

并行采集技术对颅脑 MRI 影像组学特征稳定性的影响

李宁, 张彪, 王紫君, 张娴, 胡奎

【摘要】 目的:探讨集成并行采集技术(iPAT)对颅脑磁共振影像组学特征稳定性的影响。**方法:**采用 3.0T 磁共振对自制体模和 6 例健康志愿者(被试组)行颅脑横轴面扫描,扫描序列包括 T₁WI (S1)、T₁-FLAIR(S2)、T₂-FLAIR(S3)和 T₂WI(S4),各序列分别采用不同缩减因子(R)的 2 种并行采集技术(GRAPPA 和 mSENSE)进行扫描。其中体模组 4 个序列使用的 GRAPPA 和 mSENSE 技术均分别采用了 6 种 R 值(R=none,2,3,4,5,6),共获得 48 组图像;被试组 4 个序列使用的 GRAPPA 和 mSENSE 技术均分别采用了 3 种 R 值(R=none,2,3),共获得 24 组图像。基于各组图像,提取 4 个体模 ROI(P-ROI)或 4 个脑实质 ROI(V-ROI)的影像组学特征。计算每个序列图像上每个 P-ROI 和 V-ROI 中提取的组学特征在 6 种(R=none,2,3,4,5,6)和 3 种缩减因子(R=none,2,3)之间的变异系数(CV=特征均值/标准差),基于 CV 值对特征的稳定性进行分级(分为十分稳定、稳定、一般和不稳定共 4 级)。首先,通过 CV 评价使用不同数量的加速因子对 GRAPPA 和 mSENSE 两种并行采集技术提取的组学特征稳定性的影响;然后,采用 χ^2 检验分析两种并行采集技术对不同序列和不同 ROI 之间组学特征稳定性影响的差异。**结果:**iPAT 及缩减因子的不同组合对影像组学特征稳定性的影响显著。体模数据中,6 种 R(none,2,3,4,5,6)时,mSENSE 和 GRAPPA 图像上提取的极稳定特征的占比均低于 5%,mSENSE 图像的特征稳定性较 GRAPPA 更差;同时包含 3 个 R 值(R=none,2,3)的 mSENSE 和 GRAPPA 共 6 组图像时,4 个序列之间($\chi^2=257.807, P<0.001$)及 4 个 P-ROI 之间($\chi^2=87.379, P<0.001$)特征稳定性的差异均有统计学意义,FLAIR 序列(S2 和 S3 组)能提供更多极稳定的特征;与 3 组图像(R=none,2,3)相比,6 组图像(R=none,2,3,4,5,6)时仅在 4 个 P-ROI 之间观察到特征稳定性的差异有统计学意义($\chi^2=25.115, P<0.05$)。在被试组中(R=none,2,3),仅在 4 个 V-ROI 之间发现特征稳定性的差异有统计学意义($\chi^2=46.642, P<0.001$)。**结论:**集成并行采集技术及缩减因子对磁共振影像组学特征稳定性有显著影响,基于 GRAPPA 提取的组学特征的稳定性要高于 mSENSE。组学分析时应尽可能使用并行采集技术及缩减因子(R=2,3)相同的图像,以提高特征的稳定性。

【关键词】 并行采集;影像组学;纹理特征;稳定性;变异系数;磁共振成像

【中图分类号】 R445.2;R735.7 **【文献标识码】** A **【文章编号】** 1000-0313(2023)04-0514-08

DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2023.04.024

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Impact of parallel acquisition technology on the robustness of magnetic resonance imaging radiomic features LI Ning, ZHANG Biao, WANG Zi-jun, et al. Department of Radiology, Hubei Cancer Hospital, Tongji Medical College, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430079, China

【Abstract】 Objective: To explore the impact of integrated parallel acquisition technique (iPAT) on the robustness of radiomics features extracted from brain MR images. **Methods:** A phantom and 6 healthy volunteers (HC group) were scanned at a 3.0T MR system using four sequences of T₁WI (S1), T₁-FLAIR (S2), T₂-FLAIR (S3) and T₂WI (S4), combined with one of the two types of iPAT: GRAPPA (generalized autocalibration partially parallel acquisitions) or mSENSE (modified sensitivity encoding). For phantom, four sequences (S1~S4) using GRAPPA or mSENSE with six reduction factors (R=none,2,3,4,5,6) were respectively scanned, thus 48 groups of images were obtained. For volunteers, four sequences (S1~S4) using GRAPPA or mSENSE with three R values (none,2,3) were respectively scanned, and 24 groups of images were obtained. The radiomics features of the four

