

MRI 影像组学术前预测脑膜瘤病理分级的研究

郑茜, 鲁毅, 孙学进, 赵卫, 欧阳志强

【摘要】 目的:探讨基于 MRI 的影像组学分析对脑膜瘤病理分级的预测效能。**方法:**回顾性分析经病理证实的 137 例脑膜瘤患者的 MRI 资料(T_2 WI 和对比增强 T_1 WI), 其中低级别脑膜瘤(WHO I 级)99 例, 高级别脑膜瘤(WHO II 级)38 例。按 7:3 的比例将患者分为训练组(95 例)和验证组(42 例)。评估肿瘤的常规 MRI 征象, 包括双侧分布、部位、形状、 T_2 WI 上信号是否均匀、血管流空现象、瘤周水肿、强化是否均匀、强化程度、脑膜尾征、邻近组织侵袭情况及是否跨中线生长等。应用 IBEX 软件, 在瘤体内手动勾画 ROI, 自每个 MRI 序列上提取 5 个特征组共 736 个影像组学特征, 使用最小绝对收缩和选择算子(LASSO)及 10 折交叉验证法进行降维。在训练组中, 采用 Logistic 回归分析进行建模, 共构建 3 个模型, 即影像特征模型、影像组学模型和联合诊断模型。在验证组中, 绘制 3 个模型的受试者工作特征曲线(ROC)来评估其预测效能。**结果:**在训练组和验证组中, 高级别和低级别脑膜瘤患者的各项一般临床资料的差异均无统计学意义($P>0.05$); 各项常规 MRI 征象中, 仅血管流空和强化是否均匀这两个特征在低级别和高级别脑膜瘤间的差异有统计学意义($P<0.05$)。通过降维后共筛选出 13 个影像组学特征。在验证组中对 3 个模型分别进行效能评估, ROC 曲线分析显示: 影像特征模型预测脑膜瘤病理分级的敏感度为 66.7%, 特异度为 80.0%, AUC 为 0.800; 影像组学模型的预测敏感度为 66.7%, 特异度为 86.7%, AUC 为 0.811; 联合诊断模型的预测敏感度为 100.0%, 特异度为 66.7%, AUC 提高至 0.856。**结论:**基于 MR T_2 WI 及增强 T_1 WI 的影像组学分析有助于术前预测脑膜瘤的病理分级, 影像组学分析方法具有较好的临床应用前景。

【关键词】 脑膜瘤; 磁共振成像; 影像组学; 病理分级

【中图分类号】 R445.2; R739.41 **【文献标志码】** A **【文章编号】** 1000-0313(2020)12-1513-06

DOI: 10.13609/j.cnki.1000-0313.2020.12.004

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



A study of MRI-based radiomics in preoperative prediction of the pathological grade of meningioma

ZHENG Xi, LU Yi, SUN Xun-jin, et al. Department of Imaging & Brain Imaging Laboratory, the First Affiliated Hospital of Kunming Medical University, Kunming 650032, China

【Abstract】 Objective: The purpose of this study was to evaluate the diagnostic efficacy of MRI-based radiomics analysis in predicting the pathological grade of meningioma before surgery. **Methods:** The MRI images (including T_2 WI sequence and contrast-enhanced T_1 WI sequence) of 137 patients with meningiomas confirmed by pathology were analyzed retrospectively. There were 99 cases of low-grade meningioma (WHO I grade) and 38 cases of high-grade meningioma (WHO II grade). All cases were divided into training group ($n=95$) and validation group ($n=42$) according to ratio of 7:3. The MRI signs of meningioma were evaluated, including the number of bilateral cases, location, shape, homogeneity of T_2 WI signal, vascular flow sign, peri-tumoral edema, homogeneity of enhancement, degree of enhancement, meningeal tail sign, adjacent tissue invasion, and crossing midline growth. A total of 736 radiomics features from five feature types on each MRI sequence were manually extracted from the ROIs of the tumors drawn with IBEX software. And the least absolute shrinkage and selection operator (LASSO) and 10-fold cross-validation were used to reduce the dimension. Finally, in the training group, logistic regression was used to establish three models including image feature model, radiomics model and combined diagnosis model. Besides, in the validation group, the receiver operator

