

DOI:10.11798/j.issn.1007-1520.202625230

· 论 著 ·

影像组学在嗜酸性粒细胞性慢性 鼻窦炎亚型诊断中的应用

马腾, 丛林海

(昆明医科大学第一附属医院 耳鼻咽喉科, 云南 昆明 650000)

摘要: **目的** 分析影像组学在慢性鼻窦炎 (CRS) 不同病理亚型诊断中的应用价值。**方法** 回顾性分析 2023 年 2 月—2024 年 9 月在昆明医科大学第一附属医院接受鼻内镜下鼻窦手术的 CRS 患者的临床资料,按纳入及排除标准筛选后,最终纳入 143 例患者数据,收集相关的 CT 影像资料,并将其随机分为训练集 ($n=100$) 和验证集 ($n=43$)。利用影像组学技术提取 CT 图像深层特征,并通过最小绝对收缩和选择算子 (LASSO) 算法筛选出最具嗜酸性粒细胞性慢性鼻窦炎 (eCRS) 预测值的特征,结合临床数据,采用单因素和多因素逻辑回归算法分别完成影像组学模型、临床模型和联合模型的建立。最后,通过校准曲线分析 (CCA) 及决策曲线分析 (DCA) 评价模型的临床应用价值和预测效能。**结果** 影像组学模型在训练集中和验证集中的曲线下面积 (AUC) 分别为 0.96 和 0.80;临床数据模型的 AUC 分别为 0.93 和 0.77。影像组学模型的预测效果优于临床模型 (DeLong 检验, $P<0.001$),而融合临床数据的联合模型的性能最为出色,效能比单独的临床数据模型和影像组学模型都更优秀,其 AUC 在训练集和验证集中分别提升至 0.98 和 0.86,这些模型的预测性能在 CCA 和 DCA 评估下证明具备临床应用价值。**结论** 基于 CT 影像组学的模型,尤其是结合临床数据的联合模型能够实现 eCRS 亚型的精细化诊断。该方法为术前 CRS 患者提供了一种新型的无创评估方式,有助于判断患者预后并制定个性化的精准治疗方案。

关键词: 嗜酸性粒细胞性慢性鼻窦炎; 病理分型; 影像组学; 联合模型; 预测
中图分类号: R765.4⁺1

Application of radiomics in the diagnosis of eosinophilic chronic rhinosinusitis

MA Teng, CONG Linhai

(Department of Otorhinolaryngology, the First Affiliated Hospital of Kunming Medical University, Kunming 650000, China)

Abstract: **Objective** To analyze the application value of radiomics in the diagnosis of different pathological subtypes of chronic rhinosinusitis (CRS). **Methods** Clinical data of CRS patients who underwent endoscopic sinus surgery at the First Affiliated Hospital of Kunming Medical University from February 2023 to September 2024 were retrospectively analyzed. After screening according to the inclusion and exclusion criteria, a total of 143 cases were included. CT imaging data of the disease patients were collected. The cases were randomly divided into a training set ($n=100$) and a validation set ($n=43$). After extracting deep features of CT images through radiomics technology, the least absolute shrinkage and selection operator (LASSO) algorithm was used to screen the features most likely to predict eosinophilic chronic rhinosinusitis (eCRS). Combined with clinical data, single-factor and multi-factor logistic regression algorithms were used to establish radiomics model, clinical model, and combined model. Finally, the clinical application value and predictive efficacy of the models were evaluated through calibration curve analysis (CCA) and decision curve analysis (DCA). **Results** The area under curve (AUC) of the radiomics model in the training set and validation set was 0.96 and 0.80, respectively, while the AUC of the clinical model was 0.93 and 0.77, respectively. The predictive effect

基金项目:昆明医科大学校级资助项目(2024S265)。
第一作者简介:马腾,男,硕士,医师。
通信作者简介:丛林海,男,博士,主任医师。

of the radiomics model was superior to that of the clinical model (Delong test, $P < 0.001$). Notably, the combined model, which integrated clinical data, performed the best, with the AUC increasing to 0.98 and 0.86 in the training set and validation set, respectively. The evaluation results of CCA and DCA confirmed that these models had good clinical application value. **Conclusions** The CT radiomics-based model, particularly the combined model integrating clinical data, enables precise subtyping of CRS. This method provides a novel non-invasive assessment approach for CRS patients before surgery, helps to judge the prognosis of patients, and provides a basis for formulating personalized and precise treatment plans.

Keywords: Eosinophilic chronic rhinosinusitis; Pathological subtypes; Radiomics; Combined model; Prediction

慢性鼻窦炎 (chronic rhinosinusitis, CRS) 是耳鼻咽喉科常见疾病, 根据欧洲鼻窦炎与鼻息肉意见书 (EPOS 2020)^[1], CRS 被分为 2 型和非 2 型, 其中以嗜酸性粒细胞浸润为主的嗜酸性粒细胞性慢性鼻窦炎 (eosinophilic chronic rhinosinusitis, eCRS) 属于 2 型炎症, 相较于非嗜酸性粒细胞性慢性鼻窦炎 (non-eosinophilic chronic rhinosinusitis, NeCRS) 患者, 其临床表现更为重, 复发率更高^[2], 且更易合并哮喘、变应性鼻炎等过敏性疾病^[3-5]。流行病学数据显示, 中国 CRS 整体发病率约 8%^[6-7]。目前因缺乏无创、客观的术前诊断标准, 临床治疗方案多依赖经验性判断、疗效评估的准确性不足, 这给 eCRS 患者带来了沉重的负担^[8-9]。现有的预测标志物如合并哮喘^[9-10]患者、CT 图像 Lund-Mackay 评分^[11-13]、外周血嗜酸性粒细胞百分比和计数等虽然已获得 EPOS 的认可^[1,14], 但不同研究间的结论一致性欠佳。影像组学技术契合目前医学影像和人工智能高速发展的时代背景, 该技术能深入挖掘医学影像的定量特征数据, 揭示疾病生物学本质, 提高临床分型准确性、预后及疗效预测有效性^[15]。本研究旨在利用 CRS 患者术前 CT 完成影像组学特征的提取和筛选, 并结合患者的临床数据构建预测模型, 以期对 CRS 的个性化精准治疗提供科学、有力的支撑。

