

DOI:10.11798/j.issn.1007-1520.202525077

· 专家论坛 ·

人工智能在慢性鼻窦炎精准诊疗中的研究进展

吕威

(中国医学科学院 北京协和医学院 北京协和医院 耳鼻咽喉头颈外科, 北京 100730)



专家简介 吕威, 博士, 主任医师, 教授, 博士研究生导师, 北京协和医院耳鼻咽喉科主任。中华医学会耳鼻咽喉头颈外科学会常务委员、秘书长, 中国医师协会耳鼻咽喉头颈外科学会常务委员, 中国医疗保健国际交流促进会耳鼻咽喉头颈外科分会副主任委员, 中国医疗保健国际交流促进会过敏医学分会常务委员, 中国人体健康科技促进会鼻科专业委员会副主任委员, 北京医学会耳鼻咽喉头颈外科分会副主任委员。发表论文 40 余篇, 主编著作 5 部, 主持重大科研项目 7 项。

摘要:慢性鼻窦炎(CRS)是一种异质性较高且病理机制复杂的疾病, 精准诊断与个体化治疗一直是临床难点。近年来人工智能(AI)在医学领域快速崛起, 为优化治疗方案和疾病管理提供了新的思路。本文总结当前 AI 在 CRS 诊疗领域的相关研究, 重点阐述 AI 在 CRS 辅助诊断、治疗决策、预后评估中的研究进展和应用, 并对未来发展与临床转化方向进行展望。

关键词:慢性鼻窦炎; 人工智能; 精准诊疗; 深度学习; 机器学习
中图分类号:R765.4

Research advances of artificial intelligence in precise diagnosis and treatment of chronic rhinosinusitis

LYU Wei

(Department of Otorhinolaryngology Head and Neck Surgery, Peking Union Medical College Hospital, Chinese Academy of Medical Sciences & Peking Union Medical College, Beijing 100730, China)

Abstract: Chronic rhinosinusitis (CRS) is a disease with high heterogeneity and complex pathological mechanism. The precise diagnosis and individualized treatment of CRS have always been clinical difficulties. In recent years, artificial intelligence (AI) technology has been booming in the medical field, providing new ideas for optimizing treatment plans and disease management. This article summarizes the current relevant research of AI in the field of CRS diagnosis and treatment, focuses on elaborating the research progress and application of AI in the auxiliary diagnosis, treatment decision-making and prognosis assessment of CRS, and looks forward to the future development and clinical transformation direction.

Keywords: Chronic rhinosinusitis; Artificial intelligence; Precise diagnosis and treatment; Deep learning; Machine learning

慢性鼻窦炎(chronic rhinosinusitis, CRS)是一种常见的上呼吸道慢性炎症性疾病, 主要表现为持续性鼻塞、脓性鼻涕、面部胀痛及嗅觉减退等症状。根据全球流行病学调查, CRS 的患病率为 5% ~

12%, 且近年来呈上升趋势^[1-2]。在临床上, CRS 的传统分类方法主要依据患者的表型表现将其分为两类: CRS 伴鼻息肉(CRS with nasal polyps, CRSwNP)和 CRS 不伴鼻息肉(CRS without nasal polyps,

基金项目:北京协和医院中央高水平医院临床科研专项(2022-PUMCH-B-096, 2022-PUMCH-C-050);国家自然科学基金(82071027, 82101200, 82301288);北京市自然科学基金(7252107)。

第一作者简介:吕威, 男, 博士, 教授。

CRSsNP)。然而,这种基于表型的分类方法无法全面反映 CRS 疾病复杂的免疫和炎症反应过程。尽管鼻用糖皮质激素是 CRS 治疗的一线方案^[3,4],但仍有接近 1/2 的 CRS 患者处于症状未控制状态^[5]。由于 CRS 的病理机制复杂、内型多样以及个体治疗反应差异显著,传统诊疗模式在精准分型、疗效预测和个体化干预方面面临严峻挑战。为了更好地指导临床实践,《欧洲鼻窦炎和鼻息肉意见书 2020》提出根据内在免疫反应类型将 CRS 分为 2 型与非 2 型炎症。其中,2 型炎症 CRS 的典型特征包括高嗜酸性粒细胞浸润,伴有鼻息肉、哮喘、嗅觉障碍及对生物制剂的敏感性等。目前,国际上普遍采用的分类方法是根据组织中嗜酸性粒细胞的浸润程度将 CRS 划分为嗜酸性 CRS (eosinophilic CRS, eCRS) 和非 eCRS (non-eCRS)。通过免疫分型分析结合临床实际实施个体化治疗,对于提高全球范围内 CRS 患者的治疗水平具有重要意义。

