

影像组学在肺癌转移诊断中的应用

卢振东, 陈武标*, 罗泽斌, 王 东 (广东医科大学附属第一医院放射科, 广东湛江 524000)

摘 要: 肺癌是全球发病率与死亡率最高的恶性肿瘤。影像组学是基于机器学习将传统医学图像转化为大量可量化数据并提取有价值的影像特征的过程, 可为临床决策提供支持。该文总结了影像组学在肺癌应用中基本步骤及肺癌转移诊断中应用。

关键词: 肺癌; 影像组学; 转移

中图分类号: R 734

文献标志码: A

文章编号: 2096-3610(2021)02-0229-05

Application of radiomics in diagnosis of lung cancer metastasis

LU Zhen-dong, CHEN Wu-biao*, LUO Ze-bin, WANG Dong (Department of Radiology, Affiliated Hospital of Guangdong Medical University, Zhanjiang 524000, China)

Abstract: Lung cancer is a malignancy with the highest morbidity and mortality in the world. Radiomics refers to the transformation of traditional medical images into a large number of quantifiable data and subsequent extraction of valuable image features to create mineable databases, which can provide support for clinical decision-making. This paper summarizes the basic steps of radiomics in lung cancer and its application in the diagnosis of lung cancer metastasis.

Key words: lung cancer; radiomics; metastasis

肺癌是全世界范围发病率最高的癌症, 全球每年新增肺癌病例数约 173 万^[1]。影像学检查仍是目前临床上肺癌诊断、分期、疗效评估的主要方法。虽然影像学方法提供了关于肺癌表型的重要信息, 但是大量的遗传和预后信息仍然没有被揭示。影像组学的概念由荷兰学者 Lambin 等^[2]于 2012 年提出, 并将之定义为“采用高通量技术从放射图像中提取成像特征, 创建可利用的数据库”。影像组学是一种以医学影像为基础, 基于机器学习或统计学方法, 筛选出可量化和可重复的分析指标, 并建立模型的非侵入性图像分析方法, 为临床医师提供详尽而准确的信息, 以协助临床决策。近年来影像组学在肺癌的应用研究越来越广泛, 影像组学已被发现在孤立性肺结节鉴别、肺癌病理分型、基因表型预测、局部与远处转移预测以及肺癌预后预测等方面是有价值的。本文就影像组学在诊断肺癌转移中的应用最新研究作一综述。

1 影像组学在肺癌中应用的基本过程

1.1 图像获取

大多数影像组学研究都是回顾性的, 并使用的是

常规医学图像。由于计算机断层扫描技术(CT)有较高的空间分辨率, 肺癌的影像组学研究图像数据主要来源于 CT, 其次是正电子发射断层扫描(PET)和磁共振成像(MRI)。然而, 不同的设备、不同采集参数可能会影响提取的放射组学特征, 这可能会导致放射组学稳定性的问题^[3]。用两种不同的重建算法或扫描间距的同一个病变将显示明显不同的纹理, 在影像组学特征方面胸部薄层图像比厚层图像显示更好的诊断性能与稳定性^[4]。因此, 统一图像标准是影像组学分析的一项重要任务, 无论使用何种成像设备, 为了尽可能保证影像组学特征的可重复性与稳定性, 必需对同一疾病采取统一的成像与处理方法来确保标准化图像的获取。

1.2 图像分割

图像分割是将病灶从正常组织中进行分离形成容积感兴趣区(VOI)作为影像组学分析目标的过程, 是放射组学研究中的重要环节, 因为 VOI 精确与稳定的分割直接影响影像组学研究结果的准确性以及影像组学特征的稳定性^[5]。在肺癌远处转移影像组学的研究中, ROI(region of interest)的选择大多为肺部原发肿瘤整体或最大层面, 部分选择肿瘤边缘和瘤周肺组织, 还有部分以转移灶作为 ROI 进行研究。影像组学理想的分割方法应具备 3 个基本特征: 准确性、重复性和一致性, 分割的方法有手动分割法、自动分