1 资料与方法

1.1 研究对象

本研究通过电子病历系统, 筛选了 2023 年 2 月—2024 年 9 月在昆明医科大学第一附属医院诊断为 CRS 的病例, 依据纳入和排除标准, 共选取 143 例患者。

1.1.1 纳入标准 ①符合 EPOS 2020 定义的 CRS 患者; ②经规范化药物治疗后, 自觉症状无改善, 并在本院完成鼻内镜下鼻窦手术; ③手术前 5 d 内在本院完成了血液常规检验和鼻腔鼻窦 CT 影像学检

查; ④临床资料 (包括检验、检查及病历) 完善, 且术后病理切片能溯源; ⑤手术前半年内无哮喘发作史, 手术前 1 个月内无急性呼吸道感染史。

1.1.2 排除标准 ①CRS 急性发作期; ②合并免疫缺陷、原发性纤毛运动障碍、囊性纤维化、肉芽肿性血管炎等引起继发性鼻窦炎的基础疾病; ③既往有头颈部肿瘤史或头颈部外伤史。

1.1.3 影像学排除标准 ①Lund-Mackay 评分计算, 患者筛窦与上颌窦比值 (ethmoid-to-maxillary ratio, E/M) < 1 ; ②CT 图像质量欠佳 (如鼻窦区域显示不全、背景噪声过大或运动伪影); ③CT 图像扫描层数过少, 层厚 > 2 mm。

1.1.4 研究流程 本研究中将患者按 7:3 的比例随机分为训练集和验证集, 其中训练集用于完成模型构建, 调整参数达到最佳效能, 验证集用于对模型效能的检验。

1.2 影像数据处理

影像学处理流程主要包括 5 个部分^[2,6]: ①图像采集; ②CT 图像 Lund-Mackay 评分; ③手动进行图像感兴趣区域 (region of interest, ROI) 分割; ④提取影像组学特征; ⑤以最小绝对收缩和选择算子 (least absolute shrinkage and selection operator, LASSO) 算法完成特征筛选。

1.2.1 图像采集 本研究的鼻窦区 CT 扫描均于手术前 5 d 内进行, 我院 CT 机扫描像素大小均为 512×512 , 视场大小均为 $500 \text{ mm} \times 500 \text{ mm}$, 管电压 120~140 kV, 重建层厚 0.5~0.625 mm。

1.2.2 CT 图像 Lund-Mackay 评分 CT 图像 Lund-Mackay 评分由对患者临床信息及病理结果不知情的耳鼻咽喉科医师完成计算并记录双侧前后组筛窦评分的总和、筛窦与上颌窦比值^[12], 本研究再引入 E^2/M 值凸显筛窦评分影响, 计算公式为筛窦评分的平方与上颌窦比值。

1.2.3 CT 图像分割 由于鼻窦区的影像学解剖具有很强的专科性, 在进行标准化图像的预处理后, CT 图像分割由两名临床经验丰富的资深耳鼻咽喉

科医师进行。本研究定义 ROI 为筛窦的自然解剖学边界,该 ROI 是 2 型鼻窦炎最常见病变部位^[1,6,16]。ROI 区域的分割使用 3D Slicer 软件(5.3.0 版)进行,方式为手动分割。以眼眶的内侧壁为外侧界,以前颅窝的底为上界,以中鼻甲及附着部为内侧界,以额骨筛切迹、鼻骨嵴和上颌骨额突为前界,以蝶窦前壁为后界,以筛泡、钩突、筛漏斗为下界,通过自由勾画工具勾勒整个筛窦 ROI 区域的边缘,并利用 3D Slicer 内置工具标准化感兴趣区域的边界轮廓。得到的 ROI 区域整体如图 1 所示。

1.2.4 特征提取与筛选 患者 ROI 区域的影像组学特征提取参照图像生物标志物标准化倡议进行^[17],使用 Python 包(版本:3.7.6)中的 PyRadiomics(版本:2.1)模块进行影像组学特征提取。计算组内相关系数(intraclass correlation coefficient, ICC)值评估不同医师及各异 CT 扫描设备间的测量结果一致性,本研究参照既往研究认为 ICC 值超过 0.8 是结果高度可复性的体现^[18]。筛选保留 ICC 值>0.8 的稳定特征。最后提炼特征共 1 050 个。采用曼惠特尼 *U* 检验,保留 $P<0.05$ 的特征,筛选出 151 个有效特征。运用 Spearman 等级相关系数来衡量高度重复的特性之间的关联度,再基于贪婪策略的框架内实施特征筛选流程^[18],共保留了 59 个特征。应用 LASSO 算法选择最相关的组学特征,将特征数筛选到 29 个,选择过程如图 2。将这些特征的对预测结果的价值性、重要性描绘成 SHAP value 图,并用热图的形式表现,如图 3。使用 Python scikit-learn 软件包对 LASSO 回归进行建模,并线性拟合保留特征,得到每个患者的影像组学评分。

1.3 临床信息采集

所选取的患者基本信息主要有年龄、性别和血液常规检验结果,血液检查指标中选取白细胞及其相关指标,参照过往研究^[6]及 EPOS 2020^[1],

患者病理分型的诊断标准为:HE 法染色后的病理切片,在 400 倍镜视野下若有 3 个连续视野中的嗜酸性粒细胞数量均>10 个,则将该患者诊断为 eCRS,其余诊断为非 eCRS^[2],病理切片分型图如图 4 所示。