characteristic curve (ROC) was also drawn to evaluate the predictive efficiency of the models. **Results:** There was no significant difference in the general clinical data of the patients. In the training group and the validation group, only vascular flow shadow and homogeneity of enhancement were statistically significant between low-grade and high-grade meningiomas ($P < 0.05$). And thirteen radiomics features were selected after dimensionality reduction. The effectiveness of the three models was evaluated respectively by the validation group. The ROC curve showed that for prediction of the pathological grade of meningiomas, the sensitivity was 66.7%, the specificity was 80.0%, and the AUC was 0.800 in the feature model; the sensitivity was 66.7%, the specificity was 86.7%, and the AUC was 0.811 in the radiomics model; and the sensitivity was 100.0%, the specificity was 66.7%, and the AUC was increased to 0.856 in the combined diagnosis model. **Conclusion:** The radiomics analysis based on T_2 WI and enhanced T_1 WI is helpful to predict the pathological grade of meningioma before operation with good application prospect.

[Key words] Meningioma; Magnetic resonance imaging; Radiomics; Pathological grading

脑膜瘤为常见的颅内肿瘤,约占原发性颅内肿瘤的 13%~26%,发病率居颅内肿瘤的第二位,仅次于胶质瘤^[1]。2016 年 WHO 中枢神经系统肿瘤分类将脑膜瘤分为 3 级共 15 种亚型^[2],而 90% 的脑膜瘤为低级别(WHO I 级)。由于高级别脑膜瘤具有较强的侵袭能力,术后易复发和转移^[3-4],因此,对高级别脑膜瘤除常规手术治疗外,术后放疗也同样重要。脑膜瘤术前精准分级是患者治疗方案选择及预后评估的重要依据。手术取材活检为有创性,且其准确性与取材位置密切相关。随着计算机硬件的发展和大数据库的建立,近年来兴起的影像组学分析方法,主要通过提取大量来自影像图像的定量特征,转化为具有高分辨率的可挖掘的高维空间特征,可较全面地描绘病变的细微特征,从而能够客观地反映肿瘤的异质性,从影像学方面为肿瘤分级提供了更多可能性^[5]。但目前,针对脑膜瘤分级诊断的影像组学研究尚较少。本研究旨在探讨基于脑膜瘤术前常规 MRI 的影像组学分析预测其病理分级的应用价值。

材料与方法

1. 一般资料

回顾性搜集 2016 年 9 月—2019 年 11 月在我院经手术病理证实的 137 例脑膜瘤患者的临床及 MRI 资料。纳入标准:①患者术前行常规头颅 MRI 平扫和增强扫描;②术后病理证实为脑膜瘤并进行了 WHO 分级;③MRI 检查前未行放化疗或任何其它相关治疗;④临床资料完整,且图像质量满足诊断要求;⑤病灶最大层面直径需大于 5 mm,以避免病灶太小影响分割。

