

# 放射性皮炎风险预测模型的研究进展

王艳<sup>1</sup>, 赵玉兰<sup>2</sup>, 常鑫<sup>3</sup>

<sup>1</sup>广西医科大学护理学院, 广西 南宁

<sup>2</sup>广西医科大学附属肿瘤医院乳腺内科, 广西 南宁

<sup>3</sup>广西医科大学附属肿瘤医院妇科二病区, 广西 南宁

收稿日期: 2026年3月9日; 录用日期: 2026年4月3日; 发布日期: 2026年4月13日

## 摘要

放射性皮炎是放疗患者常见的并发症之一, 不仅会引起皮肤瘙痒、疼痛、脱屑甚至溃疡等不适, 影响患者生活质量, 严重者还会导致放疗中断, 从而影响肿瘤的治疗效果和长期预后。目前放射性皮炎尚无特效治疗药物, 临床管理以预防为主, 因此早期识别高危人群并实施个体化预防具有重要意义。近年来, 关于放射性皮炎风险预测模型的研究逐年增加, 但各模型在模型构建方法、预测因子选择、结局定义、验证方式等方面存在较大异质性, 限制了其在临床中的广泛推广和应用。鉴于此, 本文从皮炎评估工具、模型构建方法、预测因子类型、模型性能比较四个方面, 对现有放射性皮炎风险预测模型的研究进行梳理, 不仅总结了各模型的技术特征, 还对其在数据依赖性、过拟合风险、可解释性及临床部署成本等方面的优势与局限进行了批判性分析, 以期为临床选择合适的预测工具及该领域的后续研究提供参考依据。

## 关键词

放射性皮炎, 风险预测模型, 机器学习, 列线图, 预测因子

# Research Progress on Risk Prediction Models for Radiodermatitis

Yan Wang<sup>1</sup>, Yulan Zhao<sup>2</sup>, Xin Chang<sup>3</sup>

<sup>1</sup>School of Nursing, Guangxi Medical University, Nanning Guangxi

<sup>2</sup>Department of Breast Medicine, Affiliated Cancer Hospital of Guangxi Medical University, Nanning Guangxi

<sup>3</sup>Second Ward, Department of Gynecology, Affiliated Cancer Hospital of Guangxi Medical University, Nanning Guangxi

Received: March 9, 2026; accepted: April 3, 2026; published: April 13, 2026

## Abstract

Radiodermatitis is a common complication in patients undergoing radiotherapy, which not only affects their quality of life but can also lead to treatment interruptions in severe cases, thereby impacting the therapeutic efficacy for tumors. Currently, there is no specific drug treatment for radiodermatitis, and clinical management primarily focuses on prevention. Early identification of high-risk individuals and implementation of personalized preventive measures are of great significance. In recent years, research on predicting the risk of radiodermatitis has increased annually. However, various models are limited in their clinical promotion and application due to factors such as model construction methods, selection of predictors, definition of outcomes, and validation methods. This article not only summarizes the technical characteristics of existing models but also critically analyzes their advantages and limitations regarding data dependency, overfitting risk, interpretability, and clinical deployment costs. This article reviews existing studies on radiodermatitis risk prediction models from four aspects: assessment tools, model construction methods, types of predictors, and model performance comparison, aiming to provide references for clinical practice and future research.

## Keywords

Radiodermatitis, Risk Prediction Model, Machine Learning, Nomogram, Predictors

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

世界卫生组织(World Health Organization, WHO)报告显示, 2022 年, 全球癌症新发和死亡病例分别为 2000 万例和 970 万例[1]。放射治疗(简称“放疗”)作为癌症主要的治疗方式之一, 在减轻患者临床症状, 延长患者生存期, 改善患者生活质量方面有显著效果[2], 超过 50%的癌症患者在病程中需要接受放疗[3]。然而, 放疗在杀灭肿瘤细胞的同时, 也会对正常组织造成损伤, 引起一系列并发症, 其中以放射性皮炎(Radiation Dermatitis, RD)最为常见[4]-[6]。RD 是电离辐射引起的皮肤黏膜炎症性损伤, 是放疗患者常见的不良反应[7]。RD 不仅会影响患者的生活质量, 还可能会导致治疗中断, 从而影响肿瘤的治疗效果[8]。目前 RD 尚无特效治疗药物, 临床管理以预防为主, 因此早期识别 RD 的高危人群并实施个体化预防具有重要意义, 构建风险预测模型即可实现这一目标。随着 RD 风险预测模型相关研究逐年增加, 各模型在模型构建方法、预测因子选择、结局定义、验证方式等方面的异质性逐渐显现, 这在一定程度上限制了其在临床实践中的推广和应用。因此, 本文将从 RD 评估工具、模型构建方法、预测因子类型、模型性能比较四个方面对现有研究进行梳理, 不仅对各类模型的技术特征进行总结, 还对其在数据依赖性、过拟合风险、可解释性及临床部署成本等方面的优劣展开横向比较与批判性分析, 旨在为临床医护人员选择合适的预测工具提供参考, 也为未来开发更具临床适用性的 RD 预测模型提供依据。

## 2. RD 的评估工具

准确评估 RD 是构建可靠预测模型的基础。目前临床常用的评估工具可分为单一分级标准和多维度量表两类, 评估工具的不同会影响预测模型中结局变量的定义, 这也是导致各研究结果异质性的重要原

因之一。

## 2.1. 单一级标准

单一级标准由医护人员根据客观体征进行评估, 操作简便, 广泛应用于临床和研究中。常用工具有: 美国肿瘤放射治疗协作组(Radiation Therapy Oncology Group, RTOG)评分标准[9]、美国国家癌症研究所常见不良事件通用术语标准(Common Terminology Criteria for Adverse Events, CTCAE) [10]、世界卫生组织(World Health Organization, WHO)不良反应评价标准[11]。此类工具侧重于医护人员观察到的客观体征, 不能充分反映患者的主观体验。

## 2.2. 多维度量表

多维度量表结合患者报告的主观症状与医护人员评估的客观体征, 能更全面地反映 RD 对患者生活质量的影响。常见的多维度量表包括: Skindex-29 [12]、Skindex-16 [13]、皮肤病生命质量指数(Dermatology Life Quality Index, DLQI) [14]、急性放射性皮炎反应评估表(Radiation-Induced Skin Reaction Assessment Scale, RISRAS) [15]-[17]、皮肤毒性评估工具(Skin Toxicity Assessment Tool, STAT) [18]。这类工适用于以患者为中心的研究和对生活质量的评估, 但评估耗时较长, 实施难度相对较大。

