

基于 CT 增强图像的影像组学模型对鉴别结直肠癌旁肿瘤沉积及转移淋巴结的诊断价值

罗锦文, 李新春, 刘美玲, 邓义, 刘艳丽

【摘要】 目的:探讨基于 CT 增强图像的影像组学模型对鉴别结直肠癌旁肿瘤沉积(TD)及转移淋巴结(MLN)的诊断价值。**方法:**回顾性分析经手术病理证实且 CT 增强图像上可辨识的 45 个结直肠癌旁 TD 和 45 个转移性淋巴结的影像学资料。所有患者在术前一周内行全腹部 CT 平扫和动静脉双期增强扫描。使用 Mazda 软件,在 CT 静脉期增强图像上提取病灶的影像组学特征,随后采用软件自带的 FPM 方法及主成分分析法对纹理特征进行特征选择及抽取的降维方法,筛选出有预测价值的纹理特征。并将样本随机分为训练集与验证集,使用降维后的特征和临床高危因素建立随机森林、决策树、朴素贝叶斯和逻辑式回归共 4 种机器学习模型,计算 4 种模型在验证集的鉴别诊断符合率,进行 ROC 曲线分析并获得曲线下面积(AUC)。**结果:**共提取 794 个影像组学特征,经降维后获得有鉴别诊断意义的 9 个主成分特征参数。建立的随机森林、决策树、朴素贝叶斯和逻辑式回归机器学习模型在验证集中对鉴别 TD 与 MLN 的符合率分别为 100%、100%、100% 和 92.86%,ROC 曲线下面积分别为 0.83、0.71、0.94 和 0.89。**结论:**基于 CT 增强静脉期图像的影像组学模型对结直肠癌旁肿瘤沉积及转移性淋巴结的鉴别诊断具有较大价值。

【关键词】 结直肠肿瘤; 肿瘤沉积; 转移性淋巴结; 影像组学; 机器学习; 体层摄影术, X 线计算机

【中图分类号】 R814.42; R735.3 **【文献标志码】** A **【文章编号】** 1000-0313(2020)12-1553-07

DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2020.12.011

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Diagnostic value of radiomics model based on enhanced CT image for the identification of tumor deposition and metastatic lymph nodes in colorectal cancer LUO Jin-wen, LI Xin-chun, LIU Mei-ling, et al.

Department of Radiology, the Fifth Affiliated Hospital of the Guangzhou Medical University, Guangzhou 510770, China

【Abstract】 Objective: To investigate the diagnostic value of radiomics model based upon contrast-enhanced CT image in the identification of peripheral tumor deposits (TD) and metastatic lymph nodes (MLN) in colorectal cancer. **Methods:** A retrospective analysis was performed on 45 lesions of tumor deposition and 45 metastatic lymph nodes identified by CT enhanced scan, which were confirmed by surgery and pathology. Radiomics features were extracted from the enhanced axial CT images of the above lesions in the venous phase obtained by Mazda software. Then, FPM method and principal component analysis (PCA) were adopted to select the features and perform the dimensionality reduction, and then the valuable features were selected for postoperative pathological diagnosis. The samples were randomly divided into training sets and test sets. Four machine learning models including random forest, decision tree, naive bayes and logistic regression were established by using the characteristics and information of clinical interest after dimension reduction, and the accuracy was calculated to obtain the ROC curve and the area under the curve. **Results:** 794 image features were extracted and 9 principal component feature parameters related to the identification of the two lesions were obtained. The diagnostic accuracy rates of the four machine learning models were 100%, 100%, 100% and 92.86%, respectively. The areas under the ROC curve were 0.83, 0.71, 0.94 and 0.89, respectively. **Con-**

作者单位: 510700 广州, 广州医科大学附属第五医院医学影像科, 广州市加速康复腹部外科重点实验室(罗锦文, 刘美玲, 邓义, 刘艳丽); 510120 广州, 广州医科大学附属第一医院放射科(李新春)

作者简介: 罗锦文(1982-), 男, 广州人, 硕士, 副主任医师, 主要从事腹部影像学诊断工作。

通信作者: 李新春, E-mail: xinchunli@163.com

基金项目: 广州市加速康复腹部外科重点实验室(201905010004)

clusion: The radiomics model based upon CT enhanced image is of great value in the differential diagnosis of the peripheral tumor deposition and metastatic lymph nodes in colorectal cancer.