2. MRI 检查方法

使用 Philips Achieve 3.0T、1.5T 和 GE Discovery MR750 3.0T 磁共振扫描仪和正交头颅线圈,行头颅

横轴面平扫(T_2 WI 序列)及 T_1 WI 对比增强扫描。Philips Achieve 1.5T 扫描序列及参数: T_2 WI 序列,TR 4000.0 ms,TE 100.0 ms,层厚 6.0 mm,层间距 2.0 mm;增强 T_1 WI 序列,TR 500.0 ms,TE 15.0 ms,层厚 6.0 mm,层间距 2.0 mm。Philips Achieve 3.0T 扫描序列及参数: T_2 WI 序列,TR 2500.0 ms,TE 80.0 ms,层厚 6.0 mm,层间距 2.0 mm;增强 T_1 WI 序列,TR 1900.0 ms,TE 20.0 ms,层厚 6.0 mm,层间距 2.0 mm。GE Discovery MR750 3.0T 扫描序列及参数: T_2 WI 序列,TR 4000.0 ms,TE 100.0 ms,层厚 6.0 mm,层间距 2.0 mm;增强 T_1 WI 序列,TR 2000.0 ms,TE 20.0 ms,层厚 6.0 mm,层间距 2.0 mm。增强扫描采用高压注射器经肘静脉注射对比剂 Gd-DTPA,注射流率 2 mL/s,剂量 0.1 mmol/kg,随后以相同流率注射 20 mL 生理盐水冲管。

3. MRI 征象分析

扫描完成后将成像数据传输至 PACS,由一位具有 3 年工作经验的影像科医师记录异常征象,同时由一位具有十年工作经验的高年资影像科医师复核。记录病灶的 11 个主要影像征象:①病灶分布在左、右侧半脑的病例数,跨中线者则以肿瘤主体所在半脑来记录;②病灶部位,包括额部、颞部、顶部、枕部、小脑半球、桥小脑角区、鞍区和侧脑室;③形状,包括类圆形、分叶状和不规则形;④病灶在 T_2 WI 上信号是否均匀,瘤体内无明显信号差异记为均匀,瘤体内可见信号差异记为不均匀;⑤肿瘤组织内是否存在血管流空现象:在 T_2 WI 上观察到低信号的血管影记为存在,反之则为不存在;⑥有无瘤周水肿:在 T_2 WI 上观察到肿瘤周围脑组织有片状稍高信号而在 FLAIR 序列上信号减低记为存在瘤周水肿,反之则为不存在;⑦强化是否均匀,瘤体内无明显强化信号差异记为均匀,反之则为不均匀;⑧强化程度:强化程度低于海绵窦记为轻中度强

化,强化程度高于海绵窦或与海绵窦类似记为明显强化;⑨有无脑膜尾征,至少在同一位置的两个层面观察到脑膜尾征记为存在,反之则为不存在;⑩有无侵袭邻近组织,与邻近的脑组织或颅骨等组织结构分界不清记为邻近组织受侵,肿瘤是否跨中线,肿瘤跨两个半球生长记为跨中线。

4. 图像分割及影像组学特征提取

使用 IBEX 软件(Beta1.0, http://bit.ly/IBEX_MDAnderson))进行 ROI 的勾画及特征提取。本研究中分别选取横轴面 T₂WI 及增强 T₁WI 图像,在肿瘤最大层面沿肿瘤边缘手动勾画 ROI,包括瘤内出血、坏死和囊变区,但不包括肿瘤周围水肿区(对比增强 T₁WI 可显示强化的肿瘤边缘,T₂WI 和 FLAIR 序列可显示瘤周水肿区域,结合 3 个序列可确定肿瘤与瘤周水肿的分界)。所有样本的勾画均由 1 位具有 3 年工作经验的影像科医师完成,同时由 1 位具有十年工作经验的高年资影像科医师复核,2 周后由同一位影像科医师再次勾画 ROI,评估所提取特征的可重复性。共提取五个特征组的纹理特征,包括信号强度直方图(intensity histogram)、灰度共生矩阵(gray level cooccurence matrix, GLCM)、灰度游程矩阵(gray level run length matrix, GLRLM)、邻域灰度差分矩阵(neighbouring gray tone difference matrix, NGTDM)和直接灰度(intensity direct),基于 T₂WI 和增强 T₁WI 分别提取 736 个影像组学特征。因本研究中搜集了不同型号、不同场强的磁共振仪的扫描图像,为了保证结果的可重复性和模型的泛化能力,在特征提取之前进行了重采样,并对提取的数据进行 z-score 标准化处理。