1.4 模型构建

本研究最终构建 3 种模型:①影像组学模型;②临床数据模型;③联合模型。临床数据模型采用逻辑回归方法进行构建^[19];影像组学模型基于 Python scikit-learn 工具包,参照之前得到的影像组学评分完成对 LASSO 回归模型的构建;联合模型的构建则需实施单因素与多因素分析,以甄别出至关重要的临床要素及影像组学特征,将单因素分析中具有显著差异的特征纳入多因素逻辑回归模型,从中筛选出 $P<0.05$ 的变量以完成建模。运用 XGBoost 极端梯度提升算法和十折交叉验证提升模型精确度,结合受试者操作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线对该模型进行性能评估。建模后依据模型输出结果追溯其最具相关性的影像特征影响力,如图 5 所示。

1.5 模型分析

本研究借助内部验证数据集,对模型效能进行了检验。借助相应的曲线下面积(area under curve, AUC)值对各个模型的 ROC 曲线区分度进行评估^[20-21],通过绘制校准列线图,直观展现校准效果^[22]。

1.6 统计学分析

本研究所有的统计分析均使用 SPSS 22.0 和 Python(3.7.6 版本)软件完成。数据分布采用 K-S 检验进行正态性检验。符合正态分布的计量资料以均数(标准差)或 $\bar{x} \pm s$ 表示,对于连续变量,采用 *t*-/*t'*-检验或秩和检验评估两组间数据的差异;以方差检验、*H* 检验评估两组以上数据的差异;对于分类变量,运用 χ^2 检验或 Fisher 精确检验以衡量各组间的差异性。

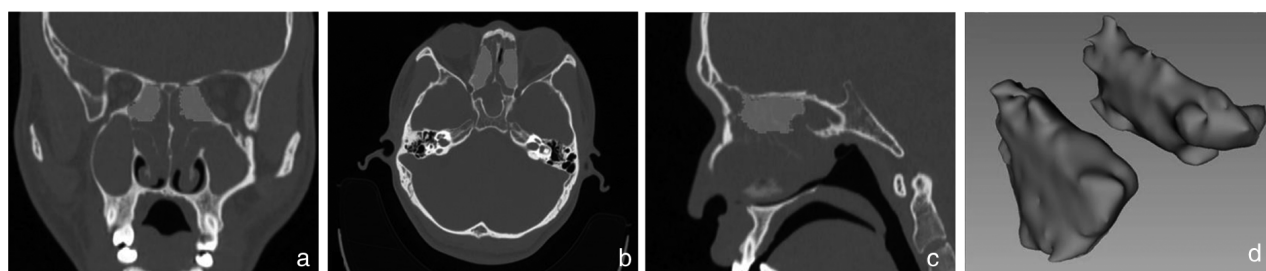


图1 CRS伴鼻息肉感兴趣区域边缘示意图 a:水平位下ROI边缘;b:冠状位下ROI边缘;c:矢状位下ROI边缘;d:ROI区域3D建模 注:CRS(慢性鼻窦炎);ROI(感兴趣区域)

