

论 著

## 磁共振成像特征在鉴别痉挛性脑瘫患者GMFCS分级的可行性

姜煜 刘港 白惠中  
邓博文 李筱叶 任敬佩  
赵毅 胡传宇 徐林  
穆晓红\*北京中医药大学东直门医院骨四科  
(北京 100700)

**【摘要】目的** 在这项研究中,我们旨在利用小腿三头肌MRI构建影像组学模型,实现区分GMFCS I-V级SCP患者。**方法** 本研究收集GMFCS IV-V级SCP患者16例和GMFCS I-III级SCP患者40例。利用小腿MRI的T2加权成像进行分析。人工分割小腿三头肌后,对图像特征采用LASSO回归等方法进行筛选,利用线性模型LR、KNN、树模型XGBoost和深度学习模型MLP四种方法进行建模并评估模型性能。**结果** Log-sigma-20mm-3D firstorder-maximum、Log-sigma-20mm 3D glcm-ldn、Wavelet-LLH-glszm-SizeZoneNonUniformity是可区分GMFCS分级的核心特征。评估模型性能时,在XGBoost模型中表现异常出色,在训练数据集中的AUC为0.981,但在测试数据集中降至0.729。它在测试数据集中具有高灵敏度(0.958)和特异性(0.923)。使用Hosmer-Lemeshow检验评估模型拟合时,除KNN模型外,所有模型在训练和测试队列中均表现出大于0.05的p值,展示模型在预测结果的可靠性和有效性。使用决策曲线分析(DCA)对每个模型进行了全面评估,同样展示显著优势。**结论** 通过小腿三头肌MRI影像组学构建GMFCS分级诊断模型是一项有前途的方法,在提高GMFCS分级判断精准性具有一定意义。

**【关键词】** 影像组学; 脑性瘫痪;  
核磁共振; GMFCS分级

**【中图分类号】** R742.3; R445.2

**【文献标识码】** A

**DOI:**10.3969/j.issn.1672-5131.2024.05.009

## Feasibility of Magnetic Resonance Imaging Features in Identifying Patients with Spastic Cerebral Palsy for GMFCS Classification

JIANG Yu, LIU Gang, BAI Hui-zhong, DENG Bo-wen, LI Xiao-ye, REN Jing-pei, ZHAO Yi, HU Chuan-yu, XU Lin, MU Xiao-hong\*

Department of Orthopedics, Dongzhimen Hospital, Beijing University of Traditional Chinese Medicine, Beijing 100700, China

## ABSTRACT

**Objective** GMFCS grading is the main grading method for evaluating the level of motor function in spastic cerebral palsy and is widely used in clinical decision making. However, how to improve the precision of GMFCS grading judgment is an important issue. In this study, we aimed to construct an imaging histology model using calf triceps MRI to achieve differentiation between GMFCS grades I-V in patients with SCP. **Methods** With the approval of the Ethics Committee, 16 patients with GMFCS grade IV-V SCP (10 males and 6 females) and 40 patients with GMFCS grade I-III SCP (28 males and 12 females) were collected in this study. T<sub>2</sub>-weighted imaging using calf MRI was utilized for analysis. After manually segmenting the calf triceps, the image features were screened using methods such as LASSO regression, and four methods, namely, the linear model LR, KNN, the tree model XGBoost, and the deep learning model MLP, were used to model and evaluate the model performance. **Results** Log-sigma-20mm-3D firstorder-maximum, Log-sigma-20mm 3D glcm-ldn, and Wavelet-LLH-glszm-SizeZoneNonUniformity are the core features that can differentiate the GMFCS classification. When evaluating the model performance, it performs exceptionally well in the XGBoost model, with an AUC of 0.981 in the training dataset, but drops to 0.729 in the test dataset. It has high sensitivity (0.958) and specificity (0.923) in the test dataset. When assessing model fit using the Hosmer-Lemeshow test, all models except the KNN model exhibited p-values greater than 0.05 in both the training and test cohorts, demonstrating the reliability and validity of the models in predicting outcomes. Each model was fully evaluated using Decision Curve Analysis (DCA), again demonstrating significant advantages. **Conclusion** Constructing a diagnostic model for GMFCS grading by calf triceps MRI imaging histology is a promising approach with implications in improving the precision of GMFCS grading judgments.