【Key words】 Colorectal neoplasm; Metastatic lymph node; Tumor deposition; Radiomics; Machine learning; Tomography, X-ray computed

结直肠癌(colorectal cancer, CRC)是消化系统最为常见的恶性肿瘤之一,据 WHO 2018 年全球癌症年报^[1],CRC 在全球新发癌症中的发病率(6.1%)位列第四,全球死亡率(9.2%)位列第二,肿瘤沉积(tumor deposition, TD)又称为癌周沉积或癌结节,是原发 CRC 与结肠周围脂肪组织和系膜内的不连续的、不存在淋巴结构但位于淋巴引流区的肿瘤结节^[2],已有证据表明 TD 与 CRC 发生复发和转移具有相关性^[3],过去一直认为 TD 是转移性淋巴结(metastatic lymph nodes, MLN),CT 检查是诊断和鉴别 TD 与 MLN 的常规无创性检查方法,但至目前为止有关 TD 的影像学表现及鉴别诊断的研究很少。

近年来,影像组学一词已引起越来越多的关注,它是通过高通量提取定量特征,将医学图像转换为高维、可挖掘数据的过程,随后进行数据分析以提供决策支持,实现肿瘤分割、特征提取和模型建立,凭借对海量影像数据信息进行更深层次的挖掘、预测和分析来辅助医师做出更准确的诊断。影像组学可直观地理解为将视觉影像信息转化为深层次的特征来进行量化研究,它可与传统影像学及分子生物学、分子病理学和信息科学相整合,采用大数据分析,可广泛应用于影像诊断、疗效评估和预后预测等,有望成为精准影像医学的重要基石。本研究基于 CT 增强图像,引入影像组学的方法,来对比分析结直肠癌旁 TD 和 MLN,旨在提高对 CRC 的影像诊断和术前分期准确性。

材料与方 法

1. 基本临床资料

搜集 2016 年 3 月—2018 年 3 月本院收治的经术后病理证实的 22 例 N1c 期和 23 例 N1b 期 CRC(普通型中低分化腺癌)患者的 CT 图像及临床资料。其中,男 21 例,女 24 例;年龄 32~89 岁,中位数 63 岁。所有患者有不同程度腹痛或不适、便血或黑便、排便次数和习惯的改变、腹部包块和肛门刺激症状。45 例中,升结肠 6 例,结肠肝曲 1 例,横结肠 2 例,结肠脾曲 2 例,降结肠 4 例,乙状结肠 12 例,直肠 18 例。全部患者癌胚抗原不同程度升高(8.90~49.55 ng/mL,本院正常值上限为 4.7 ng/mL)。22 例 N1c 期患者共分析了 45 枚 TD 灶,23 例 N1b 期患者共分析了 45 枚 MLN。

本研究经本院医学伦理委员会审核通过。所有患

者或家属签署了 CT 检查知情同意书。

2. 纳入和排除标准

纳入标准:①N1c 期(病理证实癌旁均为 TD 灶)或 N1b 期(病理证实癌旁均为 MLN)普通型中低分化腺癌患者;②手术前行全腹部 CT 平扫和双期(动脉期、静脉期)增强扫描,且 CT 检查与手术的时间间隔 <1 周;③患者术前未行放化疗等治疗;④CRC 旁有短径 >5 mm 的结节灶;⑤行肿瘤切除术及淋巴结、TD 清扫术并搜集标本;⑥术后 CRC、TD 和 MLN 病理学诊断明确;⑦患者术前一周内进行肿瘤 5 项检测(包括 CEA、CA199、CA242、AFP、CA125);⑧临床资料完整。排除标准:①多发肿瘤;②未行手术治疗患者;③CRC 旁结节灶 CT 无法显示或短径 <5 mm。④CT 图像显示不清。

3. CT 检查方法

使用 Siemens Perspective 128 层 64 排 CT 机行全腹部 CT 平扫和动脉期、静脉期增强扫描。CT 检查前 1 周内未口服含金属的药物且未进行消化道钡餐检查,检查前至少禁食 6 h,扫描前 30 min 口服 1000~1500 mL 温开水。扫描参数: CARE Dose 4D 自动毫安秒技术,参考管电流 300 mA,120 kV,准直宽度 0.6 mm×64,转速 0.6 s/r,扫描野 350 mm×350 mm,螺距 1.2,矩阵 512×512,扫描范围自膈顶至耻骨联合下缘 10 mm 水平。使用 Meorao 双筒高压注射器注入对比剂碘海醇(300 mg I/mL),剂量 1.2 mL/kg,注射流率 3.5 mL/s,动、静脉期延迟时间分别为 25 和 55 s。

4. 图像分析

采用层厚 1.2 mm、层间距 1.0 mm 将原始扫描数据进行重建,并在后处理工作站上以 Dicom 格式及 Bmp 格式导出图像,导出图像前将所有图像设置为统一的窗宽(400 HU)、窗位(40 HU)和像素矩阵 1440×1121。分别由 2 位具有 10 年消化道肿瘤 CT 诊断经验的副主任医师对图像进行分析,意见有分歧时通过协商达成一致。本研究中选择在腹部 CT 增强静脉期图像(因此期图像上 CRC 原发灶及癌旁结节显示较为清晰)来勾画 ROI 并提取纹理特征。为更全面地提取纹理特征,避免选择非病灶区信息,每例患者选择 CRC 旁短径 >5 mm 的结节灶进行分析。

使用免费纹理分析软件 MaZda version 4.6 (Technical University of Lodz, Institute of Electronics, <http://www.eletel.p.lodz.pl/mazda/>)进行图像

