

基于 CT 及 MRI 影像组学在卵巢癌中的研究

陈荟竹, 汪昕蓉, 宁刚

【摘要】 卵巢癌是女性常见的生殖系统恶性肿瘤, 对卵巢癌术前诊断及术后评估的常用影像学检查方法除了超声、CT 及 MRI 外, 影像组学已成为热点研究方向。它是一项新型的影像学统计技术, 通过计算机软件从可视化影像图像中提取大量内部特征, 转化为可用于定量分析的数据, 再基于机器学习或统计学方法, 筛选出与疾病高度相关的影像组学特征, 然后进行后续数据分析, 主要用于肿瘤的诊断、分期、病理分级、疗效及预后评估等, 从而指导并优化临床决策。

【关键词】 卵巢肿瘤; 卵巢上皮癌; 磁共振成像; 体层摄影术, X 线计算机; 影像组学

【中图分类号】 R737.31; R730.261; R445.2; R814.4 **【文献标志码】** A

【文章编号】 1000-0313(2023)10-1276-05

DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2023.10.008

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



卵巢癌是女性常见的生殖系统恶性肿瘤, 上皮性卵巢癌(epithelial ovarian cancer, EOC)占有卵巢恶性肿瘤的 90% 以上^[1,2]。EOC 具有多种病理类型, 据组织学、分子遗传学及免疫表型改变将其分为 5 种类型^[3,4], 包括高级别浆液性卵巢癌(high-grade serous ovarian cancer, HGSOC)、透明细胞腺癌、子宫内膜样腺癌、粘液腺癌以及低级别浆液性腺癌。不同亚型上皮性卵巢癌的诊断、治疗反应和疾病转归各有差异, 术前精准预测卵巢癌的组织分型、分期、转移及预后对临床决策具有重要意义。

超声、CT 及 MRI 是常用的影像学检查方法, 现已广泛用于卵巢肿瘤的术前诊断及术后评估, 但这些传统影像学诊断方法很大程度取决于影像科医生的临床经验, 缺乏一定的客观性^[5]。传统影像学检查仅能反应图像的宏观特征, 而忽略了大量肉眼无法识别的肿瘤内部纹理特征^[6]。因此, 临床医生并不能从传统影像学方法中获取更多与卵巢癌诊疗及预后相关的有用信息。

影像组学是从可视化影像图像中提取大量图像内部的形状、纹理等特征并转化为定量数据用来分析疾病, 比传统影像学检查更具客观性和可重复性等优势, 从而为临床诊疗提供了一种新的评估方法^[5]。

本文主要对影像组学在卵巢癌中的研究进展、挑战及前景等方面进行综述。

影像组学方法

影像组学是 2012 年由 Lambin 等首次提出^[7], 是一项新型的影像学统计技术。通过计算机软件从可视化影像图像中提取大量内部特征, 转化为可用于定量分析的数据, 再基于机器学习或统计学方法, 筛选出与疾病高度相关的影像组学特征, 然后进行后续数据分析, 主要用于肿瘤的诊断、分期、病理分级、疗效及预后评估等, 从而指导并优化临床决策。影像组学分析的流程主要包括: 图像采集、预处理及肿瘤分割、特征提取及筛选、模型建立与临床应用^[8]。

影像组学在卵巢癌中的研究

1. 卵巢癌的诊断与分型

2004 年 Shih 等依据临床、组织病理学和分子遗传学的研究对 EOC 提出了“二元论模型”理论^[9], 将其分为 Type I 型和 Type II 型^[10]。目前针对这两种类型卵巢癌的鉴别大部分集中在 MRI 影像组学的研究上。Zhang 等^[11]基于 MRI 影像组学方法鉴别卵巢肿瘤的良恶性和 Type I 型和 Type II 型肿瘤, 结果显示在留一法(leave-one-out cross validation, LOOCV)和内部验证法中均表现出良好诊断效能(在鉴别卵巢良恶性肿瘤中的 AUC 分别为 0.9 和 0.87, Type I 型和 Type II 型肿瘤中的 AUC 分别为 0.93 和 0.84), 并且在这两种分类任务中, Low-high-high short-run high gray-level emphasis、Low-low-high variance 以及 eccentricity 特征表现最好。Jian 等^[12]在多中心回顾性研究中定量提取 T₂WI-FS、DWI、ADC 和 CE-T₁WI 组学特征, 并建立联合放射组学模型, 结果显示联合放射组学模型在内部验证和外部验证中的诊断效