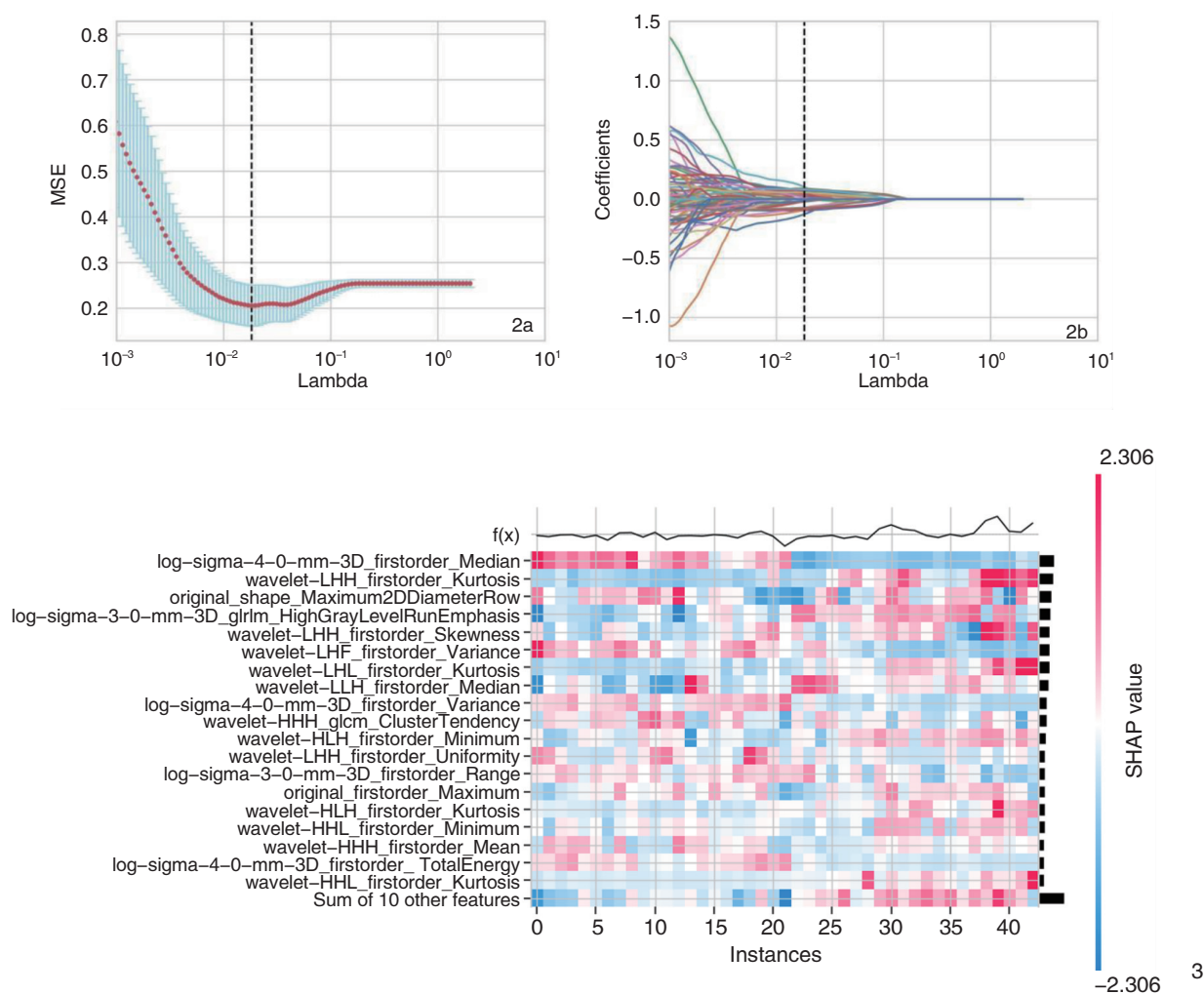


图 2 影像组学特征选择过程 2a: 模型偏差随参数变化曲线图, 虚线表示选取的最优 $\log(\lambda)$ 值; 2b: LASSO 特征系数收敛图, 虚线处对应本研究筛选的 29 个特征 注: LASSO(最小绝对收缩和选择算子) **图 3** 影像特征 SHAP value 热图, 横坐标为具体病例, 纵坐标为具体特征, 通过颜色来表示每个特征对模型预测结果的贡献大小。红色系为正相关, 蓝色系为负相关; 颜色越深, 表示该特征对预测结果的贡献越大 **图 4** 病理组织切片图 (HE $\times 400$) 4a、d: 浸润炎症细胞主要以中性粒细胞、淋巴细胞等为主; 4b、c: 浸润炎症细胞以嗜酸性粒细胞为主

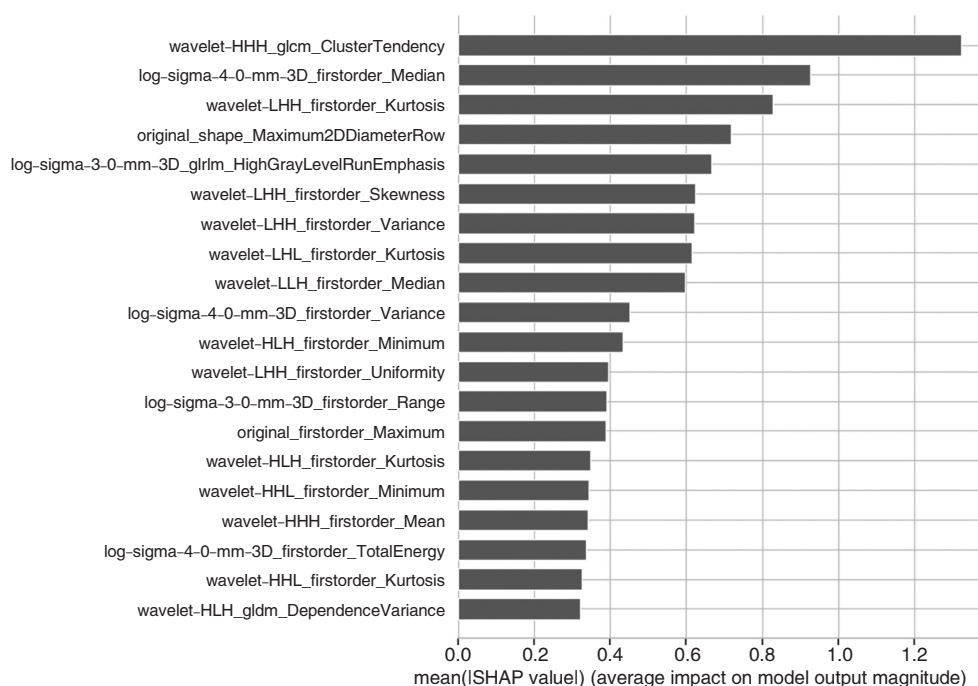


图5 影像特征影响力图,纵坐标为影像特征,横坐标为模型平均影响力,影响力越大表示该特征对预测结果的贡献越大

2 结果

2.1 研究人群特征

经过筛选,本研究最终保留143例病例,并将其划分为训练集与验证集,详细情况参见表1。

如下表2展示了临床因素和CRS病理分型的关系。经单因素分析存在显著差异的因素有:筛窦CT评分、E/M比值、嗜酸性粒细胞百分比、E²/M比值。表中的筛窦CT评分即筛窦Lund-Mackay评分,嗜酸性粒细胞百分比为外周血中嗜酸性粒细胞占白细胞总数比值。

2.2 模型效能评估

本研究结果显示融合模型的预测效能优于影像组学模型与临床数据模型,影像组学模型预测效能优于临床数据模型,见表3、表4、图6。而以DeLong检验各模型差异见表5, P 均 <0.05 ,可认为3个模型之间互相存在差异。

2.3 联合模型的临床效能评估

将综合模型以量化的列线图方式展示,见图7。

3 讨论

3.1 CT影像组学对CRS诊断的意义

EPOS 2020将持续12周以上的鼻窦黏膜慢性

炎症定义为CRS^[1,16]。该病具有显著病理多样性和异质性^[24],术前明确CRS的内在病理分型有助于改善患者预后。然而,目前eCRS病理分型依赖于手术或内镜下获取的鼻窦病变组织样本,这两种方法均属于有创操作,患者接受度较低。鉴于此,医疗实践中亟需一种无创、可重复、高准确性检测方法,以便实现术前对eCRS患者的精准识别。