**Keywords:** Cerebral Palsy; GMFCS; MRI; Radiomics

脑性瘫痪(cerebral palsy, CP)是指在大脑发育未成熟阶段,由于早产、难产、窒息、黄疸等原因引起的非进行性脑损伤,形成以姿势异常和运动障碍为主的综合征<sup>[1]</sup>。痉挛性脑瘫(SCP)是脑瘫主要分型,典型特征为下肢肌张力增高,肌肉挛缩<sup>[2]</sup>。痉挛肌群可导致肌腱挛缩、关节僵硬,进一步发展关节畸形,给患者康复训练造成了巨大障碍,严重降低患者生活质量<sup>[3-4]</sup>。粗大运动功能分级系统(gross motor function classification system, GMFCS)是为综合评价痉挛性脑瘫患儿运动功能而设计的一套客观评价体系,包括I-V级,分级越高,活动功能越差<sup>[5-7]</sup>。它减少了以往医生根据经验判断严重程度的不准确性,被广泛应用于治疗方案制定、疗效评估、科学研究等方面<sup>[8]</sup>。GMFCS分级在不同年龄段各分级均有不同的判定方法,准确分级对于临床医生来说仍是一个挑战<sup>[9-10]</sup>。另外,由于GMFCS I级、II级临床表现相似,通过临床表现或者家长描述将其精准区分也并非易事。因此,我们需要构建更客观的方式,准确评价患者GMFCS分级。影像组学是基于像素的分布及其表面强度或图案来提取、量化医学图像特征,并用于疾病诊断、预测或分类的一种新方法<sup>[11]</sup>。通过获取大脑核磁并进行影像组学特征提取并构建模型应用于脑瘫领域已经取得了令人鼓舞的成果<sup>[12]</sup>。Tugba等<sup>[13]</sup>收集脑瘫患儿小腿MRI,通过影像组学特征提取并结合脂肪分数构建复合模型用于评估脑瘫患者肌肉病变,这是为数不多的围绕脑瘫患者骨骼肌开展的影像组学研究,同时也印证了通过脑瘫患者小腿MRI提取影像组学特征并用于对比分析的可行性。

在这项研究中,我们旨在采用影像组学方法精准识别GMFCS分级。但由于样本量的问题,此次研究仅开展了GMFCS I-III级组和GMFCS IV-V级组的分析,是否能独立行走是这两个组的最大差异。我们希望通过本研究为后续构建全面评价各分级的模型奠定前期基础。

## 1 资料与方法

**1.1 研究人群** 本研究为前瞻性研究,收集了2022年1月至2022年10月在北京中医药大学东直门医院就诊的GMFCS I-III级SCP患者40例(男28例,女12例)和GMFCS IV-V级SCP患者16例(男10例,女6例)。

**纳入标准:** 临床诊断为痉挛性脑性瘫痪;可配合MRI检查;未进行选择性脊神经后根切断术、截骨矫形术、注射肉毒素等其他任何有可能影响下肢肌肉生长发育的操作;

**【第一作者】** 姜煜,女,硕士研究生,主要研究方向:中西医结合骨伤、小儿脑瘫。E-mail: jiangyu1230216@163.com

**【通讯作者】** 穆晓红,女,主任医师/教授,主要研究方向:中西医结合骨伤、小儿脑瘫, E-mail: muxiaohong2006@126.com

排除标准遵循MR检查的禁忌症：(1)体内铁磁性金属异物者；(2)患有幽闭恐惧症、躁动不安者。所有患者均获得了参与者父母的知情同意，并且12岁及以上的患者还需本人同意。北京中医药大学东直门医院伦理审查委员会批准了这项研究。

**1.2 图像采集** 在整个研究中使用了相同的设备和相同的采集参数。通过使用3.0T Avanto扫描仪(Siemens Healthineers, Erlangen, Germany)进行MR。患者仰卧在患者台上，下肢用绑带固定在舒适的角度，将西门子18元元件阵列线圈放置在小腿上。采集参数如下：FoV read:300mm, FoV phase:81.3%, Slice thickness:3.0mm, TR:5000ms, TE:107.0ms, Voxel size:0.9×0.8×3.0mm。采集时间1分02秒。采集前综合评估患者对MRI检查过程中可能出现的问题。全部患者的采集过程均未使用造影剂、麻醉剂及镇静剂。检查期间为患者提供耳塞以减少噪音。在图像质量不理想的情况下，尽可能重复采集。