5. 统计分析及模型建立

使用 SPSS 22.0 统计分析软件对患者的一般临床资料和 MRI 特征进行统计分析。采用 R3.4.1 软件(<https://www.r-project.org/>)进行影像组学特征的分析及建模。对于患者的一般临床资料和 MRI 特征,计量资料满足正态性和方差齐性检验者采用均数±标准差表示,组间比较采用独立样本 *t* 检验;若计量资料不满足正态性及方差齐性时,采用中位数(上、下四分位数)表示,组间比较采用 Mann-Whitney *U* 检验;计

数资料以例数(百分率)的形式表示,组间比较采用卡方检验或 Fisher 精确检验。对于影像组学特征:首先,采用组内相关系数(intra-group correlation coefficient, ICC)评估所提取特征的可重复性,ICC≥0.75 提示重复性好;其次,采用独立样本 *t* 检验或 Mann-Whitney *U* 检验筛选出差异有统计学意义的组学特征;随后,使用最小绝对收缩和选择算子(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)和 10 折交叉验证法进行特征降维;最后,采用 Logistic 回归分析进行建模,绘制模型的受试者工作特征曲线(ROC),计算曲线下面积(AUC)以及诊断敏感度和特异度。以 *P*<0.05 为差异有统计学意义。

结 果

1. 一般资料分析

本研究共纳入 137 例脑膜瘤患者,其中低级别脑膜瘤(WHO I 级)99 例,男 15 例,女 84 例,年龄 29~75 岁,平均(52.8±10.1)岁;高级别脑膜瘤(WHO II 级)38 例,男 11 例、女 27 例,年龄 23~70 岁,平均(51.5±12.4)岁。所有病例以 7:3 的比例分配至训练组和验证组,2 组患者的基本临床资料及组内比较结果见表 1。在训练组和验证组中,低级别与高级别脑膜瘤患者的性别和年龄之间的差异均无统计学意义(*P*>0.05)。

2. MRI 征象分析

在训练组和验证组中,在所分析的 11 个主要 MRI 征象中,仅血管流空和强化特点这两个征象在低级别和高级别脑膜瘤之间的差异具有统计学意义(*P*<0.05),详见表 2。

3. 影像组学特征分析

对于 T₂WI 序列,所提取的 736 个脑膜瘤的影像组学特征中,同一医师前后 2 次提取的特征中,有 90.8%的组学特征其 ICC 值≥0.75,平均 ICC=0.914(图 1a),重复性较好的组学特征有 668 个;通过单因素分析,差异具有统计学意义的组学特征有 540 个;最终通过 LASSO 降维选择了 9 个具有非零系数的组学特征(图 2,表 3)。

对于增强 T₁WI 序列,所提取的 736 个影像组学

表 1 两组患者基本临床资料的比较

指标	训练组		统计量	<i>P</i> 值	验证组		统计量	<i>P</i> 值
	低级别组 (<i>n</i> =69)	高级别组 (<i>n</i> =26)			低级别组 (<i>n</i> =30)	高级别组 (<i>n</i> =12)		
性别(例)			2.284 [*]	0.131			0.035 [*]	0.852
女	59(85.5%)	18(69.2%)			25(83.3%)	9(75.0%)		
男	10(14.5%)	8(30.8%)			5(16.7%)	3(25.0%)		
年龄(岁)	52.00±10.18	52.04±12.45	-0.015 [#]	0.988	54.70±9.84	50.33±12.92	1.186 [#]	0.242

注: * 为 χ^2 值; # 为 *t* 值。括号内为组内构成比。

表 2 组间差异有统计学意义的 MRI 特征 (例)

MRI 征象	训练组		χ^2 值	P 值	验证组		χ^2 值	P 值
	低级别组	高级别组			低级别组	高级别组		
血管流空			6.086	0.014			4.903	0.027
有	43(62.3%)	23(88.5%)			18(60.0%)	12(100%)		
无	26(37.7%)	3(11.5%)			12(40.0%)	0		
强化特点			6.919	0.009			3.889	0.049
均匀	47(68.1%)	10(38.5%)			20(66.7%)	4(33.3%)		
不均	22(31.9%)	16(61.5%)			10(33.3%)	8(66.7%)		

