

◁头颈部影像学▷

基于 2D 与 3D 分割的 T₂WI 直方图分析在
腮腺肿瘤鉴别中的对比研究

史宏伟,任继亮,袁 瑛,陶晓峰

(上海交通大学医学院附属第九人民医院放射科,上海 200011)

[摘要] 目的:对比基于二维(Two-dimensional, 2D)和三维(Three-dimensional, 3D)分割的脂肪抑制 T₂ 加权成像(Fat-saturated T₂ weighted imaging, Fs-T₂WI)直方图分析鉴别腮腺良、恶性肿瘤及多形性腺瘤和腺淋巴瘤的价值。方法:回顾性分析经病理证实的腮腺肿瘤患者 159 例,其中良性肿瘤 119 例,包括多形性腺瘤 63 例,腺淋巴瘤 43 例;恶性肿瘤 40 例。由 2 名医师于轴位 Fs-T₂WI 上分别进行 2D 和 3D 肿瘤分割,获取最大层面及全瘤感兴趣区域(Region of interest, ROI)。采用 FAE 软件提取 7 个直方图特征,包括第 10 百分位数(10th)、第 90 百分位数(90th)、均值、中位数、熵、偏度、峰度。采用组内相关系数(Intraclass correlation coefficient, ICC)评价直方图参数观察者间的一致性。比较腮腺良、恶性肿瘤之间及多形性腺瘤和腺淋巴瘤之间直方图特征的差异。使用逐步逻辑回归筛选出独立预测因子。采用受试者工作特征(Receiver operating characteristic, ROC)曲线及 Delong 检验评估 2D 与 3D 直方图特征诊断腮腺肿瘤的效能,并比较不同分割方式曲线下面积(Area under the curve, AUC)的差异。结果:2D 分割(ICC:0.877~0.981)和 3D 分割(ICC:0.877~0.986)的直方图参数均具有很好的观察者间一致性。区分腮腺良、恶性肿瘤,基于 2D 和 3D 分割时,10th 均是独立预测因子,AUC 分别为 0.814 和 0.789,灵敏度分别为 0.875 和 0.725,特异度分别为 0.647 和 0.765。区分多形性腺瘤与腺淋巴瘤,基于 2D 分割的独立预测因子是中位数,AUC 为 0.890,灵敏度为 0.857,特异度为 0.837;基于 3D 分割的独立预测因子是 90th、熵与均值,模型的 AUC 为 0.942,灵敏度为 0.857,特异度为 0.884。Delong 检验显示 2D 分割和 3D 分割模型鉴别腮腺良、恶性肿瘤及多形性腺瘤和腺淋巴瘤的 AUC 值间均无显著性差异(P 值均>0.05)。结论:T₂WI 直方图分析能够为腮腺肿瘤的诊断提供一种定量工具,2D 分割可作为优先选择的检查手段。

[关键词] 腮腺肿瘤;磁共振成像**[中图分类号]** R739.87;R445.2**[文献标识码]** A**[文章编号]** 1008-1062(2024)06-0391-05

DOI:10.12117/jccmi.2024.06.003

A comparative study of T₂WI histogram analysis based on 2D and 3D segmentation in
the differential diagnosis of parotid tumors

SHI Hong-wei, REN Ji-liang, YUAN Ying, TAO Xiao-feng

(Department of Radiology, Shanghai Ninth People's Hospital, Shanghai Jiao Tong University School of
Medicine, Shanghai 200011, China)