纹理分析^[4]。为减少 CT 图像亮度和对比度的影响,提取特征前对所有 CT 图像进行灰度标准化,控制灰度值的上下限分别为 $(\mu - 3\delta)$ 和 $(\mu + 3\delta)$,其中 μ 和 δ 分别表示灰度值的平均值和标准差。由同一位医师在 CT 静脉期增强图像上选取 CRC 旁短径 >5 mm 的结节灶,逐层手动勾画 ROI,同时避开血管、坏死和肠腔气体、钙化,ROI 边缘距离病灶边缘 2 mm,保存为 3D data * .bmf 文件;通过 MaZda 软件中的三维感兴趣区编辑器(3D ROI editor)分别导入上述 3D data * .bmf 文件,编辑器可以变形,表面网可以自动探测病变的边界,通过 MaZda 软件 RUN 功能键,每个选定的 3D ROI 可提取出 3D 直方图、3D 灰度共生矩阵(gray level co-occurrence matrix, GLCM)、3D 灰度游程矩阵(gray run-length matrix, GRLM)、3D 绝对梯度(absolute gradient, GRA)、自回归模型(auto-regressive model, ARM)及小波分析这六大类共 794 个纹理特征值(表 1)^[5-6]。

MaZda 软件提供 3 种纹理特征的选择方法^[5-6],分别是 Fisher 系数、分类错误概率联合平均相关系数(classification error probability combined average correlation coefficients, POE+AC)和交互信息(mutual information, MI),每种方法选择出 10 个最有鉴别价值的纹理特征参数;还可以联合使用上述 3 种方法(FPM),共选择 30 个最优纹理特征参数。本研究

表 1 Mazda 软件提取的纹理特征

分析方法	Mazda 特征参数
3D 度直方图	均值;方差;偏度;峰度;第 1、10、50、90 和 99 百分位数(Pentetile, P)
3D 灰度共生矩阵	对比度;自相关;和平方;和均值;和方差;和熵;熵;差方差;差熵;逆差矩(参数根据不同距离差分值各计算一次;距离差分值 s:(d, 0, d)、(0, d, d)、(d, d, d)、(d, -d, d);其中 d = 1, 2, 3, 4, 5 (d 代表像素的距离)
3D 游程矩阵	游程矩阵行程长度非均匀性;灰度级非均匀性;长行程补偿;短行程补偿;行程图像分数(每个参数根据水平、垂直及 45°和 135°方向各计算一次)
3D 灰度绝对梯度	梯度均值;梯度方差;梯度偏度;梯度峰度;非零梯度百分比
自回归模型	Teta1、Teta2、Teta3、Teta4、Sigma
小波转换	各波段中小波转换系数的能量(3 个子采样因素)

中分别采用 Fisher、MI、POE+ACC 和 FPM 共 4 种方法来筛选最具鉴别价值的纹理特征参数。

5. 建立 4 种主流机器学习模型

对 90 个病灶(TD 和 MLN 各 45 个)进行 4 种机器学习模型分类。对经过 FPM 法筛选后的 30 个最优纹理特征,再使用主成分分析(principal component analysis, PCA)法进行特征的抽取来再次降维。将样本随机分为训练集和验证集,对降维后的特征使用 Python 书写代码编写程序,本实验主要用的是 python 的一些数据分析和机器学习的库,主要有 Numpy、Pandas 和 Sklearn。Numpy 和 Pandas 主要是用于数