注:括号内为组内构成比。

表 3 影像组学特征的 LASSO 系数

影像组学特征	特征组	LASSO 系数
T ₂ WI F5-LocalEntropyMax	Intensity_Direct	0.08623
F4-Coarseness	Neighbouring_Gray_Tone_Difference_Matrix	-0.09583
F2-45-7Entropy	Gray_Level_Cooccurrence_Matrix	0.04326
F2-225-7Entropy	Gray_Level_Cooccurrence_Matrix	7.97321×10^{-16}
F2-135-7Entropy	Gray_Level_Cooccurrence_Matrix	0.17457
F2-315-7Entropy	Gray_Level_Cooccurrence_Matrix	1.06447×10^{-15}
F1-MedianAbsoluteDeviation	Intensity_Histogram	0.16890
F5-MedianAbsoluteDeviation	Intensity_Direct	2.08585×10^{-15}
F4-Complexity	Neighbor_Intensity_Difference	0.12775
增强 T ₁ WI		
F5-Range	Intensity_Direct	0.32935
F5-GlobalUniformity	Intensity_Direct	-0.08813
F1-InterQuartileRange	Intensity_Histogram	0.03297
F1-MedianAbsoluteDeviation	Intensity_Histogram	0.01343

特征中,有 96.7%的组学特征其 ICC 值 ≥ 0.75 ,平均 ICC=0.968(图 1b),排除了 24 个重复性不好的组学特征,其余的组学特征被纳入单因素分析,有 510 个组学特征的差异具有统计学意义,最终通过 LASSO 降维选择了 4 个具有非零系数的组学特征(图 3,表 3)。

最终,从 2 个序列的 MR 图像中共选择了 13 个影像组学特征用于后续建模。

4. 模型的建立及诊断效能分析

将单因素分析有统计学意义的 2 个影像特征(包括血管流空和强化是否均匀)纳入 Logistic 回归分析,构建 MRI 征象模型;将降维后的 13 个影像组学特征纳入 Logistic 回归分析,构建影像组学模型;将 MRI 征象和影像组学特征联合起来构建联合诊断模型。三个诊断模型的 ROC 分析结果见表 4。训练组和验证组中均以联合诊断模型的 AUC 值最大(图 4)。

表 4 Logistic 回归分析建立的各种诊断模型的诊断效能

模型类型	AUC	敏感度	特异度	阈值
影像特征模型				
训练组	0.726	61.5%	79.7%	0.360
验证组	0.800	66.7%	80.0%	0.360
影像组学模型				
训练组	0.790	65.4%	84.1%	0.318
验证组	0.811	66.7%	86.7%	0.298
联合诊断模型				
训练组	0.821	65.4%	88.4%	0.321
验证组	0.856	100.0%	66.7%	0.184

讨 论

脑膜瘤为常见的颅内肿瘤,不同分级其治疗方法及预后有所不同,故其术前分级具有重要的临床意义。影像组学作为一种新兴的研究方向,不同于传统的经验性影像征象分析,它能定量分析医学图像中的灰阶信息,提供大量肉眼无法识别的信息,实现图像到数据的转换。在多种影像成像方式中,MRI 因组织分辨率高,在中枢神经系统疾病的诊断中具有明显的优势。基于 MRI 的影像组学研究在中枢神经系统疾病的诊断、鉴别诊断、肿瘤分级、基因表达等方面均有报道^[6-9],但应用于脑膜瘤方面的报道尚少。

