则认为病变更为不均一或质地粗糙^[21]。

(4) 利用 CT 纹理特征与临床、病理信息结合建立模型,用验证组的数据检验组合模型的准确率,然后选择高效能的诊断或预测模型对病变进行评估或预测。目前较多预测模型侧重于与疾病本身诊断和治疗相关的特征提取,较少评估模型的可重复性、稳定性或临

床效果^[22]。

3 CT 纹理特征分析在孤立性肺结节诊断的应用

3.1 SPN 良恶性的诊断和鉴别

良恶性肺结节的影像学表现部分相似,如炎性肉芽肿、良性肿瘤(如肺错构瘤、硬化性肺泡细胞瘤等)、早期肺癌和转移瘤等均可表现为肺内孤立性边界清楚的小结节,仅依靠形态学特点难以及时做出准确诊断,以致一部分肺癌患者可能失去最佳治疗机会,而部分良性肺结节则因过度诊断继而过度治疗。多项研究^[23-25]表明,CT 纹理特征分析能帮助提升肺癌诊断的准确性,减少不必要的手术或活检及其带来的痛苦和出血、气胸等并发症的发生。国内多项研究^[26-29]用灰度共生矩阵方法获得纹理特征参数,分析总结出能量、熵、一致性三个特征在良恶性肺结节中差异有统计学意义,结果符合恶性肿瘤组织结构相对复杂,存在异质性差异的特点。

另外,Suo 等^[30]和 Dennie 等^[31]对肺癌与炎性病变间纹理特征的差异做了进一步研究,总结出肺癌和炎性病变之间纹理特征参数差异有统计学意义。肺磨玻璃结节与肺腺癌关系极为密切^[32],早期诊断至关重要。王波涛等^[33]研究发现针对首次发现的 10 mm 以下的磨玻璃密度结节,利用纹理分析可决定是否继续随访或给予相应的干预措施。Lee 等^[34]分析指出,纹理特征分析对肺亚实性结节的诊断准确率高于单纯临床诊断。

3.2 SPN 侵袭性的预测和鉴别

Li 等^[35]和 Yagi 等^[36]对肺磨玻璃结节的 CT 放射组学特征提取,分析原位癌、微浸润和浸润性腺癌组间特征的差异,发现纹理特征分析能够鉴别这三种病理亚型。Mei 等^[37]分析了肺磨玻璃结节的 CT 放射组学特征表明,随机森林模型在预测磨玻璃结节良恶性和侵袭性的诊断效能高于 Logistic 模型和支持向量机等不同分析模型。Wu 等^[38]研究显示 CT 纹理特征对肺腺癌组织学亚型具有无创性预测的潜力。表现为磨玻璃结节的侵袭前与侵袭性病灶的内部及结节-肺界面的纹理特征也有明显差异^[39-40],有助于临床选择治疗合适的方式和预测预后。CT 图像纹理分析相比活检穿刺,前者能更全面地评价病变的整体情况,防止因取材受限制导致的误差;放射组学应用计算机量化的特征分析,比传统 CT 图像诊断结果更为客观。

3.3 SPN 基因突变状态的预测和鉴别

CT 纹理特征对肺癌基因突变具有定量预测的潜力。王紫君等^[41]研究发现小波分析的一阶中位数、灰度共生矩阵相关性和最初伸长形状 3 个特征与 EGFR 突变状态相关,结合放射组学特征与临床模型分析,能够提升对肺癌基因状态预测的敏感度和特异度。吕昌生等^[42]用灰度共生矩阵方法提取纹理特征,发现逆差距、相关性和对比度这三个参数对鉴别 EGFR 基因是否突变有重要意义。

