

• 临床研究 • doi:10.3969/j.issn.1671-8348.2024.12.015

网络首发 [https://link.cnki.net/urlid/50.1097.R.20240305.1034.002\(2024-03-07\)](https://link.cnki.net/urlid/50.1097.R.20240305.1034.002(2024-03-07))

## 定位 CT 影像组学联合患侧肺剂量学参数对乳腺癌放疗患者放射性肺炎发生的预测价值\*

高彩云<sup>1</sup>,梅长文<sup>2</sup>,宫尚明<sup>2</sup>,王丽丽<sup>1</sup>,王 玮<sup>2△</sup>

(宣城市人民医院:1.医学影像科;2.放疗科,安徽宣城 242000)

**[摘要]** **目的** 探讨基于机器学习算法的放射性肺炎(RP)预测模型的构建及价值。**方法** 回顾性分析 2019 年 8 月至 2022 年 9 月于该院接受放疗并定期随访的 77 例乳腺癌患者的临床资料。在定位 CT 上勾画患侧肺作为感兴趣区域并提取影像组学特征,同时提取患侧肺剂量学参数。经过特征筛选后,将患者按 7:3 分为训练集和测试集,提取定位 CT 影像组学特征并联合患侧肺剂量学参数,使用随机梯度下降(SGD)算法建立模型,采用受试者工作特征(ROC)曲线的曲线下面积(AUC)和决策曲线分析(DCA)验证模型效能。**结果** 77 例患者中 24 例在放疗结束后 6 个月内发生 RP,发生率为 31.17%。与未发生 RP 比较,发生 RP 患者的患侧肺  $V_5$ 、 $V_{10}$ 、 $V_{15}$ 、 $V_{20}$ 、 $V_{25}$ 、 $V_{30}$  和平均肺剂量(MLD)更高,差异有统计学意义( $P < 0.05$ )。训练集中 36 例未发生 RP、17 例发生 RP,测试集中 17 例未发生 RP、7 例发生 RP。发生 RP 与未发生 RP 的训练集、测试集患侧肺剂量学参数比较,差异无统计学意义( $P > 0.05$ )。经过特征筛选,最终得到 8 个最优特征组合。SGD 模型在训练集五折交叉验证的平均 AUC 为 0.900,测试集 AUC 为 0.882。**结论** 定位 CT 影像组学特征联合患侧肺剂量学参数对乳腺癌放疗后 RP 具有良好的预测价值。

**[关键词]** 乳腺癌;放射治疗;放射性肺炎;影像组学;预测模型

**[中图法分类号]** R737.9

**[文献标识码]** A

**[文章编号]** 1671-8348(2024)12-1834-05

## Predictive value of positioning CT radiomics combined with affected side lung dosimetry parameters for radiation pneumonitis occurrence in patients with breast cancer radiotherapy\*

GAO Caiyun<sup>1</sup>,MEI Changwen<sup>2</sup>,GONG Shangming<sup>2</sup>,WANG Lili<sup>1</sup>,WANG Wei<sup>2△</sup>

(1. Department of Medical Image;2. Department of Radiotherapy, Xuancheng Municipal People's Hospital, Xuancheng, Anhui 242000, China)

**[Abstract]** **Objective** To investigate the construction and value of radiation pneumonitis (RP) predictive model based on machine learning algorithm. **Methods** A retrospective analysis was conducted on the clinical data in 77 patients with breast cancer receiving radiotherapy and regular follow-up in this hospital from August 2019 to September 2022. The affected side lung was delineated on the localization CT as the area of interest and the radiomics features were extracted, meanwhile the affected side lung dosimetric parameters were extracted. After feature screening, the patients were divided into the training set and testing set by a 7:3 ratio. The features of positioning CT radiomics were extracted and combined with the dosimetry parameters of the affected side lung, and the model was established by using stochastic gradient descent (SGD) algorithm. The performance of the model was validated by using the area under the receiver operating characteristic (ROC) curve (AUC) and decision curve analysis (DCA). **Results** Among 77 patients, 24 cases developed RP after radiotherapy end with an incidence rate of 31.17%. Compared with the patients without RP occurrence,  $V_5$ ,  $V_{10}$ ,  $V_{15}$ ,  $V_{20}$ ,  $V_{25}$ ,  $V_{30}$  and mean lung dose (MLD) in the patients with RP occurrence were higher, and the difference was statistically significant ( $P < 0.05$ ). In the training set, 36 cases did not develop RP, 17 cases developed RP, in the testing set, 17 cases did not develop RP and 7 cases developed RP. The affected side lung dosimetric parameters had no statistical difference between the training set and testing set with and without RP occurrence ( $P > 0.05$ ). After characteristics screening, the 8 optimal characteristics combinations were finally obtained. The average AUC of SGD model in 50% off cross-validation of the training set was 0.900 and AUC

in the test set was 0.882. **Conclusion** The positioning CT radiomics features combined with dosimetry parameters of the affected side lung has the good predictive value for RP after breast cancer radiotherapy.

