

基于营养视角的头颈癌患者放疗中断风险预测模型的构建

张维¹, 黄初晴¹, 陈柯雅², 陈瑜³, 方雅⁴, 孙文瑞⁵

摘要: **目的** 基于多维度营养特征, 构建并验证头颈癌患者放疗中断风险预测模型, 为识别放疗中断高风险患者提供依据。 **方法** 选取 412 例头颈癌放疗患者为研究对象。采用 Lasso 回归、随机森林、支持向量机、极端梯度提升及 K 近邻 5 种机器学习算法构建放疗中断发生风险预测模型。比较各模型的预测性能, 并利用沙普利加性解释(SHAP)方法解释最优模型中各预测变量的特征贡献。 **结果** 单因素分析显示, 骨骼肌质量指数、NRS2002 评分、预后营养指数、肿瘤部位及年龄与放疗中断显著相关。在 5 种机器学习算法中, K 近邻表现最优: 训练集受试者工作特征曲线下面积(AUC)=0.943(95%CI:0.926~0.961), 验证集 AUC=0.823(95%CI:0.734~0.912)。SHAP 分析提示, 低骨骼肌质量指数和 NRS2002 评分 ≥ 3 分是最关键的预测因素。 **结论** 构建的 K 近邻模型能够稳定预测头颈癌患者放疗中断风险, 揭示营养相关因素在预测中的核心作用。

关键词: 头颈癌; 放疗中断; 营养; 预测模型; 机器学习; 骨骼肌质量指数; 预后营养指数; 护理

中图分类号: R473.73 **DOI:** 10.3870/j.issn.1001-4152.2026.11.045

Development of a risk prediction model for radio-therapy interruption in head and neck cancer patients from a nutritional perspective

Zhang Wei, Huang Chuqing, Chen

Keya, Chen Yu, Fang Ya, Sun Wenrui. The First Clinical College, Wenzhou Medical University, Wenzhou 325000, China

Abstract: **Objective** To develop and validate a risk prediction model for radiotherapy interruption in head and neck cancer (HNC) patients based on multidimensional nutritional features, and to provide a reference for identifying the patients at high risk. **Methods** A total of 412 HNC patients undergoing radiotherapy were enrolled. Five machine learning algorithms-Lasso regression, random forest, support vector machine, extreme gradient boosting, and K-nearest neighbors (KNN)-were employed to construct prediction models for radiotherapy interruption. The predictive performance of these models was compared, and the SHapley Additive ex-Planations (SHAP) method was performed to interpret the feature contributions of predictors in the optimal model. **Results** Univariate analysis revealed that skeletal muscle mass index (SMI), NRS2002 score (nutritional risk screening), prognostic nutritional index (PNI), tumor site, and age were significantly associated with radiotherapy interruption. Among the five algorithms, the KNN model demonstrated the best performance; the area under the receiver operating characteristic curve (AUC) was 0.943 (95% CI:0.926~0.961) in the training set and 0.823 (95%CI:0.734~0.912) in the validation set. SHAP analysis indicated that low SMI and an NRS2002 score ≥ 3 were the most critical predictors. **Conclusion** The KNN model developed in this study reliably predicts the risk of radiotherapy interruption in HNC patients and highlights the vital importance of nutrition-related factors in the prediction.

Keywords: head and neck cancer; radiotherapy interruption; nutrition; prediction model; machine learning; skeletal muscle mass index; prognostic nutritional index; nursing

放疗是头颈癌的核心治疗手段之一, 经规律放疗后, 头颈癌患者的 5 年生存率可达 80% 左右^[1-2]。然而, 在放疗期间头颈癌患者常发生非计划放疗中断, 导致其局部肿瘤控制不佳, 最终引起总体生存率下降^[3-6]。营养不良是影响放疗中断的关键风险因素之一。一项多中心临床试验表明, 放疗前营养状况不佳

的癌症患者在放疗过程中更容易出现非计划放疗中断^[7]。在头颈癌患者的营养状态评估中, 既往研究多依赖身体质量指数(Body Mass Index, BMI)、骨骼肌质量指数(Skeletal Muscle Mass Index, SMI)、预后营养指数(Prognostic Nutritional Index, PNI)或营养风险筛查 2002 (Nutrition Risk Screening 2002, NRS2002)量表评分等单一指标展开^[8-11]。事实上, 这些指标的评估侧重点各有不同, 且存在一定互补性, 仅靠某一指标往往难以全面反映患者的真实营养水平。有研究显示, 骨骼肌质量下降、低 PNI 均与头颈癌放疗中断风险增加密切相关^[8,10]。因此, 将多维度营养指标进行整合评估, 有望提高对头颈癌放疗中断高风险人群的识别。近年来, 机器学习凭借其强大的数据处理能力, 在医疗领域进展迅速^[12]。与传统统计方法相比, 机器学习可高效分析疾病多维风险因