**1.3 图像分割** 所有患者的成像数据通过PACS(image storage and transmission system)以DICO、M格式导出到外部存储设备。由1名经验丰富的放射科医生负责所有分割。放射科医生使用ITK-SNAP(ITK-SNAP-Home(itksnap.org))软件手动绘制图像的小腿三头肌区域即本研究的感兴趣区域(region of interest, ROI) (图1、图2)。以获得掩码文件(the mask file)。图像质量由2名具有10年以上工作经验的高级放射科医生检查。

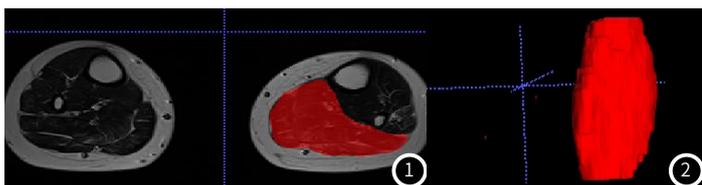


图1-图2 小腿三头肌ROI分割

**1.4 特征提取** 提取特征类型主要为三个类别：(1)几何特征，(2)强度特征，(3)纹理特征。几何特征概括了所选肌肉的三维形状特征。强度特征包含了所选肌肉内体素强度的一阶统计分布。纹理特征捕捉了强度的模式和二阶及高阶空间分布。这些纹理特征是使用几种不同的方法提取的，包括灰度共生矩阵(gray-level co-occurrence matrix GLCM)、灰度运行长度矩阵(gray-level run length matrix GLRLM)、灰度级别大小区域矩阵(gray level size zone matrix GLSZM)和邻域灰度差异矩阵(neighborhood gray-tone difference matrix NGTDM)方法。

**1.5 特征选择** 统计分析：我们使用t检验对所有提取影像组学特征进行了统计分析。只保留了 $P < 0.05$ 的影像组学特征。

相关性分析：对于表现出高可重复性的特征，计算了它们之间的皮尔逊秩相关系数以评估它们之间的相关性。任意两个特征之间的相关系数超过0.9的特征被视为冗余，只保留其中一个。为了保留最全面的特征表示，我们采用了一种递归消除策略进行特征过滤，其中，在每一步中，消除当前集合中冗余度最高的特征。

Lasso回归：最小绝对值收缩和选择算子(LASSO)回归模型被应用于发现数据集以构建影像组学标志。LASSO根据正则化权重，将所有回归系数向零收缩，有效地将许多无关特征的系数设为零。为了确定最佳的 $\lambda$ ，我们采用了最小标准的10折交叉验证，选择产生最低交叉验证误差的 $\lambda$ 值。保留具有非零系数的特征用于回归模型拟合，并合并成一个影像组学标志。随后，我们通过保留特征的线性组合计算了每个患者的影像组学分数，其权重由它们的模型系数确定。LASSO回归建模使用Python scikit-learn包实现。

**1.6 评估模型性能** 在Lasso特征筛选之后，我们使用三种常见模型进行风险评估：线性模型LR、KNN、树模型XGBoost和深度学习模型MLP。由于数据限制，我们采用了3折交叉验证方法，并进行了1000次自助法来验证算法模型的有效性。最终，我们报告了模型预测的中位数。