目前, 评估工具的选择没有统一的标准, 研究选择何种量表, 取决于研究目的: ① 如果研究目的是评估皮肤损伤的严重程度, 可以选择单一级标准; ② 如果研究更关注皮肤损伤对患者生活质量的影响, 可以选择多维度量表; ③ 如果研究同时评估皮肤损伤程度及其对患者生活质量的影响, 则可以选择单一级标准和多维度量表联合使用。

## 3. RD 风险预测模型的研究现状

随着基因组学、蛋白质组学等学科的蓬勃发展, 临床医学迈入精准医学的时代。精准医学强调结合多维度数据为患者制定个体化的预防与治疗方案[19]。预测模型作为精准医学的重要工具之一, 能够基于数学和算法计算个体未来发生某种结局的概率[20], 近年来在 RD 研究领域受到广泛关注, 相关研究数量增加, 但各研究在模型构建方法、预测因子选择及验证方式等方面存在较大异质性, 影响了模型的临床转化。

### 3.1. 模型构建方法

#### 3.1.1. 传统建模方法

##### 1. Logistic 回归模型

早期的预测模型多为 Logistic 回归模型。Pastore 等[21]开展前瞻性研究, 基于多因素分析筛选出 S<sub>30</sub> 及银屑病史两个独立危险因素, 构建乳腺癌患者严重放射性皮肤毒性预测模型, 模型区分度良好(受试者工作特征曲线下面积(AUC) = 0.84), 校准度通过校准图验证。Liang 等[22]采用回顾性设计, 构建乳腺癌患者接受被动散射质子治疗后发生 RD 的预测模型, 内部验证结果显示 AUC = 0.83, 提示模型具备较好的临床适用性。惠琳和王静[23]同样基于回顾性数据, 构建食管癌患者 RD 风险预测模型, 训练集与验证集的 AUC 分别为 0.968 和 0.953, 区分度表现优异。

Logistic 回归模型具有结构简单、可解释性强、对研究者统计学背景要求较低等优势, 适用于预测因子较少的研究场景。然而, RD 的发生与多种因素有关, Logistic 回归在处理多维数据及非线性关系方面存在一定局限, 可能影响模型的预测效能和泛化能力。因此, 在预测因子数量有限且线性关系较为明显的情况下, Logistic 回归会是一种高效可行的建模方法。

##### 2. 列线图

列线图是一种可视化的预测工具, 用于预测临床结果[24], 被广泛应用于肿瘤学中[25]-[27]。由于其

可视化的方便属性,有学者将之用于构建 RD 风险预测模型。Zhou 等[28]基于多因素分析筛选出的独立危险因素,构建了III~IV期头颈癌患者急性放射性皮肤损伤的列线图预测模型,其内部验证的 AUC 为 0.906,表现出良好的预测效能,但该模型未进行外部验证,其临床泛化能力还需在其他人群中进行检验。崔娜等[29]也构建了乳腺癌中重度急性 RD 列线图预测模型,但该模型外部验证的 AUC 值仅为 0.756,预测效能一般,临床应用中需谨慎解读其预测结果。

相对于 Logistic 回归模型而言,列线图的临床实用性更高,更适合于需要快速得出结果的临床场景。但目前所构建的列线图多为静态模型,无法随临床数据的积累进行动态更新。未来在构建列线图时,可以考虑构建动态模型,以提升模型的时效性和个性化预测能力。

### 3.1.2. 机器学习模型

机器学习模型通过算法从数据中学习潜在模式,能够处理高维度、非线性数据,并在经验积累中不断优化性能[30][31]。根据模型结构,可以分为单一模型(如支持向量机、决策树)与集成模型(如随机森林、XGBoost),后者通过组合多个基学习器以提升预测性能[32][33]。近年来,机器学习在 RD 风险预测领域得到广泛应用,模型类型日趋多样。

#### 1. 集成学习模型

多项研究表明,集成学习模型在 RD 风险预测中性能优于单一模型。Aldrainli 等[34]开展的多中心研究纳入 2058 例乳腺癌患者,比较了 8 种机器学习算法,结果显示随机森林模型的预测性能最优(AUC 为 0.77);Duan 等[35]基于 552 例乳腺癌患者,构建了 14 种机器学习模型,内部验证显示随机森林模型表现最佳(验证集 AUC 为 0.748)。然而,上述模型均未经过外部验证,其在不同人群中的泛化能力仍有待进一步评估。

#### 2. 单一学习模型

尽管集成模型在多数数据集中表现优异,也有研究发现单一模型在特定情境下更具优势。Hong 等[36]对 161 名鼻咽癌患者进行回顾性分析,整合临床、影像学及剂量组学特征,比较 8 种机器学习模型,结果显示支持向量机模型性能最优(训练集 AUC 为 0.916,测试集 AUC 为 0.797)。但该研究属于回顾性研究,且未进行外部验证,其临床适用性尚需验证。

#### 3. 机器学习模型的横向比较与批判性分析

尽管机器学习模型在 RD 风险预测中展现出优于传统模型的预测效能,但其临床应用仍面临多重挑战:① 机器学习模型对数据质量和样本量要求较高,在样本量有限或数据缺失较多的情况下,容易出现过拟合现象,导致模型在外部验证时性能大幅下降[34][35]。② 集成学习模型虽能提升预测精度,但其模型复杂度较高,训练和调参过程耗时,且在不同数据集间的迁移能力有待验证。③ 机器学习模型的“黑箱”特性限制了临床医护人员对其预测结果的信任度,尽管 SHAP 等可解释性工具的引入有所改善,但模型内部机制的完全透明化仍难以实现[37][38]。④ 机器学习模型的临床部署成本较高,需考虑与电子病历系统的集成、实时数据更新以及模型维护等问题,这与 Logistic 回归或列线图等传统模型的简便性形成鲜明对比。因此,在选择建模方法时,需在预测性能、数据需求、可解释性和临床适用性之间进行权衡。