既往有研究表明,MRI 影像特征与脑膜瘤分级之间具有一定的关联性^[10]。故本研究分析了脑膜瘤的 11 个主要 MRI 征象对脑膜瘤术前分级的预测价值,且所选择的影像特征均是从常规 MRI 序列中获得,在临床工作中具有较大价值。本研究结果显示,高级别脑膜瘤较低级别脑膜瘤更易出现血管流空现象且增强扫描强化不均匀,差异有统计学意义($P<0.05$)。高级别脑膜瘤中更易出现血管流空现象,分析其原因可能在于高级别脑膜瘤具有恶性潜能,肿瘤内多有异常肿瘤血管生成,在 T₂WI 上表现为低信号的血管流空现象。高级别脑膜瘤增强扫描强化多不均匀,这与高级别脑膜瘤肿瘤的异质性强、肿瘤细胞密度不均有关,反映肿瘤内缺血性坏死、钙化、出血、囊变等。在

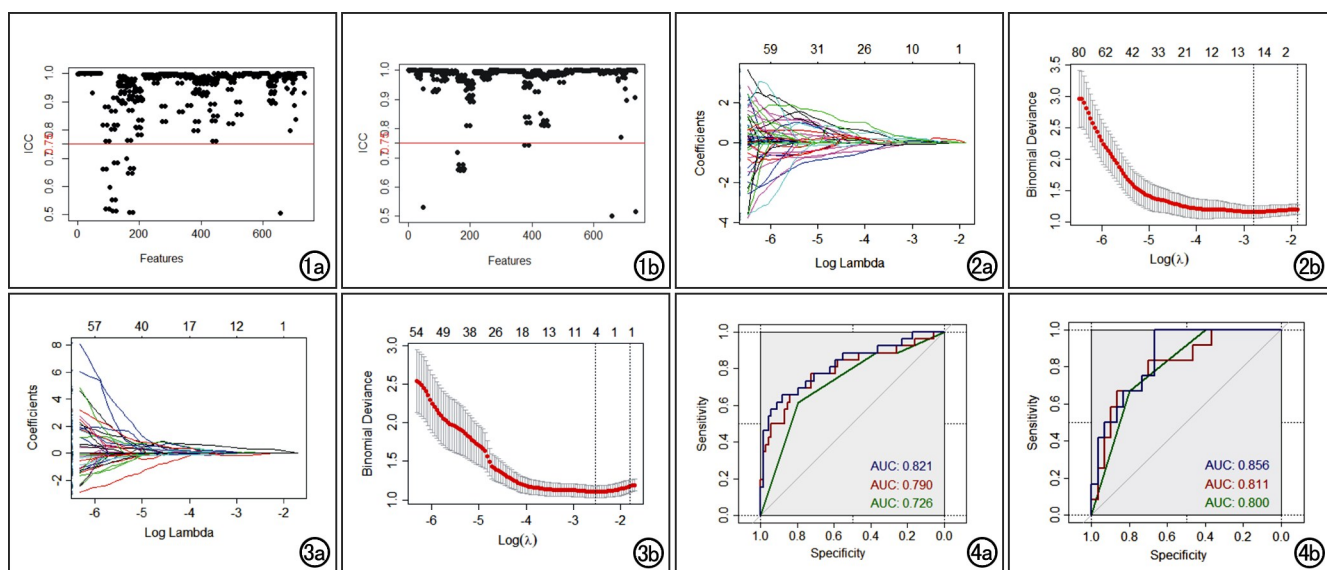


图 1 所提取的 736 个脑膜瘤影像组学特征的 ICC 值分布图。ICC ≥ 0.75 提示可重复性好(红线以上)。a) 基于 T₂WI 提取的影像组学特征的 ICC; b) 基于增强 T₁WI 提取的影像组学特征的 ICC。图 2 对 T₂WI 序列上提取的影像组学特征进行特征降维。a) 最小绝对收缩和选择算子(LASSO)筛选特征的系数收敛图。图中的每一条曲线代表了每一个自变量系数的变化轨迹。纵坐标是系数的值,上横坐标是模型中非零系数的个数,下横坐标是 LogLambda,从左到右 Lambda 逐渐增加,变量的系数逐渐减少为 0; b) 使用十折交叉验证方法筛选出效能最好的特征集合。上横坐标表示对应 lambda 下 LASSO 方法筛选出来的特征个数,下横坐标表示变化的 lambda 参数,两条垂直的虚线即为十折交叉验证后选定的 lambda 值,左侧虚线表示最低平均分类错误率所对应的 lambda 值以及相应的特征个数,右侧虚线是最低平均分类错误率 1 倍标准差时所对应的 lambda 值以及相应的特征个数。本研究采用左侧虚线对应的 lambda 值作为最优 lambda,并筛选出相对应的影像组学特征个数。图 3 对增强 T₁WI 序列上提取的影像组学特征进行特征降维。a) 最小绝对收缩和选择算子(LASSO)法筛选特征的系数收敛图; b) 使用十折交叉验证方法筛选出效能最好的特征集合。图 4 影像特征模型、影像组学模型和联合诊断模型的 ROC 曲线,其中蓝线代表联合诊断模型,红线代表影像组学模型,绿线代表影像特征模型。a) 训练组; b) 验证组。