作者单位: 610041 成都, 四川大学华西第二医院放射科/妇儿疾病与出生缺陷教育部重点实验室(陈荟竹、宁刚); 拜耳医药保健有限公司(汪昕蓉)

作者简介: 陈荟竹(1985—), 女, 四川梓潼人, 博士, 主治医师, 主要从事妇儿影像诊断。

通讯作者: 宁刚, E-mail: ng6611@163.com

基金项目: 四川大学华西第二医院临床科研基金(KL007)

能均优于 4 种单参数放射组学模型(AUC 分别为 0.806 和 0.847)。Qian 等^[13]也通过定量提取 T₂WI、DWI、ADC 和 DCE 的 MRI 组学特征,并建立传统模型和联合放射组学模型,结果显示这两种模型在鉴别 Type I 型和 Type II 型肿瘤的 AUC 分别为 0.96,而且联合放射组学模型在早期疾病中有更好的诊断效能。通过上述研究结果显示基于 MRI 影像组学方法在鉴别术前上皮性卵巢癌 Type I 型和 Type II 型中具有较好的诊断效能。此外,影像组学在卵巢良恶性肿瘤诊断及鉴别诊断中也具有一定诊断价值。Song 等^[14]从动态对比增强 MRI 药代动力学方法中提取放射组学特征构建 2 级和 3 级分类预测任务用于鉴别良性、交界性及恶性卵巢癌,结果显示 2 级分类预测任务中良性 vs 交界性、良性 vs 恶性、交界性 vs 恶性的 AUC 值分别为 0.899、0.865 和 0.893,3 级分类预测任务中 AUC 值分别为 0.893、0.944 和 0.891,说明基于 MRI 动态增强药代动力学的组学方法在鉴别良性、交界性和恶性卵巢癌方面具有较高的诊断效能。此外,多个研究者^[15-17]通过基于 CT 放射组学特征联合临床特征构建成列线图(nomogram)分别用于鉴别原发性卵巢癌和转移性卵巢癌、上皮性卵巢癌与非上皮性卵巢癌以及交界性浆液性卵巢肿瘤和浆液性卵巢癌,结果均显示影像组学方法具有较高的诊断效能。因此,基于 MRI 及 CT 影像组学方法不仅可用于鉴别卵巢癌的组织学分型,而且还可用于卵巢良恶性肿瘤的诊断与鉴别。

2. 卵巢癌术后复发的预测

HGSOC 是上皮性卵巢癌中最常见且容易复发的组织亚型。国际妇产科学联合会(International Federation of Gynecology and Obstetrics, FIGO)分期晚期患者(FIGO III 期或 IV 期)的总复发率约为 60%~80%,早期患者(FIGO I 期或 II 期)的总复发率约为 20%~25%^[18]。文献报道^[19,20]卵巢癌复发的中位时间约为 18 个月。Lu 等^[21]通过无监督学习,将提取的 4 个放射组学特征的加权总和作为肿瘤预后指标(RPV),同时将 RPV 加入临床预后指标(分期、年龄、和术后残留病)中,结果显示 3 个数据集中一致性指数(C-index)都得到不同程度的升高,训练集从 0.658 到 0.739,内部验证集从 0.659 到 0.679,独立的外部验证集从 0.549 到 0.690。Wei 等^[22]经最小绝对收缩和选择算子(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)选择 4 个与复发密切相关的放射组学特征,然后建立 Cox 模型预测晚期 HGSOC 患者 18 个月内和 3 年内的复发风险,训练集、内部验证集和独立外部验证集 18 个月内的放射组学特征预测准确率分别为 82.4%、77.3% 和 79.7%,3 年内分别为 83.4%、

82% 和 70%,并将放射组学特征与年龄、FIGO 分期、术前和术后 CA125、残余肿瘤及是否绝经等临床指标相结合构建成放射组学 nomogram 分别预测高级别浆液性卵巢癌患者术后 18 个月(84.1%)和 3 年的复发风险(88.9%)。Chen 等^[23]通过支持向量机方法筛选了 7 个与肿瘤复发密切相关的 CT 组学特征,并构建临床模型、单纯组学模型和联合模型预测肿瘤早期复发的准确性,结果显示联合模型的预测效能明显高于临床模型和单纯组学模型。这些研究说明 CT 放射组学特征可以用于辅助临床特征提高肿瘤早期复发的预测能力。此外,也有学者通过系统回顾文献的方式分析 CT 放射组学特征在预测卵巢癌患者总生存期和无进展生存期方面的价值,发现放射组学模型可作为卵巢癌患者生存分析的预测指标^[24]。以上多项研究显示 CT 放射组学特征可协助临床指标用于预测患者术后的早期复发。