作者单位: 1. 温州医科大学第一临床医学院(信息与工程学院)(浙江 温州, 325000); 温州医科大学附属第一医院 2. 介入科 3. 护理部 4. 放疗中心 5. 血液内科

通信作者: 孙文瑞, swr@wzhospital.cn

张维: 女, 硕士, 护士, 2302066965@qq.com

科研项目: 浙江省教育厅一般科研项目(Y202457313); 温州市科学技术局基础性科研项目(Y20220610)

收稿: 2025-08-10; 修回: 2025-11-12

素,为优化治疗方案提供有力支撑。在疾病预测领域,Lasso 回归、随机森林等机器学习算法展现出较高的准确性和稳定性,但是由于不同数据类型可能适用于不同的分类方法,因此本研究基于营养视角,采用 Lasso 回归、随机森林、支持向量机、极端梯度提升及 K 近邻 5 种机器学习算法,构建头颈癌患者放疗中断风险预测模型,为早期识别头颈癌放疗中断高风险患者提供依据。

1 对象与方法

1.1 对象 回顾性选取 2023 年 1 月至 2024 年 8 月在温州医科大学附属第一医院接受放疗的头颈癌患者作为研究对象。纳入标准:①年龄 ≥ 18 岁;②经病理学确诊为头颈部原发肿瘤;③初次接受放疗,且放疗类型为调强放疗。排除标准:①并存其他部位恶性肿瘤;②临床资料不完整(如第三颈椎 CT 影像缺失);③肿瘤位于头颈部但不属于公认的头颈癌类型(如鼻翼基底细胞癌);④截至研究截止日期放疗未完成。预测模型的样本量估算遵循自变量数量 10 倍的原则^[13]。参考相关文献,本研究预估最终纳入放疗中断相关危险因素 8 个^[14],放疗中断发生率为 28.3%^[15],考虑到 20% 的样本缺失,预计至少需要样本 354 例。本研究共收集 412 例,其中训练集 289 例,验证集 123 例。本研究已通过温州医科大学附属第一医院临床研究伦理委员会批准(KY2024-R323)。

1.2 方法

1.2.1 数据收集方法 ①放疗中断的定义。放疗中断定义为因生理因素导致的放疗计划暂停,排除因时间冲突等非生理因素造成的中断,且中断时间 ≥ 1 d。医院信息系统中详细记录了所有患者的放疗日志,为研究数据提取提供了基础。②基线特征。通过电子病历收集患者的社会人口学资料(性别、年龄、工作性质、文化程度、婚姻状态)、疾病相关特征(原发肿瘤部位、分期、是否化疗、是否手术、是否饮酒、是否吸烟、是否并存糖尿病、是否并存高血压、放射剂量、诊断至放疗间隔时间)和营养相关指标(BMI、SMI、PNI、NRS2002 评分)。BMI 根据入院时记录的身高和体重质量计算。SMI 测量由 1 名经培训的盲态观察员独立完成。观察员采用 CT 图像处理软件(ADW4.5)手动勾画第三颈椎水平椎旁肌、斜角肌及胸锁乳突肌的横截面积,阈值设置为 $-29 \sim +150$ 亨氏单位,并根据预测方程^[16]进行标准化。低 SMI 的界定为男性 $< 46.7 \text{ cm}^2/\text{m}^2$ 、女性 $< 30.3 \text{ cm}^2/\text{m}^2$ ^[17]。PNI 采用血清白蛋白与外周血淋巴细胞计数计算^[18],本研究统一选取放疗开始前 1 个月内最近 1 次检测结果。营养不良风险则通过 NRS2002 量表评估,评分 ≥ 3 分定义为营养不良高风险^[19]。