此外,Rios-Velazquez 等^[43]研究表明,放射组学特征对 EGFR 和 KRAS 基因突变都有预测和鉴别的潜力。

3.4 SPN 的预后判断及预测

肺癌预后的准确性评估可能潜在地影响这类患者治疗方案的选择,近些年研究表明,

CT 纹理分析在肺癌预后判断及预测方面的应用很有潜力。Ahn 等^[44]研究发现纹理特征分析可以作为预测同步放化疗的非小细胞肺癌患者生存期的生物学指标。Mattonen 等^[45]提出肺癌复发的判断常受放疗后局部出现的纤维化影响,结合放射组学特征能够早期发现局部复发。Win 等^[46]则发现纹理特征与早期肺癌患者总体生存率相关,而 Fried 等^[47]发现,纹理特征不仅与早期肺癌患者总体生存率相关,还与局部区域控制和远处转移有关。

4 结语

CT 扫描广泛用于肺癌患者的临床实践,孤立性肺结节的发现率显著上升,根据医师个人经验,结合 CT 图像纹理特征分析,如肺结节的内部灰度特征,有助于肺结节良恶性的判断,甚至判断肺腺癌的侵袭可能性评估及基因突变状态预测等。由于 CT 图像纹理特征复杂,提取特征的方法多样、获取所需的参数繁多,如何从中择优是当前研究的重点和难点。制定统一的放射学方法标准化采集参数,并通过增加多中心研究提高可重复性,是今后研究和探索的方向。

参考文献

- [1] CHEN W, ZHENG R, BAADE P D, et al. Cancer statistics in China, 2015[J]. *Ca: A Cancer Journal Clinicians*, 2016, 66(2): 115-132.
- [2] MOMEN M, JOSEPH A, RANJIT K, et al. Evidence for the treatment of patients with pulmonary nodules: When is it lung cancer? ACCP evidence-based clinical practice guidelines (2nd, edition)[J]. *Chest*, 2007, 132(3): 94S-107S.
- [3] BASHIR U, SIDDIQUEI M M S, MCLEAN E, et al. Imaging heterogeneity in lung cancer: techniques, applications and challenges[J]. *American Journal Roentgenology*, 2016, 207(3): 534-543.
- [4] HARZHEIM D, EBERHARDT R, HOFFMANN H, et al. The solitary pulmonary nodule[J]. *Atem Lung*, 2015, 39(5): 179-186.
- [5] CALLISTER M E, BALDWIN D R, AKRAM A R, et al. British thoracic society guidelines for the investigation and management of pulmonary nodules[J]. *Thorax*, 2015, 70(S2): i11-54.
- [6] ZHAO H, MARSHALL H M, YANG I A, et al. Screen-detected subsolid pulmonary nodules: Long-term follow-up and application of the PanCan lung cancer risk prediction model[J]. *British Journal of Radiology*, 2016, 89: 20160016.
- [7] GOO J M, PARK C M, LEE H J. Ground-glass nodules on chest CT as imaging biomarkers in the management of lung adenocarcinoma[J]. *American Journal of Roentgenology*, 2011, 196: 533-543.
- [8] TRAVIS W D, BRAMBILLA E, NOGUCHI M, et al. International Association for the Study of Lung Cancer/American Thoracic Society/European Respiratory Society: International multidisciplinary classification of lung adenocarcinoma[J]. *Journal of Thoracic Oncology*, 2011, 6: 244-285.
- [9] LIANG J, XU X Q, XU H, et al. Using the CT features to differentiate invasive pulmonary adenocarcinoma from pre-invasive lesion appearing as pure or mixed ground-glass nodules[J]. *British Journal of Radiology*, 2015, 88: 20140811.
- [10] EGUCHI T, YOSHIZAWA A, KAWAKAMI S, et al. Tumor size and computed tomography attenuation of pulmonary pure ground-glass nodules are useful for predicting pathological invasiveness[J]. *PLoS One*, 2014, 9: e97867.
- [11] 刘慧, 王小宜, 龙学颖. 基于 CT 图像纹理分析肿瘤异质性的研究进展及应用[J]. *国际医学放射学杂志*, 2016, 39(5): 543-548.
LIU H, WANG X Y, LONG X Y. Research progress and clinical application of tumor heterogeneity based on CT texture analysis[J]. *International Journal of Medical Radiology*, 2016, 39(5): 543-548. (in Chinese).