ROIs in the phantom (P-ROIs) or four ROIs in brain of each volunteer (V-ROIs) were extracted based on the images of each group. The coefficient of variation ($CV = \text{mean}/SD$) of each radiomics feature extracted from each P-ROI or V-ROI on the images of the 4 sequences (S1~S4) among the six or three R values was calculated, and CV was used to evaluate feature robustness. Firstly, CV was used to evaluate the changes of robustness of each radiomics feature extracted from GRAPPA or mSENSE images using 6 or 3 acceleration factors; χ^2 -test was used to compare the differences in the robustness of radiomics features affected by iPAT between different sequences or between different ROIs. **Results:** iPAT and its acceleration factor R had a significant impact on the robustness of radiomics features. In phantom data (R = none, 2, 3, 4, 5, 6), the proportion of extremely robust features in mSENSE or GRAPPA images was even less than 5%. GRAPPA delivered a more robust substrate for radiomic analyses than mSENSE. In phantom the χ^2 -test result indicated that using mSENSE and GRAPPA with three R values (none, 2, 3), the difference of radiomics features robustness among the 4 sequences, and among the 4 P-ROIs were all significant ($\chi^2 = 257.807, P < 0.001; \chi^2 = 87.379, P < 0.001$); and among the 4 sequences, the two FLAIR sequences (S2 and S3) provided more extremely robust features. Compared with the three-R set (R = none, 2, 3), the 6-R set (R = none, 2, 3, 4, 5, 6) provided less extremely robust features; and significant difference of radiomics features robustness was only found among the 4 P-ROIs ($\chi^2 = 25.115, P < 0.05$). For HC group (R = none, 2, 3), significant difference of feature robustness was only observed among the 4 V-ROIs ($\chi^2 = 46.642, P < 0.001$). **Conclusion:** iPAT and acceleration factor do have a significant impact on the robustness of MRI radiomics features. The GRAPPA delivered more robust substrate for radiomic analysis than mSENSE. It is recommended that radiomics applications should enroll images with same parallel acquisition technology and acceleration factors as much as possible to improve the robustness of features.

【Key words】 Parallel acquisition; Radiomics; Texture features; Coefficient of variation; Robustness; Magnetic resonance imaging

影像组学分析能高通量提取医学影像特征,但多中心多参数应用仍需进一步研究验证^[1]。既往研究结果表明,影像组学通过在图像中提取的定量特征可以更好的挖掘病灶的特征,在预测预后和鉴别肿瘤与非肿瘤等方面能提供人类肉眼观察无法获得的潜在信息^[2-4]。基于磁共振图像提取定量特征的可重复性(同一设备多次扫描)和可再现性(不同设备多次扫描)是影像组学研究转化为临床应用的关键点之一^[5]。已有众多研究报道了不同 CT 和 PET 设备、采集参数和重建参数等对影像组学特征稳定性的影响^[6-7]。然而,鲜有针对 MRI 的相关研究报道^[5,8],因此值得更进一步研究。本文拟通过在 3.0T MR 设备上使用一般性自动校准部分并行采集(generalized autocalibration partially parallel acquisitions, GRAPPA)和改良敏感度编码(modified sensitivity encoding, mSENSE)两种集成并行采集技术(integrated parallel acquisition technique, iPAT)技术联合不同加权成像序列对自制体模和健康志愿者进行扫描,旨在探讨不同缩减因子 R、2 种 iPAT 序列(GRAPPA、mSENSE)和不同加权成像序列的组合对影像组学特征稳定性的影响。

材料与方法

1. 研究对象的基本资料

共采集一个自制体模和 7 例健康志愿者的颅脑 MRI 图像,其中 1 例志愿者的图像存在运动伪影而被排除。6 例志愿者中,男 4 例,女 2 例,年龄 24~51 岁,平均(37.3±13.2)岁。体模制作:通过 3D 打印技术制作高 205 mm、直径 155 mm 的圆柱体,其内有 4 个直径为 22 mm 的圆管,圆管 1 内充满浓度为 28.5% 的蔗糖溶液,圆管 2~4 内填充的是不同直径(分别为 0.50~0.70、1.00~1.60 和 0.80~1.25 mm)的聚乙烯塑料颗粒,颗粒间隙使用 28.5% 的蔗糖溶液进行填充^[9]。

本研究经本院伦理委员会批准(伦理编号为 LL-HBCH2020LW-020)。所有志愿者签署了知情同意书。

2. MRI 检查方法

使用 Siemens Skyra 3.0T 磁共振仪器和 32 通道头部线圈,扫描序列包括 T₁WI(S1)、T₁-FLAIR(S2)、T₂-FLAIR(S3)和 T₂WI(S4),各序列扫描参数见表 1。每个序列分别使用两种 iPAT 技术进行采集,志愿

表1 扫描序列和参数

扫描参数	S1	S2	S3	S4
像素大小/mm	0.8×0.8×5.0	0.8×0.8×5.0	1.0×1.0×5.0	0.8×0.8×5.0
FOV [#] /mm	250×81.3%	250×81.3%	250×81.3%	250×100%
TR/ms	250	2030	8000	6000
TE/ms	2.49	9.00	94.00	99.00
翻转角	70°	150°	150°	150°
TI/ms	—	1009	2372	—
层厚/mm	5.0	5.0	5.0	5.0
矩阵*	320×80%	320×75%	256×90%	320×100%
带宽/Hz/px	360	260	287	220
相位编码参考线数				
R=none	—	—	—	—
R=2	26	26	38	24
R=3	26	26	34	38
R=4	28	28	34	30
R=5	26	26	26	32
R=6	26	26	32	26

注：[#]西门子设备对FOV采用的计量单位为mm，其数据表示方法为频率编码方向上的FOV大小与相位编码方向与读出方向FOV大小的百分比来表示。^{*}其数据表示方法与FOV相同。

者和体模扫描时的缩减因子分别为6个(R=none, 2, 3, 4, 5, 6)和3个(R=none, 2, 3)。为保护志愿者听力和避免扫描过程中的不自主运动,扫描前告知志愿者相关注意事项,并给予佩戴耳机,同时使用海绵固定头部。由一位具有8年工作经验的放射医师审核图像的一致性,排除存在运动伪影且不同序列间有位移的病例。