1.2.2 模型构建 ①数据清洗。二分类变量采用二进制编码(如放疗中断=1、未中断=0,低 SMI=1、正

常=0,营养不良高风险=1、正常=0);有序多分类变量按照等级顺序进行编码;无序多分类变量采用独热编码(如癌症分布于鼻咽/鼻腔=1,口腔/口咽=2,咽喉/腮腺=3;以“鼻咽/鼻腔”为对照);连续型变量(如年龄、PNI)则以原始数值纳入分析^[20]。②数据集划分。在确保训练集和验证集放疗中断患者分布比例一致的前提下,将原始数据集随机拆分为两部分,70% 作为训练集用于模型训练与构建,30% 作为验证集用于评估模型的预测性能。③数据平衡。数据采样是解决模型算法倾向于将样本划分到多数类问题的主要方法^[21]。为解决本研究中放疗中断和非中断患者样本不平衡问题,采用 SMOTE 算法对少数类样本进行过采样。④特征选择。通过单因素 logistic 回归和 Benjamini-Hochberg 方法对所有候选变量进行逐一检验与调整,依据校正后 $P < 0.05$ 的标准筛选用于构建预测模型的变量。⑤建模方法。为提高头颈癌放疗中断预测的准确性,本研究选取了 5 类具有不同建模优势的机器学习算法构建预测模型:随机森林(Random Forest, RF)能够捕捉复杂的非线性关系,提高预测稳定性和鲁棒性^[22]。Lasso 回归具有参数可解释性强、计算效率高的特点^[23]。支持向量机(Support Vector Machine, SVM)可借助核函数处理非线性问题,具有强泛化能力^[24]。极端梯度提升(Extreme Gradient Boosting, XGBoost)通过迭代优化残差实现强大的拟合能力,其高效的并行运算和正则化机制有助于获得高精度预测^[25]。K 近邻算法(K-Nearest Neighbor, KNN)在局部结构明显的数据中具有良好的分类表现^[26]。本研究通过网格搜索法优化各算法超参数,并采用 10 折交叉验证确保模型稳定性^[27]。预测模型性能通过受试者工作特征曲线下面积(Area Under the Curve, AUC)、灵敏度、准确率等指标进行评估,最佳阈值在训练集中通过最大化约登指数确定。⑥模型可解释性分析。采用沙普利加性解释(Shapley Additive Explanations, SHAP)进行模型解释。SHAP 是一种基于合作博弈论的模型可解释性方法,其理论基础源自 Shapley 值的公平分配原理,能够量化各输入特征对预测结果的边际贡献^[28]。在机器学习场景中,SHAP 通过将预测值分解为基准输出与各特征贡献值之和,不仅保证了解释的加性一致性,还能够同时提供全局与局部两层面的分析。

1.2.3 统计学方法 统计分析及模型构建借助 R 4.4.0 软件实现。计量资料服从正态分布以 $(\bar{x} \pm s)$ 描述,非正态分布数据以 $M(P_{25}, P_{75})$ 描述;定性资料以频数、百分率描述。变量筛选采用单因素 logistic 回归分析。检验水准 $\alpha = 0.05$ 。

2 结果

2.1 患者一般资料 412 例头颈癌患者中,男 334

例,女 78 例;年龄 26~87(58.70±12.05)岁;从事体力劳动 123 例,脑力劳动 12 例,退休/无业 277 例;小学及以下文化程度 232 例,初中 113 例,高中/中专 40 例,大专及以上 27 例;已婚 398 例,未婚、离异或丧偶 14 例;肿瘤位于鼻咽/鼻腔 215 例,口腔/口咽 84 例,咽喉/腮腺 113 例;肿瘤分期为 I 期 29 例,Ⅱ期 49 例,Ⅲ期 304 例,Ⅳ期 30 例;化疗 283 例;手术 96 例;饮酒 130 例,吸烟 130 例;并存高血压 171 例,糖尿病 106 例;放射剂量<6 000 Gy 131 例,≥6 000 Gy 281 例;诊断至放疗间隔时间<3 个月 278 例,3~6 个月 53 例,>6 个月 81 例。BMI 14.2~34.0(22.91±3.25)kg/m²;SMI 正常 305 例,低 107 例;PNI 29.45~80.45[48.85(44.99,52.56)];NRS2002 评为营养不良低风险 354 例,高风险 58 例。发生放疗中断 88 例(21.36%),训练集和验证集分别为 62 例(21.45%)和 26 例(21.14%)。

2.2 特征选择结果 经单因素 logistic 回归分析,纳入 5 个风险因素用于模型构建,分别是 SMI、营养不

良风险、年龄、PNI 及肿瘤部位。见表 1。

表 1 模型预测变量的单变量筛选结果

变量	β	SE	P	OR(95%CI)
SMI	2.267	0.322	<0.001	9.646(5.135~18.120)
营养不良	2.054	0.363	<0.001	7.802(3.832~15.884)
风险				
年龄	0.038	0.013	0.003	1.038(1.013~1.064)
PNI	-0.080	0.027	0.003	0.923(0.876~0.973)
肿瘤部位	0.902	0.368	0.005	2.465(1.199~5.069)

