

## 基于增强 CT 的深度学习联合模型术前预测卵巢癌腹膜转移

刘彦君, 李娇娇, 阴焕盈, 成辉, 崔书君

**【摘要】** 目的: 构建并比较临床模型、Vgg16 模型、ResNet18 模型及联合临床和深度学习(DL)特征的联合模型对卵巢癌(OC)腹膜转移(PM)状态的预测效能, 旨在探讨深度学习联合模型在术前预测 OC 患者发生 PM 方面的应用价值。方法: 回顾性纳入 2020 年 1 月—2024 年 10 月在本院经病理证实为 OC 的 296 例患者的临床及 CT 资料。按照 7 : 3 的比例将患者随机分为训练集和测试集。在门静脉期增强图像中选取肿瘤最大层面沿病灶边缘勾画 ROI, 利用 Vgg16 和 ResNet18 网络分别提取肿瘤的深度学习(DL)特征, 运用最小绝对收缩和选择算子(LASSO)进行特征的筛选, 构建 DL 模型并计算得到 DL 评分(DL-score)。采用多因素 logistic 回归分析联合临床特征及两种 DL 模型的 DL-score 构建联合模型。采用受试者工作(ROC)曲线、校准曲线及决策曲线分析(DCA)评估模型的预测效能。结果: 自 Vgg16 和 ResNet18 网络提取的 DL 特征中分别筛选出 13 个和 10 个最优特征, 分别构建相应的 DL 模型并计算 DL 评分。多因素 logistic 回归结果显示 CA125、两种 DL 模型的 DL 评分为预测 PM 的独立预测因子。临床模型、Vgg16 模型、ResNet18 模型和联合模型在测试集中的 AUC 分别为 0.591、0.860、0.917 和 0.938, 以联合模型的预测效能最佳, 其中临床模型、Vgg16 模型与联合模型之间 AUC 的差异均具有统计学意义( $P < 0.05$ )。结论: 联合临床特征和 DL 特征构建的联合模型在术前预测 OC 患者 PM 时具有较高的效能。

**【关键词】** 卵巢癌; 腹膜转移; 深度学习; 体层摄影术, X 线计算机; 决策曲线分析

**【中图分类号】** R814.42; R737.31 **【文献标志码】** A **【文章编号】** 1000-0313(2026)04-0435-06

DOI: 10.13609/j.cnki.1000-0313.2026.04.013

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



**Preoperative prediction of peritoneal metastasis in ovarian cancer using a CT-based deep learning fusion model** LIU Yan-jun, LI Jiao-jiao, YIN Huan-ying, et al. Graduate School, Hebei North University, Hebei 075000, China

**【Abstract】 Objective:** By developing and comparing a clinical model, a Vgg16 model, a ResNet18 model, and a combined model integrating clinical and deep learning (DL) features for predicting peritoneal metastasis (PM) status in ovarian cancer (OC), this study was aimed to evaluate clinical value of the integrated deep learning model for preoperative prediction of PM in patients with OC. **Methods:** A total of 296 patients with pathologically confirmed OC at our hospital between January 2020 and October 2024 were retrospectively enrolled, and their clinical and CT data were collected. The patients were randomly assigned to a training set and a test set at a ratio of 7 : 3. On portal venous phase contrast enhanced images, the largest tumor slice was selected and the region of interest (ROI) was manually delineated along the tumor margin. DL features of the tumor were extracted using the Vgg16 and ResNet18 networks, respectively. The least absolute shrinkage and selection operator (LASSO) algorithm was then applied for dimensionality reduction and feature selection, and the DL-score was calculated. Multivariate logistic regression analysis was performed to construct a combined model by integrating clinical features and the DL-scores derived from the two DL models. The predictive performance of the models was evaluated using receiver operating characteristic (ROC) curve, calibration curve, and decision curve analysis (DCA). **Results:** A total of 13 optimal DL features from the Vgg16 network and 10 optimal DL features from the ResNet18 networks were selected to calculate the Deepscore. Multivariate logistic regression analysis showed that CA125 and the Deepscores derived from the two DL models were independent predictors for PM. The AUCs of the clinical model, Vgg16 model, ResNet18 model, and the combined model in the test set were 0.591, 0.860, 0.917, and 0.938, respectively. The combined model demonstrated the best predictive performance. The difference in AUC between the combined model and the clinical model, as well as between the combined model and the Vgg16 model was statistically significant (both  $P < 0.05$ ). **Conclusion:** The combined model integrating clinical features and DL features demonstrated high performance in the preoperative prediction of peritoneal metastasis in patients with ovarian cancer.