收稿日期: 2020-06-08; 修订日期: 2020-09-03

作者简介: 卢振东(1994-), 男, 在读硕士研究生

通信作者: 陈武标(1968-), 男, 学士, 主任医师, E-mail:

2314792704@qq.com

割法以及半自动分割法3种。在肺部肿瘤的放射组学研究中,病变通常由经验丰富医生手动分割,这是目前使用最广泛的方法^[6-7]。手动分割虽然是影像组学 ROI 分割的“金标准”,但是此方法常以覆盖整个病变,往往容易高估病变体积,并且可重复性低、耗时久、效率低,限制了其在大数据中的广泛应用。与手动分割相比,自动或半自动分割增加了提取的特征一致性与可重复性^[8-9]。目前最常用的医学图像分割法包括基于区域生长、水平集、图割以及滑降雪橇式等分割法等。最新研究显示 3D-UNET 自动分割方法无论在 CT 图像还是 PET 图像上都可以准确地分割肺部肿瘤^[10],这些方法各有优缺点,然而目前尚未有一种能够实现无误差地对胸部肿瘤病灶进行精准半自动或自动分割算法,特别是临近胸壁或纵隔的肺部肿瘤。因此,对肿瘤的半自动或自动分割而言,精确度的提高仍需更进一步的研究。

1.3 特征提取与筛选

特征提取是影像组学另一核心步骤。常见的影像组学特征有形态特征、强度特征、纹理/梯度特征、小波等^[11]。形态特征是描述肿瘤的基本特征,包括形状、面积、体积、矩形度、圆形度、距角等。强度反映 ROI 的体素值,通常用强度直方图表示。强度特征包括:平均强度、最大与最小强度差、强度方差、峰度、偏度、强度梯度等。纹理是图像中灰度强度的空间分布,纹理特征被认为是衡量肿瘤异质性的已知特征,并且已经被确定为与肺癌预后最密切相关的特征^[12]。常见的纹理特征包括:灰度共生矩阵(熵、熵和、差熵、求和、方差、和方差、差异变异、角二阶距、惯性距)、Tamura 纹理特征(对比度、方向度、粗略度)、灰度游程矩阵、附近灰度调差矩阵等^[13-14]。梯度特征是医学图像中强度变化的函数,常被用于检测和诊断肺结节^[15]。小波是由复数线性或径向“波”矩阵乘以原始图像确定的滤波变换,小波特征是代表图像强度和纹理信息的变换域结果^[16]。

虽然可以从 ROI 中提取大量的特征,但是需要筛选出最为有效的影像组学特征。特征选择的过程可以通过单变量或多变量统计模型进行。单变量方法只依赖于特征关联,忽略了冗余,而多变量方法研究不同特征之间的相互作用,并在权衡关联和冗余后进行选择。目前通常用 Fisher 分数、卡方检验和 Wilcoxon 等统计模型进行特征选择^[17]。

1.4 建立模型

依据实际研究的临床问题,运用计算机学习的方法根据提取与筛选后的影像组学特征进行模型建立,

探索影像组学特征与所感兴趣的临床问题之间的相关性,即反映病变信息。目前最为常用的模型是 Logistic 回归模型,其他常用的模型还有随机森林、支持向量机、人工神经网络、聚类分析等^[18]。