**[Key words]** breast cancer; radiotherapy; radiation pneumonitis; radiomics; prediction models

乳腺癌是女性最常见的恶性肿瘤之一,其发病率和病死率在中国女性恶性肿瘤中居首位和第四位,严重影响女性身心健康<sup>[1-2]</sup>。在乳腺癌的综合治疗中,放射治疗(简称放疗)起着重要的作用。然而,由于肺组织紧邻胸壁,放疗过程不可避免地对肺组织造成损伤。其中,放射性肺炎(radiation pneumonitis, RP)最为常见,通常出现在放疗后 6 个月内,表现为干咳、胸痛和低热等,RP 一旦发生将影响患者的生活质量和预后<sup>[3-4]</sup>。目前,临床上预测 RP 的方法主要包括患者的一般临床信息<sup>[5]</sup>、肺部剂量学参数<sup>[6]</sup>和肺功能的变化<sup>[7]</sup>等,但其在 RP 的预测方面存在诸多不足。影像组学近年来快速发展,被广泛应用于辅助诊断和预后预测等方面研究<sup>[8]</sup>,特别是乳腺癌的诊疗研究<sup>[9-10]</sup>。本研究旨在采用影像组学方法对乳腺癌患者定位 CT 图像进行特征提取,并结合患者患侧肺剂量学参数构建机器学习模型,探讨其对 RP 的预测价值,现报道如下。

## 1 资料与方法

### 1.1 一般资料

回顾性分析 2019 年 8 月至 2022 年 9 月在本院接受放疗的 77 例乳腺癌患者临床资料。纳入标准:(1)病理证实为乳腺癌,接受乳腺癌术后放疗;(2)治疗技术为固定野调强放疗;(3)放疗完成后随访时间 $\geq 6$  个月。排除标准:(1)未按计划完成完整的放疗疗程;(2)既往接受过胸部放疗;(3)存在慢性阻塞性肺疾病、肺间质疾病等肺部基础疾病;(4)资料不全或未能完成随访。77 例患者中男 1 例,女 76 例,年龄 29~75 岁,中位年龄 54 岁。本研究通过本院伦理委员会批准(2023-1w010-01)。

### 1.2 方法

#### 1.2.1 CT 图像获取与放疗实施

所有患者均采用真空垫和乳腺专用托架,以仰卧位姿势进行固定,并采用西门子 SDMATOM go. Now 型 CT 进行模拟定位扫描。扫描电压为 110 kV,管电流为自动,层厚为 5 mm,矩阵大小为 512 $\times$ 512。模拟定位完成后,由 2 名具有 10 年以上放疗经验的医师在 Monaco 计划系统中勾画靶区和危及器官,并由同一名具有 20 年以上放疗经验的医师对靶区进行审核。所有患者放疗计划均由同一名放疗物理师设计,采用固定野调强放疗技术,能量采用 6 MV X 射线,射野包括两对切线野和 1 个零度野。放疗处方均为 50 Gy/25 fx。所有计划均经放疗科医生和物理师审核后实施,治疗机为医科达 Synergy 型加速器。同时记录患侧肺  $V_5$ 、 $V_{10}$ 、 $V_{15}$ 、 $V_{20}$ 、 $V_{25}$ 、 $V_{30}$  和平均肺剂量(mean lung dose, MLD)的值,其中  $V_5$ 、 $V_{10}$ 、 $V_{15}$ 、 $V_{20}$ 、 $V_{25}$ 、 $V_{30}$  分别表示 5、10、15、20、25、30 Gy 剂