**【Key words】** Ovarian Cancer; Peritoneal Metastasis; Deep Learning; Tomography, X-ray computed; Decision curve analysis

作者单位: 075000 河北张家口, 河北北方学院研究生院(刘彦君、阴焕盈、成辉); 075000 河北张家口, 河北北方学院附属第一医院影像科(李娇娇、崔书君)

作者简介: 刘彦君(1998—), 女, 河南周口人, 硕士研究生, 主要从事放射影像学和妇科肿瘤研究工作。

通讯作者: 崔书君, E-mail: zjkcuisj@163.com

基金项目: 河北省自然精准医学创新发展联合基金重点项目(H2025405026); 河北省自然科学基金资助项目(H2025405026)

卵巢癌(ovarian cancer, OC)的发病率居女性生殖系统恶性肿瘤的第三位,死亡率居首位,死亡人数约占女性生殖道癌症死亡人数的 47%,是严重威胁女性健康的恶性肿瘤<sup>[1-3]</sup>。OC 可通过经体腔、淋巴和血行途径发生转移,其中经体腔转移是最常见的转移方式,约 70%的 OC 患者会出现腹膜转移(peritoneal metastasis, PM),这很可能与卵巢毗邻腹膜腔的解剖结构特点有关<sup>[4-6]</sup>。PM 是决定 OC 肿瘤可切除性的关键因素,也是影响晚期和复发性 OC 患者生存率的重要不良预后指标<sup>[7]</sup>。因此 PM 的有无是影响 OC 患者治疗策略和预后的重要因素,尽早检出 PM 有助于临床医师制订最优手术方案和指导 OC 患者的个体化治疗。CT 和 MRI 是诊断 PM 的基本成像方式<sup>[8]</sup>,其中 CT 因其扫描速度快、使用范围广和价格低等特点被欧洲泌尿生殖放射学会(European society of urogenital radiology, ESUR)推荐作为 OC 患者术前分期和术后随访的最佳成像方法。然而,CT 诊断的准确性受限于放射科医师的经验水平,术前检出 OC 患者 PM 的能力存在一定的局限性<sup>[9-10]</sup>。

近年来,人工智能已成为医学诊疗领域的重要工具<sup>[11]</sup>。其中,深度学习(deep learning, DL)作为基于深度学习卷积神经网络(convolutional neural networks, CNNs)模型的机器学习方法,最重要的特点为具有自动提取特征的能力<sup>[12-13]</sup>。这种自动获取的 DL 特征可广泛应用于临床<sup>[14]</sup>。DL 在 OC 诊断、预后预测及个体化疗方案的制订等方面已取得一定的成果,但对 OC 患者是否发生 PM 进行术前预测的相关研究相对较少<sup>[15-16]</sup>。因此,本研究中通过构建基于 CT 的多 DL 特征联合模型,旨在探讨 DL 技术在术前预测 OC 患者是否发生 PM 中的价值。

## 材料与方法

### 1. 一般临床资料

本回顾性研究已获得河北北方学院附属第一医院伦理委员会批准,并免除知情同意要求。

将 2020 年 1 月—2024 年 10 月在河北北方学院附属第一医院行腹盆部增强 CT 检查且经术后病理证实为 OC 的 388 例患者纳入本研究。纳入标准:①影像、临床及病理资料完整;②经病理诊断为 OC;③有明确的关于 PM 状态的病理检查结果;④在手术治疗前两周内行增强 CT 检查。排除标准:①既往有 OC 治疗史;②增强 CT 图像质量不佳;③合并其它恶性肿瘤。最终纳入 296 例患者,其中 PM 阳性组 161 例,PM 阴性组 135 例。将患者按照 7:3 的比例随机分为训练集和测试集。

### 2. CT 扫描方法

使用佳能 Aquilion ONE 320 排 CT 机进行扫描。检查前患者空腹至少 4 h。所有患者取仰卧位,扫描范围自膈顶至耻骨联合下缘水平。CT 扫描参数:120 kV, 300 mA, 矩阵 512×512, 层厚 5 mm。经右肘正中静脉注射对比剂碘克沙醇注射液(320 mg I/mL), 注射流率 4.0 mL/s, 剂量 0.9 mL/kg, 延迟 65~80 s 后进行门静脉期扫描。

### 3. DL 特征提取和筛选

通过 PACS 系统获取所有患者 DICOM 格式的门静脉期图像并导出至 3D-slicer 软件,在每例患者的图像中选取肿瘤最大层面,沿肿瘤边缘轮廓勾画 ROI,有双侧卵巢肿瘤的患者仅对较大肿块进行 ROI 的勾画。本研究中由两位具有 5 年以上经验的放射科医师共同进行肿瘤分割,有分歧时经协商达成一致意见。基于 PyTorch 1.10.2 框架构建 Vgg16 和 ResNet18 网络,采用迁移学习技术将 ImageNet 数据集预训练模型参数分别迁移至 2 个网络,并冻结两种网络中所有层的权重参数。移除 Vgg16 和 ResNet18 网络中末端的全连接层,保留特征提取主干网络,并在 Vgg16 网络中添加平均池化层。将选定的 ROI 图像调整为 224×224×3 像素大小后输入网络进行深度卷积处理,经过多层卷积后获得 7×7×512 维的特征张量,对提取到的张量进行自适应平均池化处理并最终从 Vgg16 和 ResNet18 网络中分别得到 512 个 DL 特征。