3. ROI勾画和特征提取

Eck等^[10]研究提示包括归一化在内的各种预处理算法会引入额外的变量,从而使影像组学的性能下降。因此本研究不使用额外的预处理算法。开源软件3D-slicer 4.8.0(<https://www.slicer.org>)中进行特征的提取。为避免管壁干扰,体模感兴趣区域(region of interest for phantom, P-ROI)的直径设定为18 mm,略小于管腔内径(图1a)。4个志愿者ROI(V-ROI)的勾画时应尽量选取脑组织信号均匀、无病变的区域,在不跨越解剖结构的前提下直径尽可能大,最终设定ROI的直径为14 mm。V-ROI1选取左侧中央旁小叶

实质区域,V-ROI2位于左侧内囊区域,V-ROI3位于左侧额叶白质区,V-ROI4位于脑桥区域,每个部位连续勾画3个层面构成一个3D的感兴趣区域,然后提取这个3D感兴趣区的组学特征。为保证ROI勾画的准确性和一致性,在R=none的S1图像上勾画ROI,然后将该ROI批量复制到其他序列的对应层面和位置处。提取各部位ROI的6大类共92个影像组学特征,其中一维特征(first order, FO)18个、灰度区域大小矩阵(gray level size zone matrix, GLSZM)特征16个、灰度差分矩阵(gray level difference matrix, GLDM)特征14个、灰度共生矩阵(gray co-occurrence matrix, GLCM)特征23个、邻域灰度差分矩阵(neighborhood gray tone difference matrix, NGTDM)特征5个、灰度行程矩阵(gray level run length matrix, GLRLM)特征16个,详见表2。既往研究表明,表2中特征具有高度的可重复性^[11]。

4. 统计学方法

使用IBM SPSS 26.0软件进行统计分析。使用

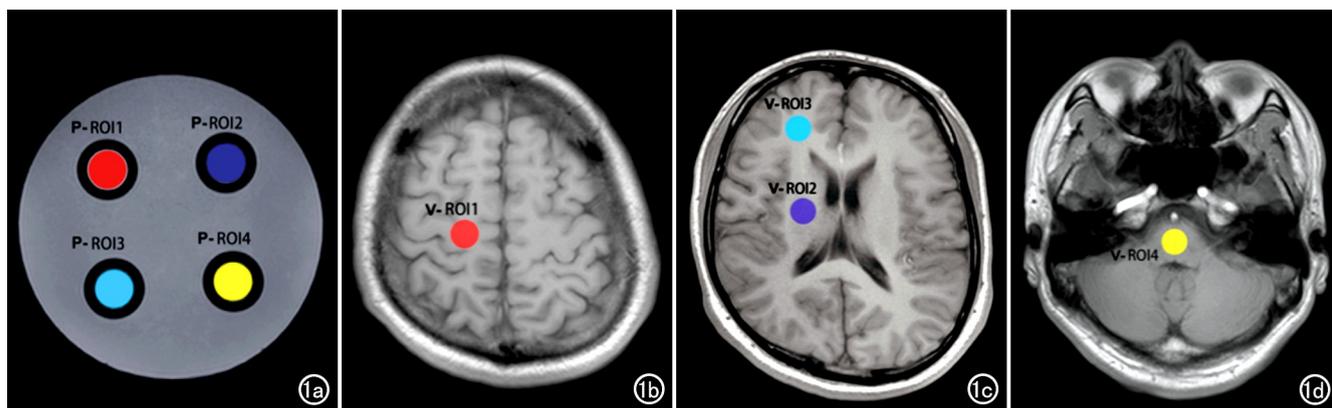


图1 体模和志愿者ROI勾画示意图。a)体模P-ROI勾画;b)V-ROI1(左侧中央旁小叶脑白质);c)V-ROI2(左侧内囊)和V-ROI3(左侧额叶脑白质);d)V-ROI4(脑桥)。

表 2 自每个部位 ROI 提取的 6 大类 92 个影像组学特征的名称

特征类别	特征名称
GLDM	1. GrayLevelVariance; 2. HighGrayLevelEmphasis; 3. DependenceEntropy; 4. DependenceNonUniformity; 4. GrayLevelNonUniformity; 6. SmallDependenceEmphasis; 7. SmallDependenceHighGrayLevelEmphasis; 8. DependenceNonUniformityNormalized; 9. LargeDependenceEmphasis; 10. LargeDependenceLowGrayLevelEmphasis; 11. DependenceVariance; 12. LargeDependenceHighGrayLevelEmphasis; 13. SmallDependenceLowGrayLevelEmphasis; 14. LowGrayLevelEmphasis
GLCM	15. JointAverage; 16. SumAverage; 17. JointEntropy; 18. ClusterShade; 19. MaximumProbability; 20. Idmn; 21. JointEnergy; 22. Contrast; 23. DifferenceEntropy; 24. InverseVariance; 25. DifferenceVariance; 26. Idn; 27. Idm; 28. Correlation; 29. Autocorrelation; 30. SumEntropy; 31. SumSquares; 32. ClusterProminence; 33. Imc2; 34. Imc1; 35. DifferenceAverage; 36. Id; 37. ClusterTendency
FO	38. InterquartileRange; 39. Skewness; 40. Uniformity; 41. Median; 42. Energy; 43. RobustMeanAbsoluteDeviation; 44. MeanAbsoluteDeviation; 45. TotalEnergy; 46. Maximum; 47. RootMeanSquared; 48. Percentile90; 49. Minimum; 50. Entropy; 51. Range; 52. Variance; 53. Percentile10; 54. Kurtosis; 55. Mean
GLRLM	56. ShortRunLowGrayLevelEmphasis; 57. GrayLevelVariance; 58. LowGrayLevelRunEmphasis; 59. GrayLevelNonUniformityNormalized; 60. RunVariance; 61. GrayLevelNonUniformity; 62. LongRunEmphasis; 63. ShortRunHighGrayLevelEmphasis; 64. RunLengthNonUniformity; 65. ShortRunEmphasis; 66. LongRunHighGrayLevelEmphasis; 67. RunPercentage; 68. LongRunLowGrayLevelEmphasis; 69. RunEntropy; 70. HighGrayLevelRunEmphasis; 71. RunLengthNonUniformityNormalized
GLSZM	72. GrayLevelVariance; 73. ZoneVariance; 74. GrayLevelNonUniformityNormalized; 75. SizeZoneNonUniformityNormalized; 76. SizeZoneNonUniformity; 77. GrayLevelNonUniformity; 78. LargeAreaEmphasis; 79. SmallAreaHighGrayLevelEmphasis; 80. ZonePercentage; 81. LargeAreaLowGrayLevelEmphasis; 82. LargeAreaHighGrayLevelEmphasis; 83. HighGrayLevelZoneEmphasis; 84. SmallAreaEmphasis; 85. LowGrayLevelZoneEmphasis; 86. ZoneEntropy; 87. SmallAreaLowGrayLevelEmphasis
NGTDM	88. Coarseness; 89. Complexity; 90. Strength; 91. Contrast; 92. Busyness