Abstract: Objective: To compare the value of fat-saturated T₂ weighted imaging (Fs-T₂WI) histogram based on 2D and 3D segmentation in differentiating benign from malignant parotid tumors and, among the former, differentiating pleomorphic adenoma from adenolymphoma. **Methods:** A retrospective analysis of 159 patients with pathologically confirmed parotid tumors was performed, including 119 benign tumors(63 pleomorphic adenomas and 43 adenolymphomas) and 40 malignant tumors. 2D and 3D tumor segmentation was performed by two doctors on axial Fs-T₂WI. The maximal slice and whole-tumor region of interest were obtained. Seven histogram features were extracted using FAE software, including the 10th percentile (10th), 90th percentile(90th), mean, median, entropy, skewness, and kurtosis. The intraclass correlation coefficient(ICC) was used to evaluate the inter-observer agreement of the histogram parameters. Differences in histogram characteristics were compared between benign and malignant parotid tumors and between pleomorphic adenoma and adenolymphoma. Independent predictors were selected using stepwise logistic regression. The receiver operating characteristic(ROC) curve analysis and Delong's test were used to assess the efficacy of 2D versus 3D histogram features for diagnosing parotid tumors and to compare the differences in the area under the curve (AUC) between different segmentation methods. **Results:** The histogram parameters for 2D segmentation (ICC: 0.877~0.981) and 3D segmentation(ICC: 0.877~0.986) showed excellent inter-observer agreement. In differentiating benign from malignant parotid tumors, 10th was an independent predictor based on both 2D and 3D segmentation, with AUC of 0.814 and 0.789, sensitivity of 0.875 and 0.725, and specificity of 0.647 and 0.765, respectively. In differentiating pleomorphic ade-

[收稿日期] 2023-11-29**[作者简介]** 史宏伟(1998-),女,黑龙江七台河人,在读硕士研究生。E-mail:18846794048@163.com**[通信作者]** 陶晓峰,上海交通大学医学院附属第九人民医院放射科,200011。E-mail:cjr.taioxiefeng@vip.163.com**[基金项目]** 国家自然科学基金资助项目(编号 82172049)。

noma from adenolymphoma, the median was an independent predictor based on 2D segmentation, with an AUC of 0.890, sensitivity of 0.857, and specificity of 0.837. Moreover, 90th, entropy, mean and the combination model were the independent factors based on 3D segmentation, with an AUC of 0.942, sensitivity of 0.857, and specificity of 0.884 for the combination model. De-long's test showed that the AUC values of 2D and 3D segmentation models for discriminating benign from malignant parotid tumors, as well as pleomorphic adenomas from adenolymphoma had no significant differences (all P values>0.05). **Conclusion:** T₂WI histogram can be a quantitative tool for diagnosing parotid tumors. 2D segmentation can be used as a preferred method.

Key words: Parotid Neoplasms; Magnetic Resonance Imaging

唾液腺肿瘤约占头颈部肿瘤的 2.0%~6.5%,其中约 70%起源于腮腺。在腮腺肿瘤中,80%为良性,以多形性腺瘤和腺淋巴瘤最为常见^[1]。手术是腮腺肿瘤的首选治疗方案,但不仅良、恶性肿瘤之间的手术方案不同,良性肿瘤之间的手术方案亦有不同。因此,腮腺肿瘤的术前精确诊断对于临床决策至关重要^[2]。MRI 具有无辐射、多参数成像、软组织分辨率高等特点,是区分腮腺良恶性肿瘤首选的影像学检查方法。直方图分析基于图像中像素的分布提供定量的肿瘤异质性信息^[3]。目前,MRI 直方图分析对于头颈部肿瘤(包括唾液腺病变)的研究均取得了较好的结果^[4-5]。研究表明,感兴趣区域(Region of interest, ROI)的分割是直方图分析的关键步骤。理论上,全瘤(三维(Three-dimensional, 3D))分割覆盖整个肿瘤的体积,较最大层面(二维(Two-dimensional, 2D))分割可以更好地描述全瘤信息。但前者耗时更长,在临床上应用相对困难。此外,有多篇研究报道基于 2D 分割的直方图分析已足够用于头颈部肿瘤的分类任务^[6-8]。因此,本研究旨在对比基于 2D 和 3D 分割的压脂 T₂WI(Fs-T₂WI)直方图分析鉴别腮腺良、恶性肿瘤及多形性腺瘤和腺淋巴瘤的价值。