本研究对143例CRS患者的临床资料、病理亚型及影像学特征进行了系统性的回顾与剖析。经过深入探究发现,在纳入的诸多临床因素中,患者的年龄、性别、所属研究机构及所使用的CT品牌,与eCRS诊断均未呈现出明显的关联性。而外周血嗜酸性粒细胞百分比、E/M、筛窦CT评分及E²/M则与eCRS诊断显著相关。在多元回归模型中,嗜酸性粒细胞占比、E/M及筛窦CT评分与eCRS诊断呈显著独立相关性($P<0.05$),而纳入研究的其余临床指标在组间差异无统计学意义($P>0.05$)。对于外周血嗜酸性粒细胞百分比和eCRS诊断之间的正相关性,在既往多项研究中^[1,6,11,16]得到验证,本研究中主要用于提高临床数据模型的准确性。

本研究创新性搭建了一个基于CT影像组学技术的联合模型,旨在构建CRS患者不同病理亚型的预测体系,从CRS术前诊断的角度出发,为CRS患者的临床管理与治疗方案提供新的策略和思路。相较于既往研究,本研究对ROI进行了重新定义,以

表 1 训练集与验证集患者临床特征比较

指标	总合集($n=143$)	训练集($n=100$)	验证集($n=43$)	P
年龄[岁, mean(SD)]	42.5(15.8)	43.0(16.0)	41.3(15.7)	0.550
性别[例(%)]				0.275
女	58(40.6)	44(44.0)	14(32.6)	
男	85(59.4)	56(56.0)	29(67.4)	
筛窦 CT 评分[分, mean(SD)]	6.5(1.5)	6.5(1.5)	6.3(1.5)	0.565
E/M[mean(SD)]	2.5(1.1)	2.5(1.0)	2.5(1.1)	0.959
白细胞绝对值[mean(SD)]	6.6(1.8)	6.5(1.9)	6.7(1.8)	0.531
中性粒细胞百分比[% , mean(SD)]	54.5(9.4)	55.7(9.4)	51.8(9.0)	0.019
淋巴细胞百分比[% , mean(SD)]	33.5(8.4)	32.3(8.1)	36.3(8.6)	0.011
单核细胞百分比[% , mean(SD)]	6.4(1.7)	6.4(1.8)	6.6(1.4)	0.456
嗜酸性粒细胞百分比[% , mean(SD)]	4.9(3.8)	4.9(4.1)	4.7(3.3)	0.697
嗜碱性粒细胞百分比[% , mean(SD)]	0.6(0.3)	0.6(0.3)	0.7(0.4)	0.467
E ² /M[mean(SD)]	16.3(8.2)	16.5(8.5)	16.1(7.6)	0.801
CT 机厂商[例(%)]				0.435
飞利浦公司	71(49.7)	46(46.0)	25(58.1)	
佳能公司	10(7.0)	9(9.0)	1(2.3)	
明峰公司	30(21.0)	22(22.0)	8(18.6)	
西门子公司	19(13.3)	12(12.0)	7(16.3)	
联影公司	12(8.4)	10(10.0)	2(4.7)	
GE 公司	1(0.7)	1(1.0)		
研究中心[例(%)]				0.460
昆明医科大学第一附属医院呈贡院区	109(76.2)	74(74.0)	35(81.4)	
昆明医科大学第一附属医院西昌路院区	34(23.8)	26(26.0)	8(18.6)	

注: mean(均数); SD(标准差); E/M(Lund-Mackay 评分计算, 筛窦与上颌窦比值); E²/M(Lund-Mackay 评分计算, 筛窦的平方与上颌窦比值)。下同。

表 2 NeCRS 与 eCRS 单因素分析 [例(%), $\bar{x} \pm s$]

指标	NeCRS($n=67$)	eCRS($n=76$)	OR	95% CI	P
年龄(岁)	40.776 $\pm$ 18.45	44.039 $\pm$ 12.816	1.013	0.992~1.035	0.219
女	31(46.269)	27(35.526)	—		
男	36(53.731)	49(64.474)	1.563	0.799~3.059	0.193
筛窦 CT 评分(分)	6.06 $\pm$ 1.629	6.816 $\pm$ 1.295	1.423	1.121~1.806	0.004
E/M	2.098 $\pm$ 0.708	2.841 $\pm$ 1.187	2.742	1.634~4.604	<0.001
白细胞绝对值	6.591 $\pm$ 1.67	6.536 $\pm$ 1.969	0.984	0.823~1.177	0.858
中性粒细胞百分比(%)	55.509 $\pm$ 9.821	53.662 $\pm$ 8.94	0.979	0.945~1.014	0.244
淋巴细胞百分比(%)	34.489 $\pm$ 8.974	32.578 $\pm$ 7.723	0.973	0.934~1.012	0.177
单核细胞百分比(%)	6.479 $\pm$ 1.628	6.399 $\pm$ 1.748	0.972	0.801~1.181	0.778
嗜酸性粒细胞百分比(%)	2.9 $\pm$ 2.391	6.59 $\pm$ 4.008	1.594	1.327~1.916	<0.001
嗜碱性粒细胞百分比(%)	0.578 $\pm$ 0.32	0.701 $\pm$ 0.338	3.126	1.111~8.793	0.031
E ² /M	12.975 $\pm$ 5.819	19.312 $\pm$ 8.754	1.158	1.083~1.239	<0.001
CT 机厂商					
飞利浦公司	35(52.239)	36(47.368)	—		
佳能公司	5(7.463)	5(6.579)	0.972	0.259~3.655	0.967
明峰公司	15(22.388)	15(19.737)	0.972	0.414~2.282	0.948
西门子公司	8(11.94)	11(14.474)	1.337	0.481~3.717	0.578
联影公司	3(4.478)	9(11.842)	2.917	0.728~11.67	0.13
GE 公司	1(1.493)	0(0.0)	—		
研究中心					
昆明医科大学第一附属医院呈贡院区	55(82.09)	54(71.053)	—		
昆明医科大学第一附属医院西昌路院区	12(17.91)	22(28.947)	1.867	0.841~4.145	0.125