Kawahara 等^[11]和 Lin 等^[12]对 MRI 征象与脑膜瘤病理分级的研究中,采用多因素回归分析,结果均显示强化不均匀是高级别脑膜瘤重要的独立预测因素。本研究结果与上述研究结果基本一致,即高级别脑膜瘤倾向于表现为不均匀强化。

影像组学的研究中,ROI 的勾画以及特征选择都是非常重要的环节,ROI 勾画的准确性直接影响特征的提取结果,而特征子集的选择结果也直接影响模型的性能,因为从感兴趣区提取出来的组学特征中有一部分特征对于模型的构建没有意义或者与分类没有相关性。在本研究中,对于 ROI 的勾画,同一研究者间隔两周进行了两次勾画,利用组内相关系数评估两次提取特征的可重复性,从 T₂WI 序列上提取的影像组学特征中,有 90.8% 的特征其 ICC 值 ≥ 0.75 ;从增强 T₁WI 序列上提取的影像组学特征中,有 96.7% 的特征其 ICC 值 ≥ 0.75 。另外,以往有部分研究勾画 ROI 时只勾画肿瘤实体部分,而本研究的 ROI 勾画还包括了瘤内出血、坏死囊变区,因为瘤内出血、坏死囊

变是肿瘤的一部分,同时勾画能对肿瘤进行整体的评估,也能更好的体现肿瘤异质性。对于特征选择方法,本研究首先应用了单因素方差分析进行特征的初筛,选出差异有统计学意义的特征,然后应用 LASSO 进行特征的进一步降维,解决了特征间的共线性问题。此外,本研究采集的数据来自两个不同厂家不同型号的磁共振扫描仪器,图像分析之前进行了重采样、z-score 标准化处理,有助于提高模型的可解释性。

本研究共构建 3 个模型,即影像特征模型、影像组学模型和联合诊断模型。影像组学模型的诊断效能(AUC=0.811)高于影像特征模型(AUC=0.800),而结合了影像特征和影像组学特征的联合诊断模型具有更好的诊断效能,AUC 值提高至 0.856。Chen 等^[13]应用 Logistic 回归分析构建模型预测急性胰腺炎复发的研究中,结果显示将临床资料与影像组学特征联合起来构建的模型的诊断效能(AUC=0.941)高于单一的临床模型(AUC=0.712)和影像组学模型(AUC=0.919)。Li 等^[14]从 24 例恶性血管外皮细胞瘤和 43

例血管瘤性脑膜瘤患者的 DWI、增强 T_1 WI 和 FLAIR 图像中共提取了 498 个影像组学特征,结果显示基于常规 MRI 序列的纹理特征构建的分类器可以获得比基于临床特征的分类器更好的诊断效能,增强 T_1 WI 是最佳序列。与传统的影像手段相比,影像组学分析方法诊断效能更高,提供的信息也更多更丰富,更有利于疾病进一步的诊疗。而且在影像组学模型中引入一些临床指标或影像特征变量可能有助于提高预测效能。