3. 卵巢癌术后残留与患者生存期

手术中是否有残余肿瘤是 HGSOC 最重要的预后因素,有研究已证明残留肿瘤程度与患者生存之间呈负相关关系。Rizzo 等^[25]使用分层聚类方法将这些特征分组成簇,通过卡方检验评估每个聚类代表的放射组学特征与残余肿瘤和术后 12 个月内疾病进展的相关性,结果显示 F2-Shape/Compactness1, F1-GrayLevelCooccurrenceMatrix25/0-1InformationMeasureCorr2, F1-GrayLevelCooccurrenceMatrix25/-333-1InverseVariance 与术后肿瘤残余风险高有关, GrayLevelRunLengthMatrix25/-333RunPercentage, F2 shape/Max3DDiameter 和 F1-GrayLevelCooccurrenceMatrix25/45-1InverseVariance 与术后 12 个月内疾病进展的风险高有关,而且在预测术后 12 个月内疾病进展方面,放射组学模型明显优于临床模型。Vargas 等^[26]用组学方法评估 HGSOC 多个转移灶的 CT 组学特征与临床结果的相关性,研究表明站点间相似熵(inter-site similarity entropy, SE)、相似水平聚类阴影(similarity level cluster shade, SCS)及站点间相似水平聚类突出度(inter-site similarity level cluster prominence, SCP)与较短的生存时间相关。与手术不完全切除患者相比,手术完全切除患者的站点间聚类方差(inter-site cluster variance, SCV)、SCS 和 SCP 显著降低,说明异质性越低,肿瘤越容易完全切除。因此,放射组学定量指标可通过空间位点间异质性来预测 HGSOC 患者的预后。Meier 等^[27]扩大样本量,采用与 Vargas 等相似的方法评估位点间纹理异质性参数与生存率和乳腺癌易感基因(breast cancer susceptibility gene, BRCA)突变状态之间的关系,结果表明高 SCV 和 SCP 与短的无进展生存期有关,高 SE 与低生

存率有关,在 BRAC 阴性患者中高 SCV、SCP 和 SE 值与手术不完全切除状态有显著相关,但在 BRAC 阳性患者中无相关。以上这些研究虽然都是小样本,但均说明放射组学方法可作为一种无创方法用于预测术中无肿瘤残余,从而辅助临床医生制订个性化治疗方案,提高治疗效果。

4. 卵巢癌分子生物学机制预测

HGSOC 依据分子分型可以分为 4 类,其中间质型的预后较差,这也是高级别浆液性卵巢癌患者对治疗反应和预后结局不同的原因^[28]。临床上确认患者的分子分型不仅检测成本高,而且耗时,因此需要一种无创且经济有效的方法来预测患者的分子分型,指导临床对患者进行个性化治疗。Lu 等^[21]通过机器学习提取 4 个与总生存显著相关的 CT 组学特征,并通过加权总和为每个肿瘤患者提供一个放射组学预后指标(RPV),与现有预后指标(如 CA125 和转录组的分子亚型)相比,RPV 预测预后的效能更高,而且高 RPV 与原发化疗耐药、无进展生存期短和手术效果差有显著相关。分子生物学方面 RPV 与基质标志物纤维连接蛋白水平呈正相关,即高 RPV 与高比例的肿瘤相关基质细胞有关,低肿瘤细胞含量与高间质含量成反比,此外,DNA 损伤反应(DNA damage response, DDR)在低 RPV 的肿瘤中被激活。上述这些研究表明影像组学特征不仅可以作为预后指标,还可以用于指导临床进行个性化治疗,比如低 RPV 的患者可能受益于 DDR 抑制剂(PARPi)和免疫治疗(antiPD1/PDL1)。