2.3 机器学习模型性能比较 针对头颈癌患者放疗中断风险,构建并比较 5 种机器学习模型。在训练集中,K 近邻模型表现最优,AUC 为 0.943(95%CI:0.926~0.961)。在分类性能方面,K 近邻模型除灵敏度(0.839)略低外,在准确率(0.848)、F1 值(0.852)及约登指数(0.698)等关键评价指标上均位列第 1,显示出较强的分类识别能力和拟合效果,见表 2。在训练集的校准曲线中,K 近邻模型整体走势更接近理想校准线,校准性能较好,见图 1。

表 2 5 种机器学习模型的性能比较(训练集)

模型	AUC(95%CI)	阈值	准确率	灵敏度	特异度	精确率	F1 值	约登指数
LASSO 回归	0.858(0.823~0.892)	0.320	0.825	0.859	0.789	0.816	0.837	0.647
随机森林	0.859(0.805~0.913)	0.161	0.782	0.823	0.771	0.495	0.618	0.594
极端梯度提升	0.869(0.819~0.919)	0.340	0.754	0.935	0.705	0.464	0.620	0.640
支持向量机	0.845(0.808~0.882)	0.239	0.832	0.859	0.802	0.826	0.842	0.661
K 近邻	0.943(0.926~0.961)	0.643	0.848	0.839	0.859	0.867	0.852	0.698

在验证集中,5 种模型均展现出一定的风险预测能力。其中 K 近邻模型依然保持最优表现,见表 3。在验证集的校准曲线中,随机森林模型最接近理想校

准线,而 K 近邻模型预测概率跟训练集相比存在一定偏差,见图 2。

表 3 5 种机器学习模型的性能比较(验证集)

模型	AUC(95%CI)	阈值	准确率	灵敏度	特异度	精确率	F1 值	约登指数
Lasso 回归	0.757(0.629~0.884)	0.320	0.780	0.692	0.804	0.486	0.571	0.496
随机森林	0.768(0.642~0.894)	0.161	0.756	0.692	0.773	0.450	0.545	0.466
极端梯度提升	0.735(0.603~0.867)	0.340	0.618	0.692	0.598	0.316	0.434	0.290
支持向量机	0.788(0.675~0.901)	0.239	0.797	0.692	0.825	0.514	0.590	0.517
K 近邻	0.823(0.734~0.912)	0.643	0.813	0.654	0.856	0.548	0.596	0.510

2.4 模型特征可解释性分析 对本研究最优模型(K 近邻模型)的特征进行重要性排序,结果显示,在所有预测特征中,SMI 的贡献度最高,其后依次为 NRS2002 评分、肿瘤部位、PNI 及年龄。K 近邻模型特征变量的 SHAP 综合散点图见图 3(SHAP 值为正提示增加放疗中断风险。颜色由黄到紫反映影响程度由弱到强)。SMI 与 NRS2002 评分对非计划放疗中断的发生均表现出显著影响。而肿瘤部位、PNI 及年龄对模型预测结果的影响相对较弱。本研究随机选取 1 例头颈癌患者,提取其完整特征数据输入模型后,以瀑布图形式拆解各特征对预测结果的具体影响。患者个体化预测结果的瀑布图,见图

4,黄色为正向(增加风险),紫色为负向(降低风险),箭头越长作用越大。底部 $E[f(x)]$ 为模型平均预测值,表示无特征信息时的基线水平。结果显示:该患者的模型预测值 $f(x)=0.857$,大于 0.5,表明模型判定患者发生放疗中断的风险较高。其中,NRS2002 为营养不良高风险对该患者中断风险的正向贡献最大,其次为低 SMI 与年龄。而“肿瘤部位为鼻咽”及“PNI=42.95”2 个特征则对中断风险呈负向贡献,降低了中断发生概率。查阅该患者的放疗日志,确认其在放疗期间确实发生非计划中断,验证了 K 近邻模型对个体放疗中断风险预测的准确性。