### 4. 模型构建和评估

搜集患者的临床指标,主要包括年龄、血清肿瘤学标志物包括糖类抗原 125(carbohydrate antigen 125, CA125)、癌胚抗原(carcinoma embryonic antigen, CEA)和甲胎蛋白(alpha-fetoprotein, AFP)、白蛋白(albumin, ALB)、血常规指标包括白细胞(white blood cell, WBC)、中性粒细胞(neutrophils, NEU)、淋巴细胞(lymphocyte, LYM)、单核细胞(monocyte, MONO)和血小板(platelet, PLT),和比值指标包括血小板/淋巴细胞比值(platelet-to-lymphocyte ratio, PLR)、中性粒细胞/淋巴细胞比值(neutrophil-to-lymphocyte ratio, NLR)、单核细胞/淋巴细胞比值(monocyte-to-lymphocyte ratio, MLR)。对临床指标进行单因素分析,筛选出组间差异有统计学意义( $P < 0.05$ )的指标,将筛选出的指标纳入多因素 Logistic 回归分析,最终可作为术前预测 OC 患者 PM 独立危险因素的临床指标将用于构建临床模型。

运用最小绝对收缩和选择算子(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)对提取的 DL 特征进行降维和筛选,具体步骤:对 DL 提取的所有特征进行标准化处理,通过 L1 正则化自动对标准化处理后的特征系数进行压缩;通过 10 折交叉验证确

定最佳正则化参数  $\lambda$  值,并筛选出对 PM 有显著影响的特征。被筛选出的 DL 特征依照各自特征回归系数进行加权,计算得到 DL 评分(Deepscore)。将用于构建临床模型的临床指标和 Deepscore 纳入多因素 Logistic 回归分析并构建术前预测 OC 患者 PM 的联合模型,绘制联合模型的列线图,将复杂过程转变为简单且可视化的图形,使得临床医师能快速评估患者状态并制订有效治疗方案<sup>[17-18]</sup>。分别绘制临床模型、Vgg16 模型、ResNet18 模型及联合模型的 ROC 曲线,并计算曲线下面积(AUC)、敏感度及特异度等指标来评估模型的预测效能。采用 DeLong 检验分别比较 4 种模型之间 AUC 的差异。采用校准曲线及决策曲线分析(decision curve analysis, DCA)评估模型的校准度和临床实用度,采用 Hosmer-Lemeshow 检验评估模型的拟合优度。

### 5. 统计学分析

使用 SPSS 27.0 及 RStudio 4.4.1 软件进行统计分析。符合正态分布的连续变量以均值±标准差表示,组间比较采用独立样本 *t* 检验;不符合正态分布的连续变量以 M(P25, P75)表示,采用 Mann-Whitney *U* 检验进行组间比较;计数资料以例数(百分比)表示,并采用  $\chi^2$  检验进行组间比较。以  $P < 0.05$  为差异有统计学意义。采用 glmnet 软件包进行 LASSO 回归分析;采用 rmsu 软件包构建诺模图进行模型可视化;采用 ROC 曲线评价 4 种模型的预测效能,采用 Hosmer-Lemeshow 检验评估联合模型拟合优度;基于 rmda 软件包对联合模型进行校准曲线分析以评估其校准度,对 4 种模型进行 DCA 分析并分别评估其临床获益。

## 结果

### 1. 临床资料分析

296 例患者中,训练集 207 例(PM 阳性组 113 例, PM 阴性组 94 例),测试集 89 例(PM 阳性组 45 例, PM 阴性组 41 例)。训练集和测试集中 PM 阳性组与阴性组之间临床资料的组间比较结果见表 1。训练集中 CA125、NEU、LYM、NLR、NLR 和 MLR 在两组间的差异均有统计学意义( $P < 0.01$ );而年龄、CEA、AFP、ALB、WBC、MONO 及 PLT 的组间差异均无统计学意义( $P > 0.05$ )。

### 2. DL 特征筛选和模型构建

基于 Vgg16 和 ResNet18 网络分别提取了 512 个 DL 特征,通过 LASSO 回归和 10 折交叉验证后,当  $\lambda$  值为 0.09767004 及 0.09406735 时筛选得到 13 和 10 个系数非零的最优 Vgg16 特征和 ResNet18 特征,基于 2 组最优特征分别构建 Vgg16 模型和 ResNet18 模型并计算各自的 Deepscore。

### 3. 临床模型和联合模型的构建

对训练集中组间差异有统计学意义的临床特征进行多因素 Logistic 回归分析,结果见表 2。结果显示仅 CA125 可作为术前预测 OC 患者 PM 的独立危险因素( $OR = 5.484, 95\% CI: 2.230 \sim 13.484, P < 0.001$ )。因此,基于 CA125 构建临床模型。

对 CA125 和两种 DL 模型的 Deepscore 进行多因素 Logistic 回归分析,结果见表 2。结果显示这 3 个变量均为术前预测 OC 患者发生 PM 的独立预测因子( $P < 0.01$ )。基于这 3 个独立预测因子构建联合模型。