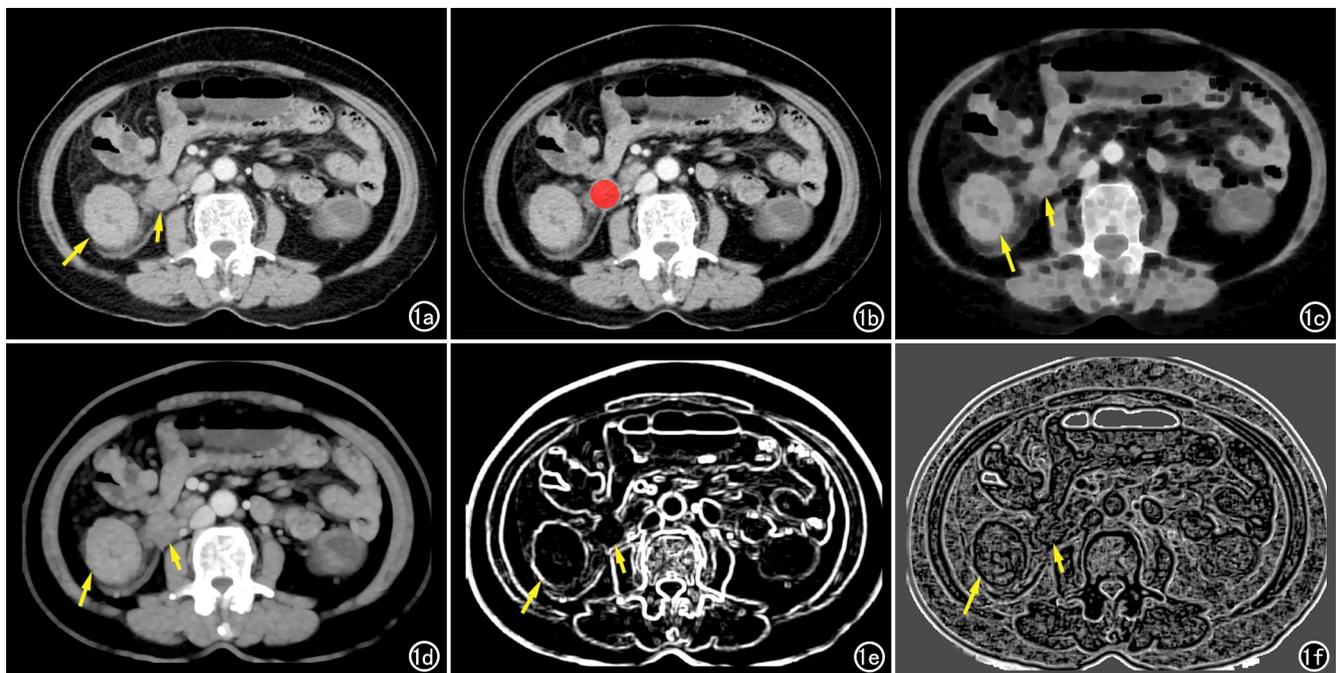


图 1 N1c 期患者,女,65 岁,升结肠癌及癌旁 TD。a)CT 静脉期原始图像,显示升结肠肿瘤(长箭)和癌旁 TD(短箭);b)利用 Mazda 软件标注癌旁 TD(红色区);c)1%灰度百分位 3D 图像,显示 TD(短箭)与原发肿瘤(长箭)的密度相似,边缘模糊,有毛刺;d)90%灰度百分位图像,显示(短箭)与原发肿瘤(长箭)的密度相近,边缘模糊,有毛刺;e)3D 方差图,显示 TD(短箭)较大,与原发肿瘤(长箭)的密度相似,无明显边界;f)偏度图,显示 TD(短箭)较大,与原发肿瘤(长箭)的密度相似,无明确的边界。

据处理;Scikit-learn 是一个基于 SciPy 和 Numpy 的开源机器学习模块,包括分类、回归、聚类系列算法,主要算法有随机森林法,决策树、朴素贝叶斯和逻辑回归法等,实验过程主要分为以下几个方面。①数据抽样:使用 train_test_split 函数,从原始样本中随机选取 70% 的样本作为训练集,30% 的样本作为验证集。②数据标准化:对原始样本进行标准化,主要用于消除量纲的影响。在机器学习领域,不同评价指标(即特征向量中的不同特征就是所述的不同评价指标)往往具有不同的量纲和量纲单位,这样的情况会影响到数据分析的结果,为了消除指标之间的量纲影响,需要进行数据标准化处理,以解决数据指标之间的可比性。本文采用 Z-Score 规范化数据,保证每个特征维度的数据均值为 0、方差为 1。③模型训练和预测:利用 Sklearn 库中的机器学习算法对训练集进行训练,比如随机森林算法就从 sklearn.ensemble 库中引入随机森林算法包 Random Forest Regressor,然后采用 fit 函数对训练集进行训练。最后采用 predict 函数对验证集进行验证,输出验证数据的分类情况。④模型评价:最后,对模型验证集的诊断结果进行评价,评价指标包括符合率、召回率、F1 分数(F1-score)和 ROC 曲线下面积(AUC)。

6. 病理学诊断

患者均行肿瘤根治术及淋巴结、TD 清扫术。有

明确的病理学诊断,包括肿瘤分期[参考美国癌症联合会(American Joint Committee on Cancer, AJCC)第八版结直肠癌 TNM 分期系统^[7-8]]、MLN 数目及最大病灶的大小、TD 的数量及最大病灶的大小、神经和血管侵犯情况及肿瘤的免疫组化检测结果。鉴别 MLN 与 TD 选取原发肿瘤周围 5cm 内的病灶。

结果

1. 纹理参数的提取和比较

在 TD 组和 MLN 组 CT 静脉期图像上使用 MaZda 软件提取病灶的纹理参数,并生成纹理特征图(图 1~2)。对 30 个最优纹理参数的测量值在两组间的差异进行比较,结果显示:S(0,1,1)熵(7.29 ± 0.21 vs. 7.03 ± 0.29)、3D 90%灰度百分位(155.13 ± 9.406 vs. 124.11 ± 15.311)、3D 1%灰度百分位(144.58 ± 14.193 vs. 129.33 ± 7.167)和 45°长游程补偿(1.365 ± 0.076 vs. 1.285 ± 0.081)四项纹理参数的测量值在两组间的差异有统计学意义($P < 0.05$)。

2. 四种主流机器学习分类模型建立

针对 FPM 选择的 30 个最优纹理参数特征,利用 python 进行主成分分析进一步降维,降维之后剩余 9 个主成分,这 9 个主成分的累计百分比达 86.6%,即这 9 个主成分能涵盖 30 个最优纹理特征的 86.6% 的信息。最终将这 9 个主成分用于后续的机器学习算法的