量所包绕的体积占比。

#### 1.2.2 随访与 RP 评价标准

采用胸部 CT 结合临床症状定期对患者进行随访,随访时间点为放疗结束后 1~3 个月和 3~6 个月。采用常见不良事件评价标准(common terminology criteria for adverse events, CTCEA) V5.0 版对 RP 进行分级。发生 RP 的诊断和分级经过 1 名拥有 10 年以上诊断经验的影像科医生和 1 名拥有 10 年以上胸部放射肿瘤学诊疗经验的放疗科医生进行共同确认,本研究以 $\geq 2$  级作为患者是否发生 RP 的诊断标准。

#### 1.2.3 图像分割与特征提取

将患者放疗前定位 CT 图像以 DICOM 格式导入 3D Slicer(版本号 4.11)软件,采用半自动加手动逐层修正的方法分割患侧肺作为感兴趣区域(region of interest, ROI)。患者患侧肺分割由 1 名影像科医生完成,并由 1 名具有 10 年以上经验的诊断医生进行审核。使用 3D-Slicer 软件中 Radiomics 插件,提取影像组学特征,包括原始图像特征、纹理特征和经过小波分解计算得出的强度特征和纹理特征。在进行特征提取前,使用重采样技术将图像的体素统一调整至  $1 \times 1 \times 1$ 。

#### 1.2.4 特征选择与建模

对 77 例患者进行分层随机抽样,并按 7:3 比例划分为训练集(53 例)和测试集(24 例)。首先计算所有特征的 Spearman 相关系数,剔除相关系数绝对值 $>0.9$  的特征。然后,通过特征递归消除(recursive feature elimination, RFE)的方法来筛选获得最佳的特征集合。本研究使用随机梯度下降(stochastic gradient descent, SGD)算法构建机器学习模型。为避免过拟合,在训练集使用网格搜索选择最优的模型参数,并进行五折交叉验证。

### 1.3 统计学处理

采用 SPSS26.0 软件进行数据分析,符合正态分布的计量资料以  $\bar{x} \pm s$  表示,比较采用  $t$  检验;不符合正态分布的计量资料以  $M(Q_1, Q_3)$  表示,比较采用 Wilcoxon 秩和检验;计数资料以例数或百分比表示;采用 Python3.9.7 软件进行特征筛选和机器学习模型构建;采用受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线及曲线下面积(area under curve, AUC)评估诊断效能,使用决策曲线分析(decision curve analysis, DCA)评估临床收益,以  $P < 0.05$  为差异有统计学意义。

## 2 结果

### 2.1 77 例乳腺癌术后患者患侧肺剂量参数

77 例患者中 24 例在放疗结束后 6 个月内发生 RP, 发生率为 31.17%。与未发生 RP 比较, 发生 RP 患者的患侧肺  $V_5$ 、 $V_{10}$ 、 $V_{15}$ 、 $V_{20}$ 、 $V_{25}$ 、 $V_{30}$  和 MLD 更高, 差异有统计学意义( $P < 0.05$ ), 见表 1。

## 2.2 训练集和测试集患者患侧肺剂量参数比较

表 1 77 例乳腺癌术后患者患侧肺剂量参数

项目	未发生 RP( $n=53$ )	发生 PR( $n=24$ )	$t/Z$	$P$
$V_5[M(Q_1, Q_3), \%$ ]	52.01(47.73, 55.52)	55.64(53.44, 58.94)	-3.134	0.002
$V_{10}[M(Q_1, Q_3), \%$ ]	34.90(30.25, 37.80)	37.14(35.41, 39.79)	-2.694	0.007
$V_{15}[M(Q_1, Q_3), \%$ ]	28.08(23.23, 30.27)	29.74(28.05, 31.66)	-2.595	0.010
$V_{20}[M(Q_1, Q_3), \%$ ]	22.92(17.98, 25.43)	25.60(23.20, 27.10)	-2.826	0.005
$V_{25}(\bar{x} \pm s, \%$ )	18.44 ± 4.31	21.23 ± 2.42	-2.952	0.004
$V_{30}(\bar{x} \pm s, \%$ )	15.35 ± 3.96	18.01 ± 2.38	-3.046	0.003
MLD $[M(Q_1, Q_3), Gy]$	12.52(10.99, 13.64)	13.84(13.12, 14.32)	-3.256	0.001