变异系数(coefficients of variation, CV)评价特征的稳定性,其计算公式为 $CV = 100\% \times \sigma / \mu$, 其中 μ 和 σ 分别为不同 R 值下特征值的平均值和标准差。分别计算 4 个序列图像上 P-ROI 提取的每个特征(共 92 个特征)的 CV 值;由 6 组 mSENSE 图像(R=none, 2, 3, 4, 5, 6)上提取的特征值计算所得 CV 值记为 CV_m , 由 6 组 GRAPPA 图像(R=none, 2, 3, 4, 5, 6)提取的特征值计算所得 CV 记为 CV_G ; 由 3 组 mSENSE 图(R=none, 2, 3)和 3 组 GRAPPA(R=none, 2, 3)共 6 组图像上提取的特征值计算所得 CV 记为 CV_{iPAT1} ; 由 6 组 mSENSE 和 6 组 GRAPPA 共 12 组图像上提取的特征值计算所得 CV 记为 CV_{iPAT2} 。志愿者数据中, 由 3 组 mSENSE(R=none, 2, 3)和 3 组 GRAPPA(R=none, 2, 3)共 6 组图像提取的特征值计算所得 CV 记为 CV_{iPAT1} ; 分别计算 6 例志愿者所有序列的 CV_{iPAT1} , 然后取 6 例的 CV_{iPAT1} 值的平均值作为志愿者的数据。基于 CV 值评估影像组学特征稳定性, 并以不同的颜色表示: $0 \leq CV \leq 5\%$ 为蓝色, 代表十分稳定; $5\% < CV \leq 10\%$ 为绿色, 稳定; $10\% < CV \leq 20\%$ 为黄色, 稳定性一般; $CV > 20\%$ 为红色, 不稳定。使用 χ^2 检验评估不同序列间、不同 ROI 之间特征稳定性的差异。以 $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

结 果

1. 体模数据

不同缩减因子的数量对特征稳定性有显著影响, 且 mSENSE 较 GRAPPA 序列特征稳定性更差(图 2)。mSENSE 序列中仅 GLCM 的 Idmn 和 Idn 这 2

个特征(占比约 2.2%), GRAPPA 序列中仅 GLCM 的 idmn 和 Idn、GLDM 的 DependenceEntropy 和 GLRLM 的 ShortRunEmphasis 共 4 个特征(占比约 4.3%), 基本不受 R 值的影响, 在每个序列和每个 P-ROI 均表现为十分稳定。

不同序列(S1~S4)图像上 92 个特征的 CV_{iPAT1} 值和 CV_{iPAT2} 值的分布见图 3。各序列中提取的 92 个特征的 CV_{iPAT1} 值和 CV_{iPAT2} 值比较, CV_{iPAT1} 值 $< 5\%$ (十分稳定)的特征数较 CV_{iPAT2} 值更多。

基于 3 个加速因子(R=none, 2, 3)iPAT 技术的 6 组图像, P-ROIs 和扫描序列对特征稳定程度(CV_{iPAT1})影响的交叉表现见表 3。在不考虑区域(P-ROI)因素的前提下, χ^2 检验结果显示 4 个扫描序列(S1~S4)之间 92 个特征的 CV_{iPAT1} 值的分布差异有统计学意义($\chi^2 = 257.807, P < 0.001$)。S2 和 S3 较其它序列能提供更多十分稳定的特征。在考虑区域和序列的前提下, 即每个 P-ROI 的 92 个特征的 CV_{iPAT1} 值在不同序列间的分布差异有统计学意义($P < 0.001$), 4 个 P-ROI 中均为 S2、S3 较 S1、S4 能提供更多十分稳定的特征, 结果如表 3 所示。

在不考虑序列因素的前提下, 不同 P-ROIs 的特征稳定程度分布情况见表 4。 χ^2 检验结果显示, 所有序列的组学特征的 CV_{iPAT1} 值的分布特征在 4 个 P-ROIs 之间的差异有统计学意义($\chi^2 = 87.379, P < 0.001$), 其中 P-ROI3 提取的十分稳定的特征数最多。在考虑区域和序列的前提下, 不同区域, 仅 S3 序列中不同区域(P-ROI)间 CV_{iPAT1} 值的分布差异无统计学意义($P > 0.05$), 而 S1、S2 和 S4 序列中不同区域之间