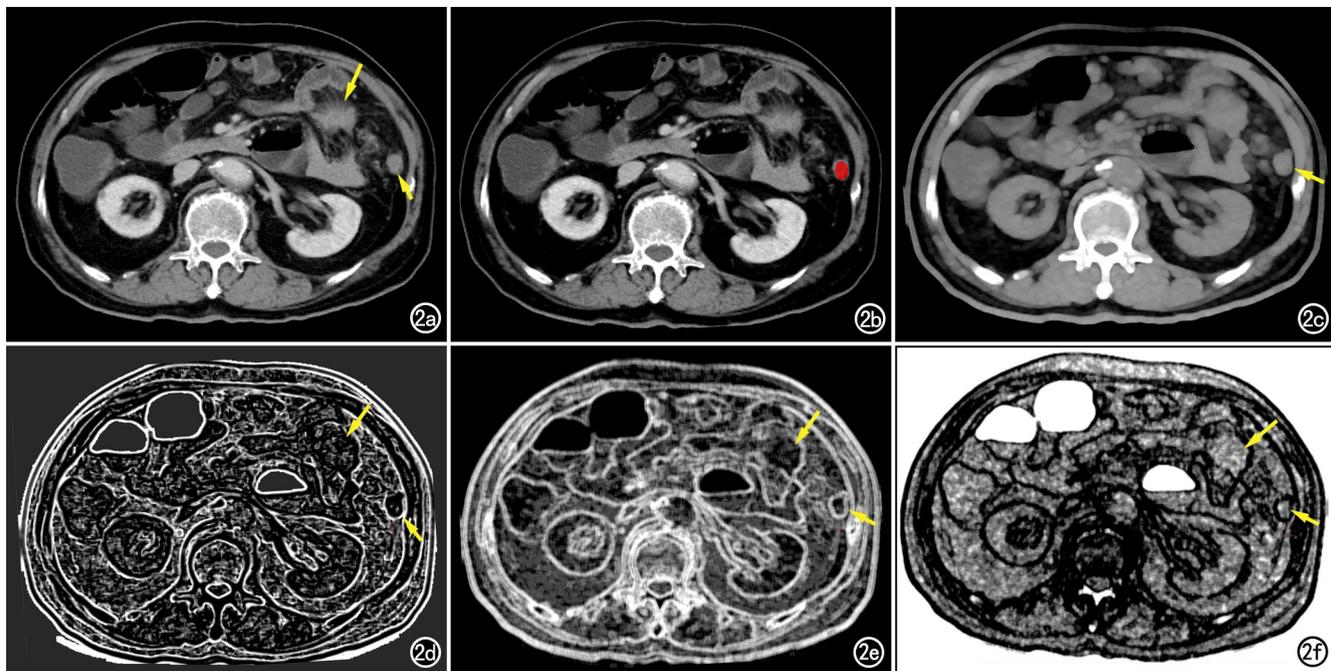


图 2 N1b 期患者,女,68 岁,降结肠癌及癌旁 MLN。a)CT 静脉期原始图,显示升结肠肿瘤(长箭)和癌旁 MLN(短箭);b)利用 Mazda 软件标注了癌旁 MLN 的图像;c)90%灰度 3D 图,显示 MLN 的边缘较清晰(短箭);d)峰度图,显示 MLN(短箭)呈椭圆形,边缘清晰,有包膜,与原发肿瘤(长箭)的密度有一定差异;e)熵图,显示 MLN(短箭)呈椭圆形,边缘清晰,有包膜,与原发肿瘤(长箭)的密度有一定差异;f)能量图,显示 MLN(短箭)与与原发肿瘤(长箭)的密度有一定差异。

实验中。

将入组样本随机按照 7 : 3 的比例分为训练集和验证集(用于对模型的准确性进行验证),使用降维后的特征建立的 4 种机器学习模型在验证集中的诊断效能指标见表 2。其中,朴素贝叶斯、决策树、随机森林的符合率均为 100%。4 种机器学习模型的 ROC 曲线见图 2,以朴素贝叶斯算法的 AUC 最大(0.94),对鉴别 TD 和 MLN 的诊断符合率达 100%,召回率为 64.71%,F1-score 为 0.7857,模型的判别效果最佳。

表 2 四种机器学习算法在验证集中的诊断效能指标

机器学习算法	符合率	AUC	召回率	F1-score
随机森林	100%	0.83	70.59%	0.8275
决策树	100%	0.71	47.06%	0.6400
朴素贝叶斯	100%	0.94	64.71%	0.7857
逻辑回归法	92.86%	0.89	83.87%	0.8387

讨论

TD 又称为肠系膜瘤结节、直肠系膜转移、微转移和跳跃性癌浸润等。第五版和第六版的 AJCC 及国际抗癌联盟(Union for International Cancer Control, UICC)联合发布的 CRC 临床分期指南中,仅根据 TD 灶的形态学及大小标准进行分类,根据其规则或不规则形状和直径 3 mm 为界值将其归类为淋巴结或 MLN,但并未将此指标纳入分期中^[9]。第 7 版 UICC/AJCC TNM 分期系统首次将 TD 纳入了 N 分期^[10]。2018 年全球启用的最新的 AJCC 第八版结直肠肿瘤 TNM 分期系统中重申了 TD 的定义,并将肠肿瘤周