表 2 训练集和测试集中未发生 RP 患者患侧肺剂量参数比较

项目	训练集( $n=36$ )	测试集( $n=17$ )	$t/Z$	$P$
$V_5[M(Q_1, Q_3), \%$ ]	52.70(48.80, 55.70)	49.17(43.50, 54.70)	-1.248	0.212
$V_{10}[M(Q_1, Q_3), \%$ ]	35.38(30.70, 37.90)	34.07(28.50, 37.40)	-1.048	0.295
$V_{15}[M(Q_1, Q_3), \%$ ]	28.46(23.90, 30.40)	27.18(20.40, 30.00)	-1.020	0.308
$V_{20}[M(Q_1, Q_3), \%$ ]	23.09(19.90, 25.50)	22.40(16.40, 25.40)	-0.686	0.493
$V_{25}(\bar{x} \pm s, \%$ )	18.67 ± 4.12	17.95 ± 4.78	0.560	0.578
$V_{30}(\bar{x} \pm s, \%$ )	15.51 ± 3.87	14.99 ± 4.26	0.441	0.661
MLD $[M(Q_1, Q_3), Gy]$	12.59(11.10, 13.70)	12.13(9.90, 13.50)	-0.705	0.481

表 3 训练集和测试集中发生 RP 患者患侧肺剂量参数比较

项目	训练集( $n=17$ )	测试集( $n=7$ )	$t/Z$	$P$
$V_5(\bar{x} \pm s, \%$ )	54.99 ± 5.08	56.16 ± 2.45	-0.573	0.573
$V_{10}(\bar{x} \pm s, \%$ )	36.92 ± 3.03	38.47 ± 2.24	-1.217	0.237
$V_{15}(\bar{x} \pm s, \%$ )	29.38 ± 2.81	30.51 ± 2.26	-0.941	0.357
$V_{20}(\bar{x} \pm s, \%$ )	24.68 ± 2.68	25.45 ± 2.22	-0.672	0.509
$V_{25}(\bar{x} \pm s, \%$ )	21.03 ± 2.55	21.70 ± 2.20	-0.605	0.551
$V_{30}(\bar{x} \pm s, \%$ )	17.83 ± 2.47	18.46 ± 2.27	-0.582	0.566
MLD $[M(Q_1, Q_3), Gy]$	13.99(12.80, 14.20)	13.69(13.20, 14.80)	-0.921	0.357

## 2.3 特征提取与特征选择

共提取 851 个特征, 包括基于患侧肺原始图像的特征 107 个和基于小波分解计算的特征 744 个。同时, 将 7 个患侧肺剂量学参数加入特征集合, 最终共纳入 858 个特征进行分析。首先, 剔除 Spearman 相关系数  $> 0.9$  的特征, 剩余 574 个特征; 然后, 在剩余的特征中通过 RFE 筛选后获得的 8 个特征, 分别为 MLD、original\_GLSZM\_ZonePercentage、wavelet-HLL\_firstorder\_Maximum、wavelet-LLH\_firstorder\_Skewness、wavelet-LHL\_GLSZM\_SizeZoneNonUniformityNormalized、wavelet-HLL\_NGTDMM\_Business、wave-

训练集中 36 例未发生 RP、17 例发生 RP, 测试集中 17 例未发生 RP、7 例发生 RP。训练集、测试集中发生 RP 与未发生 RP 患者的患侧肺剂量参数比较, 差异无统计学意义( $P > 0.05$ ), 见表 2、3。

let-HHH\_GLSZM\_LowGrayLevelZoneEmphasis 和 wavelet-HHH\_GLSZM\_ZonePercentage。

## 2.4 训练集和测试集上模型的效能

采用 SGD 算法, 经过网格搜索的最优模型参数为: 损失函数为 log\_loss, 正则化为 L2, 学习率为 0.001。采用最优模型参数的模型在训练集五折交叉验证 ROC 曲线见图 1。在训练集, SGD 模型的准确率为 0.925, 灵敏度为 0.824, 特异度为 0.972, 五折交叉验证的 AUC 分别为 0.96、0.82、0.93、0.95 和 0.86, 平均 AUC 为 0.900。测试集 ROC 曲线和 DCA 曲线见图 2、3。在测试集, SGD 模型的准确率为

0.875, 灵敏度为 0.714, 特异度为 0.941, AUC 为 0.882。DCA 图结果显示, SGD 模型在 0.15~0.80 的风险阈值内具有较高的净收益。