### 3.1.3. 可解释的机器学习模型

尽管机器学习模型在 RD 风险预测中展现出良好性能,但因其复杂的内部工作机制常被视为“黑箱”模型,这在一定程度上限制了其在临床中的应用。沙普利加法解释(SHAP)作为一种基于博弈论的可解释性工具,被引入医学预测领域,以增强模型的透明度。SHAP 通过量化各特征对预测结果的重要性排序,增强模型的可解释性[39][40]。

在 RD 风险预测研究领域, 已有研究开始引入 SHAP。Xiang 等[38]在构建鼻咽癌 RD 预测模型时引入 SHAP, 对各预测因子进行重要性排序, 帮助临床医护人员判定高风险患者的决定因素。Lee 等[37]则在构建乳腺癌 RD 预测模型时, 将 SHAP 同时用于建模前的特征筛选与建模后的结果解释, 提升了模型的稳健性与可解释性。

上述研究表明, SHAP 不仅能够识别关键预测因子, 还能提升模型的稳健性与可解释性, 从而增强临床医护人员对复杂模型的信任度。因此, 未来的研究在构建 RD 风险预测模型时, 引入 SHAP 等可解释性工具, 有望进一步提升模型的临床适用性。

## 3.2. 风险预测因子

现有的 RD 风险预测模型纳入的预测因子主要分为两大类: 传统临床因素与高通量组学特征。

### 3.2.1. 传统临床因素

#### 1. 患者因素

(1) 年龄。年龄被认为与 RD 的发生密切相关, 但其作用效果在不同研究中存在差异性。多数研究[40]-[45]显示, 年龄是 RD 的风险因素, 即高龄患者发生 RD 的风险更高; 而部分研究[46]-[49]则发现年龄为保护因素, 年轻患者更容易发生 RD。这种差异可能与纳入的研究对象、关注的研究结局以及放疗方式的不同有关。

(2) 体质指数。体质指数(Body Mass Index, BMI)与 RD 的关联亦存在争议。多数研究[23][29][36][45][49]-[55]指出高 BMI 是 RD 的危险因素, 尤其在乳腺癌、食管癌等皮下脂肪丰富的患者中更为明显; 但 Kawamura 等[43]则发现在头颈癌患者中低 BMI 者 RD 风险更高, 可能与皮下组织菲薄、缺乏脂肪缓冲及营养储备不足有关。提示 BMI 的作用可能因解剖部位而异, 未来研究应针对不同癌种分别探讨 BMI 的阈值效应。

(3) 糖尿病。多项研究[23][28][35][44][46][49][51][52][56]-[59]证实糖尿病是 RD 发生的重要危险因素。其机制涉及多个方面: ① 糖尿病可预激活机体的炎症通路, 使辐射后炎症反应更剧烈[60]; ② 高血糖状态会加剧氧化应激, 破坏细胞膜完整性[61]; ③ 糖尿病可导致表皮功能异常, 使皮肤更易受辐射损伤且恢复缓慢[62]; ④ 高血糖状态会损害组织修复功能, 导致皮肤创面愈合能力下降, 使 RD 更易进展为溃疡[63]。然而, 上述研究大多仅将糖尿病作为二分类变量进行分析, 未深入探讨血糖水平与 RD 风险之间的剂量 - 反应关系。建议未来开展前瞻性研究, 收集患者的糖化血红蛋白、空腹血糖等数据, 在控制混杂因素的前提下, 探索血糖指标与 RD 风险之间的非线性关系, 以期为临床血糖管理提供依据。

(4) 吸烟史。部分研究[22][49][52][53][55][64]证实有吸烟史的患者发生 RD 的风险更高。Rübe 等[65]在其综述中指出, 吸烟是影响 RD 发生与严重程度的重要因素之一。然而, 目前多数研究仅关注吸烟史的有无, 对吸烟强度(如包 - 年数)与 RD 关系的探讨仍较有限[49], 尚难以为临床提供充分的戒烟指导依据。因此, 未来可开展相关研究, 以探讨吸烟年限、每天吸烟支数与 RD 的发生发展之间的关系, 从而为临床干预提供循证依据。

(5) 血清白蛋白水平。作为反映营养状况的重要指标, 血清白蛋白水平被多项研究[23][45][47][56][58][59][66]证实与 RD 有关, 低白蛋白血症患者 RD 风险更高。然而, 各研究在血清白蛋白的阈值界定上存在差异: 有的作为连续变量分析, 有的基于 ROC 曲线确定截断值, 导致临床干预缺乏统一标准。因此, 未来可以开展量性研究, 探讨血清白蛋白水平引起 RD 的最低危险阈值, 以指导临床对患者进行营养干预。

(6) 其他。此外, 高血压[44][53]、高血脂[51]、免疫细胞相关指标[52][54][67]也被报道与 RD 风险相关, 但相关研究较少, 其作用机制尚不明确, 建议未来研究进一步探讨。

## 2. 疾病因素

(1) 疾病分期 现有研究显示, 晚期疾病是 RD 发生的重要危险因素, 二者呈现出分期越晚、风险越高的趋势[35] [45] [46] [50] [53] [54] [64] [68]-[70]。但值得注意的是, 各研究在判断“晚期”的标准上并不一致。具体而言, 研究间不仅采用的分期标准(如 T 分期、N 分期或 M 分期)存在差异, 即便在同一标准(如 T 分期)内, 高风险人群的截取值也缺乏统一界定。因此, 未来研究可将 T、N、M 分期分别作为预测因子, 探讨其最佳风险分层阈值, 为临床实践提供更可靠的依据。

(2) 肿瘤直径 研究显示, 肿瘤直径与 RD 的发生风险呈正相关, 即肿瘤直径越大, 患者发生 RD 的风险越高[23] [45] [66]。其潜在机制可能涉及两方面: 一方面, 较大的肿瘤需要更广泛的手术切除, 导致剩余皮肤组织较薄, 血供及修复能力下降, 从而更易发生放射性损伤; 另一方面, 肿瘤体积增大可能对应更高的放疗照射剂量或照射体积, 进而加重了周围正常皮肤的放射反应。因此, 对于肿瘤直径较大的患者, 临床上应加强预防性干预措施。然而, 目前各研究对于“大肿瘤”的截断值尚不统一, 这在一定程度上限制了该指标的临床可操作性。因此, 未来有必要开展大样本研究, 以明确预测 RD 发生风险的最佳肿瘤直径临界值, 从而为临床风险分层和个体化干预提供更可靠的依据。