5. 卵巢癌术前淋巴结转移预测

淋巴结状态对 EOC 患者 FIGO 分期具有重要影响。Ⅲ—Ⅳ期高级别浆液性卵巢癌患者的淋巴结转移率高达 75%,Ⅰ—Ⅱ期患者的淋巴结转移率约 25%^[29,30]。Chen 等^[31]通过 CT 影像组学方法提取了与淋巴结转移相关的 9 个组学特征并构建成单纯组学模型,并与传统 CT 报告的淋巴结状态模型进行比较,发现两者的诊断效能无统计学差异,内部验证集中的 AUC 分别为 0.753 和 0.717,但是将这两者联合构建成为放射组学 nomogram 后其诊断效能明显提高,训练集和内部验证集的 AUC 分别为 0.821 和 0.843,而且该模型在 CT 报告淋巴结阴性组中也表现出了较好的预测效能(平均 AUC=0.82),说明放射组学可以用于提高临床诊断高级别浆液性卵巢癌淋巴结转移的准确性。

6. 卵巢癌 BRCA 基因预测

乳腺癌易感基因(breast cancer susceptibility gene, BRCA)包括 BRCA1 和 BRCA2,是重要的抑癌基因,其编码产物参与 DNA 损伤同源性重组修复,

BRCA1/2 基因突变起源于生殖细胞,显著增加乳腺癌、卵巢癌以及其他相关肿瘤的发病风险。BRCA1/2 基因突变型卵巢癌患者对铂类药物敏感,无进展生存期较高,预后较好。Liu 等^[32]基于增强 CT 图像的二维和三维放射组学模型预测 EOC 患者 BRCA 基因突变的诊断价值,发现二维、三维以及二维+三维联合模型在验证集中预测 BRCA 基因突变的 AUC 值分别为 0.78、0.75 和 0.82,说明这 3 种放射组学模型均能较好的预测 BRCA 基因突变。此外,在一项多中心大数据研究中^[33]基于 CT 放射组学和深度学习的方法预测 BRCA 基因突变,发现 CT 放射组学模型和深度学习模型的预测效能较低,AUC 值分别为 0.46~0.59 和 0.48~0.50,但是将临床指标加入放射组学模型后预测效能得到显著提高,AUC 值为 0.74,这一项研究也强调了放射组学研究需要标准化以及多中心外部验证的必要性。

7. 卵巢癌术前预测腹膜种植转移

腹膜种植转移是卵巢癌的主要转移方式,腹膜种植转移的早期诊断对于提高卵巢癌术前分期准确性和指导个性化治疗具有重要意义,也是评估预后的重要因素。Ai 等^[34]研究发现术前 CT 组学特征或者 CT 组学特征联合临床特征在预测卵巢癌患者发生转移(腹膜种植转移、淋巴结转移、直接浸润等)中具有较高的诊断效能,术前 CT 组学特征模型、临床模型和联合模型的 AUC 值分别为 0.82、0.83 和 0.86。此外,也有多位学者通过基于多序列、多参数 MRI 组学特征构建成列线图(nomogram)用于术前预测卵巢癌患者腹膜种植转移,结果显示 MRI 组学特征可作为术前预测卵巢癌患者腹膜种植转移的有效定量方法,且在预测卵巢癌腹膜种植转移上具有较好的诊断效能^[35,36]。

8. 卵巢癌术前预测化疗药物反应

卵巢癌的标准治疗方案是全面分期手术或肿瘤细胞减灭术后再辅以铂类化疗药物治疗,大多数患者对该药物反应良好,但是大约 15%的患者会对铂类化疗药物产生初始耐药性并在 6 个月内出现复发。Yi 等^[37]通过构建机器学习联合基因组(人硫酸酯酶 1 的单核苷酸多态性)数据模型,以及基于治疗前 CT 图像的放射组学模型预测卵巢癌治疗的铂耐药性,发现机器学习联合临床病理、CT 组学特征及基因组数据具有较高的诊断效能,AUC 值在训练集和验证集中分别为 0.993 和 0.967,说明基于 CT 放射组学特征结合基因组数据模型有助于预测卵巢癌治疗中的铂耐药。另一项研究^[38]以化疗反应评分作为金标准,通过 CT 放射组学方法预测 HGSOC 患者初始新辅助化疗后(NACT)的反应,结果显示 CT 放射组学不仅可以及时无创的预测新辅助化疗后的反应,而且将放射组学