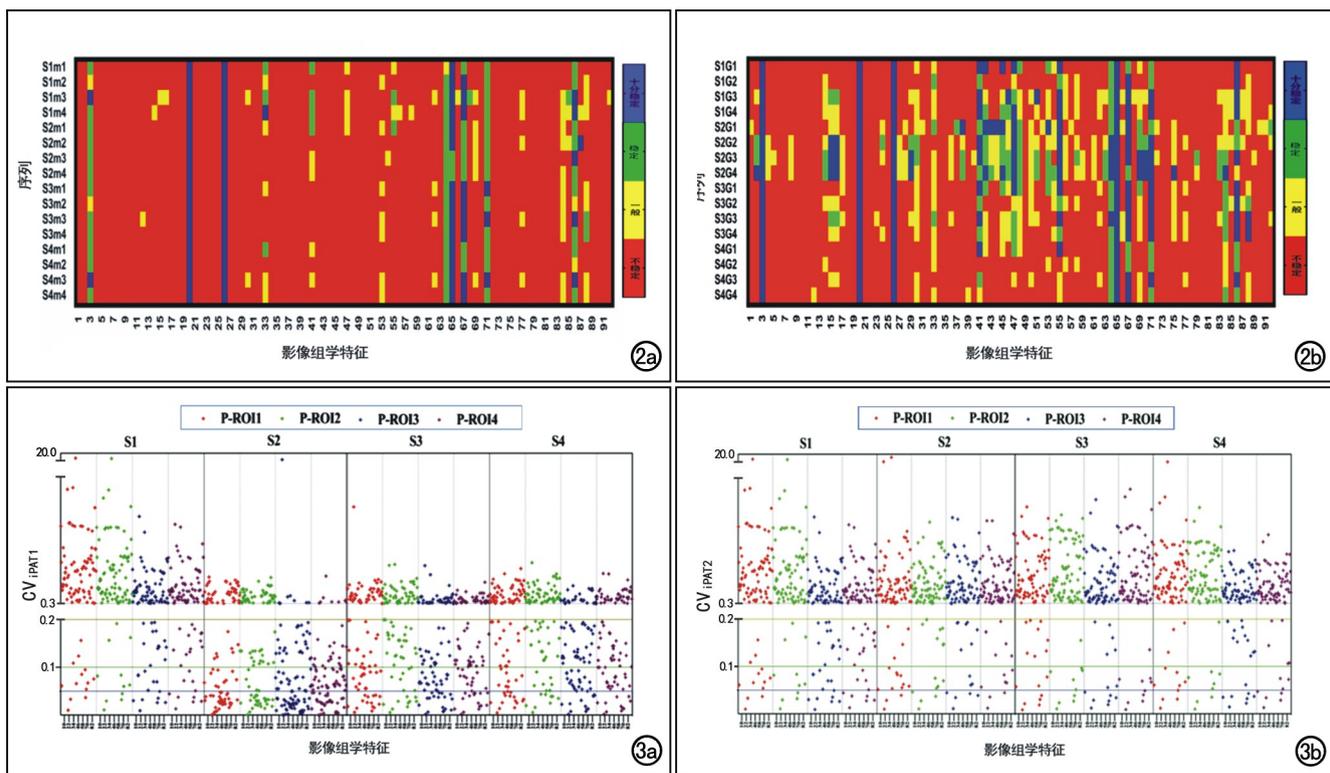


图2 体模 ROIs 特征稳定性热图,纵坐标上的 $S_n(n=1\sim 4)$ 代表4个扫描序列,my 和 $G_y(y=1\sim 4)$ 分别代表 mSENSE 和 GRAPPA 两个序列图像上的体模 ROI $_y$,对应的坐标图中的彩条的颜色分别代表自 ROI $_y$ 提取的组学特征的 CV_m 和 CV_G 值的范围(稳定性程度)。a)基于 mSENSE 序列;b)基于 GRAPPA 序列。

图3 P-ROIs 组学特征的 CV_{iPAT1} 值和 CV_{iPAT2} 值分布散点图,从左往右分别为 S1~S4 四个扫描序列,每个序列图像上提取4个 P-ROIs 的组学特征(分别用4种颜色代表),每个 P-ROI 有92个特征。a)基于3组 mSENSE 图像($R=none, 2, 3$)和3组 GRAPPA 图像($R=none, 2, 3$)计算的各项组学特征的 CV 值;b)由6组 mSENSE($R=none, 2, 3, 4, 5, 6$)和6组 GRAPPA ($R=none, 2, 3, 4, 5, 6$)共12组图像计算的92个特征的 CV 值。

CV_{iPAT1} 值的分布差异均有统计学意义($P<0.05$)。

对 CV_{iPAT2} 值进行 χ^2 检验:在不考虑区域(P-ROI)因素的前提下,对不同序列(S1~S4)之间各特征的 CV_{iPAT2} 值进行比较,结果显示不同序列间各特征 CV_{iPAT2} 值的分布差异无统计学意义($\chi^2=11.409, P=0.249$)。在不考虑序列因素的前提下,对不同区域各特征 CV_{iPAT2} 值的分布情况(表5)进行比较,差异有统计学意义($\chi^2=25.115, P<0.05$),以 P-ROI3 提供的十分稳定的特征数最多。