1 资料与方法

1.1 研究对象

回顾性分析 2020 年 5 月—2023 年 5 月上海交通大学医学院附属第九人民医院符合以下标准的患

者。纳入标准:①经病理证实为腮腺原发肿瘤;②术前接受 MRI 检查且 MRI 资料完整。排除标准:①肿瘤最大直径<5 mm;②MRI 检查前接受过有创检查或治疗,如活检、手术、放疗、化疗等;③图像质量不佳。

1.2 检查方法

研究采用荷兰 Philips Ingenia 3.0T MR 扫描仪和 16 通道头颈联合线圈。扫描序列和参数:横断面脂肪抑制 T₂ 加权成像(Fat-saturated T₂ weighted imaging, Fs-T₂WI), TR 2 800 ms, TE 85 ms, 反转角 90°, 层厚 4 mm, 层间距 0.4 mm, FOV 210 mm×188 mm, 矩阵 324×208。

1.3 图像处理及特征提取

图像分割:将所有病例的 MRI 图像以“Dicom”格式从 PACS 工作站中导出;使用 ITK-SNAP 软件(版本 3.6.0)进行图像分割。研究采用两种分割方式:基于轴位 Fs-T₂WI 肿瘤 2D 分割和 3D 分割。由 2 名分别具有 3 年和 7 年头颈部疾病诊断经验的放射科医师独立在轴位 Fs-T₂WI 上沿肿瘤边缘手动勾画 2D 和 3D ROI(图 1)。

图像预处理:在提取特征前对图像进行预处理。首先,对像素大小重新采样并调整为 1×1 mm²。其次,采用 $\mu \pm 3\sigma$ 技术(标准化值为 100)进行灰度归一化。最后,进行灰度离散化处理,值设置为 64。

特征提取:使用华东师范大学上海市磁共振重点实验室开发的 FAE 软件分别从 2D、3D ROI 中提取直方图特征,包括第 10 百分位数(10th)、第 90 百

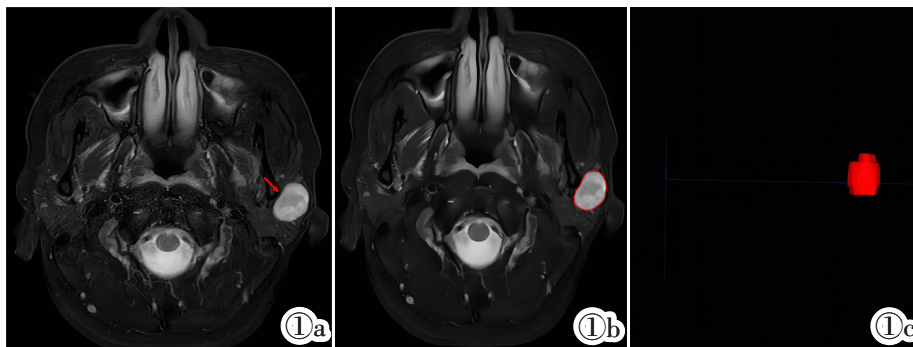


图 1a~1c 女,31 岁,左侧腮腺多形性腺瘤。图 1a:T₂ 脂肪抑制序列原始图像;图 1b:2D 肿瘤分割示意图;图 1c:3D 肿瘤分割示意图。

Figure 1a-1c. Pleomorphic adenoma of the left parotid gland in a 31-year-old female. Figure 1a: The T₂-weighted image with fat saturation. Figure 1b: Tumor illustration of 2D segmentation. Figure 1c: Tumor illustration of 3D segmentation.