## 3. 治疗因素

(1) 放疗技术 早期研究表明, 传统放疗比调强放疗(Intensity-Modulated Radiotherapy, IMRT)更容易引起 RD [66]。进一步研究显示, 与二维放疗相比, IMRT 和螺旋断层放疗(Tomotherapy, TOMO)等现代精确放疗技术能显著降低 RD 的发生率和严重程度。随着放疗技术的不断进步, 传统放疗的应用已逐渐减少, 目前临床上更多采用 IMRT, 同时 TOMO 和质子治疗的应用也逐渐增多。然而, 关于 TOMO 及质子治疗与 RD 发生发展关系的研究仍较为有限, 二者与 RD 之间的关联仍有待进一步研究阐明。

(2) 放疗总剂量 研究显示, 放疗总剂量与 RD 的发生风险呈正相关, 即放疗总剂量越大, 患者发生 RD 的风险越高[23] [47] [56] [66]-[68]。但各研究的剂量阈值不同, 即使相同的癌种, 剂量阈值也是不同的。这可能与放疗方式及纳入研究对象的疾病分期不同有关。未来可开展大样本研究, 探讨同一癌种、同一放疗方式的剂量阈值, 从而为临床实行剂量驱动的干预提供参考依据。

(3) 同步放化疗 研究显示, 有化疗史的患者比没有化疗史的患者更有可能发生 RD [44]-[46] [56] [68]。此外, 化疗药物的类型[43] [48]以及化疗的时机[50]也被证实与 RD 的严重程度相关。这些发现提示临床医生在制定治疗方案时, 需综合考量化疗的必要性、药物选择及给药时机。但是, 尚缺乏化疗周期数或药物剂量与 RD 关系的研究。因此, 未来的研究可探索化疗累积剂量与 RD 之间的关系, 以指导临床进行干预。

### 3.2.2. 高通量组学特征

RD 的风险预测研究, 经历了从宏观物理参数到微观生物标志物的逐步深化。早期的研究主要关注剂量 - 表面直方图(DSH)参数对 RD 的影响, 发现高剂量(如 $\geq 30$  Gy)照射区域的大小与 RD 发生风险密切相关[21]。然而, 由于 DSH 参数难以全面反映剂量的空间分布, 研究重点随后转向剂量 - 体积直方图(DVH), 发现特定皮肤深度下接受特定剂量的体积是更有效的预测因子[22] [40] [43] [64] [71]。随着人们对 RD 的不断探索, 发现基于 DVH 参数构建的预测模型预测精度有限, 未能充分利用影像与剂量空间信息, 于是研究者开始将影像组学[36] [40] [42] [50] [69] [70]和剂量组学[36] [39] [41] [42]与临床因素以及 DVH 相整合, 以提高模型的预测性能。近年来, 随着分子生物学技术的发展, 遗传学与蛋白质组学的引入进一步拓宽了该领域的认知范围: 一方面, 遗传学研究发现了 18 个与 RD 易感性相关的单核苷酸多态性(SNPs)位点[72]; 另一方面, 蛋白质组学揭示血清细胞因子(如 IL-4、IFN- $\gamma$ 、IL-1RA、IL-17 等)在 RD 的调控中亦发挥重要作用[49]。

值得注意的是, 以上各研究的研究结果异质性较高, 尤其是关于遗传学的研究较少, 提示在基因组、

蛋白质组等微观层面仍存在大量未知的调控因素。因此，未来的研究可纳入更多的影像组学、剂量组学和遗传学相关特征，以发现更多的 RD 预测标志物，为从微观层面调控 RD 提供依据。

### 3.2.3. 患者报告结局

随着医疗护理模式向“以人为中心”的转变，患者报告结局(Patient-Reported Outcomes, PRO)越来越受到重视。PRO 是指基于“以患者为中心”的理念，由患者对自身健康状况、功能状态以及治疗感受等信息进行自主报告的一种主观结局指标。PRO 是对传统客观结局指标的有效补充，能够更全面地反映患者的体验和需求[73]。然而，在当前的 RD 风险预测研究中，PRO 的应用尚显不足，仅有少量研究探讨了焦虑、抑郁等心理维度与 RD 的相关性[49]。未来的研究可纳入更多 PRO 相关指标(如症状困扰、生活质量、皮肤外观等)，将“以患者为中心”的理念融入护理决策中，从而在提升预测性能的同时，改善患者的就医体验。

## 4. 模型性能比较

目前，预测模型的验证方式及评估指标尚不统一。在模型验证方面，多数研究仅进行了内部验证，仅有少数研究对模型进行了外部验证[39][51][57][72]。在性能评估方面，传统预测模型通常同时评估区分度和校准度，其 AUC 范围在 0.63 至 0.986 之间[48][55][66][67][72]；而机器学习模型大多仅关注区分度的评估，AUC 范围在 0.74 至 0.998 之间[35][41][50][70]，对于校准度的报告相对不足。总体而言，由于机器学习模型能够整合更高维度的预测因子，其在区分能力上展现出一定的优势，显示出较好的临床应用前景。然而，模型性能的比较不能仅依赖 AUC 值，还需综合考虑数据来源、样本量、验证方式及临床适用性等因素。例如，部分机器学习模型虽在内部验证中 AUC 较高，但缺乏外部验证，其泛化能力存疑；而 Logistic 回归模型虽 AUC 相对较低，但其稳定性和可解释性更强，更易于在资源有限的临床环境中部署。因此，未来研究应强调多维度性能评估，包括校准度、决策曲线分析及临床影响评估，以更全面地衡量模型的临床价值。

## 5. 模型临床转化的障碍与对策

尽管 RD 风险预测模型研究日益增多，但其临床转化仍面临一定障碍。

### 5.1. 数据方面的障碍

现有研究多为回顾性、小样本、单中心设计，样本代表性有限。不同研究在结局指标、评估工具、预测因子收集标准等方面存在差异，导致各研究结果难以进行比较。建议未来在开展前瞻性、大样本研究的基础上，建立多中心共享数据库，确定统一的结局指标，使用相同的 RD 评估工具和数据收集标准，以解决数据异质性问题，从而推动研究结果的互认与整合。