### 4. 模型效能评估

训练集和测试集中 4 个模型的 ROC 曲线分析结果见表 3 和图 1。构建联合模型的列线图见图 2。结果显示 2 种深度学习模型的 AUC 在训练和测试集中均高于临床模型,与其它 3 个单模态模型相比,联合模型在训练和测试集中的 AUC 均为最高。

联合模型与其它 3 个模型间 AUC 的比较结果见

表 1 临床数据的单因素分析结果

指标	训练集				测试集			
	PM 组 (n=113)	无 PM 组 (n=94)	统计量	P 值	PM 组 (n=48)	无 PM 组 (n=41)	统计量	P 值
年龄/岁	55.93±8.2	53.6±9.6	1.909 <sup>a</sup>	0.058	55.81±9.06	54.83±8.60	0.523 <sup>a</sup>	0.603
CA125/例			20.33 <sup>c</sup>	<0.01			5.834 <sup>c</sup>	0.016
≤35U/mL	7(6.19%)	28(29.79%)			3(10.4%)	10(26.83%)		
>35U/mL	106(93.81%)	66(70.21%)			45(89.6%)	31(73.71%)		
CEA/例			0.010 <sup>c</sup>	0.919			3.596 <sup>c</sup>	0.058
≤5ng/mL	105(92.92%)	87(92.55%)			47(97.92%)	36(97.56%)		
>5ng/mL	8(7.08%)	7(7.45%)			1(2.08%)	5(2.04%)		
AFP/ng/mL	2.79(2.11,3.95)	3.17(2.20,4.12)	-1.228 <sup>b</sup>	0.219	2.29(1.83,3.38)	2.99(2.33,4.50)	-2.564 <sup>b</sup>	0.01
ALB/g/L	42.50(38.50,44.30)	42.40(40.10,44.60)	-1.172 <sup>b</sup>	0.241	42.70(38.53,44.28)	42.80(40.30,44.90)	-0.449 <sup>b</sup>	0.654
WBC/×10 <sup>9</sup> /L	6.44(5.18,7.94)	6.25(4.89,7.45)	-1.323 <sup>b</sup>	0.186	5.83(5.07,6.57)	5.91(4.87,7.13)	-0.156 <sup>b</sup>	0.876
NEU/×10 <sup>9</sup> /L	4.41(3.20,5.38)	3.54(2.75,4.75)	-2.602 <sup>b</sup>	0.009	3.77(3.07,4.22)	3.57(2.94,4.60)	-0.095 <sup>b</sup>	0.925
LYM/×10 <sup>9</sup> /L	1.61(1.27,2.00)	1.76(1.48,2.12)	-2.081 <sup>b</sup>	0.037	1.48(1.28,2.01)	1.69(1.37,1.96)	-0.897 <sup>b</sup>	0.370
MONO/×10 <sup>9</sup> /L	0.38(0.28,0.46)	0.35(0.29,0.44)	-0.859 <sup>b</sup>	0.390	0.38(0.30,0.47)	0.35(0.29,0.45)	-1.182 <sup>b</sup>	0.237
PLT/×10 <sup>9</sup> /L	286.00(236.00,352.00)	269.00(237.75,320.25)	-1.296 <sup>b</sup>	0.195	273.50(224.25,328.25)	263.00(226.50,328.50)	-0.082 <sup>b</sup>	0.934
PLR	176.09(140.54,235.06)	148.24(117.95,199.72)	-2.980 <sup>b</sup>	0.003	170.54(117.26,248.95)	161.58(133.26,221.88)	-0.469 <sup>b</sup>	0.639
NLR	2.53(1.87,3.56)	1.91(1.43,2.71)	-3.737 <sup>b</sup>	<0.001	2.30(1.80,2.68)	2.24(1.58,2.76)	-0.239 <sup>b</sup>	0.811
MLR	0.23(0.17,0.29)	0.20(0.15,0.25)	-2.395 <sup>b</sup>	0.017	0.23(0.19,0.29)	0.22(0.15,0.28)	-1.399 <sup>b</sup>	0.162

注:<sup>a</sup>为 *t* 值;<sup>b</sup>为 *Z* 值;<sup>c</sup>为  $\chi^2$  值。

表 2 临床和联合模型中各变量的多因素逻辑回归分析结果

指标	临床模型			联合模型		
	OR	95%CI	P 值	OR	95%CI	P 值
CA125	5.484	2.230~13.484	<0.001*	1.765	0.712~3.185	0.002
NEU	1.234	0.889~1.713	0.208	—	—	NA
LYM	0.531	0.205~1.376	0.193	—	—	NA
PLR	1.001	0.995~1.006	0.854	—	—	NA
NLR	0.840	0.555~1.272	0.410	—	—	NA
MLR	3.631	0.087~151.845	0.498	—	—	NA
DL 评分 <sub>Vgg16</sub>	—	—	NA	9.822	5.379~16.354	0.001
DL 评分 <sub>ResNet18</sub>	—	—	NA	11.553	7.953~17.600	0.001