分位数(90th)、均值、中位数、熵、偏度、峰度。

1.4 统计学分析

采用 Medcalc 11.4 软件进行统计学分析。 $P < 0.05$ 为差异具有统计学意义。采用组内相关系数 (Intraclass correlation coefficient, ICC) 评价直方图参数观察者间的一致性。采用 Mann-Whitney U 检验比较腮腺良、恶性肿瘤之间及多形性腺瘤和腺淋巴瘤之间直方图特征的差异。使用逐步逻辑回归 ($P < 0.05$ 为停止标准) 筛选独立预测因子, 采用受试者工作特征 (Receiver operating characteristic, ROC) 曲线评估 2D 与 3D 直方图特征诊断良、恶性肿瘤以及多形性腺瘤和腺淋巴瘤的效能。计算曲线下面积 (Area under the curve, AUC), 并采用 Delong 检验比较不同分割方式 AUC 的差异。

2 结果

本研究共纳入腮腺肿瘤患者 159 例, 包括良性肿瘤 119 例, 其中多形性腺瘤 63 例, 腺淋巴瘤 43 例; 恶性肿瘤 40 例。基于 2D 和 3D 分割的 7 个直方图参数均具有很好的观察者间一致性, 2D 直方图参

数的 ICC 为 0.877~0.981, 3D 直方图参数的 ICC 为 0.877~0.986 (表 1)。

表 1 基于 2D 和 3D 分割的直方图参数观察者间测量可重复性的分析结果

参数	ICC-2D(95%可信区间)	ICC-3D(95%可信区间)
10th	0.907(0.814~0.955)	0.877(0.759~0.940)
90th	0.981(0.960~0.991)	0.986(0.971~0.993)
均值	0.956(0.911~0.979)	0.973(0.944~0.987)
中位数	0.967(0.932~0.984)	0.976(0.951~0.989)
熵	0.923(0.845~0.963)	0.942(0.883~0.972)
偏度	0.921(0.835~0.963)	0.975(0.949~0.988)
峰度	0.877(0.742~0.942)	0.965(0.928~0.983)

基于 2D 分割, 良恶性肿瘤两组间 10th、90th、均值、中位数、偏度均存在统计学差异 (P 均 < 0.05); 基于 3D 分割, 两组间具有统计学差异的直方图参数为 10th、90th、均值、中位数、熵、偏度 (P 均 < 0.05) (表 2)。逐步逻辑回归显示 10th 均为 2D 和 3D 分割模型共同的独立预测因子, AUC 分别为 0.814 和 0.789, 灵敏度分别为 0.875 和 0.725, 特异度分别为 0.647 和 0.765 (表 3) (图 2a)。Delong 检验得出两种模型 AUC 值间无显著差异 ($P > 0.05$)。

表 2 基于 2D 和 3D 分割良恶性肿瘤间差异有统计学意义的直方图参数

参数	良性肿瘤(119例)	恶性肿瘤(40例)	Z 值	P 值
10th	243.7(191.8, 346.9)	162.8(117.5, 197.3)	5.942	<0.001
90th	417.8(320.0, 577.9)	337.1(281.0, 373.5)	4.077	<0.001
2D 均值	338.9(261.4, 439.5)	245.2(202.9, 294.0)	5.252	<0.001
中位数	334.1(263.8, 435.1)	240.8(211.9, 290.1)	5.291	<0.001
偏度	-0.6(-1.1, 0.1)	-0.1(-0.5, 0.4)	3.692	<0.001
10th	209.0(174.1, 272.1)	151.9(130.6, 189.6)	5.470	<0.001
90th	416.5(307.4, 566.6)	331.9(276.6, 358.1)	4.287	<0.001
3D 均值	322.6(254.1, 429.2)	241.5(206.7, 273.3)	4.954	<0.001
中位数	324.6(257.0, 424.5)	238.5(208.0, 270.7)	5.136	<0.001
熵	5.3(5.0, 5.4)	5.1(4.8, 5.3)	2.334	0.020
偏度	-0.4(-0.7, 0.1)	-0.02(-0.3, 0.4)	3.243	0.001

