

# 基于 MRI 平扫影像组学辅助卵巢常见良性上皮肿瘤鉴别诊断

孟爽<sup>1</sup> 王欣欣<sup>1</sup> 陈璐军<sup>2</sup> 沈鹏翔<sup>1</sup> 王向明<sup>1\*</sup>

1. 义乌市中心医院放射科 浙江义乌 322000

2. 义乌市中心医院信息科 浙江义乌 322000

**摘要:** 目的: 卵巢良性肿瘤中以上皮性浆液性肿瘤及黏液性肿瘤居多, 采用影像组学技术探讨 T1WI 平扫序列在分类卵巢良性浆液性 (BST) 与黏液性 (BMT) 囊腺瘤中的鉴别价值。方法: 回顾性分析 2012 年 5 月至 2023 年 12 月义乌市中心医院 175 例术后常规病理检查确诊为 BST 或 BMT, 并于术前行盆腔磁共振平扫检查。按 7: 3 随机分成 121 例训练组和 54 例验证组, 利用 T1WI 平扫影像提取影像组学特征并进行 LASSO 算法, 构建影像组学标签、得到影像组学分数模型, 采用受试者工作曲线 (ROC) 和校正曲线对不同模型的预测性能进行评价。结果: 在影像组学分析中, 提取 396 个影像组学纹理特征, 降维提取 9 个最优影像组学参数创建影像组学标签。训练组中 T1WI 影像组学模型中鉴别良性浆液性与黏液性囊腺瘤的平均 AUC、特异度、灵敏度分别为 0.768 ( $P < 0.05$ )、74.6%、66.7%; 在验证组中, AUC、特异度、灵敏度分别为 0.731 ( $P < 0.05$ )、80.0%、75%。结论: 基于术前 MRI 平扫检查建立的放射组学标签预测模型在卵巢良性浆液性肿瘤和黏液性肿瘤分类中取得了良好的预测性能。

**关键词:** 卵巢肿瘤; 囊腺瘤; 磁共振成像; 影像组学; 分类

良性浆液性囊腺瘤 (Benign serous tumor of ovary, BST) 与黏液性囊腺瘤 (Benign mucinous tumor of ovary, BMT) 在临床表现上存在诸多相似之处, 但二者恶变率及临床诊疗方案有所不同<sup>[1]</sup>, 对浆液性囊腺瘤随访或微创手术, 黏液性囊腺瘤多剖腹手术<sup>[2-4]</sup>; 目前可通过 MRI 影像中囊腔的数目及各囊腔内信号高低鉴别卵巢良性浆液性囊性肿瘤及黏液性囊性肿瘤<sup>[5]</sup>, 但对于多房囊性的病灶其鉴别效能仍不理想, 术前鉴别的准确性比较一般。既往有研究基于 CT 图像提取 396 个影像特征建立影像组学模型来预测卵巢浆液性囊腺瘤和黏液性囊腺瘤, 其与影像特征联合建立的模型在卵巢囊腺瘤分类中表现出一定的可行性与优越性<sup>[6]</sup>。但目前尚未有基于 MRI 图像的鉴别卵巢良性浆液性肿瘤和黏液性肿瘤的研究。

因此, 本研究借助影像组学方法, 建立卵巢良性浆液性和黏液性肿瘤鉴别模型, 以探索影像组学在卵巢良性囊性肿瘤中的预测效能。

## 1 对象和方法

### 1.1 对象

我们回顾性收集从 2012 年 5 月至 2023 年 12 月义乌市中心医院术前行 MRI 检查的并经手术治疗确诊的囊腺瘤 190 例 (BST 99 例, BMT 91 例) 病人, 纳入及排除标准如下:

纳入标准: (1) 患者经手术组织病理学检查诊断为 BST 和 BMT; (2) 手术前 1 月进行盆腔 MRI 检查。排除标准: (1) 图像质量不理想, 如图像不完整或运动伪影明显 ( $n=5$ ); (2) 患者为孕妇, 无常规 T1WI 序列 ( $n=10$ )。对左右侧均有病灶的病例取最大径的病例纳入本次研究, 最终纳入 175 例患者, BST ( $n=97$ ) 及 BMT ( $n=78$ )。本研究将入组病例随机按照 7:3 比例分为训练组与验证组。