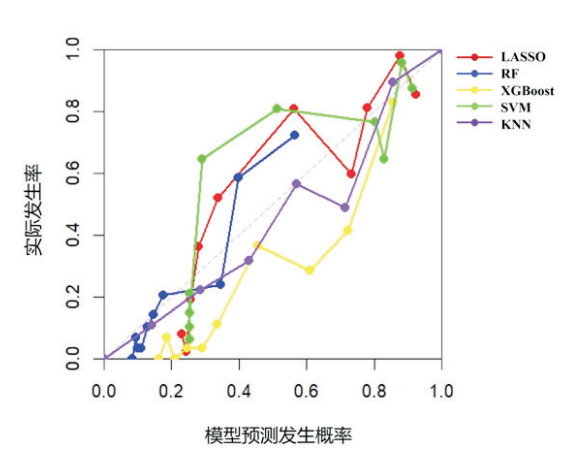


图 1 训练集中 5 种机器学习算法的校准曲线

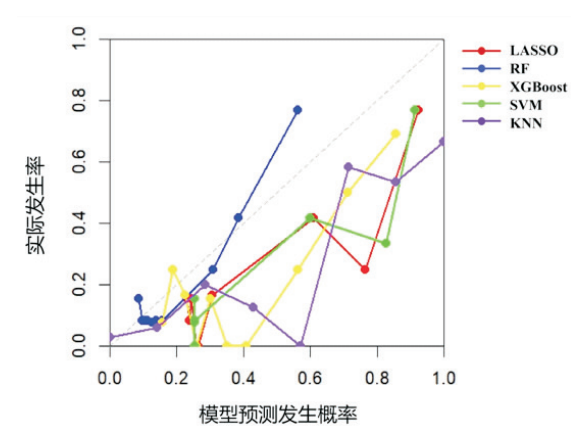


图 2 验证集中 5 种机器学习算法的校准曲线

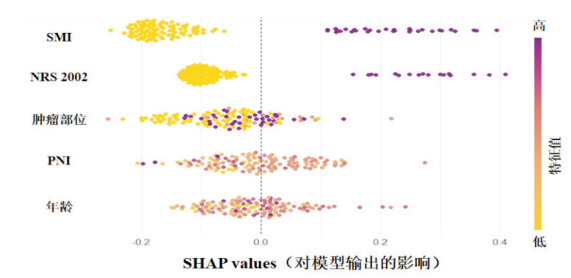


图 3 K 近邻模型特征变量的 SHAP 综合散点图

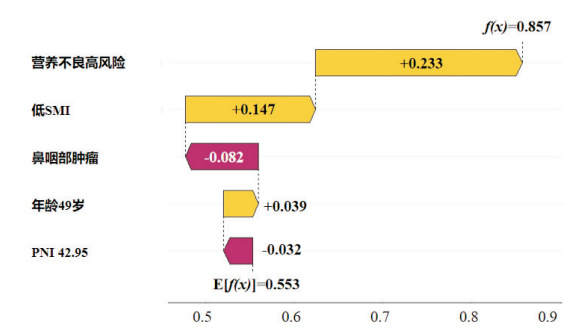


图 4 患者的个体化预测结果的瀑布图

结果显示,头颈癌患者非计划放疗中断发生率为 21.36%,显著低于 Thomas 等^[29]报道的 56%和 Giddings 等^[14]报道的 74%。造成差异的主要原因在于上述研究对放疗中断的定义更为宽泛,包含了因假期、设备故障等非生理因素导致的放疗中断事件,从而造成总体中断率偏高。通过特征筛选,本研究发现影响头颈癌患者放疗中断发生的风险因素包括低 SMI、NRS2002 评分为营养不良高风险、肿瘤部位、PNI 及年龄。已有研究指出,在同步放化疗开始前即存在低 SMI 的头颈癌患者,其放疗中断概率显著高于 SMI 正常的患者^[30]。原因在于骨骼肌是包括糖原和氨基酸在内的关键营养储备,肌肉组织可在应激、感染、肿瘤消耗时转化为氨基酸,维持人体免疫、修复、炎症调控等功能^[31-32]。放疗时射线在杀伤肿瘤细胞的同时,不可避免地会对口腔、咽喉等正常组织造成氧化损伤,而蛋白代谢是黏膜修复、免疫细胞再生的物质基础^[33]。骨骼肌储备不足时,黏膜损伤难以快速愈合,易引发严重口腔黏膜炎、吞咽疼痛等,导致患者无法正常进食,最终被迫中断放疗以缓解症状^[8,34]。使用 NRS2002 筛查的营养不良高风险与头颈癌患者放疗中断密切相关,这与 Hsueh 等^[35]研究结论一致。提示营养不良可能通过影响患者的身体功能与治疗耐受性,间接增加放疗中断的发生概率。PNI 降低也是头颈癌放疗中断的风险因素。低 PNI 往往代表机体处于营养不足和免疫功能低下的状态,这种失衡可能降低头颈癌患者对放疗不良反应的抵御能力,使患者更易出现严重急性毒副反应,从而增加放疗中断风险^[36]。肿瘤部位对中断发生的影响可能与局部放疗剂量分布和解剖结构敏感性有关。口腔、口咽及下咽部肿瘤患者更易出现吞咽困难、营养摄入不足及严重疼痛,可导致治疗耐受性下降。Paijas 等^[37]研究提示,头颈部不同亚部位的辐射敏感性差异显著,肿瘤部位邻近口腔和口咽是导致中断率差异的关键临床因素。年龄增长同样提高了头颈癌患者放疗中断风险。高龄患者普遍存在身体功能下降,包括肌肉质量减少及基础代谢能力降低等,这些因素均会降低其对放疗的耐受性。此外,老年群体并存慢性疾病比例更高,放疗期间更易因营养摄入受限导致全身状态恶化,从而被迫中断放疗。一项基于 749 135 例的大样本研究指出,在同时调整并存疾病和其他因素后,年龄仍然是放疗完成率降低的独立危险因素^[38]。说明并存疾病虽然是导致放疗中断的因素之一,但年龄本身所代表的整体生理储备下降,才是迫使高龄患者放疗中断高发的重要原因。