**1.7 统计分析** 分类变量采用 $\chi^2$ 检验进行比较。连续变量采用独立样本t检验或曼-惠特尼U检验进行比较。统计分析使用SPSS 26.0和R软件进行。双侧P值小于0.05被认为具有统计学意义。

## 2 结果

**2.1 受试者一般情况** 共收集了56例痉挛性脑瘫患者的小腿MRI数据，选择肢体痉挛严重一侧小腿三头肌MRI进行分析。表1展示了患者的临床特征。其中，GMFCS分级、肌肉张力和肌力显示出显著的统计学差异( $P < 0.05$ )。

表1 患者基础信息

参数	全部	GMFCS I-III	GMFCS IV-V	P值
年龄	12.64±7.10	10.90±5.66	17.00±8.80	0.083
身高	140.52±23.13	136.35±22.46	150.95±22.84	0.098
体重	45.91±20.00	42.38±20.06	54.75±18.05	0.186
BMI	21.81±4.80	21.26±4.84	23.19±4.72	0.401
性别				1.0
女	9(32.14%)	6(30.00%)	3(37.50%)	
男	19(67.86%)	14(70.00%)	5(62.50%)	
是否早产				0.582
否	11(39.29%)	9(45.00%)	2(25.00%)	
是	17(60.71%)	11(55.00%)	6(75.00%)	
正常分娩或剖宫产				1.0
剖宫产	13(46.43%)	9(45.00%)	4(50.00%)	
正常分娩	15(53.57%)	11(55.00%)	4(50.00%)	
缺血和缺氧				1.0
是	9(32.14%)	6(30.00%)	3(37.50%)	
否	19(67.86%)	14(70.00%)	5(62.50%)	
GMFCS				<0.001
I	9(32.14%)	9(45.00%)		
II	6(21.43%)	6(30.00%)		
III	5(17.86%)	5(25.00%)		
IV	3(10.71%)		3(37.50%)	
V	5(17.86%)		5(62.50%)	
肌肉张力				0.016
I	3(10.71%)	3(15.00%)		
II	7(25.00%)	6(30.00%)	1(12.50%)	
III	14(50.00%)	11(55.00%)	3(37.50%)	
IV	2(7.14%)		2(25.00%)	
V	2(7.14%)		2(25.00%)	
肌肉力量				0.001
2	4(14.29%)		4(50.00%)	
3	6(21.43%)	3(15.00%)	3(37.50%)	
4	12(42.86%)	11(55.00%)	1(12.50%)	
5	6(21.43%)	6(30.00%)		

**2.2 特征提取** 总共提取了6个类别的1198个特征，包括234个一阶统计学特征，14个形态特征，以及950个的是纹理特征(图4)。所有特征都是使用Pyradiomics中的特征分析程序提取的(<http://pyradiomics.readthedocs.io>)。图5显示了所有特征及其对应的P值。在对影像组学特征进行统计选择后，我们得到了32个影像组学特征。

**2.3 特征选择** 相关系数过滤：使用皮尔逊相关系数矩阵，我们移除了呈高相关性的特征。这个过程最终保留了22个特征(图6)。

Lasso特征选择：选择了非零系数来建立Rad-score，采用LASSO逻辑回归模型(图7)。最终保留了3个特征。

影像组学特征的人群相关性：我们对所有样本的影像组学特征进行了皮尔逊相关系数分析，GMFCS IV-V级患者的特征值稍高于GMFCS I-III级患者(图8)。

**2.4 评估模型性能结果** AUC：结果表明，XGBoost显示出最高的AUC以及平衡的敏感性和特异性，表明我们构建了一个有前景的模型。然而，可能需要进一步的验证和精细调整，以确保其在真实场景中的稳健性。具体过程如下：

在训练数据集中，逻辑回归(LR)取得了0.839的AUC，在测试数据集中为0.771。它在测试数据集中表现出了良好的敏感性(0.786)和特异性(0.800)。

在训练数据集中，KNN表现出0.851的AUC，但在测试数据集中降至0.708。在测试数据集中，它具有较高的特异性(1.000)，但敏感性较低(0.500)。

在训练数据集中，XGBoost表现出了异常优秀的性能，AUC为0.981，但在测试数据集中下降到0.729。在测试数据集中，它具有较高的敏感性(0.958)和特异性(0.923)。

在训练数据集中，MLP取得了0.839的AUC，在测试数据集中为0.786。在测试数据集中，它表现出了良好的敏感性(1.000)和特异性(0.600)。以上结果显示在表2和图8中。

校准曲线：核磁共振图的校准曲线在PCR的训练集和测试集中都展现出预测值与观察值之间的强烈一致性。Hosmer-Lemeshow检验专门用于评估影像组学标志的拟合度。如图9所示，展示了训练集和测试集的校准曲线。在使用Hosmer-Lemeshow检验对模型拟合度进行评估时，除了KNN模型外，所有模型在训练集和测试集中的p值均大于0.05。这表明这些模型对数据具有良好的拟合

度，表明它们在预测结果方面具有可靠性和有效性。

DCA：在这项研究中，我们使用决策曲线分析(DCA)对每个模型进行了全面评估。影像组学标志的DCA结果如图10所示。与不使用预测模型的情况(即，不区分GMFCS分级)相比，MLP在具有预测概率的患者分级中做诊断决策方面表现出明显优势，超过了其他模型。