### 1.2 MRI 检查方法

所有纳入本研究的 175 例患者术前均行 MRI 盆腔常规扫描, 扫描仪器为 1.5T MRI (HDXT, General Electric, USA 1.5T), 8 通道腹部相控阵线圈。各序列包括: 横轴位 T1WI (TR/TE=704ms/8ms, 层厚/间距=5mm/5mm, 层数=20), 横轴位 T2 压脂加权成像 (TR/TE=3000-4000 ms/70-76ms; 层厚/间距=5mm/5mm)、冠状位、矢状位 T2 加权成像及扩散加权成像 (TR/TE=2400/73 ms, FOV: 288 x 360mm, 矩阵: 192 x 160, 层厚/间距=5mm/5mm)。

#### 1.2.1 图像预处理

本研究使用美国 GE 公司 AI-KIT 软件 (Artificial Intelligence Kinetics, Version 3.6.0) 对要提取影像组学参数的原始 DICOM 图像进行图像预处理。

### 1.2.2 图像分割

本研究应用 Radiant DICOM 开源软件阅读目标影像资料，包括入组患者的 MRI 序列的 T1WI 横轴位及 T2WI 横轴位、T2WI 冠状位、矢状位，确定肿瘤形态特征、范围与边界，在 T1WI 横轴位序列上勾画图像。

分割病灶 3D-ROI：应用 ITK.SNAP 开源软件在 T1WI 横轴位图像上沿病灶边缘手动勾画 ROI，进而合成 3D-ROI 文件并保存。ROI 勾画时尽量包含病灶所有区域、避开邻近非病灶组织，如病灶周围脂肪、软组织信号等。当病灶边界模糊，难以确定 ROI 勾画范围时，参照其他序列中病灶边界，反复对比后确定肿瘤的范围。

### 1.3 影像组学特征参数提取

利用美国 GE 公司的 Analysis Kit (AK) 软件将上述勾画好的 175 例 ROI 图像提取 396 个影像特征。按照 7:3 随机分配将 175 例患者分为训练组 121 例（浆液性 67 例，黏液性 54 例），验证组 54 例（浆液性 30 例，黏液性 24 例）。

#### 1.3.1 影像组学特征参数预处理

为统一影像组学参数比较标准，对所有提取到的影像组学每一个纹理特征进行 Z-Score 标准化： $(f-u)/std$  减去均值除以标准差。

#### 1.3.2 影像组学降维筛选、模型构建

提取影像组学特征数据，经过数据降维，根据 10 倍交叉验证，将误差最小时对应的特征筛选出来，通过逻辑线性 logistic 回归方法将提取出的影像组学特征建立影像组学模型。

### 1.4 统计分析

采用 SPSS 25.0 统计软件和 R 语言 统计建模软件（版本 3.3.2）。对符合正态性检验和方差齐性连续性参数进行独立样本 t 检验，对不符合的连续性参数使用 Mann-Whitney U 检验。采用  $\chi^2$  检验或者 Fisher 精确检验检验分类变量。筛选出的影像组学特征通过多元线性回归得到各自的回归系数，并建立预测模型，并对模型进行 ROC 分析，ROC 曲线下面积 AUC、灵敏度、特异度和准确度评估分类效能。此外，我们应用校正曲线来评价影像组学标签模型的优劣。P < 0.05 为差异有统计学意义。

## 2 结果

### 2.1 一般资料及影像特征

最终纳入 175 例病例按 7:3 分为：训练组 121 例（卵巢良性浆液性肿瘤 67 例、良性黏液性肿瘤 54 例），验证组 54 例（良性浆液性肿瘤 30 例、良性黏液性肿瘤 24 例）。在训练组与验证组中对各个特征进行单变量分析。

训练组中卵巢良性浆液性肿瘤组平均年龄为  $49.87 \pm 17.21$  岁，黏液性组患者平均年龄为  $46.50 \pm 17.21$  岁；两组未存在统计学差异 (P=0.789)。对于肿瘤大小，训练组中 BST 的大小为  $9.79 \pm 5.74\text{cm}$ ，BMT 组大小为  $11.70 \pm 6.64\text{cm}$ ，两组无统计学差异 (P=0.053)。