当前,临床对癌症患者营养状态的评估仍以 BMI 为核心依据,但是 BMI 可能受体液变化影响,代表水分状态变化,对骨骼肌质量流失、慢性炎症反应等关键营养指标缺乏有效考量,极易造成患者真实营养风

险的低估。欧洲临床营养与代谢学会专家组^[39]建议,癌症患者的营养评估应尽可能纳入人体成分、炎症生物标志物及身体功能等多维指标,以提高对早期营养受损的识别能力。基于此,本研究将可覆盖营养状态不同层级的 SMI、PNI 与 NRS2002 评分联合纳入头颈癌放疗中断风险预测模型。三者具有一定的互补性,其组合可避免单一指标造成的营养风险遗漏,提升对放疗中断风险的预测性能。

3.2 K 近邻模型在预测头颈癌患者非计划放疗中断风险中性能表现最优 相较于传统建模方法,机器学习可从原始数据中提取特征并高效利用大量临床数据建立预测模型,实现疾病风险的早期识别、监测与预警^[40]。考虑到不同数据适用的分类方法各异,本研究比较了 5 种机器学习算法的预测性能,以选择既能适应数据特征又满足临床需求的算法。结果显示,K 近邻模型在预测头颈癌患者非计划放疗中断风险中性能表现最佳。既往研究同样支持 K 近邻在癌症预测中的优势。O'Shea^[41]在乳腺癌恶性程度预测中发现,K 近邻模型预测准确率达 100%,优于人工神经网络。上述相似的研究结果表明,K 近邻凭借其非参数、局部学习及对异常值鲁棒等特性,在放疗中断风险预测中具有独特应用价值。

3.3 可解释机器学习模型在护理环境中的应用价值和意义 模型的可解释性是护理环境中应用的关键,尽早识别可能增加放疗中断发生风险的因素是护理团队及时采取有效护理措施、减少中断发生率的重要前提。本研究采用 SHAP 方法对 K 近邻模型进行可解释性分析,通过瀑布图等形式可视化特征贡献,帮助医护人员理解模型决策机制,增强模型的临床可用性。然而,本研究在训练集与验证集之间的模型性能存在一定差距,提示其泛化能力有待加强。

SHAP 分析结果提示放疗前的 SMI 与 NRS2002 评分是放疗中断的核心预测因子。因此,护理团队可将低 SMI 与营养不良高风险的患者作为重点干预对象,提前联合主治医师、放疗工程师和康复团队等人员制订高风险患者肌肉保护计划(如弹力带抗阻训练、坐姿抬腿等),并指导其增加高蛋白饮食摄入,以改善营养状况、降低放疗中断风险。

4 结论

本研究基于多维度营养指标和患者临床资料,构建并验证了 5 种机器学习模型以预测非计划放疗中断发生风险。K 近邻模型在 AUC、准确率、特异度及精确率等方面表现最优。此外,本研究通过 SHAP 分析深入理解模型机制,揭示了 SMI、NRS2002 评分在模型中的重要预测作用。结合预测变量的便捷性与临床可及性,该模型有望用于早期识别头颈癌放疗中断高风险患者,为患者个体化营养护理提供依据。本研究存在的局限性主要包括两个方面:首先,由于

缺乏可获取的外部数据集,尚未对所构建的模型进行外部验证,这在一定程度上限制了模型临床推广的应用价值。未来可通过联合多中心合作、收集不同地区及不同级别医疗机构的患者数据,对模型进行外部验证。此外,本研究样本量在机器学习建模的背景下仍属于中等规模,可能影响部分算法的拟合能力和特征选择的稳定性,未来需扩大样本量,以获得更稳健和更具泛化能力的模型性能。

参考文献:

[1] Tang L L, Chen L, Xu G Q, et al. Reduced-volume radiotherapy versus conventional-volume radiotherapy after induction chemotherapy in nasopharyngeal carcinoma: an open-label, noninferiority, multicenter, randomized phase 3 trial[J]. CA Cancer J Clin, 2025, 75 (3): 203-215.