2. 志愿者数据

志愿者各序列特征的 CV_{iPAT1} 值分布见图4。不同缩减因子 R 对特征稳定性有显著影响。在不考虑区域(V-ROI)因素的前提下,4个序列之间 CV_{iPAT1} 值分布的差异无统计学意义($\chi^2=10.572, P=0.306$)。如表5所示,4个序列提供的十分稳定的特征数基本一致。

在不考虑序列因素的前提下,4个 V-ROI 特征 CV_{iPAT1} 值分布的差异有统计学意义($\chi^2=46.642, P<$

0.001)。其中以 V-ROI3 提供的十分稳定的特征数最多,详见表6。在单个序列中,对不同 V-ROI 间的 χ^2 检验结果显示,S1 和 S2 中4个 V-ROI 之间 CV_{iPAT1} 值分布的差异有统计学意义($P<0.05$ 和 $P<0.001$);在

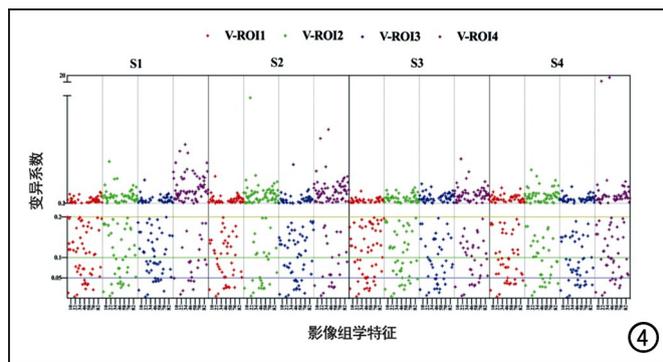


图4 基于3个 R(none, 2, 3)的 mSENSE 和 GRAPPA 序列 V-ROI 提取的92个特征的 CV_{iPAT1} 值散点分布图,4个扫描序列为 S1~S4,每个序列上有4个 V-ROIs。

表 3 P-ROIs 和扫描序列对 92 个特征稳定程度 (CV_{iPAT1}) 影响的交叉表 /个

部位/序列	稳定程度				合计
	十分稳定	稳定	一般	不稳定	
P-ROI1					
S1	3	7	3	79	92
S2	32	10	7	43	92
S3	15	14	17	46	92
S4	15	8	16	53	92
合计	65	39	43	221	368
P-ROI2					
S1	4	4	3	81	92
S2	24	5	17	46	92
S3	10	7	25	50	92
S4	9	7	20	56	92
合计	47	23	65	233	368
P-ROI3					
S1	7	6	13	66	92
S2	41	18	25	8	92
S3	18	19	19	36	92
S4	12	19	33	28	92
合计	78	62	90	138	368
P-ROI4					
S1	6	4	13	69	92
S2	33	33	18	8	92
S3	16	12	25	39	92
S4	11	18	23	40	92
合计	66	67	79	156	368
全部 ROI					
S1	20	21	32	295	368
S2	130	66	67	105	368
S3	59	52	86	171	368
S4	47	52	92	177	368
合计	256	191	277	748	1472

4 个序列中,以 V-ROI3 提供十分稳定的特征个数最多。体模和志愿者间特征稳定性存在一定的差异。第一,如体模(图 3a)和志愿者(图 4)的 CV_{iPAT1} 值散点分布图所示,在不同 ROI 和不同序列中,基本不受 iPAT 技术及 R 值影响而保持十分稳定的特征并不完全相同,且体模 ROI 提取的特征中十分稳定的特征更多;第二,当 R 设定为 3 个 (none, 2, 3) 时,体模数据显示

不同序列间、不同 P-ROI 间特征稳定性均存在显著差异,而在志愿者中仅观察到不同 V-ROI 间特征稳定性存在显著差异。

表 6 V-ROI 和扫描序列对 92 个特征稳定程度 (CV_{iPAT1}) 影响的交叉表 /个

序列/部位	稳定程度				合计
	十分稳定	稳定	一般	不稳定	
S1					
V-ROI1	11	12	30	39	92
V-ROI2	11	9	21	51	92
V-ROI3	12	15	25	40	92
V-ROI4	7	9	7	69	92
合计	41	45	83	199	368
S2					
V-ROI1	10	12	22	48	92
V-ROI2	12	4	11	65	92
V-ROI3	14	11	28	39	92
V-ROI4	8	7	9	68	92
合计	44	34	70	220	368
S3					
V-ROI1	12	13	31	36	92
V-ROI2	10	12	21	49	92
V-ROI3	13	11	17	51	92
V-ROI4	9	8	17	58	92
合计	44	44	86	194	368
S4					
V-ROI1	12	15	18	47	92
V-ROI2	11	7	16	58	92
V-ROI3	13	16	17	46	92
V-ROI4	13	16	17	46	92
合计	49	54	68	197	368
S1~S4 组					
V-ROI1	45	52	101	170	368
V-ROI2	44	32	69	223	368
V-ROI3	52	53	87	176	368
V-ROI4	37	40	50	241	368
合计	178	177	307	810	1472

讨论

本文研究了 3.0T 磁共振仪上不同 iPAT 技术及 R 值数量对不同序列和部位的组学特征稳定性的影

表 4 3 个 R 值 (none, 2, 3) 的 iPAT 图像上不同 P-ROIs 的特征稳定程度

部位	稳定程度				总计
	十分稳定	稳定	一般	不稳定	
P-ROI1	65(4.4%)	39(2.6%)	43(2.9%)	221(15.0%)	368
P-ROI2	47(3.2%)	23(1.6%)	65(4.4%)	233(15.8%)	368
P-ROI3	78(5.3%)	62(4.2%)	90(6.1%)	138(9.4%)	368
P-ROI4	66(4.5%)	67(4.6%)	79(5.4%)	156(10.6%)	368
合计	256(17.4%)	191(13.0%)	277(18.8%)	748(50.8%)	1472