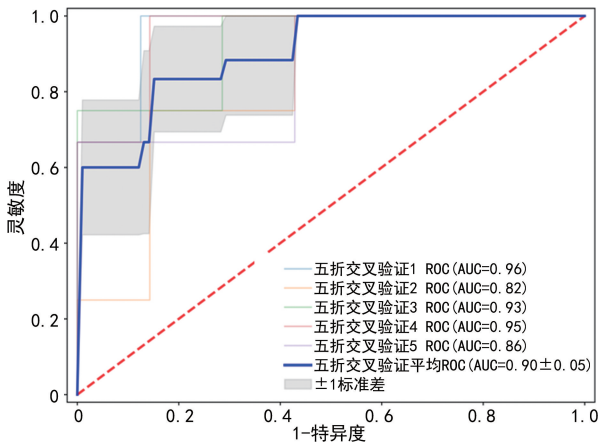


图 1 训练集 SGD 模型五折交叉验证 ROC 曲线

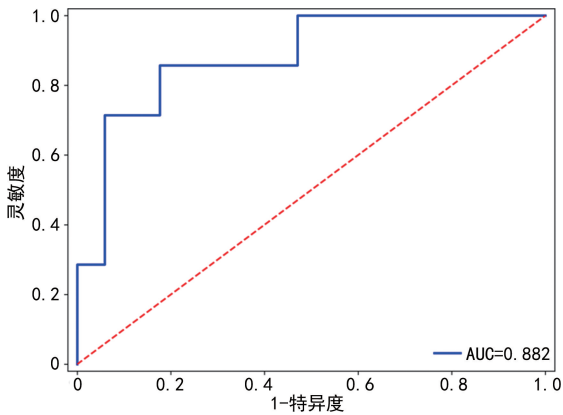


图 2 测试集 SGD 模型 ROC 曲线

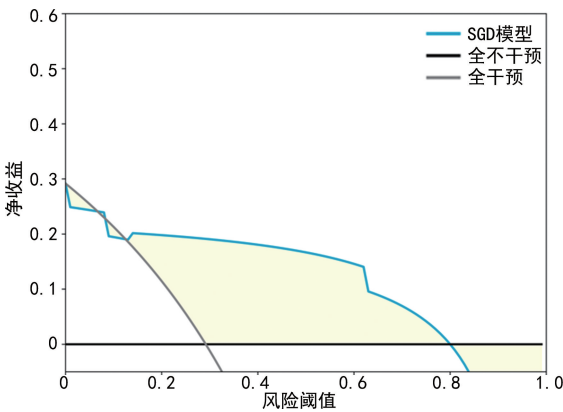


图 3 测试集 SGD 模型 DCA 曲线

### 3 讨论

放射性肺损伤是在乳腺癌、肺癌等胸部肿瘤放疗后, 正常肺组织受到放射线的照射而引起。RP 是放射性肺损伤的早期形式, 轻者可自行康复, 但严重者可进展为肺纤维化和呼吸功能损害, 甚至呼吸困难<sup>[11-12]</sup>。因此, 准确预测放疗后 RP 可以指导对患者进行早期干预, 减少 RP 引起的肺损伤<sup>[13]</sup>。然而, RP 的早期症状和其他肺炎相比无特异性, 且肺部 CT 的影像学改变滞后于临床表现 7~10 d<sup>[3]</sup>, 目前临床仍

缺乏能有效预测乳腺癌放疗后 RP 的指标。本研究使用影像组学方法, 通过提取患者患侧肺影像组学特征, 并结合肺剂量学参数, 构建基于机器学习算法的乳腺癌放疗后 RP 预测模型。

本研究发现, 77 例乳腺癌术后放疗患者中有 31.17% (24/77) 发生 RP。与之相比, 骆雯等<sup>[14]</sup>研究的乳腺癌根治术后糖尿病患者常规分割组发生 RP 的比例更高 [46.46% (46/99)], 而林婷婷<sup>[15]</sup>研究的乳腺癌改良根治术后静态调强放疗的 RP 发生率 (34.15%) 与本研究相近。本研究通过比较未发生与发生 RP 患者的患侧肺剂量参数, 发现发生 RP 患者的  $V_5$ 、 $V_{10}$ 、 $V_{15}$ 、 $V_{20}$ 、 $V_{25}$ 、 $V_{30}$  和 MLD 高于未发生 RP 患者 ( $P < 0.05$ ), 这与张豪等<sup>[16]</sup>研究结果一致。肺组织的受照射体积剂量是影响乳腺癌 RP 发生的重要因素<sup>[17]</sup>。王鑫等<sup>[18]</sup>研究显示,  $V_5$  是发生 RP 的影响因素。其他研究也表明, 严格限制患侧肺体积剂量能明显减少 RP 的发生<sup>[19-20]</sup>。这些研究结果共同说明了肺组织的体积剂量学参数与 RP 的发生存在一定的相关性。在本研究中, 患侧肺 MLD 是预测 RP 的最优特征之一, 这一结果再次验证了患侧肺剂量在预测 RP 发生方面的重要性。值得注意的是, VASILJEVIC 等<sup>[21]</sup>研究也表明, 当 MLD > 10 Gy 时, 症状性 RP 的发生风险明显增加。因此, 在制订乳腺癌患者的放疗计划时, 应尽可能降低患侧肺的体积剂量。