### 2.2 影像组学特征模型的建立

本研究在 T1WI 平扫横轴位序列上提取 396 个影像参数，通过 LASSO 算法筛选出 9 个特征构建影像组学特征模型。

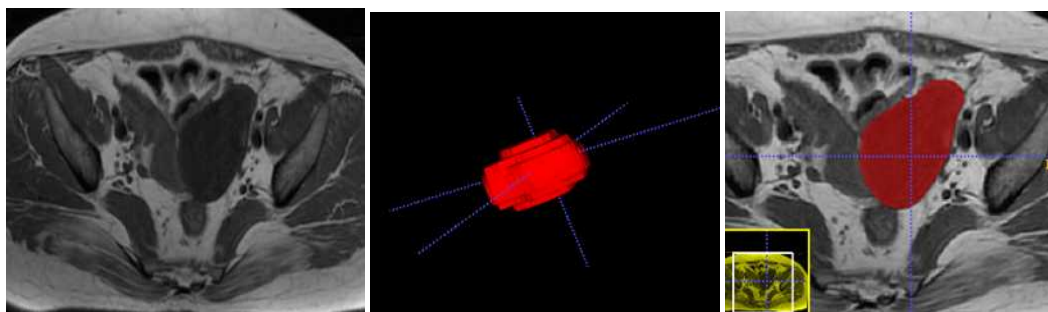


图 1 病灶 ROI 勾画



图 2 影像组学模型构建流程图

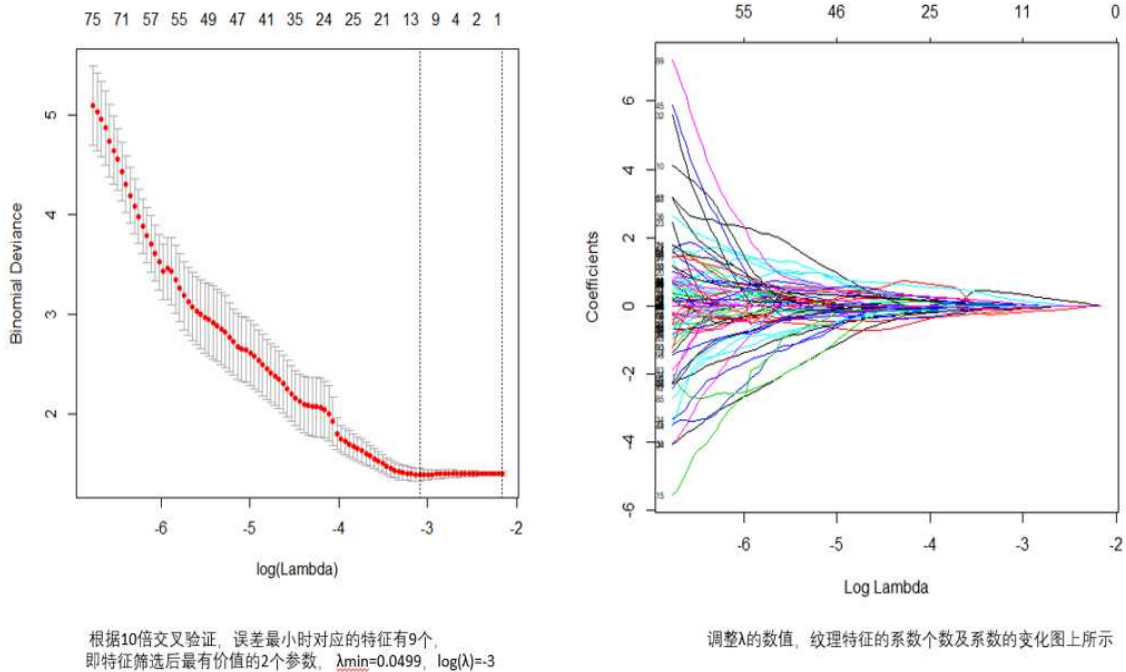


图3 影像组学特征降维 (LASSO)

T1WI 序列筛选出 9 个参数构建影像学分数：

$$\begin{aligned} \text{Radscore} = & -0.522 * \text{GLCMEnergy\_AllDirection\_offset4\_SD} \\ & -0.617 * \text{GLCMEnergy\_AllDirection\_offset7\_SD} \\ & +0.930 * \text{GLCMEnergy\_angle90\_offset4} \\ & +0.400 * \text{GLCMEntropy\_AllDirection\_offset7\_SD} \\ & -0.225 * \text{InverseDifferenceMoment\_AllDirection\_offset1\_SD} \\ & +0.799 * \text{ShortRunHighGreyLevelEmphasis\_AllDirection\_} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & \text{offset7\_SD} + 0.398 * \text{Compactness2} - 0.271 * \text{SurfaceArea} - \\ & 0.402 * \text{ZonePercentage} + 0.284 \end{aligned}$$

### 2.3 影像组学特征模型的分析

绘制影像组学模型五折交叉验证的 ROC 曲线（图 8）。训练组中 T1WI 影像组学模型的平均 AUC、特异度、灵敏度分别为 0.768（ $P < 0.05$ ）、74.6%、66.7%，95%CI 区间 [0.685, 0.852]。