注: NeCRS(非嗜酸性粒细胞性慢性鼻窦炎); eCRS(嗜酸性粒细胞性慢性鼻窦炎)。下同。

表 3 各模型在训练集中的 eCRS 预测性能

模型	准确度	敏感性	特异度	精度	阳性预测值	阴性预测值
联合模型	0.980	0.962	0.988	0.983	0.953	0.958
影像学模型	0.939	0.906	0.978	0.980	0.952	0.948
临床数据模型	0.913	0.900	0.957	0.952	0.913	0.915

表4 各模型在验证集中的 eCRS 预测性能

模型	准确度	敏感性	特异度	精度	阳性预测值	阴性预测值
联合模型	0.844	0.839	0.875	0.877	0.853	0.871
影像组学模型	0.821	0.826	0.865	0.855	0.806	0.722
临床数据模型	0.770	0.757	0.785	0.712	0.743	0.630

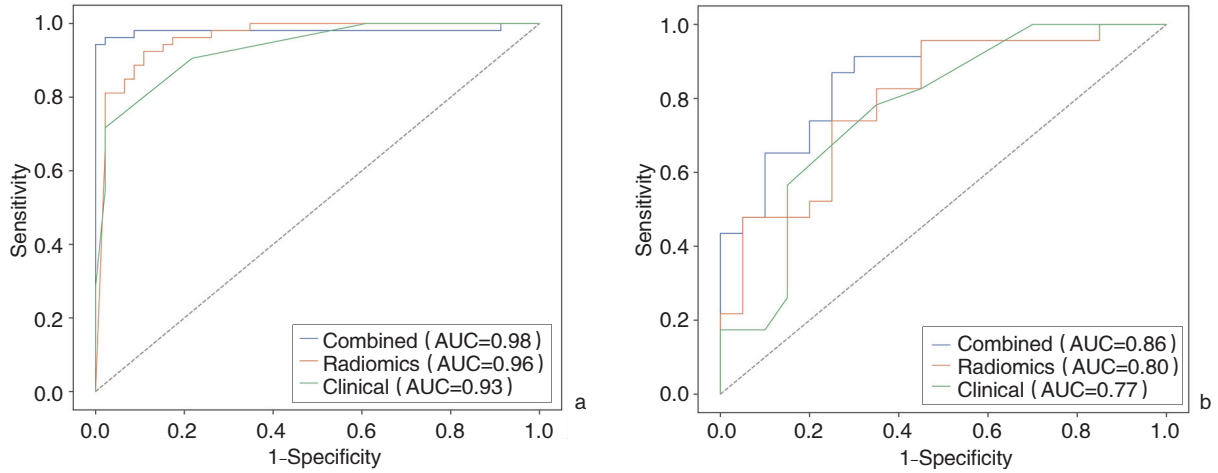


图6 各模型的 ROC 曲线分析 a:训练集;b:验证集 注:Combined(联合模型);Radiomics(影像组学模型);Clinical(临床数据模型)。

表5 DeLong 检验各模型 ROC 曲线差异

模型	联合模型	影像组学模型	临床数据模型
联合模型		0.003 39	0.006 06
影像组学模型	0.003 39		0.008 91
临床数据模型	0.006 06	0.008 91	

保证影像特征尽可能多且准确的反映 eCRS 的特异性纹理。研究表明,影像组学模型相较于传统临床数据模型,在预测疾病分型的效用优势明显,而结合两者所构建的联合模型的效用优于单独的影

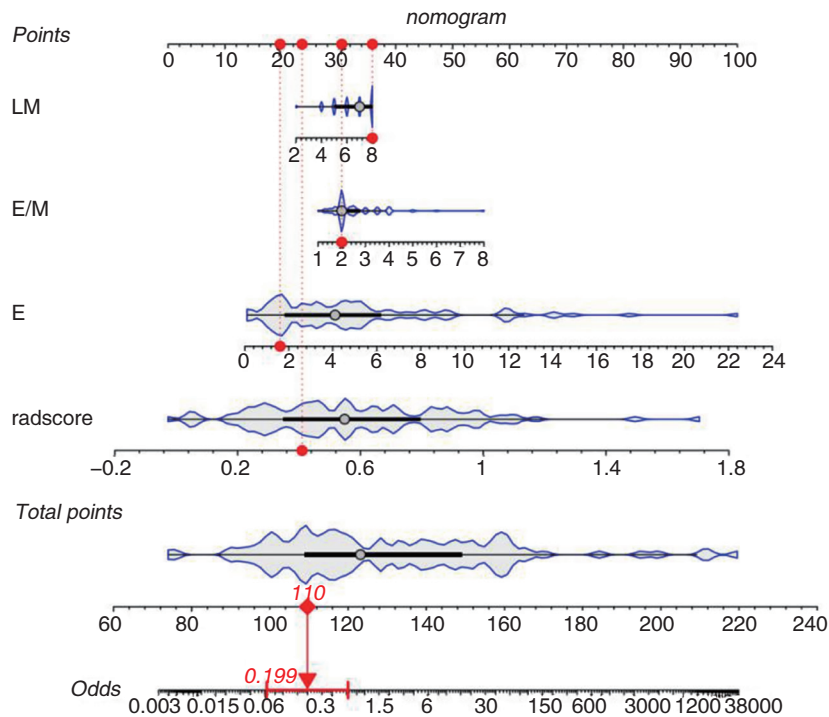


图7 融合模型列线图 注:LM(筛窦 CT 评分);E(外周血嗜酸性粒细胞百分比)。

像组学模型和临床数据模型,这一结果与对其他同样应用影像组学技术的研究结果相吻合^[6,15,25-31]。入选的影像组学特征中的大多数(25/29)源自经过滤波处理的图像。这些特征是通过小波变换技术和高斯拉普拉斯滤波技术提取的,两者共同为构建高维特征空间、全面描述生物学表型提供支持。由此可见,CT 图像的高维特性与 eCRS 诊断之间的联系在计算机“眼中”是格外显著且鲜明的。小波变换关注基因表达相关的纹理变化等微观异质性,高斯拉普拉斯滤波器关注边缘锐利度等宏观结构,联合两类特征构建预测模型能提高模型分类性能,能有效提升识别与疾病异质性相关特征的能力^[6,15,32-33]。