本研究有几个局限性:第一,本研究采用回顾性研究,可能存在样本的选择偏倚;第二,本研究未对脑膜瘤进行病理学亚型分型,而同一级别不同亚型脑膜瘤的影像组学特征可能存在差异;第三,本研究仅分析了病灶最大层面的影像组学特征,可在后续的研究中进行三维感兴趣区的影像组学分析;第四,本研究的样本量较小,这也可能是造成验证集诊断效能高于训练集的原因,后续将增加样本量进行进一步分析。

综上所述,基于 T_2 WI 及对比增强 T_1 WI 的影像组学有助于术前预测脑膜瘤的病理分级,可为患者治疗方案选择及预后评估提供帮助。影像组学作为一种客观、定量的影像分析方法,具有广阔的发展前景。

参考文献:

- [1] Wiemels J, Wrensch M, Claus EB. Epidemiology and etiology of meningioma[J]. J Neuro Oncol, 2010, 99(3): 307-314.
- [2] Louis DN, Perry A, Reifenberger G, et al. The 2016 World Health Organization classification of tumors of the central nervous system: a summary[J]. Acta Neuropathol, 2016, 131(6): 803-820.
- [3] Champeaux C, Dunn L. World Health Organization grade II meningioma: a 10-year retrospective study for recurrence and prognostic factor assessment[J]. World Neurosurg, 2016, 89(5):

180-186. DOI: 10.1016/j.wneu.2016.01.055.

- [4] Nabors LB, Portnow J, Ammirati M, et al. NCCN guidelines insights: central nervous system cancers, version 1.2017[J]. JNC-CN, 2017, 15(11): 1331-1345.
- [5] Lambin P, Rios-Velazquez 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.
- [6] 冯琪, 陈愿君, 吴正旺, 等. 阿尔茨海默病海马结构异常的影像组学研究[J]. 中华解剖与临床杂志, 2018, 23(5): 371-376.
- [7] 张烁, 程敬亮, 王程程, 等. MRI 纹理分析对鉴别孤立性纤维性肿瘤/血管周细胞瘤与血管瘤性脑膜瘤的临床价值[J]. 放射学实践, 2019, 34(8): 841-846.
- [8] 吴亚平, 刘博, 顾建钦, 等. 基于影像组学的脑胶质瘤分级方法[J]. 中华放射学杂志, 2017, 51(12): 902-905.
- [9] 蓝文婷, 冯湛, 张艳, 等. 多模态 MRI 影像组学随机森林模型预测术前大脑胶质瘤 IDH1 基因表达类型效能的初步探讨[J]. 中华放射学杂志, 2019, 53(10): 864-870.
- [10] 吉子拉洛, 胡荣金, 杨国平, 等. 脑膜瘤 MRI 特征与其病理分级相关性分析[J]. 中国临床神经外科杂志, 2018, 23(8): 526-528.
- [11] Kawahara Y, Nakada M, Hayashi Y, et al. Prediction of high-grade meningioma by preoperative MRI assessment[J]. J Neurooncol, 2012, 108(1): 147-152.
- [12] Lin BJ, Chou KN, Kao HW, et al. Correlation between magnetic resonance imaging grading and pathological grading in meningioma[J]. J Neurosurg, 2014, 121(5): 1201-1208.
- [13] Chen Y, Chen TW, Wu CQ, et al. Radiomics model of contrast-enhanced computed tomography for predicting the recurrence of acute pancreatitis[J]. Eur Radiol, 2019, 29(8): 4408-4417.
- [14] Li X, Lu Y, Xiong J, et al. Pre-surgical differentiation between malignant haemangiopericytoma and angiomatous meningioma by a radiomics approach based on texture analysis[J]. J Neuroradiol, 2019, 46(5): 281-287.

(收稿日期: 2020-02-06 修回日期: 2020-06-25)