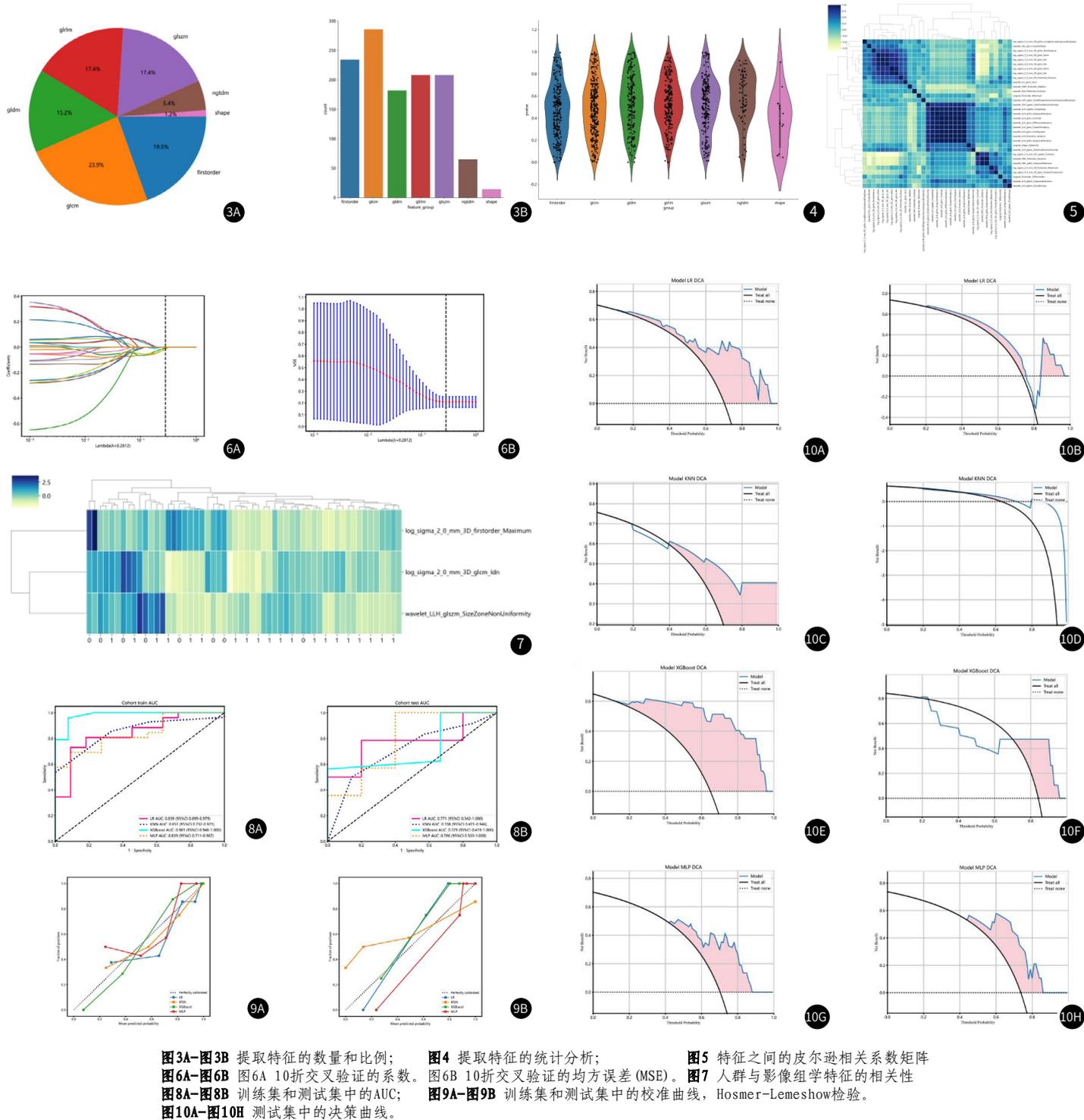


图3A-图3B 提取特征的数量和比例；图4 提取特征的统计分析；图5 特征之间的皮尔逊相关系数矩阵  
图6A-图6B 图6A 10折交叉验证的系数。图6B 10折交叉验证的均方误差(MSE)。图7 人群与影像组学特征的相关性  
图8A-图8B 训练集和测试集中的AUC；图9A-图9B 训练集和测试集中的校准曲线，Hosmer-Lemeshow检验。  
图10A-图10H 测试集中的决策曲线。