### 5.2. 模型方面的障碍

现有模型多未进行外部验证，其临床泛化能力有待评估；同时，现有模型多为静态模型，不能随放疗进程纳入新的预测因子，其预测性能可能会受到影响；机器学习模型虽预测性能优异，但可解释性不足。建议未来研究加强模型的外部验证，尝试构建动态预测模型，同时纳入 SHAP 等可解释性分析工具以提升模型的透明度。

## 6. 小结

RD 作为放疗常见并发症，不仅会影响患者生活质量，严重者还会引起放疗中断，从而影响肿瘤的治疗。

疗效果。早期识别高危人群并实施个体化预防具有重要意义。近年来, RD 风险预测研究逐年增加, 模型构建方法日趋多样, 预测因子也从传统临床因素拓展至高通量组学特征及患者报告结局。然而, 现有研究仍存在一定局限性: ① 研究设计多为回顾性、小样本、单中心设计, 样本代表性有限; ② 多数模型未进行外部验证, 适用性有待进一步评估; ③ 关于遗传标志物和患者报告结局的研究较少; ④ 现有模型多为静态模型, 难以在放疗过程中动态更新, 可能影响其对临床结局的预测效能。针对上述局限性, 未来研究可从以下几个方面改进: ① 建立不同评估标准之间的转换关系, 或开发统一的多模态评估框架, 以解决因结局定义异质性导致的研究结果难以比较的问题; ② 探索基于时间序列数据的动态预测模型, 整合放疗过程中的剂量累积、皮肤反应动态变化及实时临床数据, 实现风险的动态预警与干预调整; ③ 构建多模态融合预测模型, 整合临床、影像、剂量、基因组学及 PRO 等多维度数据, 利用深度学习等技术挖掘非线性交互作用, 提升模型的预测精度和个体化水平; ④ 加强模型的外部验证和临床实施研究, 评估模型在实际临床环境中的可行性、可接受性及对患者预后的改善效果, 推动预测模型从研究走向临床实践。通过上述努力, 有望推动 RD 风险预测模型从研究走向临床, 切实为制定个体化预防策略提供科学依据。

## 致 谢

衷心感谢常鑫副主任护师在论文选题和框架构建中给予的悉心指导。感谢所有参与本文审阅并提出宝贵修改意见的专家及同行。

## 参考文献

- [1] World Health Organization (2024) Global Cancer Burden Growing, amidst Mounting Need for Services. <https://www.who.int/news/item/01-02-2024-global-cancer-burden-growing-amidst-mounting-need-for-services>
- [2] 田静, 韩丹, 周涛, 等. 肿瘤放射治疗技术的发展及应用研究[J]. 中国医刊, 2022, 57(10): 1064-1067.
- [3] Ding, Z., Guo, Z., Zheng, Y., Wang, Z., Fu, Q. and Liu, Z. (2022) Radiotherapy Reduces *n*-Oxides for Prodrug Activation in Tumors. *Journal of the American Chemical Society*, **144**, 9458-9464. <https://doi.org/10.1021/jacs.2c02521>
- [4] Radvansky, L.J., Pace, M.B. and Siddiqui, A. (2013) Prevention and Management of Radiation-Induced Dermatitis, Mucositis, and Xerostomia. *American Journal of Health-System Pharmacy*, **70**, 1025-1032. <https://doi.org/10.2146/ajhp120467>
- [5] Singh, M., Alavi, A., Wong, R. and Akita, S. (2016) Radiodermatitis: A Review of Our Current Understanding. *American Journal of Clinical Dermatology*, **17**, 277-292. <https://doi.org/10.1007/s40257-016-0186-4>
- [6] Yang, X., Ren, H., Guo, X., Hu, C. and Fu, J. (2020) Radiation-Induced Skin Injury: Pathogenesis, Treatment, and Management. *Ageing*, **12**, 23379-23393. <https://doi.org/10.18632/aging.103932>
- [7] 范铭, 冯梅, 袁双虎. 放射性皮炎的预防与治疗临床实践指南[J]. 中华肿瘤防治杂志, 2023, 30(6): 315-323.
- [8] Backler, C., Bruce, S., Suarez, L. and Ginex, P. (2020) Radiodermatitis: Clinical Summary of the ONS Guidelines™ for Cancer Treatment-Related Radiodermatitis. *Clinical Journal of Oncology Nursing*, **24**, 681-684. <https://doi.org/10.1188/20.cjon.681-684>
- [9] Cox, J.D., Stetz, J. and Pajak, T.F. (1995) Toxicity Criteria of the Radiation Therapy Oncology Group (RTOG) and the European Organization for Research and Treatment of Cancer (EORTC). *International Journal of Radiation Oncology Biology Physics*, **31**, 1341-1346. [https://doi.org/10.1016/0360-3016\(95\)00060-c](https://doi.org/10.1016/0360-3016(95)00060-c)
- [10] Trotti, A., Colevas, A., Setser, A., Rusch, V., Jaques, D., Budach, V., et al. (2003) CTCAE V3.0: Development of a Comprehensive Grading System for the Adverse Effects of Cancer Treatment. *Seminars in Radiation Oncology*, **13**, 176-181. [https://doi.org/10.1016/s1053-4296\(03\)00031-6](https://doi.org/10.1016/s1053-4296(03)00031-6)
- [11] Miller, A.B., Hoogstraten, B., Staquet, M. and Winkler, A. (1981) Reporting Results of Cancer Treatment. *Cancer*, **47**, 207-214. [https://doi.org/10.1002/1097-0142\(19810101\)47:1<207::aid-cnrcr2820470134>3.0.co;2-6](https://doi.org/10.1002/1097-0142(19810101)47:1<207::aid-cnrcr2820470134>3.0.co;2-6)
- [12] Chren, M.M., Lasek, R.J., Flocke, S.A., et al. (1997) Improved Discriminative and Evaluative Capability of a Refined Version of Skindex, a Quality-of-Life Instrument for Patients with Skin Diseases. *Archives of Dermatology*, **133**, 1433-1440. <https://doi.org/10.1001/archderm.1997.03890470111018>
- [13] Chren, M., Lasek, R.J., Sahay, A.P. and Sands, L.P. (2001) Measurement Properties of Skindex-16: A Brief Quality-of-