- [12] RAJAT THAWANI, MICHAEL MCLANE, NIHA BEIG, et al. Radiomics and radiogenomics in lung cancer: A review for the clinician[J]. Lung Cancer, 2018, 115: 34-41.
- [13] 马莉, 范影乐. 纹理图像分析[M]. 北京: 科学出版社, 2009: 1-51.
- [14] SHAHABAZ, SOMWANSHI D K, YADAV A K, et al. Medical images texture analysis: A review[J]. Comptelix, 2017: 436-441.
- [15] COENEN A, HONDA O, VAN DER JAGT E J, et al. Computer-assisted solid lung nodule 3D volumetry on CT: Influence of scan mode and iterative reconstruction: A CT phantom study[J]. Japanese Journal of Radiology, 2013, 31: 677-684.
- [16] MIDYA A, CHAKRABORTY J, GONEN M, et al. Influence of CT acquisition and reconstruction parameters on radiomic feature reproducibility[J]. Journal of Medical Imaging (Bellingham), 2018, 5: 011020.
- [17] 霍文礼, 孙洪赞. 放射组学图像分割法研究进展[J]. 中南医学科学杂志, 2019, 47(4): 439-441.
- [18] HUO W L, SUN H Z. Advance in study on image segmentation of Radiomics[J]. Medical Science Journal of Central South China, 2019, 47(4): 439-441. (in Chinese).
- [19] Kamiya A, Murayama S, Kamiya H, et al. Kurtosis and skewness assessments of solid lung nodule density histograms: Differentiating malignant from benign nodules on CT[J]. Japanese of Journal of Radiology, 2014, 32: 14-21.
- [20] Parmar C, Leijenaar R T, Grossmann P, et al. Radiomic feature clusters and prognostic signatures specific for lung and head and neck cancer[J]. Scientific Report, 2015, 5: 11055.
- [21] CHONG Y, KIM J H, LEE H Y, et al. Quantitative CT variables enabling response prediction in neoadjuvant therapy with EGFR-TKIs: Are they different from those in neoadjuvant concurrent chemo-radiotherapy?[J]. PLoS One, 2014, 9: e88598.
- [22] BASHIR U, SIDDIQUE M M, MCLEAN E, et al. Imaging heterogeneity in lung cancer: Techniques, applications, and challenges[J]. American Journal of Roentgenology, 2016, 207: 534-543.
- [23] GILLIES R J, KINAHAN P E, HIRCAK H, et al. Radiomics: Images are more than pictures, they are data[J]. Radiology, 2016, 278(2): 563-577.
- [24] MA J, WANG Q, REN Y, et al. Automatic lung nodule classification with radiomics approach[C]// Medical Imaging 2016: PACS and Imaging Informatics: Next Generation and Innovations. International Society for Optics and Photonics, 2016.
- [25] DILGER S K, UTHOFF J, JUDISCH A, et al. Improved pulmonary nodule classification utilizing quantitative lung parenchyma features[J]. Journal of Medical Imaging, 2015, 2(4): 041004.
- [26] WANG J, LIU X, DONG D, et al. Prediction of malignant and benign of lung tumor using a quantitative radiomic method[J]. Conference Processing IEEE Engineering Medicine and Biologic Society, 2016, 10(1): 1272-1275.
- [27] 迟淑萍. CT 图像纹理分析在鉴别良恶性肺结节中的价值[J]. 实用放射学杂志, 2016, 32(11): 1789-1792.
- [28] CHI S P. Differentiation between malignant and benign pulmonary nodules by CT-based texture analysis[J]. Journal of Practical Radiology, 2016, 32(11): 1789-1792. (in Chinese).
- [29] 张娜, 鄂林宁, 昊山, 等. CT 纹理分析技术鉴别良恶性孤立性肺结节[J]. 中国医学影像技术, 2018, 34(8): 1211-1215.
- [30] ZHANG N, E L N, HAO S, et al. CT texture analysis in differential diagnosis of benign and malignant solitary pulmonary nodule[J]. Chinese Journal of Medical Imaging Technology, 2018, 34(8): 1211-1215. (in Chinese).
- [31] 鄂林宁, 张娜, 王荣华, 等. 计算机体层摄影术纹理分析对孤立性肺结节良恶性鉴别诊断的价值[J]. 中华肿瘤杂志, 2018, 40(11): 847-850.
- [32] E L N, ZHANG N, WANF RH, et al. Comparative analysis of computed tomography texture features between pulmonary inflammatory nodules and lung cancer[J]. Chinese Journal of Oncology, 2018, 40(11): 847-850. (in Chinese).
- [33] 孔令重, 姜壮国, 曹小江, 等. Logistic 回归分析高分辨率 CT 的纹理特征对孤立性肺结节诊断价值[J]. 新疆医科大学学报, 2019, 42(2): 198-202. doi:10.3969/j.issn.1009-5551.2019.02.014.
- [34] KONG L C, JIANG Z G, CAO X J, et al. Logistic regression analysis for the diagnostic value