表2 模型性能结果

模型	准确度	AUC	95% CI	敏感性	特异性	PPV	NPV	阈值	Task
LR	0.784	0.839	0.6990 - 0.9793	0.731	0.909	0.950	0.588	0.733	label-train
LR	0.789	0.771	0.5417 - 1.0000	0.786	0.800	0.917	0.571	0.838	label-test
KNN	0.649	0.851	0.7319 - 0.9705	0.536	1.000	1.000	0.409	1.000	label-train
KNN	0.632	0.708	0.4707 - 0.9459	0.500	1.000	0.857	0.500	1.000	label-test
XGBoost	0.946	0.981	0.9456 - 1.0000	0.958	0.923	0.958	0.923	0.554	label-train
XGBoost	0.632	0.729	0.4191 - 1.0000	0.562	1.000	1.000	0.300	0.906	label-test
MLP	0.757	0.839	0.7109 - 0.9674	0.692	0.909	0.947	0.556	0.732	label-train
MLP	0.895	0.786	0.5033 - 1.0000	1.000	0.600	0.875	1.000	0.685	label-test

### 3 讨论

在这项研究中,我们收集GMFCS I-III级和GMFCS IV-V级SCP的小腿MR图像,并提取小腿三头肌区域进行影像组学分析,拟构建模型实现对不同GMFCS的精确判断。我们的影像组学分析产生了一个各方面性能较好的模型,达到本研究的目的。

影像组学是一种新兴的、高通量的图像特征提取与定量分析方法,挖掘图像细微的纹理变化,揭示潜在的病理生理学,辅助临床制定个性化治疗策略。本研究中选用MR对病变肌肉进行评估。其余肌肉检测工具,如肌肉超声,也是一种价格较低且临床易于获得的检查方法,可以观察肌肉血流变化、肌肉结构变化和评估肌肉体积<sup>[14-17]</sup>。但存在一些局限性,一方面,定性肌肉超声分析非常依赖于检查者的经验,而定量分析需要高度依赖于设备的参考值,并且需要大量的时间和精力来获取;另一方面,肌肉超声不能提供所观察肌肉的全局视图,也难以对肌肉成分进行精准评估<sup>[18-20]</sup>。MR可以弥补肌肉超声的缺点。而MRI纹理分析已被证明是评估神经肌肉疾病的潜在工具<sup>[21]</sup>,初步研究已经建立了一些纹理生物标志物以及预测模型,用如于评估狗肌肉模型中的疾病进展营养不良<sup>[22]</sup>。临床研究中到目前为止,只有少数研究将纹理分析应用于人类受试者的各种病理骨骼肌,例如Marc Fischer等<sup>[23]</sup>利用Dixon加权MRI提取放射学生物标志物鉴别不同程度的少肌肉症;Minfei Hu等<sup>[24]</sup>研究员利用MR纹理分析早期诊断青少年皮肌炎;这些探索初步揭示了纹理分析与病变肌肉疾病之间存在相关性。在脑瘫领域,Tugba Akinci D'Antonoli等人<sup>[13]</sup>通过分析小腿肌肉MR,证明MRI定量脂肪分数和肌肉纹理分析可以区别正常儿童和痉挛型脑瘫儿童。而本研究继续深入探索,选用核磁T<sub>2</sub>WI像,T<sub>2</sub>WI序列具有良好的空间分辨率,良好的图像对比度,并且能够更好地显示不同组织之间的信号差异,并且基于T<sub>2</sub>WI的模型具有更好的拟合性。最终证明小腿MR肌肉纹理分析可以用于区别不同GMFCS分级的痉挛型脑瘫儿童,并构建SCP患者GMFCS分级的小腿肌肉MR的预测、分类模型。