2 影像组学在肺癌转移中的应用

2.1 淋巴结转移

淋巴结转移是影响肺癌患者生存和复发的重要因素。临床上病理活检是诊断肺癌淋巴结转移的金标准,但为有创检查并可能引起严重的并发症。CT 是肺癌患者术前评估首选的影像检查方法,但临床医师对肿瘤病灶 CT 影像征象的定性评估具有主观性,对于鉴别淋巴结转移以及远处转移的敏感度、特异度均较低^[19]。虽然目前 PET/CT 常以淋巴结最大标准摄取值(SUVmax)>2.5 作为阈值可以提高诊断淋巴结转移效能,但 SUVmax 受多种因素影响,因此将 SUVmax>2.5 作为诊断标准仍存在争议^[20-21],并且由于昂贵的费用限制了其在临床中的广泛应用。影像组学在预测与鉴别肺癌淋巴结转移有着很大的应用潜能,并且大多数是基于肺癌原发灶研究的。Yang 等^[22]将 159 例肺癌分为训练组(106 例)和验证组(53 例),从静脉期 CT 图像中用 3D-UNET 方法自动分割病灶,提取放射组学特征,从 94 个候选特征中筛选了 14 个放射组学特征,建立了预测淋巴结转移模型;该模型在训练队列中 ROC 曲线下面积(AUC)值为 0.871,灵敏度为 85.71%,特异度为 77.19%;在验证队列中,AUC 值为 0.856,敏感度为 91.66%,特异度为 82.14%。Zhong 等^[23]对 492 例肺癌患者的胸部 CT 平扫原发灶进行影像组学特征分析,构建了预测肺癌纵隔淋巴结隐匿性转移的模型,该模型也对良恶性淋巴结有着非常好的鉴别能力(AUC 为 0.972,敏感性为 94.8%,特异性为 92.0%)。余滢等^[24]基于肺癌原发灶的 CT 图像影像组学特征以及相关临床指标构建的诺莫图模型亦可作为无创预测恶性肺结节淋巴结转移的有效方法。以上研究表明以肺癌原发灶的 CT 图像为基础的放射组学可作为预测肺癌患者淋巴结转移的一种无创性方法。

也有部分研究从纵隔或肺门淋巴结本身提取放射组学特征对良恶性淋巴结进行鉴别。Bayanati 等^[25]回顾性研究了 43 例经活检证实的具有病理纵隔淋巴结分期和胸部平扫 CT 肺癌患者的临床资料;从 72 个淋巴结中提取灰度共生、游程矩阵等纹理特征,使用 Mann-Whitney U 检验评估良性和恶性特征之间的差异,并构建 Logistic 回归预测模型,发现结合纹理

和形态特征识别恶性淋巴结的敏感度为 81%, 特异度为 80%, AUC 为 0.87。Andersen 等^[26]对 29 个肺癌患者胸部增强 CT 的 46 个淋巴结进行纹理特征提取与分析, 结果显示纹理特征可以较好鉴别良性淋巴结与恶性淋巴结。沙雪等^[27]以肺癌患者的纵隔淋巴结作为研究对象进行影像组学分析, 结果发现 CT 各时相影像组学模型均可用于鉴别淋巴结是否有转移, 并且平扫 CT 影像组学模型的 AUC 值最高, 而联合动脉期 CT 图像可提高模型的鉴别能力。

目前应用基于 PET/CT 的影像组学诊断或预测肺癌淋巴结转移的研究相对有限。Gao 等^[28]对 132 个肺癌患者中的 768 个淋巴结进行影像组学分析, 分别从 CT 图像、PET 图像和 PET-CT 图像构建了 3 个基于支持向量机(SVM)的分类器; 3 个 SVM 分类器鉴别良恶性淋巴结的 SUV 分别为 0.689、0.579 和 0.685, 提示基于 PET/CT 的影像组学方法在诊断肺癌纵隔淋巴结中具有潜在的应用价值。

2.2 全身远处转移

肺癌是否发生远处转移(DM)即肺癌的 M 分期影响肺癌患者的生存期并决定其治疗方案。影像组学在一定程度上有预测肺癌发生 DM 的能力。目前大多数关于肺癌远处转移的影像组学研究把全身转移作为预测目标, 而较少地具体到特定的器官或部位。Coroller 等^[29]对 182 名治疗前肺癌患者的原发癌灶的 CT 最大层面进行影像组学分析, 发现 35 个放射组学特征对 DM 有显著的预测能力, 并且好于肿瘤体积对 DM 的预测能力, 结合临床模型后预测能力进一步提高。Huynh 等^[7]对 113 例 I ~ II 期非小细胞肺癌整个瘤体进行 CT 影像组学特征分析, 发现 1 个影像组学特征对肺癌发生 DM 亦有着显著的预测作用。