- of high-resolution CT texture characteristics in solitary pulmonary nodule[J]. Journal of Xinjiang Medical University, 2019, 42(2): 198-202. doi:10.3969/j.issn.1009-5551.2019.02.014. (in Chinese).
- [30] SUO S, CHENG J, CAO M, et al. Assessment of heterogeneity difference between edge and core by using texture analysis: Differentiation of malignant from inflammatory pulmonary nodules and masses[J]. Academic Radiology, 2016, 23(9): 1115-1122.
- [31] 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]. Quantitative Imaging in Medicine and Surgery, 2016, 6(1): 6-15.
- [32] KODAMA K, HIGASHIYAMA M, YOKOUCHI H, et al. Natural history of pure ground glass opacity after long-term follow up of more than 2 years[J]. Annual Thoracic Surgery, 2002, 73(2): 386-392.
- [33] 王波涛, 刘刚, 何蕾, 等. 纹理特征分析在肺部磨玻璃结节随访中的应用[J]. 中国医学影像学杂志, 2017, 25(6): 441-446.
- WANG B T, LIU G, HE L, et al. Texture feature analysis in follow-up of pulmonary ground glass nodule[J]. Chinese Journal of Medical Imaging, 2017, 25(6): 441-446. (in Chinese).
- [34] LEE S H, LEE S M, GOO J M, et al. Usefulness of texture analysis in differentiating transient from persistent part-solid nodules: A retrospective study[J]. PLoS One, 2014, 9(1): e85167.
- [35] LI Q, FAN L, CAO E T, et al. Quantitative CT analysis of pulmonary pure ground-glass nodule predicts histological invasiveness[J]. European Journal Radiology, 2017, 89: 67-71.
- [36] YAGI T, YAMAZAKI M, OHASHI R, et al. HRCT texture analysis for pure or part-solid ground-glass nodules: distinguishability of adenocarcinoma in situ or minimally invasive adenocarcinoma from invasive adenocarcinoma[J]. Japanese Journal Radiology, 2018, 36(2): 113-121.
- [37] MEI X, WANG R, YANG W, et al. Predicting malignancy of pulmonary ground-glass nodules and their invasiveness by random forest[J]. Journal of Thoracic Disease, 2018, 10(1): 458-463.
- [38] WU W, PARMAR C, GROSSMANN P, et al. Exploratory study to identify radiomics classifiers for lung cancer histology[J]. Frontier Oncology, 2016, 6(S2): 71.
- [39] KIDO S, KURIYAMA K, HIGASHIYAMA M, et al. Fractal analysis of internal and peripheral textures of small peripheral bronchogenic carcinomas in thin-section computed tomography: Comparison of bronchioloalveolar cell carcinomas with nonbronchioloalveolar cell carcinomas[J]. Journal of Computed Assist Tomography, 2003, 27(27): 56-61.
- [40] CHAE H D, PARK C M, PARK S J, et al. Computerized texture analysis of persistent part-solid ground-glass nodules: Differentiation of preinvasive lesions from invasive pulmonary adenocarcinomas[J]. Radiology, 2014, 273(1): 285-293.
- [41] 王紫君, 陈星池, 黄劲柏, 等. 影像组学结合临床对非小细胞肺癌基因状态的预测[J]. 临床放射学杂志, 2019, 38(6): 1033-1037.
- WANG Z J, CHEN X C, HUANG J B, et al. Predictive power of radiomic features combined with clinical features for gene mutations in non-small cell lung cancer patients[J]. Journal of Clinical Radiology, 2019, 38(6): 1033-1037. (in Chinese).
- [42] 吕昌生, 王金, 徐智杰, 等. 肺腺癌 EGFR 突变状态与 CT 纹理灰度共生矩阵的相关性研究[J]. 中国临床医学影像杂志, 2017, 28(9): 624-627.
- LV C S, WANG J, XU Z J, et al. Correlation between lung cancer EGFR mutation status and CT texture GLCM[J]. Journal of China Clinic Medical Imaging, 2017, 28(9): 624-627. (in Chinese).
- [43] RIOS-VELAZQUEZ E, PARMAR C, LIU Y, et al. Somatic mutations drive distinct imaging phenotypes in lung cancer[J]. Cancer Research, 2017, 77(14): 3922-3930.
- [44] Ahn S Y, Park C M, Park S, et al. Prognostic value of computed tomography texture features in non-small cell lung cancers treated with definitive concomitant chemoradiotherapy[J]. Investigative Radiology, 2015, 50(10): 719-725.
- [45] MATTONEN S A, PALMA D A, JOHNSON C, et al. Detection of local cancer recurrence after stereotactic ablative radiation therapy for lung cancer: Physician performance versus radiomic assessment[J]. International Journal of Radiation Oncology Biology Physics, 2016,