本研究使用3种方法对影像学特征进行筛选,LASSO回归是核心步骤,可以有效避免过拟合,从而获得一个变量较少的模型<sup>[25]</sup>。最终选出3个影像学特征,可以作为SCP患者的小腿肌肉成像的生物标志物,作为区分GMFCS分级的影像学依据。所选特征分别为:Log-sigma-20mm-3D firstorder-maximum、Log-sigma-20mm 3D glcm-ldn、Wavelet-LLH-glszm-SizeZoneNonUniformity。图像类型Log(Laplacian of Gaussian filter)是一种边缘增强滤波器。它的指定参数是sigma,低sigma强调精细纹理,高sigma值强调粗糙纹理。Log-sigma-20mm-3D firstorder-maximum表明了GMFCS IV-V级SCP患者小腿肌核磁共振图像的最大特征值的灰度强度大于GMFCS I-III。GLCM代表灰度共生矩阵特征,IDN代表反差归一化,它测量图像的局部均匀性。Log-sigma-20mm-3D-glcm-ldn表示了GMFCS IV-V级SCP患者小腿肌核磁共振图像的局部均匀性高于GMFCS I-III。GLSZM代表灰度级别大小区域矩阵特征,SizeZoneNonUniformity 衡量图像中大小区域的体积变异性。较低的值表示大小区域中的体积更加均匀<sup>[26]</sup>。Wavelet-LLH-glszm-SizeZoneNonUniformity 表明GMFCS I-III级SCP患者小腿肌核磁共振图像的大小区域体积更加均匀。因此,放射组学成功地检测到了不同GMFCS级别下痉挛性肌肉的微小变化,甚至在放射科医生报告为正常的图像中也能观察到。预计未来可能会通过更精细的分组实现突破。

尽管我们的研究结果展现了小腿肌肉核磁影像组学在区分GMFCS I-III级和GMFCS IV-V级的潜在价值,但我们的研究仍有局限性。首先,我们的研究人群较小且不均衡,可能存在一定的选择性偏差。这与临床样本量较少且研究开展困难相关,脑瘫儿童能够在不镇静的情况下完成MRI检查,这尤其具有挑战性。第二,本研究为单中心研究,缺乏外部验证。尽管我们使用1000次自助法进行3倍交叉验证,以验证算法模型的有效性。最终,我们报告了模型预测的中位数模型的稳定性和泛化能力仍有待进一步加强。有必要通过多中心验证进一步加强模型的通用性。此外,还需要进行前瞻性研究设计,以进一步确认模型的实用性。

第三,GMFCS反映SCP整体运动能力,仅分析小腿肌肉可能并不全面。也许其他下肢肌肉也可以纳入研究,比如股四头肌和内收肌。也可以纳入肌肉病理学指标,例如肌肉活检,进行放射学-病理学相关性研究来了解肌肉组织病理学和成像生物标志物之间的关系,增加研究的全面性。最后,本研究仅为初步探索,未来将开展更大样本研究实现GMFCS I-V级的精准识别。

总之,基于3.0T MR的小腿三头肌成像检测到的肌肉变化可能是SCP患者不同GMFCS分级的区分指标之一,本研究的模型表现出较高的诊断、鉴别效率。SCP患者肌肉的MR影像组学是一种很有前途的工具,可以用于临床决策。