Wu 等^[30]对 101 例接受立体定向消融放射治疗前肺癌患者的氟代脱氧葡萄糖(18F-FDG)PET 图像进行影像组学特征分析, 并建立了包括可以量化肿瘤内的异质性和 SUV_{max} 2 个影像特征的预测模型; 该模型的一致性指数(CI)为 0.71, 高于最大标准摄取值和肿瘤体积的 CI。当该模型结合组织学类型时, 预测能力进一步提高, 该研究表明, 基于 PET 的影像组学有预测肺癌发生 DM 的能力。

近年来有研究发现在肺癌灶的外周组织或瘤周肺组织的影像组学特征具有预测肺癌发生 DM 的应用潜能。Dou 等^[31]以 200 例腺癌患者进行 CT 影像组学研究, 所研究的对象为肿瘤边缘和肿瘤外部, 分别定义为肿瘤边界向内 3 mm 的肿瘤外周组织至边界向外 3 mm 的肺组织区域、肿瘤边界向外延伸 3 ~ 9

mm 的肺组织区域; 研究结果显示两者分别有 6 个和 1 个影像组学特征与肺癌 DM 显著相关。Hao 等^[32]在非小细胞肺癌的 PET 图像上对肿瘤的外壳(肿瘤外周组织)进行影像组学分析, 结果显示非小细胞肺癌的外壳影像组学特征对预测肺癌 DM 也有较好的预测效果, 其 AUC 值为 0.82, 敏感度为 0.81, 特异度为 0.80, 准确度为 0.81。

2.3 脑转移

脑转移(BM)是肺癌全身转移的一部分, 但由于脑是肺癌胸外转移最常见的部位之一, 并且是肺癌 M 分期非常重要的预后因素, 目前影像组学在肺癌 BM 中的应用有着较为丰富的研究, 因而本文对影像组学在肺癌 BM 中的应用研究独立于 DM 进行总结。基于肺癌原发灶 CT 的影像组学预测肺癌 BM 已有相关研究。Chen 等^[33]以 89 例 T1 期肺腺癌患者作为研究对象, 从 CT 平扫图像整个瘤体内提取了 1160 个定量放射学特征并建立了临床、放射组学和混合(临床加放射组学)三个预测肺癌 BM 模型; 结果显示, 放射组学模型与混合模型对肺癌 BM 有着良好的预测能力, 且两者的 AUC 值、敏感度、特异度均高于临床模型。许新颜等^[34]研究显示基于 CT 的影像组学对于治疗前的间变性淋巴瘤激酶(ALK)阳性的 III/IV 期肺癌发生 BM 也有一定的预测价值。

除了能对肺癌原发灶进行 BM 预测外, 影像组学还有把脑转移灶作为研究对象来鉴别肺癌原发灶的病理分型以及基因突变状态的应用价值。为了探讨基于 MR 的脑转移灶影像组学是否可以区分非小细胞肺癌与小细胞肺癌, 李晶^[35]对 74 例肺癌患者的脑转移灶增强 T1 加权成像(T1WI)图像进行纹理分析, 经过纹理特征提取、筛选后建立模型, 建立的 K-NN、SVM、NB 以及 Logistic 回归模型均对肺癌发生 BM 有着良好的预测效能, 其中 Logistic 回归模型效能最佳, 其 AUC 值为 0.84, 准确度为 0.79, 敏感度为 0.75, 特异度为 0.81; 在联合血清学肿瘤标志物 NSE 时诊断效能进一步提高, 结果表明基于肺癌患者脑转移灶的 MR 图像的影像组学有鉴别肺癌病理分型的能力。Chen 等^[36]对 110 例肺癌患者的脑转移病灶进行基于 MR 成像的放射组学分析, 以探讨脑转移灶影像组学能否用于对肺癌原发灶基因突变状态进行分类; 研究结果显示, 对于 EGFR、ALK 和 KRAS 突变状态的分类, 结合放射学特征和临床数据建立的模型基于交叉验证得出的 AUC 值分别为 0.912、0.915 和 0.985, 表明基于 MR 成像的肺癌患者脑转移灶的放射组学分析对肺癌原发灶的突变状态进行分类是有一定价值。