围无 MLN 而有 TD 的 CRC 被划分为 N1c,包括浆膜下、直肠周围、无腹膜覆盖的结肠周围、肠系膜组织中病理上无淋巴结结构的肿瘤种植灶^[7-8]。

Xu 等^[11]指出,在 CRC 伴肝转移行原发灶和转移灶完全切除的患者中伴有 TD 者的总生存率和无瘤生存率要明显低于无 TD 患者,作者认为 TD 可能是一个独立的预后影响因素。Ueno 等^[12]回顾性的分析了 695 例 CRC 患者后发现,TD 与预后有显著的相关性($P < 0.0001$),而且不依赖于 T 分期和 N 分期。CRC 旁 TD 形态上与 MLN 相似。过去大多数学者往往对两者混淆,随着对 CRC 旁 TD 认识的逐步提高,临床研究人员才发现其是有别于 MLN 的另一个概念,需要独立研究^[13],而且 MLN 与 TD 的预后与治疗明显不同,精准的 TNM 分期诊断正在为个体化精准化的临床诊疗工作提供更为科学的依据。目前对 TD 的认识仍未有权威的指南及共识^[2],许多问题值得我们去研究和探索,目前对患者的预后无法准确评估,主要存在的争论问题:TD 形成的机制,什么是真正的 TD,TD 的分期方法,TD 数目与预后的关系,N1c 期患者的预后评价。导致争议存在的主要原因可能是无法分辨哪些是真正的 TD,哪些是 MLN,哪些是被癌细胞完全代替的淋巴结^[2]。术前对 TD 的准确判断对选择治疗方案及判断预后具有非常重要的意义^[14]。

影像组学应用大量的自动化数据特征化法将感兴趣区域的影像数据转化为具有高分辨率的可发的特征空间数据。数据分析是对大量的影像数据进行数字化的定量高通量分析,得到高保真的目标信息来综合评价肿瘤的各种表型,包括组织形态、细胞分子、基因遗传等各个层次。其核心理论基础是放射组学模型包含有病灶的生物学或医学数据信息,借此能为疾病的诊断、预后及预测提供有价值的信息。不同患者的肿瘤之间、同一患者的不同肿瘤组织之间或同一肿瘤内部都存在基因异质性,且基因状态也会因时而异。

CRC 旁 TD 和 MLN 的术前诊断及预后判断是治疗决策的重要依据,术后病理学检查是诊断金标准,目前仍没有可靠的术前临床评价手段及影像学方法,现有研究证实影像组学可以改善这一现状。目前,国内外学者对结直肠肿瘤的研究主要集中在纹理特征的提取、肿瘤与非肿瘤性病变的鉴别、结直肠癌术前分期和淋巴转移的评估等方面,有关 TD 与 MLN 影像组学研究尚未见报

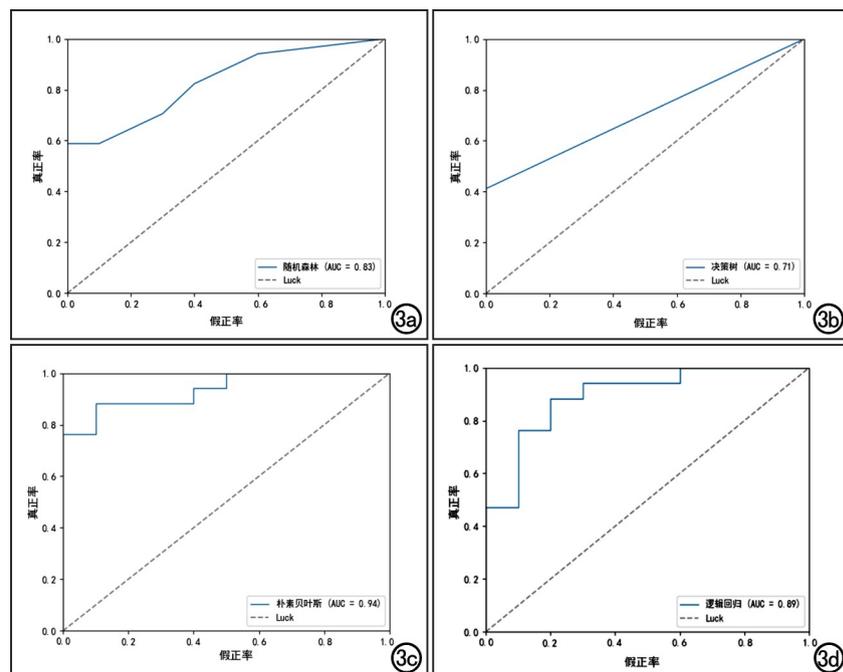


图 3 四种机器模型验证集的 ROC 曲线,曲线下面积为 0.71~0.94,其中以朴素贝叶斯算法的 AUC 最大。a)随机森林算法;b)决策树算法;c)朴素贝叶斯算法;d)逻辑回归算法。

道。

本研究中对 90 枚病灶进行了分析和观察,其中 TD 45 枚,MLN 45 枚,属于小样本数据,30 个优选特征亦会出现过拟合,需要进行降维,去除数据冗余(线性相关),提高鲁棒性。本研究采用的降维方法为 PCA,降维之后剩余 9 个主成分。这 9 个主成分能涵盖 86.6% 的 30 个最优纹理指标的信息,提示选取这 9 个主成分进行后续的研究,信息量足够。因此本研究中仅选取这 9 个主成分进行后续的机器学习算法的实验。