- Life Measure for Patients with Skin Diseases. *Journal of Cutaneous Medicine and Surgery*, **5**, 105-110. <https://doi.org/10.1177/120347540100500202>
- [14] Finlay, A.Y. and Khan, G.K. (1994) Dermatology Life Quality Index (DLQI)—A Simple Practical Measure for Routine Clinical Use. *Clinical and Experimental Dermatology*, **19**, 210-216. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2230.1994.tb01167.x>
- [15] Noble-Adams, R. (1999) Radiation-Induced Skin Reactions 3: Evaluating the RISRAS. *British Journal of Nursing*, **8**, 1305-1312. <https://doi.org/10.12968/bjon.1999.8.19.1305>
- [16] Noble-Adams, R. (1999) Radiation-Induced Skin Reactions 2: Development of a Measurement Tool. *British Journal of Nursing*, **8**, 1208-1211. <https://doi.org/10.12968/bjon.1999.8.18.6490>
- [17] Noble-Adams, R. (1999) Radiation-Induced Reactions 1: An Examination of the Phenomenon. *British Journal of Nursing*, **8**, 1134-1140. <https://doi.org/10.12968/bjon.1999.8.17.6503>
- [18] Berthelet, E., Truong, P.T., Musso, K., Grant, V., Kwan, W., Moravan, V., et al. (2004) Preliminary Reliability and Validity Testing of a New Skin Toxicity Assessment Tool (STAT) in Breast Cancer Patients Undergoing Radiotherapy. *American Journal of Clinical Oncology*, **27**, 626-631. <https://doi.org/10.1097/01.coc.0000138965.97476.0f>
- [19] 范美玉, 陈敏. 基于大数据的精准医疗服务体系研究[J]. 中国医院管理, 2016, 36(1): 10-11.
- [20] 谷鸿秋, 周支瑞, 章仲恒, 等. 临床预测模型: 基本概念、应用场景及研究思路[J]. 中国循证心血管医学杂志, 2018, 10(12): 1454-1456+1462.
- [21] Pastore, F., Conson, M., D'Avino, V., Palma, G., Liuzzi, R., Solla, R., et al. (2016) Dose-Surface Analysis for Prediction of Severe Acute Radio-Induced Skin Toxicity in Breast Cancer Patients. *Acta Oncologica*, **55**, 466-473. <https://doi.org/10.3109/0284186x.2015.1110253>
- [22] Liang, X., Bradley, J.A., Zheng, D., Rutenberg, M., Yeung, D., Mendenhall, N., et al. (2018) Prognostic Factors of Radiation Dermatitis Following Passive-Scattering Proton Therapy for Breast Cancer. *Radiation Oncology*, **13**, Article No. 72. <https://doi.org/10.1186/s13014-018-1004-3>
- [23] 惠琳, 王静. 构建食管癌放射治疗致放射性皮炎的预测模型[J]. 临床与病理杂志, 2022, 42(12): 2938-2944.
- [24] Wu, J., Zhang, H., Li, L., Hu, M., Chen, L., Xu, B., et al. (2020) A Nomogram for Predicting Overall Survival in Patients with Low-Grade Endometrial Stromal Sarcoma: A Population-Based Analysis. *Cancer Communications*, **40**, 301-312. <https://doi.org/10.1002/cac2.12067>
- [25] Yang, J., Pan, Z., Zhou, Q., Liu, Q., Zhao, F., Feng, X., et al. (2019) Nomogram for Predicting the Survival of Patients with Malignant Melanoma: A Population Analysis. *Oncology Letters*, **18**, 3591-3598. <https://doi.org/10.3892/ol.2019.10720>
- [26] Kong, J., Zheng, J., Cai, J., Wu, S., Diao, X., Xie, W., et al. (2019) A Nomogram for Individualized Estimation of Survival among Adult Patients with Adrenocortical Carcinoma after Surgery: A Retrospective Analysis and Multicenter Validation Study. *Cancer Communications*, **39**, Article No. 80. <https://doi.org/10.1186/s40880-019-0426-0>
- [27] Balachandran, V.P., Gonen, M., Smith, J.J. and DeMatteo, R.P. (2015) Nomograms in Oncology: More than Meets the Eye. *The Lancet Oncology*, **16**, e173-e180. [https://doi.org/10.1016/s1470-2045\(14\)71116-7](https://doi.org/10.1016/s1470-2045(14)71116-7)
- [28] Zhou, Z., Lin, J., Wang, Y., Chen, Y., Zhang, Y., Ding, X., et al. (2024) Acute Radiation Skin Injury in Stage III-IV Head and Neck Cancer: Scale Correlates and Predictive Model. *World Journal of Surgical Oncology*, **22**, Article No. 195. <https://doi.org/10.1186/s12957-024-03490-7>
- [29] 崔娜, 陈玲, 张新春, 等. 乳腺癌中重度急性放射性皮炎风险列线图预测模型的构建与验证[J]. 护理研究, 2025, 39(15): 2544-2551.
- [30] 黄锋, 黄洋, 彭元凯, 等. 机器学习在热加工过程能耗预测中的应用与研究进展[J]. 塑性工程学报, 2025, 32(9): 157-172.
- [31] 刘登, 陈丽姣, 李响, 等. 机器学习在生物燃料制备中的应用及挑战[J]. 现代化工, 2025, 45(12): 67-72.
- [32] 卢志民, 叶建威, 刘泽明, 等. 基于机器学习的燃煤电厂碳排放研究进展[J]. 洁净煤技术, 2025, 31(10): 87-99.
- [33] 冀慧敏, 柏亚妹, 宋玉磊, 等. 机器学习算法在 ICU 患者压力性损伤风险预警中的应用进展[J]. 护理学杂志, 2025, 40(5): 126-129.
- [34] Aldraimli, M., Osman, S., Grishchuck, D., Ingram, S., Lyon, R., Mistry, A., et al. (2022) Development and Optimization of a Machine-Learning Prediction Model for Acute Desquamation after Breast Radiation Therapy in the Multicenter REQUITE Cohort. *Advances in Radiation Oncology*, **7**, Article ID: 100890. <https://doi.org/10.1016/j.adro.2021.100890>
- [35] Duan, X., Liu, Y., Shang, Y., Lu, X., Zhou, Y., Liu, L., et al. (2025) Development and Validation of an Interpretable Machine Learning Model for Acute Radiation Dermatitis in Breast Cancer. *Frontiers in Oncology*, **15**, Article ID: 1663293. <https://doi.org/10.3389/fonc.2025.1663293>
- [36] Hong, J., Lin, Y., Lin, X., Yan, L., Chen, J., Chen, H., et al. (2025) Predictive Modeling of Acute Radiation-Induced