[2] Cai M, Wang Y, Ma H, et al. Advances and challenges in immunotherapy for locally advanced nasopharyngeal carcinoma[J]. Cancer Treat Rev, 2024, 131: 102840.

[3] Du Y, Lin H, Zhang F. Effects of different nutritional interventions on the quality of life and treatment interruption rate of patients with nasopharyngeal carcinoma[J]. Chin Foreign Med Res, 2022, 20(14): 150-154.

[4] Mazul A L, Stepan K O, Barrett T F, et al. Duration of radiation therapy is associated with worse survival in head and neck cancer[J]. Oral Oncol, 2020, 108: 104819.

[5] Yang X L, Zhou G Q, Lin L, et al. Prognostic value of radiation interruption in different periods for nasopharyngeal carcinoma patients in the intensity-modulated radiation therapy era[J]. Cancer Med, 2021, 10 (1): 143-155.

[6] Zhao F, Yang D, Li X. Effect of radiotherapy interruption on nasopharyngeal cancer[J]. Front Oncol, 2023, 13: 1114652.

[7] Zhang Z, Wan Z, Zhu Y, et al. Predictive validity of the GLIM criteria in treatment outcomes in cancer patients with radiotherapy[J]. Clin Nutr, 2022, 41(4): 855-861.

[8] Morse R T, Ganju R G, Gan G N, et al. Sarcopenia and treatment toxicity in older adults undergoing chemoradiation for head and neck cancer: identifying factors to predict frailty[J]. Cancers (Basel), 2022, 14(9): 2094.

[9] Chiloiro G, Cintoni M, Palombaro M, et al. Impact of body composition parameters on radiation therapy compliance in locally advanced rectal cancer: a retrospective observational analysis [J]. Clin Transl Radiat Oncol, 2024, 47: 100789.

[10] Irigaray M M M, Santana L F, Pott A, et al. Nutritional prognosis of patients submitted to radiotherapy and its implications in treatment [J]. Nutrients, 2024, 16 (9): 1363.

[11] 周凯, 苟小霞, 马虎, 等. 鼻咽癌住院病人营养状况分析及对生活质量的影 响[J]. 肠外与肠内营养, 2024, 31(5): 280-287.