3 小结与展望

影像组学可以使医生获得更多肉眼看不到的额外客观数据,为临床上量化和监测肿瘤提供一种非侵入性的工具。目前影像组学在肺癌中的应用研究已取得较为丰富成果,在肺癌转移中的应用也有良好的应用前景,特别是预测肺癌淋巴结转移以及全身转移。但是我们也必须正视影像组学目前现实使用中的问题,如样本量小、图像数据获取与重建缺乏标准化、ROI 分割一致性不高等,相信这些挑战将会在多学科合作下逐渐解决,使影像组学在临床中应用的巨大潜能得到充分释放。

参考文献:

- [1] SIEGEL R L, MILLER K D, JEMAL A. Cancer statistics[J]. CA, 2018, 68(1): 7-30.
- [2] LAMBIN P, RIOS-VELAZQUE E, LEIJENAAR R, et al. Radiomics: extracting more information from medical images using advanced feature analysis[J]. Eur J Cancer, 2012, 48(4): 441-446.
- [3] LEE G, PARK H, BAK S H, et al. Radiomics in lung cancer from basic to advanced: current status and future directions[J]. Korean J Radiol, 2020, 21(2): 159-171.
- [4] ZHAO B, TAN Y, TSAI W Y, et al. Exploring variability in CT characterization of tumors: a preliminary phantom study [J]. Transl Oncol, 2014, 7(1): 88-93.
- [5] 胡盼盼, 王佳舟, 胡伟刚, 等. 影像组学在精准放疗中的应用[J]. 中华放射肿瘤学杂志, 2017, 26(1): 103-106.
- [6] HUYNH E, COROLLER T P, NARAYAN V, et al. Associations of radiomic data extracted from static and respiratory-gated CT scans with disease recurrence in lung cancer patients treated with SBRT[J]. PLoS One, 2017, 12(1): e0169172.
- [7] HUYNH E, COROLLER T P, NARAYAN V, et al. CT-based radiomic analysis of stereotactic body radiation therapy patients with lung cancer. Radiother Oncol[J]. Radiother Oncol, 2016, 120(2): 258-266.
- [8] RIOS VELAZQUEZ E, AERTS H J, GU Y, et al. A semiautomatic CT-based ensemble segmentation of lung tumors: comparison with oncologists' delineations and with the surgical specimen[J]. Radiother Oncol, 2012, 105(2): 167-173.
- [9] PARMAR C, RIOS VELAZQUEZ E, LEIJENAAR R, et al. Robust Radiomics feature quantification using semiautomatic volumetric segmentation[J]. PLoS One, 2014, 9(7): e102107.
- [10] ZHONG Z, KIM Y, ZHOU L, et al. 3D fully convolutional networks for co-segmentation of tumors on PET-CT images [J]. Proc IEEE Int Symp Biomed Imaging, 2018, 2018: 228-231.
- [11] 胡玉川. 影像组学在肺癌中的应用研究进展[J]. 放射学实践, 2017, 32(12): 1239-1241.
- [12] THAWANI R, MCLANE M, BEIG N, et al. Radiomics and radiogenomics in lung cancer: A review for the clinician[J]. Lung Cancer, 2018, 115: 34-41.