表 3 基于 2D 和 3D 分割的独立预测因子鉴别腮腺肿瘤的诊断效能

	参数	阈值	AUC	95%CI	灵敏度	特异度
良性 vs. 恶性	2D~10 th	212.3	0.814	0.745~0.872	0.875	0.647
	3D~10 th	171.8	0.789	0.718~0.850	0.725	0.765
	2D~中位数	305.8	0.890	0.815~0.943	0.857	0.837
腺淋巴瘤 vs. 多形性腺瘤	3D~90 th	372.9	0.867	0.787~0.925	0.857	0.814
	3D~熵	5.1	0.834	0.750~0.899	0.825	0.767
	3D~均值	284.2	0.898	0.824~0.948	0.873	0.814
	3D~90 th+熵+均值	0.6	0.942	0.879~0.978	0.857	0.884

基于 2D 分割, 多形性腺瘤与腺淋巴瘤两组间 10th、90th、均值、中位数、偏度均存在统计学差异 (P 均 < 0.05); 基于 3D 分割, 两组间具有统计学差异的直方图参数包括 10th、90th、均值、中位数、熵、峰度 (P 均 < 0.05) (表 4)。逐步逻辑回归显示 2D 分割模型的独立预测因子是中位数, 其 AUC 为 0.890, 灵敏度为 0.857, 特异度为 0.837; 3D 分割模型的独立预测因子包括 90th、熵与均值, 模型的 AUC 为 0.942,

灵敏度为 0.857, 特异度为 0.884 (表 3) (图 2b)。Delong 检验显示两种分割方式 AUC 值间无显著性差异 ($P > 0.05$)。

3 讨论

近年来, 唾液腺肿瘤发病率呈逐年上升的趋势。惰性的恶性肿瘤可能出现与良性肿瘤相似的临床症状及影像学表现, 导致二者难以区分。此外, 不同组

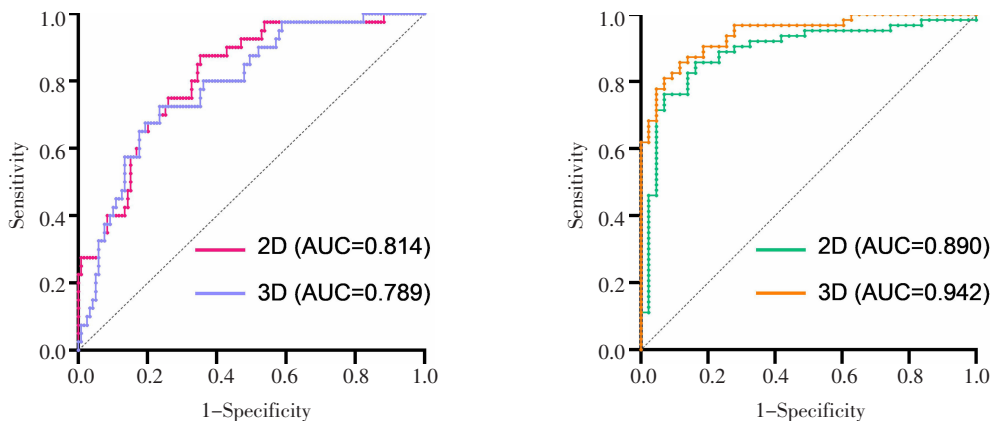


图 2a,2b 2D 和 3D 分割鉴别诊断腮腺肿瘤的 ROC 曲线。图 2a: 鉴别腮腺良性肿瘤和恶性肿瘤的 ROC 曲线;图 2b: 鉴别腺淋巴瘤和多形性腺瘤的 ROC 曲线。

Figure 2a, 2b. ROC curves for differentiating parotid tumors based on 2D and 3D segmentation; Figure 2a: ROC curves for differentiating benign from malignant parotid tumors; Figure 2b: ROC curves for differentiating pleomorphic adenoma from adenolymphoma.