将样本随机分为训练集和测试集,根据降维之后的数据使用 Python 编辑程式进行 4 种机器学习模型的构建并计算其诊断符合率。本研究中采用的 4 种机器学习模型为随机森林法、决策树、朴素贝叶斯和逻辑回归法。70% 的样本做训练集训练机器学习模型,30% 的样本作为测试集,对模型的准确性进行验证,并获得了 ROC 曲线和 AUC。本研究结果显示在验证集中,朴素贝叶斯、决策树和随机森林法鉴别 TD 和 MLN 的符合率均为 100%;4 种机器学习模型的 ROC 曲线下面积为 0.71~0.94,其中以朴素贝叶斯算法的 AUC 最大(为 0.94),其诊断符合率达 100%,召回率为 64.71%,F1-score 为 0.7857,高于其它 3 种模型的诊断效能,提示贝叶斯算法较其它模型具有更为优秀的分类能力。

对于贝叶斯分类算法,芝加哥大学的 Zellner 教授曾说过:“贝叶斯分析是科学地根据数据及经验进行学习的方法”^[15]。贝叶斯算法模型将概率统计的知识和图模型相结合,可以对问题进行定量和定性分析,在不确定性问题的处理上更具优势。贝叶斯网络因其简单性、高效性以及概率表达能力强等特点,成为数据挖掘领域中最经典方法之一^[15-16]。尽管贝叶斯方法与经典统计方法有很大的不同,但在大样本条件下,由这两种方法估计出的参数是一致的^[17]。而在小样本的情况下,贝叶斯方法可充分利用各种信息,结果更为可靠。贝叶斯方法的特点是能充分利用现有信息,如总体信息、经验信息和样本信息等,将统计推断建立在后验分布的基础上。这样不但可以减少因样本量小而带来的统计误差,而且在没有数据样本的情况下也可以进行推断^[18]。基于 CT 影像组学技术,不仅规避了观察者本身对于影像特征解读的主观偏向,还能深度挖掘并整合 CT 图像中大量的人眼无法识别和区分的数字化信息,从而提高术前对 CRC 旁 TD 与 MLN 的鉴别诊断效能。

本研究存在以下不足:①本研究为回顾性研究,纳入 N1c 及 N1b 期病人样本量小,因为选择的均为 N1c 期患者,不能显示 TD 的所有影像学特征,后续我们会

收集更多的病例,扩大样本量并进行前瞻性研究,进一步验证 CT 纹理分析的应用价值^[19]。②入组的均为短径>5 mm 结节,可能会漏诊<5 mm 的病灶。既往有病理学检查结果显示,即使淋巴结直径<2 mm 仍存在转移风险^[20]。③ROI 的选择具有主观性,研究人员操作 TA 软件熟练程度、对病灶大小评估、勾画病灶的准确性等等均受到主观因素的影响,难免会出现选择性偏移,目前还欠缺对 CT TA 的可重复研究。④本研究中对基于纹理分析的机器学习模型在鉴别 TD 与 MLN 中的诊断效能进行分析,但是单纯分析纹理参数并不能完全反映两类肿瘤的差异,后续我们将选取更多可能影响肿瘤异质性的因素,进行多参数联合分析的机器学习,进一步提高术前 CT 检查在鉴别 CRC 旁不同结节灶中的准确性。⑤本研究中仅选取静脉期增强图像进行分析,未采用全部序列的 CT 图像进行分析和对比,有待今后进一步完善。

参考文献:

- [1] Bray F, Ferlay J, Soerjomataram I, et al. Global cancer statistics 2018: Globocan estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries[J]. CA Cancer J Clin, 2018, 68(6): 394-424.
- [2] 刘洪雁, 李云峰, 陈洪刚, 等. 结直肠癌患者癌结节的研究现状[J]. 国际肿瘤学杂志, 2016, 43(11): 868-870.
- [3] Oliphant R, Nicholson GA, Horgan PG, et al. Deprivation and colorectal cancer surgery: longer-term survival inequalities are due to differential postoperative mortality between socioeconomic groups[J]. Ann Surg Oncol, 2013, 20(7): 2132-2139.
- [4] Strzelecki M, Szczypinski P, Materka A, et al. A software tool for automatic classification and segmentation of 2D/3D medical images[J]. Nucl Instrum Meth Phys Res, 2013, 702(2): 137-140.
- [5] 雷强, 万齐, 邹乔, 等. 基于 HRCT 图像的纹理分析技术在鉴别良恶性肺部病变中的价值[J]. 放射学实践, 2018, 33(12): 24-28.
- [6] 张竹伟, 华婷, 徐婷婷, 等. 常规 MRI 纹理分析鉴别乳腺良、恶性病变的价值初探[J]. 中华放射学杂志, 2017, 51(8): 588-591.
- [7] Amin MB, Greene FL, Edges, et al. AJCC Cancer Staging Manual (8th ed)[M]. New York: Springer, 2017.
- [8] Amin MB, Greene FL, Edge SB, et al. The Eighth Edition AJCC Cancer Staging Manual: Continuing to build a bridge from a population-based to a more "personalized" approach to cancer staging[J]. CA Cancer J Clin, 2017, 67(2): 93-99.
- [9] Greene FL, Page DL, Fleming ID, et al. AJCC cancer staging handbook (6th ed)[M]. New York: Springer, 2002: 104-109.
- [10] Edge SB, Byrd DR, Compton CC, et al. AJCC Cancer Staging Manual (7th ed)[M]. New York: Spring, 2010.
- [11] Xu J, Lin Q, Wei Y, et al. Tumor deposit is a poor prognostic indicator in patients who underwent simultaneous resection for synchronous colorectal liver metastases[J]. OncoTargets Ther, 2015, 8(2): 233-240.
- [12] Ueno H, Hashiguchi Y, Sbitmazaki H, et al. Peritumoral deposits as an adverse prognostic indicator of colorectal cancer[J]. Am J Surg, 2014, 207(1): 70-77.