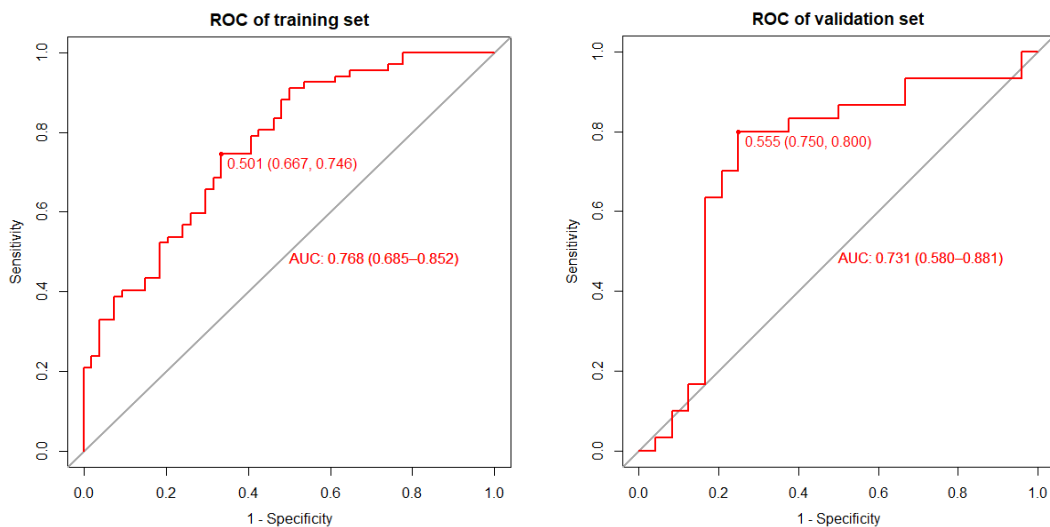


图4 影像组学分数 Radscore 在 train 组的 ROC 曲线 影像组学分数 Radscore 在 test 组的 ROC 曲线

表 1 基于 T1WI 构建影像组学模型参数

RadScore 参数	AUC	敏感性	特异性	95%CI 区间	截断值
训练组	0.768	74.6%	66.7%	[0.685, 0.852]	0.501
验证组	0.731	80.0%	75%	[0.580, 0.881]	0.555

影像分数 RadScore 值在 training 组和 validation 组的分布图

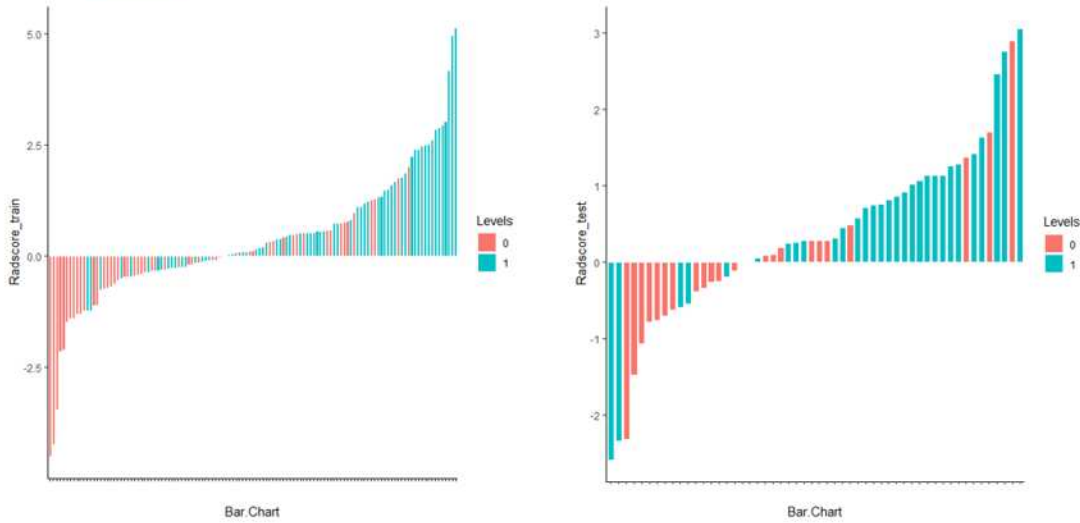


图 5 影像分数 RadScore 值在 training 组和 validation 组的分布图

Train: 121 例数据 Test: 54 例数据; label 为 1 (浆液性囊腺瘤) 且位于线上方的数据, 蓝色, 出现红色为判断错误; label 为 0 (黏液性囊腺瘤) 且位于线下方的数据, 红色, 出现蓝色为判断错误。