特征添加到体积测量中,还可以提高预测模型的诊断效能,并且在外部测试集中具有鲁棒性。因此,影像组学方法在卵巢癌术前预测化疗药物反应方面具有一定的诊断价值。

影像组学在卵巢癌研究中挑战与前景

影像组学是一种新兴方法,已广泛应用于很多肿瘤的研究中,特别是肺癌,但是在卵巢肿瘤研究领域仍然处于初步阶段。目前影像组学研究仍然面临很多问题,首先是缺乏标准化^[39,40],如在不同的研究中扫描机器及其参数、病灶的分割方式及组学特征提取过程是存在差异的^[39],很难比较和重现结果,因此,在将来的研究中对影像组学分析的每个步骤制定标准化方案,从而获得标准化的组学特征^[39]才会得到客观的结果,增加各研究之间可比性,更有利于影像组学方法在临床实践中的应用^[39]。其次,由于卵巢肿瘤的病理类型多,生长迅速,很多肿瘤体积大、形态不规则、成分多变、伴大量腹水及种植转移灶,所以手动勾画 ROI 不仅耗时、费力,而且存在观察者间差异,因此,目前有待开发一种能够精准地半自动化及自动化分割整个肿瘤的软件^[39]。此外,影像组学方法在卵巢肿瘤研究中的主要研究对象是以上皮性卵巢癌中的高级别浆液性卵巢癌为主,而其他类型如性索间质肿瘤及生殖细胞肿瘤的研究几乎没有,虽然这些肿瘤的发病率不高,但是这些类型肿瘤的发病年龄较早,有些组织类型恶性程度高,转移早,复发快^[41],因此有待影像组学方法提出新的诊疗思路。

影像组学是一种新型且无创的方法,将影像组学特征与分子生物学、病理学及临床信息相结合,可为卵巢癌的诊断、治疗和随访提供更多的有效信息。临床应用方面影像组学特征不仅可作为预后指标,还可用于指导临床进行个性化治疗。随着将来影像组学标准化方法的制定,组学特征提取的质量增高,研究结果也会越准确,可增加各研究之间的可比性和重现性,实现数据共享,为卵巢癌精准化治疗提供更有力的支持。

参考文献:

- [1] Christine Stewart, Christine Ralyea, Suzy Lockwood. Ovarian cancer: an integrated review[J]. *Semin Oncol Nurs*, 2019, 35(2): 151-156. DOI: 10.1016/j.soncn.2019.02.001.
- [2] Danijela Jelovac, Deborah K Armstrong. Recent progress in the diagnosis and treatment of ovarian cancer[J]. *CA Cancer J Clin*, 2011, 61(3): 183-203. DOI: 10.3322/caac.20113.
- [3] 曹文枫, 刘明, 孙保存. 上皮性卵巢癌起源二元论及分子生物学基础[J]. *中国肿瘤临床*, 2013, 40(20): 1264-1267.
- [4] Stephanie Lheureux, Marsela Braunstein, Amit M Oza. Epithelial ovarian cancer: evolution of management in the era of precision medicine[J]. *CA cancer J Clin*, 2019, 69(4): 280-304. DOI: 10.3322/caac.21559.
- [5] 魏明翔, 柏根基, 郭莉莉. 影像组学在卵巢肿瘤中的研究进展[J]. *磁共振成像*, 2020, 11(5): 386-389.
- [6] Li W, Zhang L, Tian C, et al. Prognostic value of computed tomography radiomics features in patients with gastric cancer following curative resection[J]. *Eur Radiol*, 2019, 29(6): 3079-3089. DOI: 10.1007/s00330-018-5861-9.
- [7] Philippe Lambin, Emmanuel Rios-Velazquez, Ralph Leijenaar, et al. Radiomics: extracting more information from medical images using advanced feature analysis[J]. *Eur J Cancer*, 2012, 48(4): 441-446. DOI: 10.1016/j.ejca.2011.11.036.
- [8] 史张, 刘崎. 影像组学技术方法的研究及挑战[J]. *放射学实践*, 2018, 33(6): 633-636.
- [9] Ie-Ming Shih, Robert J Kurman. Ovarian tumorigenesis a proposed model based on morphological and molecular genetic analysis[J]. *Am J Pathol*, 2004, 164(5): 1511-1518. DOI: 10.1016/s0002-9440(10)63708-x.
- [10] 侯敏敏, 陈悦, 吴雨柯, 等. 664 例上皮性卵巢癌的临床病理分析[J]. *四川大学学报(医学版)*, 2014, 45(5): 859-862.
- [11] Zhang H, Mao Yun-fei, Chen Xiao-jun, et al. Magnetic resonance imaging radiomics in categorizing ovarian masses and predicting clinical outcome: a preliminary study[J]. *Eur Radiol*, 2019, 29(7): 3358-3371. DOI: 10.1007/s00330-019-06124-9.
- [12] Junming Jian, Yong'ai Li, Perry J Pickhardt, et al. MR image-based radiomics to differentiate type I and type II epithelial ovarian cancers[J]. *Eur Radiol*, 2021, 31(1): 403-410. DOI: 10.1007/s00330-020-07091-2.
- [13] 钱洛丹, 吴慧, 牛广明, 等. 传统影像特征与多序列影像组学模型对上皮性卵巢癌分型的价值[J]. *放射学实践*, 2021, 36(5): 621-627.
- [14] Song XL, Ren JL, Zhao D, et al. Radiomics derived from dynamic contrast-enhanced MRI pharmacokinetic protocol features: the value of precision diagnosis ovarian neoplasms[J]. *Eur Radiol*, 2021, 31(1): 368-378. DOI: 10.1007/s00330-020-07112-0.
- [15] Hu Y, Weng Q, Xia H, et al. A radiomic nomogram based on arterial phase of CT for differential diagnosis of ovarian cancer[J]. *Abdom Radiol (NY)*, 2021, 46(6): 2384-2392. DOI: 10.1007/s00261-021-03120-w.
- [16] Zhu H, Ai Y, Zhang J, et al. Preoperative nomogram for differentiation of histological subtypes in ovarian cancer based on computer tomography radiomics[J]. *Front Oncol*, 2021, 11: 642892 [2023-08-30]. DOI: 10.3389/fonc.2021.642892.
- [17] Yu XP, Wang L, Yu HY, et al. MDCT-based radiomics features for the differentiation of serous borderline ovarian tumors and serous malignant ovarian tumors[J]. *Cancer Manag Res*, 2021, 13: 329-336. DOI: 10.2147/CMAR.S284220.
- [18] Lucia Manganaro, Silvia Gigli, Amanda Antonelli, et al. Imaging strategy in recurrent ovarian cancer: a practical review[J]. *Abdom Radiol*, 2019, 44(3): 1091-1102. DOI: 10.1007/s00261-018-1677-y.
- [19] Stewart C, Ralyea C, Lockwood S. Ovarian cancer: an integrated review[J]. *Semin Oncol Nurs*, 2019, 35(2): 151-156. DOI: 10.1016/j.
- [20] Sudha Sundar, Richard D Neal, Sean Kehoe. Diagnosis of ovarian