表 5 6 个 R 时不同 P-ROI 的特征稳定程度 /个

部位	稳定程度				合计
	十分稳定	稳定	一般	不稳定	
P-ROI1	15(4.1%)	24(6.5%)	18(4.9%)	311(84.5%)	368(100.0%)
P-ROI2	15(4.1%)	18(4.9%)	12(3.3%)	323(87.8%)	368(100.0%)
P-ROI3	26(7.1%)	12(3.3%)	37(10.0%)	293(79.6%)	368(100.0%)
P-ROI4	19(5.2%)	16(4.3%)	25(6.8%)	308(83.7%)	368(100.0%)
总计	75(5.1%)	70(4.8%)	92(6.3%)	1235(83.9%)	1472(100.0%)

响。研究结果表明,具有临床应用价值的组学特征受 iPAT 技术的影响显著。主要研究结果有以下几个方面:① iPAT 技术对 MRI 组学特征的影响显著,建议在影像组学分析中应尽可能纳入并行采集技术及缩减因子一致的图像,以提高特征的稳定性;且使用 GRAPPA 技术时特征稳定性较 mSENSE 技术更好;② 体模和志愿者间稳定性高(十分稳定)的特征并不相同,且体模 ROI 提取特征中十分稳定的特征更多;③ 体模和志愿者中不同 ROI 间特征稳定性分布均存在显著差异,但仅在体模中观察到 4 个序列间特征稳定性存在显著差异。

本研究结果表明 iPAT 技术对特征稳定性的影响显著,可能的原因是 iPAT 图像的整体信噪比下降以及卷褶伪影的存在。iPAT 技术是在 k 空间欠采样的基础上,采集额外的 k 空间中心信号作为自动校准信号(automatic calibration signal, ACS)。然后将 ACS 集成到采集序列中,用于线圈敏感度计算(mSENSE)或欠采样步长权重计算(GRAPPA),以减轻欠采样导致的卷褶伪影。一方面,欠采样引发的卷褶伪影会干扰目标区域真实信号;另一方面,卷褶伪影因此 iPAT 技术导致图像 SNR 降低,从而影响了特征的稳定性。既往有研究者指出噪声对纹理特征的稳定性有显著影响^[12],这与本研究结果一致。体模的 CV_{iPAT2} (包含 6 个 R 的 mSENSE 和 GRAPPA 图像)较 CV_{iPAT1} (包含 3 个 R 的 mSENSE 和 GRAPPA 图像)十分稳定的特征进一步减少,且 CV_{iPAT2} 在不同序列间的分布差异消失。iPAT 图像中,信噪比 $\propto \sqrt{R}$ 值成反比,R 值的增加进一步降低了图像的 SNR。

mSENSE 图像的特征稳定性较 GRAPPA 差,这可能是由 GRAPPA 和 mSENSE 两种重建算法原理的差异所致。一方面,Preibisch 等^[13]指出,GRAPPA 图像在空间噪声方面效果更优,而且 mSENSE 比 GRAPPA 更容易出现局部卷褶伪影;另一方面,mSENSE 使用 ACS 计算线圈敏感度,而 GRAPPA 使用 ACS 计算欠采样步长权重,而且将 ACS 附加到 k 空间中用于图像重建,进一步增加了 GRAPPA 图像的 SNR。Bernstein 等^[14]指出 GRAPPA 图像的噪声分布更加平滑,而 mSENSE 图像噪声则更加突兀。从图像信息角度分析部分特征的稳定性,GLCM 的 Idmn 和 Idn 是衡量图像局部一致性的指标,在均匀程度较高的体模组织(或正常同解剖结构区域)中两者的值较非均匀组织(病灶)更大,这可能是 GLCM 的 Idmn 和 Idn 保持十分稳定的原因;GLDM 的 DependenceEntropy 是度量图像信息丰富程度的指标,GLRLM 的 ShortRunEmphasis 是反映精细纹理结构的指标,mSENSE 图像的 SNR 较 GRAPPA 图像更低,

导致图像信息和精细纹理结构减少。

体模数据显示 4 个序列(R=none,2,3)的 CV_{iPAT1} 值的分布差异有统计学意义,且 FLAIR 序列(S2 和 S3)上具备更多十分稳定的特征,这与既往的研究结论基本一致^[15]。但是在志愿者数据中,不同序列之间 CV_{iPAT1} 值的分布差异无统计学意义。Baeßler 等^[15]的研究中使用的水果和本研究使用的体模中都含有大量的自由水分子,而志愿者脑组织(V-ROI)中的自由水分子较少,可能是 FLAIR 序列对自由水分子的特定作用导致了上述差异的存在。体模和志愿者的 4 个 ROI 间特征稳定性的差异有统计学意义,P-ROI3 和 V-ROI3 提供十分稳定的特征个数最多。其中 P-ROI3 的填充颗粒直径最大,可能具有最强的纹理强度,因此抗干扰能力最强。iPAT 图像上不同区域对应着不同的噪声分布情况^[14],而 V-ROI3 较其它 3 个 V-ROIs 最靠近图像的周边区域,具备最高的 SNR。此外,体模和志愿者中十分稳定的特征不完全相同,且体模能提供更多十分稳定的特征。可能的原因是人体存在代谢活动或者组织构成成分差异等综合因素所导致。