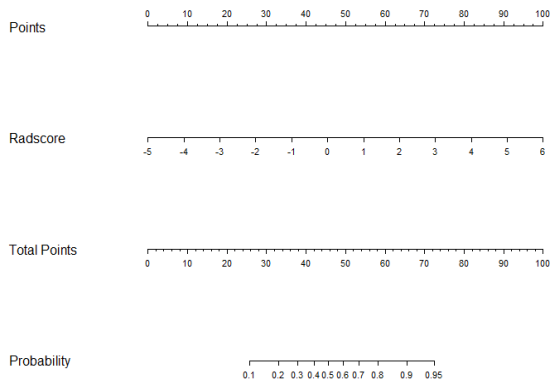


图 6 在训练组中建立的影像分数 RadScore 列线图

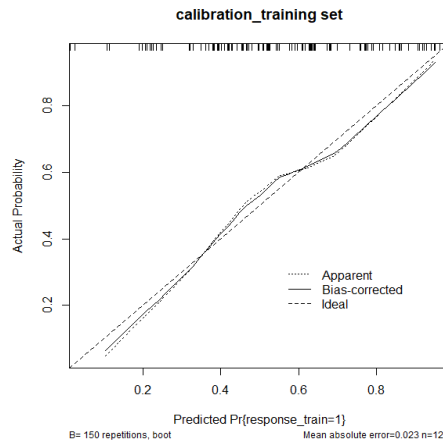


图 7 影像分数模型在训练组中预测效能的校正曲线图

### 3 讨论

卵巢良性浆液性肿瘤和良性黏液性肿瘤是卵巢囊肿性肿瘤 (Ovarian cystic tumor, OCT) 中较常见的两种上皮来源肿瘤, 两者生物学行为及恶变风险、临床治疗方案不尽相同, 均会引起腹痛、腹胀、阴道流血等临床症状, 严重者可引起卵巢蒂扭转、恶变, 对患者身心健康及生活质量有着严重影响<sup>[7-8]</sup>; 目前超声因其方便、价格便宜是诊断妇科肿瘤的首要手段, 但对于巨大的浆液性及黏液性囊腺瘤的鉴别诊断存在扫描局限性, 容易误诊及漏诊<sup>[9]</sup>。因此 MRI 检查对诊断

囊腺瘤有一定的优势。

黏液性囊腺瘤中液性成分为黏液, T1WI 序列上表现为稍高信号影, 而浆液性囊腺瘤中的液性成分大多数为低信号, 但当病灶有出血或含蛋白成分时会表现为稍高信号影<sup>[5,10-11]</sup>。因而部分浆液性囊腺瘤和黏液性囊腺瘤依靠视觉影像鉴别仍存在困难。

近年来, 已经有多项研究结果证实影像组学在卵巢囊性肿瘤分类、肿瘤分期、预后评价中有着重要的价值<sup>[12-15]</sup>。有研究者在 CT 增强图像上勾画 ROI 曲线, 得到影像组学模型, 其训练组 AUC 为 0.88<sup>[6]</sup>。有研究表明放射科医生在同时使用决策树和纹理分析后, 受训者诊断黏液性囊腺瘤敏感性显著提高<sup>[15]</sup>

本研究首次提出于卵巢 T1WI 平扫序列图像建立影像特征模型对 BST 和 BMT 术前分类; 筛选出的影像组学重要特征以二阶特征为主, 包括灰度共生矩阵特征、灰度大小矩阵特征、运行长度矩阵特征, 构建的影像组学 RadScore 在训练组和验证组中对于卵巢良性浆液性肿瘤和卵巢良性黏液性肿瘤具有良好的分类效能, 发现浆液性囊腺瘤 RadScore 值大于黏液性囊腺瘤, 并且模型 AUC 为 0.768, 诊断敏感性 74.6% (训练组)、80.0% (验证组)。因此组学预测模型是一种更加优越、无创、客观地鉴别卵巢良性浆液性肿瘤和黏液性肿瘤的工具。

本研究有一些局限性。第一, 我们的样本量较小, 以后会扩大样本量及多中心做外部验证; 第二, 对卵巢囊性肿瘤进一步病理分类, 而不单纯是浆液性和黏液性囊性肿瘤鉴别, 进一步创建更多更可靠的影像组学模型。第三, 本研究采用手动勾画 3D 的 ROI, 在勾画过程中不可避免会产生误差, 对提取出的影像组学参数存在一定的影响, 勾画 ROI 的标准化及自动化是未来的研究方向。