### 参考文献

- [1] GRAHAM H K, ROSENBAUM P, PANETH N, et al. Cerebral palsy[J]. Nat Rev Dis Primers, 2016, 2: 15082.
- [2] GULATI S, SONDHI V. Cerebral palsy: an overview[J]. Indian J Pediatr, 2018, 85(11): 1006-1016.
- [3] SADOWSKA M, SARECKA-HUJAR B, KOPYTA I. Cerebral palsy: current opinions on definition, epidemiology, risk factors, classification and treatment options [J]. Neurorehabil Dis Treat, 2020, 16: 1505-1518.
- [4] VITRIKAS K, DALTON H, BREISH D. Cerebral palsy: an overview[J]. Am Fam Physician, 2020, 101(4): 213-220.
- [5] PAULSKA A, VARGAS-ADAMS J. Overview of four functional classification systems commonly used in cerebral palsy[J]. Children (Basel), 2017, 4(4).
- [6] PISCITELLI D, FERRARELLO F, UGOLINI A, et al. Measurement properties of the gross motor function classification system, gross motor function classification system-expanded & revised, manual ability classification system, and communication function classification system in cerebral palsy: a systematic review with meta-analysis[J]. Dev Med Child Neurol, 2021, 63(11): 1251-1261.
- [7] MCDOWELL B. The gross motor function classification system—expanded and revised[J]. Dev Med Child Neurol, 2008, 50(10): 725.
- [8] GRAY L, NG H, BARTLETT D. The gross motor function classification system: an update on impact and clinical utility[J]. Pediatr Phys Ther, 2010, 22(3): 315-320.
- [9] SHEU J, COHEN D, SOUSA T, et al. Cerebral palsy: current concepts and practices in musculoskeletal care[J]. Pediatr Rev, 2022, 43(10): 572-581.
- [10] GILLESPIE C S, GEORGE A M, HALL B, et al. The effect of GMFCS level, age, sex, and dystonia on multi-dimensional outcomes after selective dorsal rhizotomy: prospective observational study[J]. Childs Nerv Syst, 2021, 37(5): 1729-1740.
- [11] WANG S, JIANG T, HU X, et al. Can the combination of DWI and T<sub>2</sub>WI radiomics improve the diagnostic efficiency of cervical squamous cell carcinoma [J]. Magn Reson Imaging, 2022, 92: 197-202.
- [12] ALPAY SAVASAN Z, KIM SK, OH KJ, et al. Advances in cerebral palsy biomarkers[J]. Adv Clin Chem, 2021, 100: 139-169.
- [13] AKINCI D'ANTONOLI T, SANTINI F, DELIGIANI X, et al. Combination of Quantitative MRI Fat Fraction and Texture Analysis to Evaluate Spastic Muscles of Children with Cerebral Palsy[J]. Front Neurol, 2021, 22: 12: 633808.
- [14] WIJNTJES J, VAN ALFEN N. Muscle ultrasound: present state and future opportunities[J]. Muscle Nerve, 2021, 63(4): 455-466.
- [15] ASHIR A, JERBAN S, BARRÈRE V, et al. Skeletal muscle assessment using quantitative ultrasound: a narrative review[J]. Sensors (Basel), 2023, 23(10).
- [16] LIU W, WU H D, LING Y T, et al. Reliability and validity of assessing lower-limb muscle architecture of patients with cerebral palsy (CP) using ultrasound: a systematic review[J]. J Clin Ultrasound, 2023, 51(7): 1212-1222.
- [17] SVANE C, FORMAN C R, RASUL A, et al. Muscle contractures in adults with cerebral palsy characterized by combined ultrasound-derived echo intensity and handheld dynamometry measures [J]. Ultrasound Med Biol, 2022, 48(4): 694-701.
- [18] WIJNTJES J, VAN DER HOEVEN J, SARIS C G J, et al. Visual versus quantitative analysis of muscle ultrasound in neuromuscular disease [J]. Muscle Nerve, 2022, 66(3): 253-261.
- [19] ZAIDMAN C M, HOBSON-WEBB L D. Quantitative muscle echointensity: a practical approach using ultrasound to evaluate children with suspected neuromuscular disorders [J]. Muscle Nerve, 2021, 64(1): 6-7.
- [20] VAN HOLSBEECK M, SOLIMAN S, VAN KERKHOVE F, et al. Advanced musculoskeletal ultrasound techniques: what are the applications[J]. AJR Am J Roentgenol, 2021, 216(2): 436-445.
- [21] MARTINS-BACH A B, MALHEIROS J, MATOT B, et al. Quantitative T<sub>2</sub> combined with texture analysis of nuclear magnetic resonance images identify different degrees of muscle involvement in three mouse models of muscle dystrophy: mdx, Largemyd and mdx/Largemyd[J]. PLoS One, 2015, 10(2): e0117835.
- [22] FAN Z, WANG J, AHN M, et al. Characteristics of magnetic resonance imaging biomarkers in a natural history study of golden retriever muscular dystrophy[J]. Neuromuscul Disord, 2014, 24(2): 178-191.
- [23] FISCHER M, KÜSTNER T, PAPPA S, et al. Identification of radiomic biomarkers in a set of four skeletal muscle groups on Dixon MRI of the NAKO MR study[J]. BMC Med Imaging, 2023, 23(1): 104.
- [24] HU M, ZHENG F, MA X, et al. Assessment of Thigh MRI Radiomics and Clinical Characteristics for Assisting in Discrimination of Juvenile Dermatomyositis[J]. J Clin Med, 2022, 11(22).
- [25] ZWANENBURG A. Radiomics in nuclear medicine: robustness, reproducibility, standardization, and how to avoid data analysis traps and replication crisis[J]. Eur J Nucl Med Mol Imaging, 2019, 46(13): 2638-2655.
- [26] ZWANENBURG A, VALLIERES M, ABDALAH M A, et al. The image biomarker standardization initiative: standardized quantitative radiomics for high-throughput image-based phenotyping[J]. Radiology, 2020, 295(2): 328-338.

(收稿日期: 2024-03-18)

(校对编辑: 孙晓晴)