表 4 基于 2D 和 3D 分割腺淋巴瘤及多形性腺瘤之间有统计学差异的直方图参数

参数	腺淋巴瘤 (43 例)	多形性腺瘤 (63 例)	Z 值	P 值	
2D	10th	186.7(151.6,220.5)	311.1(226.2,377.6)	5.723	<0.001
	90th	309.1(274.9,362.1)	522.9(411.6,620.2)	6.090	<0.001
	均值	251.6(226.0,295.3)	413.2(338.8,506.7)	6.624	<0.001
	中位数	250.8(225.5,283.3)	412.5(336.7,523.0)	6.804	<0.001
	偏度	-0.4(-1.2,0.3)	-0.8(-1.2,-0.4)	2.390	0.017
3D	10th	174.1(153.2,199.4)	251.5(205.8,315.9)	6.360	<0.001
	90th	304.3(263.7,361.6)	501.3(405.6,612.3)	6.399	<0.001
	均值	246.2(218.8,278.0)	377.7(316.3,469.4)	6.933	<0.001
	中位数	248.0(219.4,277.0)	385.1(325.0,486.6)	7.042	<0.001
	熵	4.9(4.7,5.1)	5.4(5.2,5.5)	5.826	<0.001
峰度	4.5(3.3,5.6)	3.0(2.6,3.6)	5.318	<0.001	

织学类型的良性肿瘤其术后复发率及恶变率也有所不同。因此,术前准确的鉴别诊断对制定治疗计划和疾病预后至关重要。

已有研究表明基于 T_2WI 提取的影像组学特征可以帮助鉴别诊断腮腺良、恶性肿瘤及多形性腺瘤和腺淋巴瘤^[9-10]。随着高分辨率 MRI 和信号处理方法的不断进步,MRI 的直方图分析越来越多地用于探索肿瘤的异质性。黄荟玉等^[11]基于 T_2WI 的研究仅在肿瘤最大层面勾画 ROI,得出直方图分析对腮腺多形性腺瘤与恶性肿瘤的鉴别具有一定价值;Xiang 等^[12]在研究中采用全肿瘤逐层勾画的方式,认为动态增强 MRI(DCE-MRI)直方图分析是鉴别腮腺良、恶性肿瘤的有效方法。显然,3D 分割可提供更全面的全瘤信息,但相对于 2D 分割而言,需要更大的工作量,耗费的时间更长。关键点在于 3D 分割能否获得额外的增益。在许多疾病诊断及预后预测的研究中,使用 2D 还是 3D 分割技术仍然存在争议^[13-14]。

在本研究中,基于 2D 和 3D 分割 ROI 提取 7 个直方图特征,评估其鉴别诊断腮腺肿瘤的效能。研究结果显示,除 10th 外,基于 3D 分割的直方图参数的观察者间一致性均高于 2D 分割(表 1)。这可能是观察者选择最大层面的主观偏倚导致的结果。此外,腮

腺肿瘤具有典型的异质性,这导致来自两个切片的样本存在显著差异,从而引入读者间的差异。区分腮腺良性肿瘤和恶性肿瘤,基于 2D 和 3D 分割时,10th 均是独立预测因子。百分位数表示的是直方图中的体素值,是对肿瘤内部异质性的量化^[15]。2D 模型 ROC 曲线的 AUC 值为 0.814,3D 模型 ROC 曲线的 AUC 值为 0.789。经 DeLong 检验得出,2D 与 3D 模型独立预测因子的 AUC 值之间没有显著差异($P>0.05$)。在区分多形性腺瘤和腺淋巴瘤时,中位数是 2D 模型的独立预测因子,其 ROC 曲线的 AUC 值为 0.890;在 3D 模型中,独立预测因子 90th、熵、均值三者联合的鉴别诊断效能最高,AUC 值为 0.942。可见 3D 模型的 AUC 值高于 2D 模型,但 DeLong 检验结果证实二者的差异并无统计学意义($P>0.05$)。这一观察结果与 Lubner 等^[14]的研究结论一致,为文献中曾报道过的单独使用 2D 分割方式的研究提供了证据支持^[16]。虽然肿瘤所在的其他层面并未纳入 2D 直方图分析中,但最大层面涵盖的肿瘤异质性信息与全瘤相当,2D 分割方式确实能够捕获 3D 分割覆盖的绝大部分肿瘤特征。