特征数据的高维度是机器学习面临的巨大挑战之一, 消除大量冗余特征数据, 保留关键特征信息, 可以降低所构建的机器学习模型训练时间, 并产生较好的分类性能, 是有效提高模型性能的一项措施<sup>[22]</sup>。本研究采用基于 RFE 的特征筛选方法, 最终筛选保留 8 个最优特征组合, 其中包括 1 个剂量学特征 (MLD)、2 个基于小波分解计算的一阶特征和 5 个纹理特征。纹理特征在影像组学研究中有着非常重要的作用, 能提供关于组织结构和空间分布的信息<sup>[23-24]</sup>, 孔燕等<sup>[25]</sup>研究最终筛选出的特征也以纹理特征为主, 与本研究的结果相似。

本研究采用 SGD 算法构建了一个预测乳腺癌放疗后 RP 的机器学习模型, 并在训练集和测试集中均取得了良好的预测效果, 尤其是在测试集中 AUC 达到了 0.882。与之相比, 孔燕等<sup>[25]</sup>采用逻辑回归算法构建的肺癌放疗后 RP 影像组学预测模型在预测效能上达到了 0.757, 而杜峰等<sup>[26]</sup>采用不同时段锥形束 CT 影像组学联合肺  $V_5$  和 MLD 构建的 RP 预测模型的 AUC 值为 0.905。周露等<sup>[27]</sup>研究显示, 将影像组学和剂量学特征相结合的多组学方法在预测非小细胞肺癌 RP 方面优于单一影像组学模型和单一剂量学模型, 这与本研究的结果相吻合。这些结果表明, 基于影像组学和剂量学的模型能够有效预测胸部肿瘤放疗后 RP 的发生。此外, 为了更全面地评估本研究

所构建的模型在临床应用中的效果,本研究引入 DCA 曲线分析所构建的预测模型,结果显示,SGD 模型拥有较高的净收益和风险阈值范围,这也表明本研究模型具有较高的可靠性和实用性。

综上所述,放疗前定位 CT 影像组学特征与患侧肺剂量学参数联合对预测乳腺癌术后放疗后 RP 发生的模型具有一定的价值。基于 SGD 算法构建的 RP 预测模型可辅助医生识别 RP 风险,并提供参考,帮助制订个体化的预防和干预策略,以提高治疗效果、减少不良反应。本研究也存在一定局限性:(1)样本量较小,可能会对模型的稳定性产生影响;(2)单中心研究,且所有患者数据均来自同一台模拟定位 CT,因此是否能在不同定位 CT 数据上获得相似的预测效果尚需进一步研究和验证。本课题组将在后续研究中增加样本量,开展多中心研究,且纳入不同的定位 CT 数据进行分析,不断优化模型,提高模型的泛化能力。