- [13] ZHOU T, LU H, ZHANG J, et al. Pulmonary nodule detection model based on SVM and CT image feature-level fusion with rough sets[J]. Biomed Res Int, 2016, 2016: 8052436.
- [14] DHARA A K, MUKHOPADHYAY S, DUTTA A, et al. Content-based image retrieval system for pulmonary nodules: assisting radiologists in self-learning and diagnosis of lung cancer[J]. J Digit Imaging, 2017, 30(1): 63-77.
- [15] PRASANNA P, TIWARI P, MADABHUSHI A. Co-occurrence of local anisotropic gradient orientations (CoLIAGe): a new radiomics descriptor[J]. Sci Rep, 2016, 6: 37241.
- [16] CHEN B, ZHANG R, GAN Y, et al. Development and clinical application of radiomics in lung cancer [J]. Radiat Oncol, 2017, 12(1): 154.
- [17] THAWANI R, MCLANE M, BEIG N, et al. Radiomics and radiogenomics in lung cancer: A review for the clinician[J]. Lung Cancer, 2018, 115: 34-41.
- [18] 余烨, 吴华伟. 影像组学在肺癌中的应用进展[J]. 国际医学放射学杂志, 2018, 41(6): 23-26.
- [19] SILVESTRI G A, GONZALEZ A V, JANTZ M A, et al. Methods for staging non-small cell lung cancer: Diagnosis and management of lung cancer, 3rd ed: American College of Chest Physicians evidence-based clinical practice guidelines [J]. Chest, 2013, 143: e400S-e419S.
- [20] KIRCHNER J, SAWICKI L M, NENSA F, et al. Prospective comparison of 18 F-FDG PET / MRI and 18 F-FDG PET / CT for thoracic staging of non-small cell lung cancer [J]. Eur J Nucl Med Mol Imaging, 2019, 46(2): 437-445.
- [21] OHNO Y, KOYAMA H, YOSHIKAWA T, et al. Diffusion-weighted MR imaging using FASE sequence for 3T MR system: Preliminary comparison of capability for N-stage assessment by means of diffusion-weighted MR imaging using EPI sequence, STIR FASE imaging and FDG PET / CT for non-small cell lung cancer patients[J]. Eur J Radiol, 2015, 84(11): 2321-2331.
- [22] YANG X, PAN X, LIU H, et al. A new approach to predict lymph node metastasis in solid lung adenocarcinoma: a radiomics nomogram[J]. J Thorac Dis, 2018, 10: S807-S819.
- [23] ZHONG Y, YUAN M, ZHANG T, et al. Radiomics approach to prediction of occult mediastinal lymph node metastasis of lung adenocarcinoma[J]. AJR Am J Roentgenol, 2018, 211(1): 109-113.
- [24] 余滢, 金艺林, 罗心一, 等. 基于肺癌 CT 建立淋巴结转移的诺莫图预测模型研究[J]. 中国医疗设备, 2020, 35(5): 92-95.
- [25] BAYANATI H, E Thornhill R, SOUZA C A, et al. Quanti-