表 3 各模型效能评估指标

模型类型	训练集			测试集		
	AUC(95%CI)	敏感度	特异度	AUC(95%CI)	敏感度	特异度
临床模型	0.618(0.540~0.696)	0.938	0.298	0.591(0.471~0.711)	0.938	0.244
Vgg16 模型	0.837(0.782~0.892)	0.788	0.766	0.860(0.782~0.937)	0.896	0.683
ResNet18 模型	0.860(0.811~0.910)	0.814	0.777	0.917(0.860~0.975)	0.792	0.951
联合模型	0.915(0.877~0.952)	0.876	0.830	0.938(0.889~0.987)	0.875	0.927

表 4 Delong 检验比较融合模型与各模型之间的差异

比较模型	训练集			测试集		
	Z 值	渐近 95%CI	P 值	Z 值	渐近 95%CI	P 值
联合模型 vs. 临床模型	10.479	0.241~0.352	<0.001	8.024	0.262~0.432	<0.001
联合模型 vs. Vgg16 模型	3.685	0.036~0.119	<0.001	2.290	0.011~0.145	0.022
联合模型 vs. ResNet18 模型	3.059	0.020~0.090	<0.001	1.498	-0.006~0.048	0.134

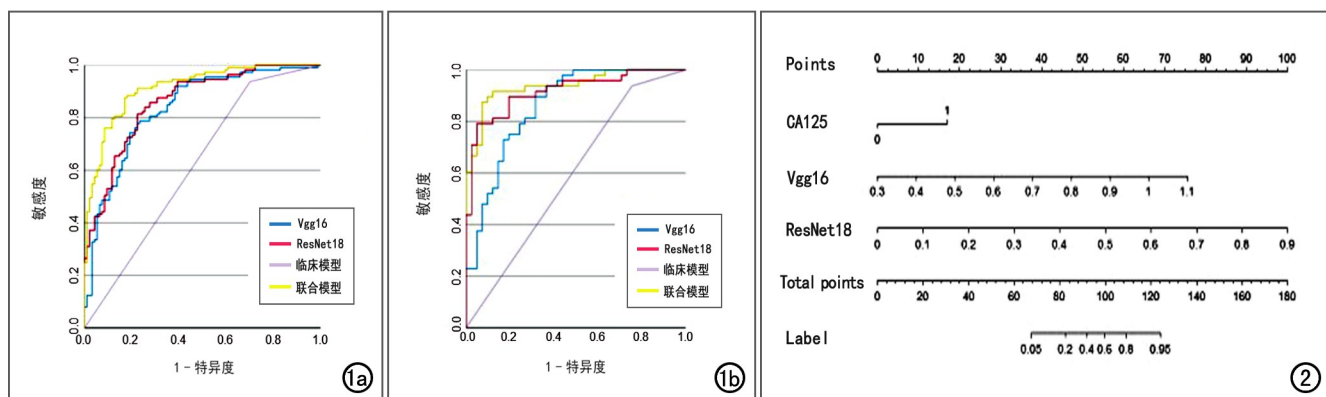


图 1 各模型 ROC 曲线及联合模型的列线图。a) 训练集中各模型的 ROC 曲线; b) 测试集中各模型的 ROC 曲线。图 2 联合模型的列线图。

表 4。Delong 检验结果显示,联合模型在训练集中预测效能显著优于其它 3 个模型( $P < 0.05$ );在测试集中联合模型的预测效能显著优于临床模型和 Vgg16 模型( $P < 0.05$ ),但与 ResNet18 模型间的差异无统计学意义( $P = 0.134$ )。

校准曲线显示联合模型在训练集和测试集中的预测概率与实际观察结果基本一致(图 3)。Hosmer-Lemeshow 检验结果显示联合模型在训练集和测试集中对术前 OC 患者 PM 的预测概率与实际观测概率差异均无统计学意义( $\chi^2 = 5.824, P = 0.667; \chi^2 = 8.502, P = 0.386$ )。DCA 显示联合模型在训练集和测试集中均展现出较高的临床净获益(图 4)。

## 讨论

本研究中基于 OC 患者的门静脉期 CT 图像,使用 2 种 DL 网络提取 DL 特征,并结合临床特征分别建立了 4 种模型(临床、Vgg16、ResNet18 及联合模型)术前预测 OC 患者的 PM 状态。结果显示,联合模型在训练集和测试集中的 AUC(0.915、0.938)均高于临床模型(0.618、0.591)、Vgg16 模型(0.837、0.860)和 ResNet18 模型(0.860、0.917)。本研究结果表明联合多个 DL 模型的联合模型能更好地预测 OC 患者术前 PM 状态。