## 参考文献

- [1] ZHENG R S,ZHANG S W,ZENG H M,et al. Cancer incidence and mortality in China, 2016 [J]. *J Natl Cancer Cent*,2022,2(1):1-9.
- [2] 王莹,马霞,宫舒萍,等. 2011—2021 年山东省济南市女性乳腺癌死亡趋势分析[J]. *中国肿瘤*, 2023,32(10):766-772.
- [3] 冯勤付,郑苗丽,曾强. 放射性肺炎的诊断和治疗 [J]. *中华放射肿瘤学杂志*,2021,30(1):7-10.
- [4] 吕梦宇,裘关关,裘森,等. 放射性肺炎的诊疗研究进展[J]. *中国现代医生*,2021,59(6):187-192.
- [5] SHEPHERD A F,Iocolano M,LEEMAN J,et al. Clinical and dosimetric predictors of radiation pneumonitis in patients with non-small cell lung cancer undergoing postoperative radiation therapy [J]. *Pract Radiat Oncol*,2021,11(1):e52-62.
- [6] WERNER E M,EGGERT M C,BOHNET S,et al. Prevalence and characteristics of pneumonitis following irradiation of breast cancer [J]. *Anticancer Res*,2019,39(11):6355-6358.
- [7] MEHNATI P,GHORBANIPoor M,MOHAMMADZADEH M,et al. Predicting the risk of radiation pneumonitis and pulmonary function changes after breast cancer radiotherapy [J]. *J Biomed Phys Eng*,2021,11(4):459-464.
- [8] 刘颖,刘静宇,张帆. 影像组学临床应用与研究进展[J]. *河南大学学报(医学版)*,2022,41(6):400-406.
- [9] 唐正,邹雪,王颖. 螺旋断层放射治疗在胸部肿瘤的应用[J]. *重庆医学*,2017,46(31):4450-4452.
- [10] 张继文,贾红燕. 影像组学在乳腺癌诊疗中的研究进展[J]. *临床放射学杂志*,2023,42(3):519-523.
- [11] 许亚萍,刘辉,赵兰,等. 放射相关性肺炎中国专家诊治共识[J]. *中华肿瘤防治杂志*,2022,29(14):1015-1022.
- [12] PALMA G,MONTI S,PACELLI R,et al. Radiation pneumonitis in thoracic cancer patients: multi-center voxel-based analysis [J]. *Cancers*,2021,13(14):3553.
- [13] ULLAH T,PATEL H,PENA G M,et al. A contemporary review of radiation pneumonitis [J]. *Curr Opin Pulm Med*,2020,26(4):321-325.
- [14] 骆雯,王勇,唐仕敏. 不同分割放疗方式对糖尿病患者乳腺癌根治术后放射性肺炎发生的影响 [J]. *现代肿瘤医学*,2019,27(16):2879-2882.
- [15] 林婷婷. 乳腺癌改良根治术后容积旋转调强放疗与静态调强放疗急性放射毒性反应比较及其影响因素分析[D]. 福州:福建医科大学,2022.
- [16] 张豪,林权冰,池周. 乳腺癌改良根治术后放疗诱发放射性肺炎的危险因素分析[J]. *中国妇幼健康研究*,2021,32(3):395-400.
- [17] SCHAD M D,RICHMAN A H,DIEGO E J,et al. Dosimetry and toxicity outcomes in patients treated with hypofractionated regional nodal irradiation for breast cancer: what is the best dose-volume limit to minimize risks of radiation pneumonitis? [J]. *Pract Radiat Oncol*,2023,13(4):291-300.
- [18] 王鑫,徐枫,姜阳,等. 乳腺癌改良根治术后放疗所致的放射性肺炎危险因素分析[J]. *中国医学创新*,2023,20(10):144-147.
- [19] WEN G,TAN Y T,LAN X W,et al. New clinical features and dosimetric predictor identification for symptomatic radiation pneumonitis after tangential irradiation in breast cancer patients [J]. *J Cancer*,2017,8(18):3795-3802.
- [20] OZGEN Z,ORUN O,ATASOY B M,et al. Radiation pneumonitis in relation to pulmonary function, dosimetric factors, TGF- $\beta$ 1 expression, and quality of life in breast cancer patients receiving post-operative radiotherapy: a prospective 6-month follow-up study [J]. *Clin Transl Oncol*,2023,25(5):1287-1296.
- [21] VASILJEVIC D,ARNOLD C,NEUMAN D,et al. Occurrence of pneumonitis following radiotherapy of breast cancer: a prospective study [J]. *Strahlenther Onkol*,2018,194(6):520-532.