本研究筛选出来的最具预测价值的纹理特征为 wavelet-HHH_glcml_ClusterTendency,其与 eCRS 诊断呈最强正相关性。参照 Liu 等^[34]研究,纹理特征与疾病的病理类型及生物学行为密切相关,这种正相关揭示了 eCRS 患者与 NeCRS 患者的 CT 图像在纹理特征上存在区别。

3.2 联合模型的必要性及效能

影像组学模型在区分性能上优于临床数据模型,但其有效性仍处于中等水平(验证集 AUC < 0.850),该结果与既往影像组学在其他疾病中的应用研究^[6,11,35]结果相吻合。尽管影像组学在揭示疾病异质性方面表现突出,能够挖掘肉眼难以识别的深层特质^[35],但仍难以全面反映疾病的全部属性。本项研究借助 CT 影像组学特性,融合临床信息,成功构建了一个综合分析模型。研究显示,无论是在训练集还是验证集中,该综合模型均展现出优于影像组学模型的 AUC 指标(训练集 AUC 高达 0.98,验证集 AUC 亦达到 0.86)。影像组学特征生成来源于计算机,能有效降低影像学诊断过程中因不同观察者间差异所致的误差^[36],有利于制定一个客观诊断标准,联合模型又可提升预测精度,更好发挥出影像组学在临床实践中的应用潜力^[37]。

3.3 研究局限

本次回顾性研究仍存在不足之处:①受限于临床诊疗现状,研究中最终纳入的 CRS 患者均为接受过治疗的人群,并不能全面涵盖 CRS 患者群体的整体特征。②我国地域辽阔,地理环境差异巨大,可能导致 CRS 的疾病特征存在地域差别。③研究为小样本研究,在训练集与验证集中容易出现患者分布不均,影响模型的效能。需通过更大规模的样本前瞻性研究,以进一步提升其精确度与稳健性。联合模型在更广阔领域的应用推广仍需深入探究与

验证。

4 结论

本研究揭示了 CT 影像组学特征对 CRS 患者病理分型辨识准确性独立并高于传统临床数据,能与后者形成互补。依托 CT 影像组学构建的模型,在融合多维临床信息后所形成的综合模型能够更精细地划分 CRS 的病理类别,为术前 CRS 患者提供了一种无创、精准、便捷且经济的病理分型预测手段。该技术有望成为 CRS 患者预后评估和个体化精确治疗的创新性工具,具有重要的临床参考价值。

参考文献:

- [1] Rot P, Rapiejko P, Jurkiewicz D. Intranasal steroid therapy-EP-OS 2020[J]. Otolaryngol Pol, 2020, 74(3): 41-49.
- [2] Cao PP, Li HB, Wang BF, et al. Distinct immunopathologic characteristics of various types of chronic rhinosinusitis in adult Chinese[J]. J Allergy Clin Immunol, 2009, 124(3): 478-484.
- [3] Stevens WW, Ocampo CJ, Berdnikovs S, et al. Cytokines in chronic rhinosinusitis: role in eosinophilia and aspirin-exacerbated respiratory disease[J]. Am J Respir Crit Care Med, 2015, 192(6): 682-694.
- [4] 林立清, 王明, 张罗, 等. 慢性鼻窦炎合并哮喘研究进展[J]. 国际耳鼻咽喉头颈外科杂志, 2021, 45(3): 141-144, 152.
- [5] Van Zele T, Claeys, Gevaert P, et al. Differentiation of chronic sinus diseases by measurement of inflammatory mediators[J]. Allergy, 2006, 61(11): 1280-1289.
- [6] 朱珂璋. CT 影像组学在预测慢性鼻窦炎伴鼻息肉病理分型中的作用研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2023.
- [7] Smith TL, Schlosser RJ, Mace JC, et al. Long-term outcomes of endoscopic sinus surgery in the management of adult chronic rhinosinusitis[J]. Int Forum Allergy Rhinol, 2019, 9(8): 831-841.
- [8] Lou H, Zhang N, Bachert C, et al. Highlights of eosinophilic chronic rhinosinusitis with nasal polyps in definition, prognosis, and advancement[J]. Int Forum Allergy Rhinol, 2018, 8(11): 1218-1225.
- [9] Sakuma Y, Ishitoya J, Komatsu M, et al. New clinical diagnostic criteria for eosinophilic chronic rhinosinusitis[J]. Auris Nasus Larynx, 2011, 38(5): 583-588.
- [10] Lombardo N, Pelaia C, Ciriolo M, et al. Real-life effects of benralizumab on allergic chronic rhinosinusitis and nasal polyposis associated with severe asthma[J]. Int J Immunopathol Pharmacol, 2020, 34: 2058738420950851.
- [11] Meng Y, Lou H, Wang C, et al. Predictive significance of computed tomography in eosinophilic chronic rhinosinusitis with nasal polyps[J]. Int Forum Allergy Rhinol, 2016, 6(8): 812-819.