PM 是 OC 最常见的转移途径,与患者预后不良显著相关<sup>[4]</sup>。以往已有研究结果表明 CA125 是 PM

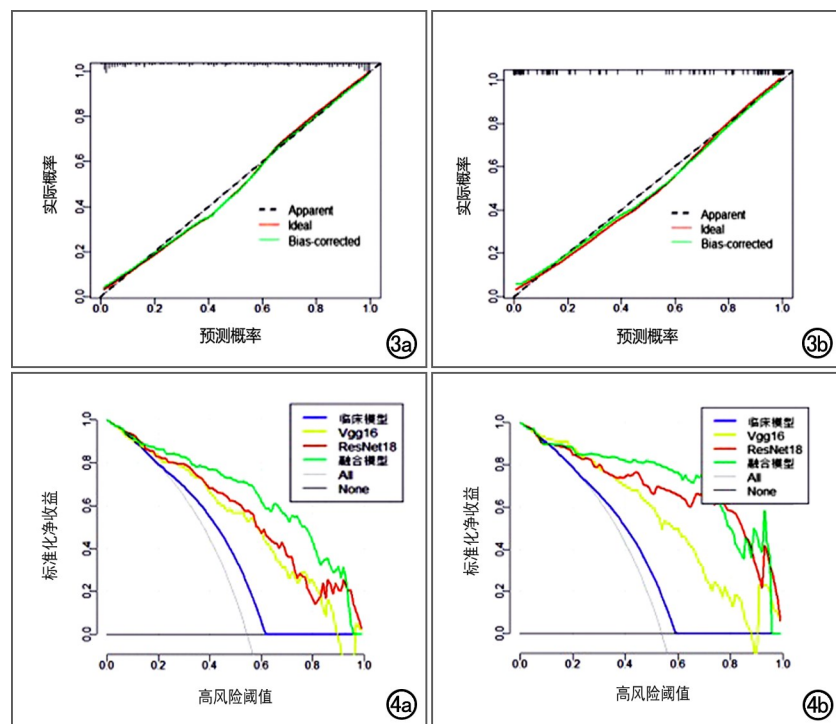


图3 联合模型的校准曲线, Apparent 为拟合线, Ideal 为参考线, Bias-corrected 为偏差校准曲线。校准曲线显示联合模型在训练集及测试集中具有较好的拟合优度。a) 训练集; b) 测试集。图4 联合模型的 DCA 曲线, 显示联合模型的临床获益在训练集及测试集中均高于 Vgg16 模型、ResNet18 模型及临床模型。a) 训练集; b) 测试集。

进展的潜在预测因子,也是早期诊断 OC 的独立危险因素<sup>[19-20]</sup>。本研究中临床模型的研究结果与以往结果相同。随着医疗技术的进步,针对合并 PM 的 OC 患者已形成更优化的诊疗方案,包括基于腹腔内放射治疗、新辅助化疗后间隔减瘤术以及肿瘤细胞减灭术联合腹腔热灌注化疗等<sup>[21-24]</sup>。这些治疗手段可有效改善患者预后,降低死亡率。因此建立可靠的无创评估工具以实现 OC 患者的 PM 状态进行准确的术前预测至关重要<sup>[8]</sup>。CT 因其优秀的密度分辨率及临床普及性,是目前公认的对 OC 患者进行术前分期和转移检测的最佳影像学检查方法<sup>[25-26]</sup>。有研究结果显示 CT 能较准确预测癌症患者的 PM 转移状态<sup>[27]</sup>。然而常规 CT 能够反映的图像细节较为有限,导致其预测准确性难以满足临床需要。

近年来,DL 在肿瘤诊断、分级及治疗评估等方面取得了显著进展<sup>[28-30]</sup>。DL 不仅能发现常规肉眼无法识别的特征,还可以从图像中自动学习特征,从而降低主观因素在医学图像分析中的影响<sup>[31]</sup>。在之前的研究中,已有 DL 单独或联合影像组学用于预测 PM 状态。Wang 等<sup>[32]</sup>基于 168 例 PM 患者的增强 CT 图像构建 DenseNet121-支持向量机模型评估 PM 患者术前分期状态,结果显示该模型在训练集和验证集中的 AUC 分别为 0.996 和 0.951,均高于临床模型和影像组学模型。Zhang 等<sup>[33]</sup>则联合影像组学和 DL 模型对

结直肠癌患者 PM 的风险进行评估,结果显示该联合模型在验证集中的 AUC 为 0.889, Delong 检验表明联合模型的预测效能优于单一 DL 模型。相较于近年来较流行的影像组学方法,深度学习通过 CNNs 提取图像信息,所提取的特征具有更高的选择性和鲁棒性,从而能显著提升诊断和评估疾病的准确性<sup>[34]</sup>。本研究中联合临床特征、Vgg16 特征及 ResNet18 特征构建的联合模型在训练集和测试集中均获得了最佳预测效能 (AUC=0.915、0.938)。DCA 曲线和校准曲线也表明联合模型具有更好的临床适用性和校准度<sup>[35]</sup>。