- sential amino acids enhances strength, endurance, and insulin sensitivity; 2302[J]. *Med Sci Sports Exerc*, 2022, 54(Suppl. 2):673.
- [7] PANDIAN N G, KIM J K, ARIAS-GODINEZ J A, et al. Recommendations for the use of echocardiography in the evaluation of rheumatic heart disease: a report from the American Society of Echocardiography[J]. *J Am Soc Echocardiogr*, 2023, 36(4):445.
- [8] CATHERINE M O, RICK A N, ROBERT O B, et al. 2020 ACC/AHA guideline for the management of patients with valvular heart disease: a report of the American College of Cardiology/American Heart Association Joint Committee on clinical practice guidelines[J]. *J Am Coll Cardiol*, 2021, 77(4):25-197.
- [9] 中华医学会心电生理和起搏分会, 中国医师协会心律学专业委员会, 中国房颤中心联盟心房颤动防治专家工作委员会. 心房颤动: 目前的认识和治疗建议(2021)[J]. *中华心律失常学杂志*, 2022, 26(1):15-88.
- [10] 夏海娜. 康复护理干预对风湿性心脏病瓣膜置换术患者术后的影响[J]. *中国实用医药*, 2016, 11(13):260-261.
- [11] 何文斌, 廖尧, 尹熙. 心脏瓣膜置换术后患者 I 期心脏康复的最佳证据总结[J]. *护理学报*, 2019, 18(26):32-36.
- [12] 李娟, 白雪, 程姝娟. 心脏康复对经皮冠状动脉介入治疗的冠心病合并 2 型糖尿病患者健康相关体适能的影响[J]. *中国康复医学杂志*, 2020, 35(5):575-580.
- [13] 曹冬梅, 邓涵丹, 陈运龙, 等. 早期心脏康复训练对经皮冠状动脉介入治疗术后功能性体适能指标的影响[J]. *实用医院临床杂志*, 2022, 19(3):31-35.
- [14] 中华医学会心血管病学分会, 中国康复医学会心肺预防与康复专业委员会, 中华心血管病杂志编辑委员会. 六分钟步行试验临床规范应用中国专家共识[J]. *中华心血管病杂志*, 2022, 50(5):432-442.
- [15] 肖仁函, 张树锋, 李维, 等. 高强度间歇训练对射血分数保留的心力衰竭患者心肺功能和生活质量的影响[J]. *广西医学*, 2022, 44(8):847-850.
- [16] 张小雪, 胡莹. 康复护理应用于风湿性心脏病瓣膜置换对患者术后早期生存质量的影响及自理能力评价[J]. *心血管病防治知识(学术版)*, 2020, 10(16):53-55.
- [17] 刘海娟, 徐永伟, 杨超, 等. 主动呼吸循环技术联合有氧运动对于慢性阻塞性肺疾病患者肺功能改善和运动能力的改善作用[J]. *临床和实验医学杂志*, 2021, 20(16):1753-1756.
- [18] 田琪, 祁春梅, 邢爱君, 等. 抗阻训练联合重组人脑利钠肽对老年冠心病患者经皮冠状动脉介入治疗后运动耐力、心肺功能及生活质量的影响[J]. *实用心脑血管病杂志*, 2022, 30(9):12-16.
- [19] 赵梦真, 刘伟利, 张勋. 运动康复对冠心病冠脉介入术后患者短期预后的影响[J]. *中国循证心血管医学杂志*, 2020, 12(2):225-229.

(收稿日期:2023-07-02 修回日期:2024-02-07)

(编辑:张芄捷)

(上接第 1838 页)

- [22] 袁甜甜, 李凤莲, 张雪英, 等. 特征降维的深度强化学习脑卒中分类预测研究[J]. *重庆理工大学学报(自然科学)*, 2023, 37(3):194-203.
- [23] NEGREROS-OSUNA A A, PARAKH A, CO-RCORAN R B, et al. Radiomics texture features in advanced colorectal cancer: correlation with BRAF mutation and 5-year overall survival[J]. *Radiol Imaging Cancer*, 2020, 2(5):e190084.
- [24] LEE S E, HAN K, KWAK J Y, et al. Radiomics of US texture features in differential diagnosis between triple-negative breast cancer and fibroadenoma[J]. *Sci Rep*, 2018, 8(1):13546.
- [25] 孔燕, 吴佳, 魏贤顶, 等. 肺癌放疗患者症状性放射性肺炎预测的 CT 影像组学研究[J]. *中华放射医学与防护杂志*, 2022, 42(2):115-120.
- [26] 杜峰, 王强, 王玮, 等. CBCT 影像组学联合构建 Nomogram 模型预测食管癌放疗患者放射性肺炎[J]. *中华放射肿瘤学杂志*, 2021, 30(6):549-555.
- [27] 周露, 王琳婧, 张国前, 等. 基于影像组学和剂量组学的放射性肺炎预测研究[J]. *中国医学物理学杂志*, 2023, 40(7):808-813.

(收稿日期:2023-10-23 修回日期:2024-01-21)

(编辑:袁皓伟)