- tative CT texture and shape analysis: can it differentiate benign and malignant mediastinal lymph nodes in patients with primary lung cancer? [J]. *Eur Radiol*, 2015, 25(2): 480-487.
- [26] ANDERSEN M B, HARDERS S W, GANESHAN B, et al. CT texture analysis can help differentiate between malignant and benign lymph nodes in the mediastinum in patients suspected for lung cancer[J]. *Acta Radiol*, 2016, 57(6): 669-676.
- [27] 沙雪, 巩贯忠, 仇清涛, 等. 基于CT影像组学鉴别非小细胞肺癌纵隔转移性淋巴结的模型研究[J]. *中华放射医学与防护杂志*, 2020(2): 150-155.
- [28] GAO X, CHU C, LI Y, et al. The method and efficacy of support vector machine classifiers based on texture features and multi-resolution histogram from (18)F-FDG PET-CT images for the evaluation of mediastinal lymph nodes in patients with lung cancer[J]. *Eur J Radiol*, 2015, 84(2): 312-317.
- [29] COROLLER T P, GROSSMANN P, HOU Y, et al. CT-based radiomic signature predicts distant metastasis in lung adenocarcinoma[J]. *Radiother Oncol*, 2015, 114(3): 345-350.
- [30] WU J, AGUILERA T, SHULTZ D, et al. Early-stage non-small cell lung cancer: Quantitative imaging characteristics of (18)F fluorodeoxyglucose PET/CT allow prediction of distant metastasis[J]. *Radiology*, 2016, 281(1): 270-278.
- [31] DOU T H, COROLLER T P, VAN GRIETHUYSEN J J M, et al. Peritumoral radiomics features predict distant metastasis in locally advanced NSCLC[J]. *PLoS One*, 2018, 13: e0206108.
- [32] HAO H, ZHOU Z, LI S, et al. Shell feature: a new radiomics descriptor for predicting distant failure after radiotherapy in non-small cell lung cancer and cervix cancer[J]. *Phys Med Biol*, 2018, 63(9): 095007.
- [33] CHEN A, LU L, PU X, et al. CT-based radiomics model for predicting brain metastasis in category T1 lung adenocarcinoma[J]. *AJR Am J Roentgenol*, 2019(1): 1-6.
- [34] 许新颜, 陈佳艳, 黄律, 等. 基于CT的影像组学特征预测间变性淋巴瘤激酶阳性Ⅲ/Ⅳ期非小细胞肺癌患者脑转移[J]. *中国癌症杂志*, 2019, 29(10): 815-823.
- [35] 李晶. 不同病理类型肺癌脑转移瘤纹理特征及其联合 NSE 诊断效能的初步研究[D]. 中国医科大学, 2019.
- [36] CHEN B T, JIN T, YE N, et al. Radiomic prediction of mutation status based on MR imaging of lung cancer brain metastases[J]. *Magn Reson Imaging*, 2020, 69: 49-56.

特殊部位肝癌的局部治疗

沙荣贵¹, 黄田英², 包仕廷^{3*} (1.广东医科大学, 广东湛江 524023; 2.广东医科大学附属医院肿瘤中心, 广东湛江 524001; 3.广东医科大学附属医院肝胆外科, 广东湛江 524001)

摘要: 既往关于特殊部位肝癌的治疗方法较为单一, 一般为手术切除。随着医疗水平的不断提高, 局部消融、立体定向放疗、肝动脉化疗栓塞等局部治疗也逐渐被应用于特殊部位肝癌的治疗, 且一定程度上改善了患者的预后。该文就特殊部位肝癌目前常用的局部治疗方法作一综述。

关键词: 原发性肝癌; 特殊部位; 手术治疗; 消融治疗; 肝动脉化疗栓塞; 立体定向放疗

中图分类号: R656 **文献标志码:** A **文章编号:** 2096-3610(2021)02-0233-06

Local treatment for hepatic carcinoma in specific sites

SHA Rong-gui¹, HUANG Tian-ying², BAO Shi-ting^{3*} (1. Guangdong Medical University, Zhanjiang 524023, China; 2. Department of Oncology, Affiliated Hospital of Guangdong Medical University, Zhanjiang 524001, China; 3. Department of Hepatobiliary Surgery, Affiliated Hospital of Guangdong Medical University, Zhanjiang 524001, China)

Abstract: In the past, the main treatment for hepatic carcinoma located in a special site was generally surgical resection. With the continuous improvement of the medical treatment level, local treatments such as local ablation, stereotactic radiotherapy, and hepatic arterial chemoembolization have been gradually applied in the treatment of hepatic

收稿日期: 2020-09-16; 修订日期: 2020-12-23

作者简介: 沙荣贵(1994-), 男, 在读硕士研究生

通信作者: 包仕廷, 男, 硕士, 主任医师, E-mail: bst1967@sohu.com