本研究也存在一定的局限性:第一,研究中涵盖了自制体模以及健康人体组织,但是并没有纳入肿瘤等病灶组织;第二,仅使用 4 种常用的加权序列,并未进一步研究功能序列中提取特征的稳定性;第三,为了更准确地研究 iPAT 技术对组学特征的影响,并未像其它影像组学研究一样采用相关预处理算法。

综上所述,集成并行采集技术对磁共振影像组学特征稳定性有显著影响,建议组学分析时应尽可能纳入并行采集技术及缩减因子一致的图像,以提高特征的稳定性;采用 GRAPPA 技术的特征稳定性要优于 mSENSE 技术。

参考文献:

- [1] 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.
- [2] 徐鑫, 李继会, 周夜夜, 等. 影像组学在非小细胞肺癌 EGFR 突变诊疗中的研究进展[J]. 放射学实践, 2022, 37(7): 894-898.
- [3] 李靖, 高剑波, 王睿, 等. 基于增强 CT 影像组学术前预测胃腺癌淋巴结转移[J]. 中国医学影像技术, 2022, 38(6): 878-883.
- [4] 卢俊, 李祥, 黎海亮. 基于 ADC 和增强 MRI 的影像组学模型预测低级别胶质瘤 tert 启动子突变状态[J]. 放射学实践, 2022, 37(5): 538-542.
- [5] Yang F, Dogan N, Stoyanova R, et al. Evaluation of radiomic texture feature error due to MRI acquisition and reconstruction: a simulation study Utilizing Ground Truth[J/OL]. Phys Med, 2018, 50: e26-e36. <https://doi.org/10.1016/j.ejmp.2018.05.017>.
- [6] 延涵, 钟奕伟, 王凌霄, 等. 基于 ^{18}F -FDG PET/CT 影像组学治疗前预测唾液腺癌颈部淋巴结转移[J]. 中华放射医学与防护杂志,

2022,42(5):361-366.

- [7] 刘涛,胡奎,张照喜,等.体模实验观察体素大小对 CT 影像组学特征的影响[J].中国医学影像技术,2019,35(7):1099-1102.
- [8] Kim M, Jung SC, Park JE, et al. Reproducibility of radiomic features in sense and compressed sense: impact of acceleration factors [J]. Eur Radiol, 2021, 31(9): 6457-6470.
- [9] Mayerhoefer ME, Szomolanyi P, Jirak D, et al. Effects of magnetic resonance image interpolation on the results of texture-based pattern classification: a phantom study [J]. Invest Radiol, 2009, 44(7): 405-411.
- [10] Eck B, Chirra PV, Muchhala A, et al. Prospective evaluation of repeatability and robustness of radiomic descriptors in healthy brain tissue regions in vivo across systematic variations in T₂-weighted magnetic resonance imaging acquisition parameters [J]. J Magn Reson Imaging, 2021, 54(3): 1009-1021.
- [11] Lee J, Steinmann A, Ding Y, et al. Radiomics feature robustness as measured using an MRI phantom [J/OL]. Sci Rep, 2021, 11(1): e3973. DOI: 10.1038/s41598-021-83593-3.
- [12] Brynolfsson P, Nilsson D, Torheim T, et al. Haralick texture features from apparent diffusion coefficient (ADC) MRI images depend on imaging and pre-processing parameters [J/OL]. Sci Rep, 2017, 7(1): e4041. DOI: 10.1038/s41598-017-04151-4.
- [13] Preibisch C, Wallenhorst T, Heidemann R, et al. Comparison of parallel acquisition techniques generalized autocalibrating partially parallel acquisitions (GRAPPA) and modified sensitivity encoding (MSENSE) in functional MRI (fMRI) at 3T [J]. J Magn Reson Imaging, 2008, 27(3): 590-598.
- [14] Bernstein MA, King KF, Zhou XJ. Handbook of MRI pulse sequences. Chapter 13: common image reconstruction techniques [M]. Burlington, Academic Press, 2004: 491-571.
- [15] Baessler B, Weiss K, Pinto Dos Santos D. Robustness and reproducibility of radiomics in magnetic resonance imaging: a phantom study [J]. Invest Radiol, 2019, 54(4): 221-228.

(收稿日期:2022-09-02 修回日期:2023-01-10)

《放射学实践》杂志入选 中国医学科学院医学科学卓越期刊目录(2021 版)

近日,华中科技大学同济医学院附属同济医院《放射学实践》杂志入选中国医学科学院医学科学卓越期刊目录,是该目录中文杂志放射影像领域仅有的两本杂志之一。《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。

《放射学实践》创刊于 1986 年。创刊时杂志主要内容是将德国著名医学影像学杂志《Roentgenpraxis》原文翻译成中文,向中国广大放射学工作者介绍德国最新的医学影像学信息,是我国改革开放后最早的国际合作译文期刊。1996 年开始刊登国内专家学者的文章,以论著为主,涉及医学影像学的方方面面。以时代性、权威性、群众性作为刊物的定位品格,博采众长、兼收并蓄,受到广大放射学工作者的喜爱。现为 2020 年版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自然科学基金项目“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》。本刊为中国科学引文数据库(CSCD)核心库来源期刊、《中文核心期刊要目总览》收录期刊、中国科技核心期刊、中国高质量科技期刊分级目录临床医学领域医学影像学期刊,并在中国学术期刊分区中位列 Q1 区。