- Dermatitis in Nasopharyngeal Carcinoma Patients Undergoing Tomotherapy Using Machine Learning with Multimodal Data Integration. *Frontiers in Oncology*, **15**, Article ID: 1601493. <https://doi.org/10.3389/fonc.2025.1601493>
- [37] Lee, T., Chang-Chien, L., Tsai, L., Chen, C., Tseng, P., Shiau, J., *et al.* (2025) Dose-Guided Hybrid AI Model with Deep and Handcrafted Radiomics for Explainable Radiation Dermatitis Prediction in Breast Cancer VMAT. *Cancers*, **17**, Article No. 3767. <https://doi.org/10.3390/cancers17233767>
- [38] Xiang, Z., Yu, X., Lin, S., Wang, D., Huang, W., Fu, W., *et al.* (2025) Deep Learning Dosiomics for the Pretreatment Prediction of Radiation Dermatitis in Nasopharyngeal Carcinoma Patients Treated with Radiotherapy. *Radiotherapy and Oncology*, **209**, Article ID: 110951. <https://doi.org/10.1016/j.radonc.2025.110951>
- [39] 秦一菲, 段珊珊, 曹云皓, 等. 融合 XGBoost 和 SHAP 的储粮湿度预测及影响因素分析[J]. 中国粮油学报, 2025, 40(10): 1-8.
- [40] 袁新镛, 孔瑞瑶, 邢帅, 等. 基于不同优化方法与 SHAP 分析的机器学习水深反演[J]. 测绘通报, 2025(S2): 16-20+41.
- [41] Saadatmand, P., Mahdavi, S.R., Nikoofar, A., Jazaeri, S.Z., Ramandi, F.L., Esmaili, G., *et al.* (2024) A Dosiomics Model for Prediction of Radiation-Induced Acute Skin Toxicity in Breast Cancer Patients: Machine Learning-Based Study for a Closed Bore Linac. *European Journal of Medical Research*, **29**, Article No. 282. <https://doi.org/10.1186/s40001-024-01855-y>
- [42] Lee, T., Chang, C., Chi, C., Liu, Y., Shao, J., Hsieh, Y., *et al.* (2024) Utilizing Radiomics and Dosiomics with AI for Precision Prediction of Radiation Dermatitis in Breast Cancer Patients. *BMC Cancer*, **24**, Article No. 965. <https://doi.org/10.1186/s12885-024-12753-1>
- [43] Kawamura, M., Yoshimura, M., Asada, H., Nakamura, M., Matsuo, Y. and Mizowaki, T. (2019) A Scoring System Predicting Acute Radiation Dermatitis in Patients with Head and Neck Cancer Treated with Intensity-Modulated Radiotherapy. *Radiation Oncology*, **14**, Article No. 14. <https://doi.org/10.1186/s13014-019-1215-2>
- [44] 王乐, 田龙. 高压氧治疗乳腺癌急性放射性皮炎效果的影响因素分析及 Nomogram 预测模型的建立[J]. 解放军医学杂志, 2026, 51(2): 204-210.
- [45] 李子扬, 王蕊, 姚得顺, 等. 乳腺癌患者晚期放射性皮炎 Nomogram 预测模型的建立及评价[J]. 北京医学, 2025, 47(4): 290-295.
- [46] 周亚宁, 刘娅, 左丹, 等. 基于 Olink 蛋白质组学建立鼻咽癌患者重度急性放疗不良反应预测模型[J]. 肿瘤研究与临床, 2024, 36(5): 321-327.
- [47] 李兴研, 郜业发. 乳腺癌保乳术后放疗致急性放射性皮炎风险预测模型构建及验证[J]. 中华卫生应急电子杂志, 2025, 11(3): 165-169.
- [48] Yang, H., Zhang, Y., Heng, F., Li, W., Feng, Y., Tao, J., *et al.* (2024) Risk Prediction Model for Radiation-Induced Dermatitis in Patients with Cervical Carcinoma Undergoing Chemoradiotherapy. *Asian Nursing Research*, **18**, 178-187. <https://doi.org/10.1016/j.anr.2024.04.012>
- [49] Lin, N., Abbas-Aghababazadeh, F., Su, J., Wu, A.J., Lin, C., Shi, W., *et al.* (2025) Development of Machine Learning Models for Predicting Radiation Dermatitis in Breast Cancer Patients Using Clinical Risk Factors, Patient-Reported Outcomes, and Serum Cytokine Biomarkers. *Clinical Breast Cancer*, **25**, e622-e634.e6. <https://doi.org/10.1016/j.clbc.2025.03.002>
- [50] Bagherpour, Z., Safari, M., Fadavi, P., Haghpanah, M. and Beigi, M. (2025) Predicting Radiation-Induced Skin Toxicity in Breast Cancer: A Machine Learning Approach Combining Radiomic and Dosimetric Features. *Journal of Medical and Biological Engineering*, **45**, 211-222. <https://doi.org/10.1007/s40846-025-00943-6>
- [51] Cui, N., Wu, J., Zhang, X., Pu, Y., Zhao, B., Han, T., *et al.* (2024) Development and Validation of a Nomogram Prediction Model for Moderate-to-Severe Acute Radiation Dermatitis in Patients with Breast Cancer: A Retrospective Study. *British Journal of Hospital Medicine*, **85**, 1-18. <https://doi.org/10.12968/hmed.2024.0254>
- [52] Xie, Y., Hu, T., Chen, R., Chang, H., Wang, Q. and Cheng, J. (2023) Predicting Acute Radiation Dermatitis in Breast Cancer: A Prospective Cohort Study. *BMC Cancer*, **23**, Article No. 537. <https://doi.org/10.1186/s12885-023-10821-6>
- [53] 徐国英, 丁亚娟, 纪蓉. 宫颈癌放疗患者并发会阴部放射性皮炎风险的列线图预测模型[J]. 全科医学临床与教育, 2024, 22(4): 381-384.
- [54] 王建廷, 邵瑞雨, 王晶, 等. 乳腺癌保乳术后大分割放疗致急性放射性皮肤损伤的影响因素分析及风险预测模型构建[J]. 中国临床新医学, 2023, 16(12): 1266-1271.
- [55] 解玉秀. 乳腺癌辅助放疗后急性放射性皮炎危险因素分析[D]: [硕士学位论文]. 武汉: 华中科技大学, 2022.
- [56] 王延虎, 肖韡, 方申存, 等. 预测食管癌调强适形放疗致急性放射性皮炎的列线图模型的建立与验证[J]. 实用临床医药杂志, 2023, 27(1): 26-30+59.