[12] Liao H, Zhao Y, Pei W, et al. An interpretable machine

- learning model assists in predicting induction chemotherapy response and survival for locoregionally advanced nasopharyngeal carcinoma using MRI: a multicenter study[J]. *Eur Radiol*, 2025, 35(8):5121-5134.
- [13] 岳明叶, 史嘉玮, 王慧华, 等. 先天性心脏病患儿术后喂养不耐受风险预测模型构建[J]. *护理学杂志*, 2025, 40(8):11-16.
- [14] Giddings A. Treatment interruptions in radiation therapy for head-and-neck cancer: rates and causes[J]. *J Med Imaging Radiat Sci*, 2010, 41(4):222-229.
- [15] Gharzai L A, Morris E, Schipper M J, et al. Treatment interruption and outcomes in head and neck cancer: a secondary analysis of 3 randomized clinical trials[J]. *JAMA Otolaryngol Head Neck Surg*, 2026, 152(2):144-153.
- [16] van Rijn-Dekker M I, van den Bosch L, van den Hoek J G M, et al. Impact of sarcopenia on survival and late toxicity in head and neck cancer patients treated with radiotherapy[J]. *Radiother Oncol*, 2020, 147:103-110.
- [17] Huang C H, Lue K H, Chen P R, et al. Association between sarcopenia and immediate complications and mortality in patients with oral cavity squamous cell carcinoma undergoing surgery[J]. *Cancers (Basel)*, 2022, 14(3):785.
- [18] Zhou J, Tang J, Xie S, et al. Preoperative prognostic nutritional index as a useful tool for predicting postoperative delirium in elderly patients with degenerative lumbar diseases[J]. *Ther Clin Risk Manag*, 2025, 21:851-859.
- [19] Liao J, Jiang X. Nutritional risk screening is used for progression in cancer patients[J]. *Nurs Sci*, 2021, 10(4):5.
- [20] 蹇松雷, 卢凯. 复杂异构数据的表征学习综述[J]. *计算机科学*, 2020, 47(2):1-9.
- [21] Hemmatian J, Hajizadeh R, Nazari F. Addressing imbalanced data classification with Cluster-Based Reduced Noise SMOTE[J]. *PLoS One*, 2025, 20(2):e0317396.
- [22] 樊琼玲, 张雪莲, 杨菲, 等. 随机森林与支持向量机在预测乌鲁木齐农村老年人养老服务需求的应用研究[J]. *中国卫生统计*, 2022, 39(3):426-428, 431.
- [23] 张涵夏. 适用于线性回归和逻辑回归的场景分析[J]. *自动化与仪器仪表*, 2022(10):1-4, 8.
- [24] 丁世飞, 齐丙娟, 谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述[J]. *电子科技大学学报*, 2011, 40(1):2-10.
- [25] Wiens M, Verone-Boyle A, Henscheid N, et al. A tutorial and use case example of the eXtreme Gradient Boosting (XGBoost) artificial intelligence algorithm for drug development applications[J]. *Clin Transl Sci*, 2025, 18(3):e70172.
- [26] Suyal M, Goyal P. A review on analysis of K-Nearest Neighbor Classification machine learning algorithms based on supervised learning[J]. *Int J Engineer Trends Technol*, 2022, 70(7):43-48.
- [27] 梁子超, 李智炜, 赖铿, 等. 10 折交叉验证用于预测模型泛化能力评价及其 R 软件实现[J]. *中国医院统计*, 2020, 27(4):289-292.
- [28] Ning Y, Ong M E H, Chakraborty B, et al. Shapley variable importance cloud for interpretable machine learning[J]. *Patterns (N Y)*, 2022, 3(4):100452.
- [29] Thomas K, Martin T, Gao A, et al. Interruptions of head and neck radiotherapy across insured and indigent patient populations[J]. *J Oncol Pract*, 2017, 13(4):e319-e328.
- [30] Bentahila R, Giraud P, Decazes P, et al. The impact of sarcopenia on survival and treatment tolerance in patients with head and neck cancer treated with chemoradiotherapy[J]. *Cancer Med*, 2023, 12(4):4170-4183.
- [31] Khan B, Gand L V, Amrute-Nayak M, et al. Emerging mechanisms of skeletal muscle homeostasis and cachexia: the SUMO perspective[J]. *Cells*, 2023, 12(4):644.
- [32] 陈镇燕, 朱丽. 胃肠道恶性肿瘤患者的人体成分分析[J]. *肿瘤防治研究*, 2019, 46(10):911-915.
- [33] 尹杨杨, 李成成, 呼婷婷, 等. 早期营养干预对鼻咽癌放疗摆位精度的影响: 一项历史对照研究[J]. *实用肿瘤杂志*, 2025, 40(3):255-260.
- [34] Becker J N, Hermann R, Wichmann J, et al. Low skeletal muscle mass is predictive of dose-limiting toxicities in head and neck cancer patients undergoing low-dose weekly cisplatin chemoradiotherapy [J]. *PLoS One*, 2023, 18(2):e0282015.
- [35] Hsueh S W, Lai C C, Hung C Y, et al. A comparison of the MNA-SF, MUST, and NRS-2002 nutritional tools in predicting treatment incompleteness of concurrent chemoradiotherapy in patients with head and neck cancer [J]. *Support Care Cancer*, 2021, 29(9):5455-5462.
- [36] Shi Y, Zhang Y, Niu Y, et al. Prognostic role of the Prognostic Nutritional Index (PNI) in patients with head and neck neoplasms undergoing radiotherapy: a meta-analysis[J]. *PLoS One*, 2021, 16(9):e0257425.
- [37] Pajias K M, Naidu P G, Pradeep O, et al. Evaluation of oral mucositis severity and management in head and neck cancer patients undergoing radiotherapy: a prospective study[J]. *Bioinformatics*, 2025, 21(7):2104-2107.
- [38] Yin J, Qureshi M M, Huang D, et al. Factors associated with early discontinuation of radiation therapy: an analysis of the National Cancer Database[J]. *Adv Radiat Oncol*, 2025, 10(6):101784.
- [39] Arends J, Baracos V, Bertz H, et al. ESPEN expert group recommendations for action against cancer-related malnutrition[J]. *Clin Nutr*, 2017, 36(5):1187-1196.
- [40] 葛晓伟, 李星丹, 张伟伟, 等. 鼻咽癌放疗后大出血风险机器学习预测模型构建[J]. *医学信息学杂志*, 2024, 45(7):88-92.
- [41] O'Shea B. K-nearest neighbors algorithm (KNN) and artificial neural networks (ANN) accurately predicting malignancy of breast cancer (BC)[D]. Fairfax: George Mason University, 2020.