#### 4 结论

基于术前 MRI 平扫序列建立放射组学标签预测模型在卵巢良性浆液性肿瘤和黏液性肿瘤分类中有良好的预测性能。可为影像科医师阅片提升工作效率。

#### 参考文献:

[1] Jaime P, Emanuela D, Inigo E. Ovarian carcinomas: at least five different diseases with distinct histological features and molecular genetics.[J]. Human Pathology, 2018:S0046817718302302-.

[2] Marko J, Marko K I, Pachigolla S L, et al. Mucinous Neoplasms of the Ovary: Radiologic-Pathologic Correlation[J]. Radiographics, 2019, 39(4):982-997.

[3] Lee KR, BSTully RE. Mucinous tumors of the ovary: a clinicopathologic study of 196 borderline tumors (of intestinal type) and carcinomas, including an evaluation of 11 cases with "pseudomyxoma peritonei." Am J Surg Pathol 2000;24(11):1447 - 1464.

[4] BSThmler KM, Tao X, Frumovitz M, et al. Prevalence of lymph node metastasis in primary mucinous carcinoma of the ovary. Obstet Gynecol 2010;116(2 Pt 1):269 - 273.

[5] 赵书会, 强金伟, 张国福, 等. MRI 鉴别卵巢良性与交界性黏液性囊腺瘤的价值 [J]. 中华放射学杂志, 2012(04):327-331.

[6] Pan S, Ding Z, Zhang L, et al. A Nomogram Combined Radiomic and Semantic Features as Imaging Biomarker for Classification of Ovarian Cystadenomas[J]. Frontiers in Oncology, 2020, 10.

[7] Tocci P, Cianfrocca R, Castro VD, et al.  $\beta$ -arrestin1/YAP/mutant p53 complexes orchestrate the endothelin A receptor signaling in high-grade serous ovarian cancer[J]. Nature Communications, 2019, 10 (1):23-29.

[8] Wang Y, Cao J, Liu W, et al. Protein tyrosine phosphatase receptor type R (PTPRR) antagonizes the Wnt signaling pathway in ovarian cancer by dephosphorylating and inactivating  $\beta$ -catenin[J]. Journal of Biological Chemistry, 2019,294(48):18306-18323.

[9] Marko J, Marko K I, Pachigolla S L, et al. Mucinous Neoplasms of the Ovary: Radiologic-Pathologic Correlation[J]. Radiographics, 2019, 39(4):982-997.

[10] Takahashi N, Yoshino O, Hayashida E, et al. Quantitative analysis of ovarian cysts and tumors by using T2 star mapping[J]. Journal of Obstetrics and Gynaecology Research, 2019, 46(1).

[11] Ayumi O, Yasunari F. Magnetic resonance imaging findings of cystic ovarian tumors: major differential diagnoses in five types frequently encountered in daily clinical practice. [J]. Japanese journal of radiology, 2022, 40 (12): 1213-1234.

[12] li SX, Liang RJ, Dan Z, et al. Radiomics derived from dynamic contrast-enhanced MRI pharmacokinetic protocol features: the value of precision diagnosis ovarian neoplasms. *Eur Radiol*, 2020,31(1).

[13] Zhang H, Mao Y, Chen X, et al. Magnetic resonance imaging radiomics in categorizing ovarian masses and predicting clinical outcome: a preliminary study. Springer Berlin Heidelberg, 2019,29(7).

[14] Guangxing W, Yang S, Youting C, et al. Rapid identification of human ovarian cancer in second harmonic generation images using radiomics feature analyses and tree-based pipeline optimization tool[J]. *J Biophotonics*, 2020,13(9)

[15] Minkook S, Korea O R S K O U C T M O C H M S E C I S C K O R S K O U C T M O C H M S E R O D H M C, Joon Y L, et al. Evaluating the added benefit of CT texture analysis on conventional CT analysis to differentiate benign ovarian cysts. *[J]. Diagnostic and interventional radiology (Ankara, Turkey)*, 2021, 27 (4): 460–468.

**作者简介:**

孟爽（1987—），女，汉族，山东单县，本科学历，义乌市中心医院放射科，主治医师，妇产科及骨肌影像学诊断。

**基金项目:**

课题项目：义乌市科研计划项目，项目编号：21-3-71。