本研究存在一定的局限性:①本研究为单中心回顾性研究,未来的研究中还需要改变扫描参数或

更换其他类型机器进行外部验证;②虽然纳入的样本量相对可观,但是几乎仅限于常见的病理类型,可能会影响结果的普遍性;③研究仅使用常规 T₂WI 进行直方图分析,有必要进一步研究探索与多个采集序列相结合的差异。

综上,研究结果表明,T₂WI 直方图分析能够为腮腺肿瘤的鉴别诊断提供一种定量工具。2D 分割和 3D 分割鉴别腮腺肿瘤的效能相当,但考虑到 2D 分割方式节省时间精力,可作为优先选择的检查手段。

[参考文献]

[1]Gökçe E. Multiparametric Magnetic Resonance Imaging for the Diagnosis and Differential Diagnosis of Parotid Gland Tumors [J]. JMRI, 2020, 52(1): 11–32.

[2]朱凌,王灿,杨功鑫,等. 腮腺肿瘤性病变的影像学诊断思路及功能 MRI 价值评估[J]. 中华放射学杂志,2022,56(5):587–590.

[3]张霄,张宏凯,路双,等. 动态对比增强 MRI 定量参数直方图分析预测胃癌病理分级的价值[J]. 实用放射学杂志,2022,38(1):64–67.

[4]Chen P, Dong B, Zhang C, et al. The histogram analysis of apparent diffusion coefficient in differential diagnosis of parotid tumor[J]. Dentomaxillofac Radiol, 2020, 49(5): 20190420.

[5]高欣,周丽娟,徐孝秋,等. 动态对比增强磁共振成像定量参数直方图分析与鼻咽癌临床分期的相关性初步研究[J]. 实用放射学杂志,2019,35(10):1590–1594.

[6]Kunimatsu N, Kunimatsu A, Miura K, et al. Differentiation between solitary fibrous tumors and schwannomas of the head and neck: an apparent diffusion coefficient histogram analysis[J]. Dentomaxillofac Radiol, 2019, 48(3): 20180298.

[7]de Perrot T, Lenoir V, Domingo Ayllón M, et al. Apparent Diffusion Coefficient Histograms of Human Papillomavirus –Positive and Human Papillomavirus –Negative Head and Neck Squamous Cell

Carcinoma: Assessment of Tumor Heterogeneity and Comparison with Histopathology[J]. AJNR, 2017, 38(11): 2153–2160.

[8]Fujima N, Homma A, Harada T, et al. The utility of MRI histogram and texture analysis for the prediction of histological diagnosis in head and neck malignancies [J]. Cancer Imaging, 2019, 19(1): 5.

[9]Hu Z, Guo J, Feng J, et al. Value of T₂-weighted –based radiomics model in distinguishing Warthin tumor from pleomorphic adenoma of the parotid[J]. Eur Radiol, 2023, 33(6): 4453–4463.

[10]Zhang R, Ai QYH, Wong LM, et al. Radiomics for Discriminating Benign and Malignant Salivary Gland Tumors; Which Radiomic Feature Categories and MRI Sequences Should Be Used? [J]. Cancers(Basel), 2022, 14(23): 5804.

[11]黄荟玉,张勇,程敬亮,等. T₂WI 肿瘤最大层面直方图分析鉴别腮腺多形性腺瘤与恶性肿瘤 [J]. 中国介入影像与治疗学, 2019,16(8):464–468.

[12]Xiang S, Ren J, Xia Z, et al. Histogram analysis of dynamic contrast-enhanced magnetic resonance imaging in the differential diagnosis of parotid tumors [J]. BMC Med Imaging, 2021, 21(1): 194.