本研究存在一定的局限性:①采用单中心回顾性研究,可能存在选择偏倚,未来可通过多中心研究引入外部验证环节并扩大样本量,从而进一步提高研究结果的适用性和准确性;②仅使用门脉期 CT 图像进行 DL 特征提取,未对动脉期、延迟期等多时相影像进行分析,有待今后探索其它时相对 OC 患者术前 PM 状态的预测价值;③仅选取了肿瘤最大层面提取 DL 特征,后续可基于全肿瘤 ROI 来进行特征的提取,提高 DL 模型的诊断效能。

#### 参考文献:

- [1] Berek JS, Renz M, Kehoe S, et al. Cancer of the ovary, fallopian tube, and peritoneum; 2021 update [J]. *Int J Gynaecol Obstet*, 2021, 155(Supple1): S61-S85.
- [2] Siegel RL, Giaquinto AN, Jemal A. Cancer statistics, 2024 [J]. *CA*, 2024, 74(1): 12-49.
- [3] Xia C, Dong X, Li H, et al. Cancer statistics in China and United States, 2022: profiles, trends, and determinants [J]. *Chin Med J (Engl)*, 2022, 135(5): 584-590.
- [4] Mei S, Chen X, Wang K, et al. Tumor microenvironment in ovarian cancer peritoneal metastasis [J/OL]. *Cancer Cell Int*, 2023, 23(1): e11 [2023 Jan 25]. DOI: 10.1186/s12935-023-02854-5.
- [5] Rickard BP, Conrad C, Sorrin AJ, et al. Malignant ascites in ovarian cancer: cellular, acellular, and biophysical determinants of molecular characteristics and therapy response [J/OL]. *Cancers*, 2021, 13(17): e4318 [2021 Aug 26]. DOI: 10.3390/cancers13174318.
- [6] Masoumi X, Moghaddam S, Amini A, et al. Significance of vascular endothelial growth factor in growth and peritoneal dissemination of ovarian cancer [J]. *Cancer Metastasis Rev*, 2011, 31(1-2): 143-162.
- [7] Rakina M, Kazakova A, Villert A, et al. Spheroid formation and peritoneal metastasis in ovarian cancer: the role of stromal and immune components [J/OL]. *Int J Mol Sci*, 2022, 23(11): e6215 [2022 Jun 1]. DOI: 10.3390/ijms23116215.
- [8] Zhou Y, Duan Y, Zhu Q, et al. A multimodal model based on