- [13] 姚宏伟,吴鸿伟,刘荫华.美国癌症联合委员会第八版结肠癌分期更新及其“预后和预测”评价体系[J].中华胃肠外科杂志,2017,20(1):24-27.
- [14] 卞琳杰,巫丹萍,张雷,等.结肠癌旁肿瘤沉积的 CT 检查影像学特征及鉴别诊断[J].中华消化外科杂志,2018(2):194-200.
- [15] 刘乐平,彭萍,艾涛.诺贝尔经济学奖、计量经济学与现代贝叶斯方法[J].东华理工学院学报(社会科学版),2004,23(1):1-6.
- [16] 范慧敏.基于贝叶斯网络的动态数据流分类研究[D].西安理工大学,2019. <http://d.wanfangdata.com.cn/thesis/ChJUaGVzaXNOZXdTmJyMDEwMjgSCUQwMTUwMzgwNRoIZ2NoeJlscmc%3D>.
- [17] 肖增文.基于 AFM 的线宽测量中探针运动影响及不确定度的研究[D].黑龙江:哈尔滨工业大学,2006. <http://d.wanfangdata.com.cn/thesis/ChJUaGVzaXNOZXdTmJyMDEwMjgSCUQwMTUwMzgwNRoIZ2NoeJlscmc%3D>.
- [18] 王中宇.精密仪器的小样本非统计分析原理[M].北京:北京航空航天大学出版社,2010:38
- [19] 裴子璐.基于 CT 图像的 3D 纹理分析鉴别肾细胞癌的初步价值[D].安徽医科大学,2018. <http://d.wanfangdata.com.cn/thesis/ChJUaGVzaXNOZXdTmJyMDEwMjgSCUQwMTUwMzgwNRoIZ2NoeJlscmc%3D>.
- [20] Horne J, Bateman AC, Carr NJ, et al. Lymph node revealing solutions in colorectal cancer: should they be used routinely[J]. J Clin Pathol, 2014, 67(5):383-388.

(收稿日期:2019-12-18 修回日期:2020-05-27)

欢迎订阅 2021 年《放射学实践》

《放射学实践》是由国家教育部主管,华中科技大学同济医学院主办,与德国合办的全国性影像学学术期刊,创刊至今已 36 周年。遵照同行评议、价值导向、等效应用原则,国内各大学会、协会、组织机构通过科技工作者推荐、专家评议、结果公示等规定程序,《放射学实践》杂志入选中国科协发布 10 大领域《我国高质量科技期刊分级目录》业内认可的较高水平期刊。2018 年 8 月,《放射学实践》杂志再次入选北京大学和北京高校图书馆期刊工作研究会共同主持的国家社会科学基金项目“学术期刊评价及文献计量学研究”研究成果——《中国核心期刊要目总览》。这是继 1999 年之后的第 5 次入选临床医学/特种医学类核心期刊。

本刊坚持服务广大医学影像医务人员的办刊方向,关注国内外影像医学的新进展、新动态,全面介绍 X 线、CT、磁共振、介入放射及放射治疗、超声诊断、核医学、影像技术等医学影像方面的新知识、新成果,受到广大影像医师的普遍喜爱。

本刊为国家科技部中国科技论文核心期刊、中国科学引文数据库统计源期刊,在首届《中国学术期刊(光盘版)检索与评价数据规范》执行评优活动中,被评为《CAJ—CD 规范》执行优秀期刊。

主要栏目:论著、继续教育园地、专家荐稿、研究生展版、图文讲座、本刊特稿、实验研究、传染病影像学、影像技术学、外刊摘要、学术动态、请您诊断、病例报道、知名产品介绍、信息窗等。

本刊为月刊,每册 25 元,全年定价 300 元。

国内统一刊号:ISSN 1000-0313/CN 42-1208/R 邮政代号:38-122

电话:(027)69378385

E-mail:fsxsjzz@163.com 网址:<http://www.fsxsj.net>

编辑部地址:430199 武汉市蔡甸区中法新城同济医院专家社区别墅 C 栋