- [12] 孟一帆, 姜鸿飞, 王成硕, 等. 鼻窦 CT 在诊断嗜酸性粒细胞性慢性鼻-鼻窦炎伴鼻息肉中的价值[J]. 中华耳鼻咽喉头颈外科杂志, 2017, 52(2): 93-98.
- [13] Beswick DM, Smith TL, Mace JC, et al. Ethmoid-to-maxillary opacification ratio: a predictor of postoperative olfaction and outcomes in nasal polyposis? [J]. Int Forum Allergy Rhinol, 2021, 11(1): 48-57.
- [14] Hu Y, Cao PP, Liang GT, et al. Diagnostic significance of blood eosinophil count in eosinophilic chronic rhinosinusitis with nasal polyps in Chinese adults[J]. Laryngoscope, 2012, 122(3): 498-503.
- [15] 谢一婧. CT 影像组学预测胃肠道间质瘤 c-kit11 突变状态及危险度分级的研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2024.
- [16] Fokkens WJ, Lund VJ, Hopkins C, et al. European position paper on rhinosinusitis and nasal polyps 2020 [J]. Rhinology, 2020, 58(Suppl S29): 1-464.
- [17] Zwanenburg A, Vallières M, Abdallah MA, et al. The image biomarker standardization initiative: standardized quantitative radiomics for high-throughput image-based phenotyping[J]. Radiology, 2020, 295(2): 328-338.
- [18] Bettinelli A, Marturano F, Avanzo M, et al. A novel benchmarking approach to assess the agreement among radiomic tools[J]. Radiology, 2022, 303(3): 533-541.
- [19] 卢梁杰. CT 影像组学和深度学习预测肺实性小结节良恶性的初步研究[D]. 泸州: 西南医科大学, 2023.
- [20] De Jay N, Papillon-Cavanagh S, Olsen C, et al. mRMRe: an R package for parallelized mRMR ensemble feature selection[J]. Bioinformatics, 2013, 29(18): 2365-2368.
- [21] Massion PP, Antic S, Ather S, et al. Assessing the accuracy of a deep learning method to risk stratify indeterminate pulmonary nodules[J]. Am J Respir Crit Care Med, 2020, 202(2): 241-249.
- [22] Fu F, Shan Y, Yang G, et al. Deep learning for head and neck CT angiography: Stenosis and plaque classification[J]. Radiology, 2023, 307(3): e220996.
- [23] Vickers AJ, Elkin EB. Decision curve analysis: a novel method for evaluating prediction models[J]. Med Decis Making, 2006, 26(6): 565-574.
- [24] Liu Z, Chen J, Cheng L, et al. Chinese Society of Allergy and the Chinese Society of Otorhinolaryngology-Head and Neck Surgery guideline for chronic rhinosinusitis[J]. Allergy Asthma Immunol Res, 2020, 12(2): 176-237.
- [25] Gillies RJ, Kinahan PE, Hricak. Radiomics: images are more than pictures, they are data[J]. Radiology, 2016, 278(2): 563-577.
- [26] Lambin P, Rios-Velazquez E, Leijenaar R, et al. Radiomics: extracting more information from medical images using advanced feature analysis[J]. Eur J Cancer, 2012, 48(4): 441-446.
- [27] Alabi RO, Bello IO, Youssef O, et al. Utilizing deep machine learning for prognostication of oral squamous cell carcinoma-a systematic review[J]. Front Oral Health, 2021, 2: 686863.
- [28] Calmet H, Dosimont D, Oks D, et al. Machine learning and sensitivity analysis for predicting nasal drug delivery for targeted deposition[J]. Int J Pharm, 2023, 642: 123098.
- [29] He S, Li Y, Zhang C, et al. Deep learning technique to detect craniofacial anatomical abnormalities concentrated on middle and anterior of face in patients with sleep apnea[J]. Sleep Med, 2023, 112: 12-20.
- [30] Sammut SJ, Crispin-Ortuzar M, Chin SF, et al. Multi-omic machine learning predictor of breast cancer therapy response[J]. Nature, 2022, 601(7894): 623-629.
- [31] Sun Q, Chen Y, Liang C, et al. Biologic pathways underlying prognostic radiomics phenotypes from paired MRI and RNA sequencing in glioblastoma[J]. Radiology, 2021, 301(3): 654-663.
- [32] Wang JZ. Wavelets and imaging informatics: a review of the literature[J]. J Biomed Inform, 2001, 34(2): 129-141.
- [33] Jia S, Li X, Huang T, et al. Representing the dynamics of high-dimensional data with non-redundant wavelets [J]. Patterns (N Y), 2022, 3(3): 100424.
- [34] Liu L, Liu Y, Xu L, et al. Application of texture analysis based on apparent diffusion coefficient maps in discriminating different stages of rectal cancer[J]. J Magn Reson Imaging, 2017, 45(6): 1798-1808.
- [35] Rutman AM, Kuo MD. Radiogenomics: creating a link between molecular diagnostics and diagnostic imaging[J]. Eur J Radiol, 2009, 70(2): 232-241.
- [36] Cheng M, Zhang H, Huang W, et al. Deep learning radiomics analysis of ct imaging for differentiating between crohn's disease and intestinal tuberculosis[J]. J Imaging Inform Med, 2024, 37(4): 1516-1528.
- [37] Bezzi C, Mapelli P, Presotto L, et al. Radiomics in pancreatic neuroendocrine tumors: methodological issues and clinical significance[J]. Eur J Nucl Med Mol Imaging, 2021, 48(12): 4002-4015.

(收稿日期: 2025-05-14)

本文引用格式: 马腾, 丛林海. 影像组学在嗜酸性粒细胞性慢性鼻窦炎亚型诊断中的应用[J]. 中国耳鼻咽喉颅底外科杂志, 2026, 32(1): 69-77. DOI: 10.11798/j.issn.1007-1520.202625230

Cite this article as: MA Teng, CONG Linhai. Application of radiomics in the diagnosis of eosinophilic chronic rhinosinusitis[J]. Chin J Otorhinolaryngol Skull Base Surg, 2026, 32(1): 69-77. DOI: 10.11798/j.issn.1007-1520.202625230