[13]Arefan D, Chai R, Sun M, et al. Machine learning prediction of axillary lymph node metastasis in breast cancer: 2D versus 3D radiomic features[J]. Med Phys, 2020, 47(12): 6334–6342.

[14]Lubner MG, Stabo N, Lubner SJ, et al. CT textural analysis of hepatic metastatic colorectal cancer: pre-treatment tumor heterogeneity correlates with pathology and clinical outcomes[J]. Abdom Imaging, 2015, 40(7): 2331–2337.

[15]徐露露,王建伟,葛小林,等. 动态对比增强 MRI 直方图分析在预测食管鳞癌病理分级中的价值 [J]. 实用放射学杂志,2020,36(1):42–45.

[16]Sutton EJ, Dashevsky BZ, OH JH, et al. Breast cancer molecular subtype classifier that incorporates MRI features[J]. JMRI, 2016, 44(1): 122–129.

(上接 390 页)

[5]Alvares GA, Bebbington K, Cleary D, et al. The misnomer of ‘high functioning autism’: Intelligence is an imprecise predictor of functional abilities at diagnosis[J]. Autism, 2020, 24(1): 221–232.

[6]马文敏,马学进,杨义,等. 孤独症谱系障碍的脑 MRI 纵向研究进展[J]. 国际医学放射学杂志,2023,46(4):422–425.

[7]Deoni SC, Zinkstok JR, Daly E, et al. White-matter relaxation time and myelin water fraction differences in young adults with autism[J]. Psychol Med, 2015, 45(4): 795–805.

[8]McLaughlin K, Travers BG, Dadalko OL, et al. Longitudinal development of thalamic and internal capsule microstructure in autism spectrum disorder[J]. Autism Res, 2018, 11(3): 450–462.

[9]孙永兵,赵鑫,邢庆娜,等. 2–4 岁孤独症谱系障碍男童的脑磁共振扩散峰度成像研究[J]. 中国临床医学影像杂志,2022,33(4):229–234.

[10]He X, Zhao X, Sun Y, et al. Application of TBSS-based machine learning models in the diagnosis of pediatric autism[J]. Front Neurol, 2022, 13: 1078147.

[11]Zhang M, Hu X, Jiao J, et al. Brain white matter microstructure abnormalities in children with optimal outcome from autism: a four-year follow-up study[J]. Sci Rep, 2022, 12(1): 20151.

[12]Aung WY, Mar S, Benzinger TL. Diffusion tensor MRI as a

biomarker in axonal and myelin damage [J]. Imaging Med, 2013, 5(5): 427–440.

[13]Roy DS, Zhang Y, Aida T, et al. Anterior thalamic dysfunction underlies cognitive deficits in a subset of neuropsychiatric disease models[J]. Neuron, 2021, 109(16): 2590–2603.

[14]Sandrone S, Aiello M, Cavaliere C, et al. Mapping myelin in white matter with T₁-weighted/T₂-weighted maps: discrepancy with histology and other myelin MRI measures [J]. Brain Struct Funct, 2023, 228(2): 525–535.

[15]Henninger B, Kremser C, Rauch S, et al. Evaluation of MR imaging with T₁ and T₂* mapping for the determination of hepatic iron overload[J]. Eur Radiol, 2012, 22(11): 2478–2486.

[16]Oros-Peusquens AM, Loucao R, Abbas Z, et al. A Single-Scan, Rapid Whole-Brain Protocol for Quantitative Water Content Mapping With Neurobiological Implications [J]. Front Neurol, 2019, 10: 1333.

[17]Filimonova E, Amelina E, Sazonova A, et al. Assessment of normal myelination in infants and young children using the T_{1w}/T_{2w} mapping technique[J]. Front Neurosci, 2023, 17: 1102691.

[18]康倩倩,李旭,童光磊,等. 孤独症谱系障碍儿童丘脑和小脑磁共振波谱特征和临床关系的前瞻性研究 [J]. 中国当代儿科杂志, 2021,23(12):1250–1255.