- [57] 张芳, 王朝, 李雪玉, 等. 宫颈癌放疗患者会阴部放射性皮炎风险预测模型的构建及验证[J]. 中国实用护理杂志, 2025, 41(11): 858-865.
- [58] Chen, Y., Zhang, Y., Wang, X., Hong, Y., He, X., Zhou, Z., *et al.* (2025) Assessment of Radiation Dermatitis in Locally Advanced Head and Neck Cancer Patients Treated with Concurrent Chemoradiotherapy Using LENT-SOMA Scale: Hematological Indicators-Based Nomogram Model. *BMC Cancer*, **25**, Article No. 1630. <https://doi.org/10.1186/s12885-025-15032-9>
- [59] Zhang, H. and Luo, Y. (2024) Construction and Validation Analysis of a Risk Factor and Risk Prediction Model for Radiation Dermatitis in Patients Undergoing Postoperative Radiotherapy for Early Stage Breast Cancer. *International Journal of Radiation Research*, **22**, 677-684. <https://doi.org/10.61186/ijrr.22.3.677>
- [60] Legiawati, L. (2022) The Role of Oxidative Stress, Inflammation, and Advanced Glycation End Product in Skin Manifestations of Diabetes Mellitus. *Current Diabetes Reviews*, **18**, e200921196637. <https://doi.org/10.2174/1573399817666210920102318>
- [61] 张欣慰, 梁天宇. 升血小板胶囊调控 PI3K/Akt/NF- $\kappa$ B 信号通路抑制氧化应激、炎症反应治疗放射性皮炎的疗效分析[J]. 辽宁中医药大学学报, 2025, 27(10): 29-33.
- [62] Man, M., Wakefield, J.S., Mauro, T.M. and Elias, P.M. (2022) Alterations in Epidermal Function in Type 2 Diabetes: Implications for the Management of This Disease. *Journal of Diabetes*, **14**, 586-595. <https://doi.org/10.1111/1753-0407.13303>
- [63] 葛雨欣. 糖尿病大鼠急性放射性皮炎模型的构建[D]: [硕士学位论文]. 衡阳: 南华大学, 2023.
- [64] Lee, T.F., Liu, Y.H., Chang, C.H., Chiu, C., Lin, C., Shao, J., *et al.* (2024) Development of a Risk Prediction Model for Radiation Dermatitis Following Proton Radiotherapy in Head and Neck Cancer Using Ensemble Machine Learning. *Radiation Oncology*, **19**, Article No. 78. <https://doi.org/10.1186/s13014-024-02470-1>
- [65] Rube, C.E., Freyter, B.M., Tewary, G., Roemer, K., Hecht, M. and Rube, C. (2024) Radiation Dermatitis: Radiation-Induced Effects on the Structural and Immunological Barrier Function of the Epidermis. *International Journal of Molecular Sciences*, **25**, Article No. 3320. <https://doi.org/10.3390/ijms25063320>
- [66] 刘慧佳, 唐媛媛. 早期乳腺癌术后放疗患者放射性皮炎发生风险预测模型的构建及验证[J]. 现代医学, 2021, 49(6): 605-609.
- [67] 岳雯, 桑娟, 朱成斌. 头颈部肿瘤患者放疗特征及放疗前免疫功能、炎症指标水平对放射性皮炎发生风险的影响[J]. 检验医学与临床, 2025, 22(2): 216-222.
- [68] Sengupta, S., Sarkar, B., Ajmi, I. and Das, A. (2025) Optimizing Dosage in Linear Accelerator Based on Predictive Analysis of Radiation Induced Skin Toxicity Using Machine Learning Techniques. *Microsystem Technologies*, **31**, 631-642. <https://doi.org/10.1007/s00542-024-05676-1>
- [69] Wu, K., Miu, X., Wang, H. and Li, X. (2023) A Bayesian Optimization Tunning Integrated Multi-Stacking Classifier Framework for the Prediction of Radiodermatitis from 4D-CT of Patients Underwent Breast Cancer Radiotherapy. *Frontiers in Oncology*, **13**, Article ID: 1152020. <https://doi.org/10.3389/fonc.2023.1152020>
- [70] Feng, H., Wang, H., Xu, L., Ren, Y., Ni, Q., Yang, Z., *et al.* (2022) Prediction of Radiation-Induced Acute Skin Toxicity in Breast Cancer Patients Using Data Encapsulation Screening and Dose-Gradient-Based Multi-Region Radiomics Technique: A Multicenter Study. *Frontiers in Oncology*, **12**, Article ID: 1017435. <https://doi.org/10.3389/fonc.2022.1017435>
- [71] Hamada, K., Fujibuchi, T., Arakawa, H., Yokoyama, Y., Yoshida, N., Ohura, H., *et al.* (2023) A Novel Approach to Predict Acute Radiation Dermatitis in Patients with Head and Neck Cancer Using a Model Based on Bayesian Probability. *Physica Medica*, **116**, Article ID: 103181. <https://doi.org/10.1016/j.ejmp.2023.103181>
- [72] Aguado-Flor, E., Reyes, V.M., Navarro, V., Molla, M., Aguado-Barrera, M.E., Altabas, M., *et al.* (2025) Integrating Genetic Polymorphisms and Clinical Data to Develop Predictive Models for Skin Toxicity in Breast Cancer Radiation Therapy. *The Breast*, **82**, Article ID: 104506. <https://doi.org/10.1016/j.breast.2025.104506>
- [73] 张晓路, 李睿, 林家仪, 等. 患者报告结局相关概念分析与研究[J]. 中国卫生经济, 2025, 44(4): 1-7+17.