- transvaginal ultrasound-based radiomics to predict the risk of peritoneal metastasis in ovarian cancer: a multicenter study[J]. *Acad Radiol*, 2025, 32(6):3498-3510.
- [9] 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/OL]. *Front Oncol*, 2021, 11: e610742 [2021 Jun 10]. DOI: 10.3389/fonc.2021.610742.
- [10] Leng Y, Kan A, Wang X, et al. Contrast-enhanced CT radiomics for preoperative prediction of stage in epithelial ovarian cancer: a multicenter study[J/OL]. *BMC Cancer*, 2024 Mar 6, 24(1): 307. : 10.1186/s12885-024-12037-8.
- [11] Jiang Y, Yang M, Wang S, et al. Emerging role of deep learning-based artificial intelligence in tumor pathology[J]. *Cancer Commun (Lond)*, 2020, 40(4): 154-166.
- [12] 陈美容, 周涛, 陈炫幸, 等. 基于 CT 图像的深度学习模型鉴别良恶性肾肿瘤[J]. *放射学实践*, 2023, 38(4): 468-473.
- [13] 胡逸凡, 潘佳叶, 宫悦, 等. 基于深度学习影像组学在食管癌的研究进展[J]. *放射学实践*, 2024, 39(8): 1099-1103.
- [14] Yuan Z, Xu T, Cai J, et al. Development and validation of an image-based deep learning algorithm for detection of synchronous peritoneal carcinomatosis in colorectal cancer[J]. *Ann Surg*, 2022, 275(4): 645-651.
- [15] Liu CJ, Li HY, Gao Y, et al. Platelet RNA signature independently predicts ovarian cancer prognosis by deep learning neural network model[J]. *Protein Cell*, 2022, 14(8): 618-622.
- [16] Kim S I, Park S, Ahn E, et al. Tailored chemotherapy: Innovative deep-learning model customizing chemotherapy for high-grade serous ovarian carcinoma[J/OL]. *Clin Transl Med*, 2024 Sep, 14(9): e1774. DOI: 10.1002/ctm2.1774.
- [17] Lin H, Hua J, Wang Y, et al. Prognostic and predictive values of a multimodal nomogram incorporating tumor and peritumor morphology with immune status in resectable lung adenocarcinoma[J/OL]. *J Immunother Cancer*, 2025, 13(3): e010723 [2025 Mar 6]. DOI: 10.1136/jitc-2024-010723.
- [18] Zheng HD, Hu YH, Ye K, et al. Development and validation of a nomogram for preoperative prediction of tumor deposits in colorectal cancer[J]. *World J Gastroenterol*, 2023, 29(39): 5483-5493.
- [19] Zhang R, Siu MKY, Ngan HYS, et al. Molecular biomarkers for the early detection of ovarian cancer[J/OL]. *Int J Mol Sci*, 2022, 23(19): e12041 [2022 Oct 10]. DOI: 10.3390/ijms231912041.
- [20] Ueda A, Yuki S, Ando T, et al. CA125 kinetics as a potential biomarker for peritoneal metastasis progression following taxane-plus-ramucirumab administration in patients with advanced gastric cancer[J/OL]. *Cancers*, 2024, 16(5): e871 [2024 Feb 22]. DOI: 10.3390/cancers16050871.
- [21] Reznicek GA, Buggisch J, Sobilo J, et al. Establishment of a mouse ovarian cancer and peritoneal metastasis model to study intraperitoneal chemotherapy[J/OL]. *Cancers*, 2020, 12(12): 3818 [2020 Dec 17]. DOI: 10.3390/cancers12123818.
- [22] Zhang Y, Wang S, Duan X, et al. mPEG-PDLLA micelles potentiate docetaxel for intraperitoneal chemotherapy in ovarian cancer peritoneal metastasis[J/OL]. *Front Pharmacol*, 2022, 13: e861938 [2022 Apr 6]. DOI: 10.3389/fphar.2022.861938.
- [23] Machida H, Tokunaga H, Matsuo K, et al. Survival outcome and perioperative complication related to neoadjuvant chemotherapy with carboplatin and paclitaxel for advanced ovarian cancer: a systematic review and meta-analysis[J]. *Eur J Surg Oncol*, 2020, 46(5): 868-875.
- [24] Torun BC, Glehen O, Kepenekian V, et al. Peritoneal metastasis of advanced epithelial ovarian carcinoma treated with cytoreductive surgery and hyperthermic intraperitoneal chemotherapy: a retrospective international multicentric data analysis[J]. *Eur J Surg Oncol*, 2023, 49(8): 1489-1494.
- [25] Laghi A, Bellini D, Rengo M, et al. Diagnostic performance of computed tomography and magnetic resonance imaging for detecting peritoneal metastases: systematic review and meta-analysis[J]. *Radiol Med*, 2016, 122(1): 1-15.
- [26] Tsili AC, Naka C, Argyropoulou MI. Multidetector computed tomography in diagnosing peritoneal metastases in ovarian carcinoma[J]. *Acta Radiol*, 2020, 62(12): 1696-1706.
- [27] Li J, Cong L, Sun X, et al. CT characteristics for predicting prognosis of gastric cancer with synchronous peritoneal metastasis[J/OL]. *Front Oncol*, 2023, 12: e1061806 [2023 Jan 11]. DOI: 10.3389/fonc.2022.1061806.
- [28] Liu Y, Yu Y, Ouyang J, et al. Functional outcome prediction in acute ischemic stroke using a fused imaging and clinical deep learning model[J]. *Stroke*, 2023, 54(9): 2316-2327.
- [29] Fang S, Liu Z, Qiu Q, et al. Diagnosing and grading gastric atrophy and intestinal metaplasia using semi-supervised deep learning on pathological images: development and validation study[J]. *Gastric Cancer*, 2023, 27(2): 343-354.
- [30] Geng J, Zhu X, Liu Z, et al. Towards deep-learning (DL) based fully automated target delineation for rectal cancer neoadjuvant radiotherapy using a divide-and-conquer strategy: a study with multicenter blind and randomized validation[J/OL]. *Radiat Oncol*, 2023, 18(1): e164 [2023 Oct 6]. DOI: 10.1186/s13014-023-02350-0.
- [31] Jiang Y, Zhou K, SUN Z, et al. Non-invasive tumor microenvironment evaluation and treatment response prediction in gastric cancer using deep learning radiomics[J/OL]. *Cell Rep Med*, 2023, 4(8): e101146 [2023 Aug 15]. DOI: 10.1016/j.xcrm.2023.101146.
- [32] Wang J, Hu Y, Xiong H, et al. CT-based deep learning model: a novel approach to the preoperative staging in patients with peritoneal metastasis[J]. *Clin Exp Metastasis*, 2023, 40(6): 493-504.
- [33] Zhang D, Zheng B, Xu L, et al. A radiomics-boosted deep-learning for risk assessment of synchronous peritoneal metastasis in colorectal cancer[J/OL]. *Insights Imaging*, 2024, 15(1): e150 [2024 Jun 18]. DOI: 10.1186/s13244-024-01733-5.
- [34] van Der Velden BHM, Kuijff HJ, Gilhuijs KGA, et al. Explainable artificial intelligence (XAI) in deep learning-based medical image analysis[J/OL]. *Med Image Anal*, 2022, 79: e102470 [2022 Jul]. DOI: 10.1016/j.media.2022.102470.
- [35] Ran J, Cao R, Cai J, et al. Development and validation of a nomogram for preoperative prediction of lymph node metastasis in lung adenocarcinoma based on radiomics signature and deep learning signature[J/OL]. *Front Oncol*, 2021, 11: e585942 [2021 Apr 22]. DOI: 10.3389/fonc.2021.585942.