- cancer[J].BMJ, 2015, 351: h4443. DOI: 10.1136/bmj.h4443.
- [21] Haonan Lu, Mubarik Arshad, Andrew Thornton, et al. A mathematical-descriptor of tumor-mesoscopicstructure from computed-tomography images annotates prognostic and molecular-phenotypes of epithelial ovarian cancer[J]. Nat Commun, 2019, 10(1): 764. DOI: 10.1038/s41467-019-08718-9.
- [22] Wei Wei, Zhenyu Liu, Yu Rong, et al. A computed tomography-based radiomic prognostic marker of advanced high-grade serous ovarian cancer recurrence: a multicenter study[J]. Front Oncol, 2019, 9: 255. DOI: 10.3389/fonc.2019.00255.
- [23] Hui-Zhu Chen, Xin-Rong Wang, Fu-Min Zhao, et al. A CT-based radiomics nomogram for predicting early recurrence in patients with high-grade serous ovarian cancer[J]. Eur J Radiol, 2021, 145: 110018. DOI: 10.1016/j.ejrad.2021.110018.
- [24] Rizzo S, Manganaro L, Dolcianni M, et al. Computed tomography based radiomics as a predictor of survival in ovarian cancer patients: a systematic review[J]. Cancers (Basel), 2021, 13(3): 573. DOI: 10.3390/cancers13030573.
- [25] Stefania Rizzo, Francesca Botta, Sara Raimondi, et al. Radiomics of high-grade serous ovarian cancer: association between quantitative CT features, residual tumour and disease progression within 12 months[J]. Eur Radiol, 2018, 28(11): 4849-4859. DOI: 10.1007/s00330-018-5389-z.
- [26] Hebert Alberto Vargas, Harini Veeraraghavan, Maura Micco, et al. A novel representation of inter-site tumor heterogeneity from pre-treatment computed tomography textures classifies ovarian cancers by clinical outcome[J]. Eur Radiol, 2017, 27(9): 3991-4001. DOI: 10.1007/s00330-017-4779-y.
- [27] Andreas Meier, Harini Veeraraghavan, Stephanie Nougaret, et al. Association between CT-texture derived tumor heterogeneity, outcomes, and BRCA mutation status in patients with high grade serous ovarian cancer[J]. Abdom Radiol (NY), 2019, 44(6): 2040-2047. DOI: 10.1007/s00261-018-1840-5.
- [28] Huei San Leong, Laura Galletta, Dariush Etemadmoghadam, et al. Efficient molecular subtype classification of high-grade serous ovarian cancer[J]. J Pathol, 2015, 236(3): 272-277. DOI: 10.1002/path.4536.
- [29] Di Re F, Baiocchi G. Value of lymph node assessment in ovarian cancer: status of the art at the end of the second millennium[J]. Int J Gynecol Cancer, 2000, 10(6): 435-442. DOI: 10.1046/j.1525-1438.2000.00053.x.
- [30] Takeshima N, Hirai Y, Umayahara K, et al. Lymph node metastasis in ovarian cancer: difference between serous and nonserous primary tumors[J]. Gynecol Oncol, 2005, 99(2): 427-431. DOI: 10.1016/j.ygyno.2005.06.051.
- [31] Chen Hui-Zhu, Wang Xin-Rong, Zhao Fu-Min, et al. The development and validation of a CT-based radiomics nomogram to pre-operatively predict lymph node metastasis in high-grade serous ovarian cancer[J]. Front Oncol, 2021, 11: 711648. DOI: 10.3389/fonc.2021.711648.
- [32] Mingzhu L, Yaqiong G, Mengru L, et al. Prediction of BRCA gene mutation status in epithelial ovarian cancer by radiomics models based on 2D and 3D CT images[J]. BMC Med Imaging, 2021, 21(1): 180. DOI: 10.1186/s12880-021-00711-3.
- [33] Avesani G, Tran HE, Cammarata G, et al. CT-based radiomics and deep learning for BRCA mutation and progression-free survival prediction in ovarian cancer using a multicentric dataset[J]. Cancers (Basel), 2022, 14(11): 2739. DOI: 10.3390/cancers14112739.
- [34] Ai Y, Zhang J, Jin J, et al. Preoperative prediction of metastasis for ovarian cancer based on computed tomography radiomics features and clinical factors[J]. Front Oncol, 2021, 11: 610742. DOI: 10.3389/fonc.2021.610742.
- [35] Song XL, Ren JL, Yao TY, et al. Radiomics based on multi-sequence magnetic resonance imaging for the preoperative prediction of peritoneal metastasis in ovarian cancer[J]. Eur Radiol, 2021, 31(11): 8438-8446. DOI: 10.1007/s00330-021-08004-7.
- [36] Yu XY, Ren J, Jia Y, et al. Multiparameter MRI radiomics model predicts preoperative peritoneal carcinomatosis in ovarian cancer[J]. Front Oncol, 2021, 11: 765652. DOI: 10.3389/fonc.2021.765652.
- [37] Yi X, Liu Y, Zhou B, et al. Incorporating SULF1 polymorphisms in a pretreatment CT-based radiomic model for predicting platinum resistance in ovarian cancer treatment[J]. Biomed Pharmacother, 2021, 133: 111013. DOI: 10.1016/j.biopha.2020.111013.
- [38] Rundo L, Beer L, Escudero Sanchez L, et al. Clinically interpretable radiomics-based prediction of histopathologic response to neoadjuvant chemotherapy in high-grade serous ovarian carcinoma[J]. Front Oncol, 2022, 12: 868265. DOI: 10.3389/fonc.2022.868265.
- [39] 周小培, 周海军. 影像组学在胶质母细胞瘤的研究进展[J]. 医学伦理与实践, 2021, 34(4): 573-575.
- [40] 苏会芳, 周国锋, 谢传森, 等. 放射组学的兴起和研究进展[J]. 中华医学杂志, 2015, 95(7): 553-556.
- [41] 任静, 何泳蓝, 薛华丹. 影像组学在卵巢癌中的研究进展[J]. 中国医学影像技术, 2021, 37(5): 777-780.

(收稿日期: 2022-06-27 修回日期: 2022-09-19)