- 94(5): 1121-1128.
- [46] WIN T, MILES K A, JANES S M, et al. Tumor heterogeneity and permeability as measured on the CT component of PET/CT predict survival in patients with non-small cell lung cancer, Clin[J]. Clinical Cancer Research, 2013, 19(13): 3591-3599.
- [47] FRIED D V, TUCKER, SUSAN L, et al. Prognostic value and reproducibility of pretreatment CT texture features in stage III non-small cell lung cancer[J]. International Journal of Radiation Oncology Biology Physics, 2014, 90(4): 834-842.

Advance of CT Texture Feature Analysis in Diagnosis of Solitary Pulmonary Nodules

YAO Benbo^{1,2}, YU Jianqun^{1✉}

1.Department of Radiology, West China Hospital of Sichuan University, Chengdu 610041, China
2.Department of Radiology, Zigong No.4 People's Hospital, Zigong 643000, China

Abstract: Lung cancer is the most common malignant tumor in China. Chest CT scan can improve the detection and correct diagnosis of lung cancer. Early or asymptomatic lung cancer is mostly manifested as solitary pulmonary nodules, so the differential diagnosis of pulmonary nodules is very important. The diagnosis of pulmonary nodules on conventional CT images depended on their contour, shape and the characteristics of density, which is difficult to differential diagnosis in benign or malignant nodules, especial in ground glass nodule (GGN). However, computed tomography (CT) texture feature analysis is based on the quantification of internal gray scale features and other features, which provides a useful reference for the identification of benign and malignant solitary pulmonary nodules, prognosis judgment and gene mutation prediction. Thus texture analysis makes up for the deficiency of traditional CT quantitative evaluation. This paper summarizes the basic principle, method and workflow of CT texture feature analysis and its application in the diagnosis of solitary pulmonary nodules.

Keywords: computed tomography; texture feature; texture analysis; solitary pulmonary nodules



作者简介: 姚本波 (1985—), 男, 自贡市第四人民医院放射科主治医师, 主要研究方向为肺结节的影像学诊断, Tel: 0813-2400832, E-mail: 418995336@qq.com; 余建群[✉] (1965—), 女, 四川大学华西医院放射科主任医师, 主要研究方向为胸部疾病影像学诊断, Tel: 028-85553329, E-mail: cjr.yujianqun@vip.163.com。