近年来,人工智能 (artificial intelligence, AI) 技术在自然语言处理、图像识别、多感知融合等领域取得了重要进展,在医学领域也取得快速发展^[6],尤其在临床诊断、治疗、预后以及探索病因机制等方面起到关键的辅助作用^[7],推动医学实践从“群体化治疗”向“个体化干预”转型,为构建 CRS 精准诊疗体系提供全新方法论。本文着眼于总结 AI 在 CRS 诊断、治疗、预后及随访等各个方面的研究进展,并对未来发展方向进行展望。

1 概述

AI 通过构建多维度数据关联网络,突破了传统人工分析的认知局限,在复杂生物学系统的智能解析中展现出独特优势^[8]。作为 AI 的核心方法,机器学习 (machine learning, ML) 通过特征工程与算法迭代,从高维数据中捕获非线性关联特征,其构建的预测模型在疾病风险分层中展现出超越传统统计方法的效能^[9]。ML 可分为监督学习、无监督学习、半监督学习及强化学习四大类。经典 ML 算法涵盖支持向量机、逻辑回归 (logistic regression, LR)、随机森林及贝叶斯网络等,而深度学习 (deep learning, DL)^[10] 作为 ML 的高级形态,通过端到端学习架构,将原始数据直接映射至临床决策,在医学图像分析领域逐渐接近放射科医师水平的诊断准确率^[11-12]。

AI 技术正引领多组学医学研究模式的变革。在影像组学领域,DL 算法能够从 CT 和 MRI 图像中

提取逾千维的量化指标,构建并验证包含高维数据集的预测模型,对于疾病的无创诊断、治疗过程监控以及预后评估等环节展现出显著效用^[13]。病理组学则与全玻片扫描技术相结合,在 AI 辅助下实现对组织病理学特征的高通量研究,所建立的预测模型能够应用于病理学诊断及治疗预后的预测^[14]。AI 在病理图像中识别并量化特定生物标志物,对于深入探究疾病分子机制和制定治疗方案具有关键性作用^[15]。此种基于 AI 的多维数据融合策略,正在对从疾病诊断至治疗、预后预测的整个临床决策流程产生深远影响。

2 AI 驱动 CRS 精准诊断体系重构

AI 可推动 CRS 影像诊断模式的革新。基于《中国慢性鼻窦炎诊断和治疗指南 (2018)》^[4] 的推荐意见,CRS 的诊断主要依据临床症状、鼻内镜检查和鼻窦 CT 扫描结果进行。鼻窦 CT 不仅是临床诊断 CRS 的核心方法,更是鼻内镜手术术前评估中的关键工具。Raghavan 等^[16] 以 CT 表现为 Lund-Mackay 评分 (LMS) ≥ 5 分的鼻窦炎作为主要终点,LMS ≥ 5 分以及 ≥ 2 个 CRS 主要症状的次要终点,利用临床数据训练 ML 模型预测主要和次要研究终点,最佳模型在预测主要终点时的曲线下面积 (area under the curve, AUC) 达到了 71.3%,而在预测次要终点时的 AUC 达到了 79.8%。近年来,鼻窦 CT 定量分析正经历从主观评估到 AI 赋能的转变。传统 LMS^[17] 虽被广泛采用,但其与症状严重程度无关^[18],并且治疗前后 LMS 变化之间的相关性很低^[19]。DL 通过三维体积分割实现精准量化,Humphries 等^[20] 使用卷积神经网络 (convolutional neural networks, CNN) 算法对 CT 上的鼻窦不透明度进行完全自动化的体积定量,较人工 LMS 更为精确,同时节省了人工体积定量的时间^[21]。此外,该团队^[22] 还将自动计算 CT 鼻窦混浊体积的方法进行了临床验证,发现鼻窦混浊体积占比和 LMS 都与 Lund-Kennedy 评分呈中等相关性。该研究有效、客观地量化了鼻窦混浊程度,为 CRS 的诊断和治疗提供了更为准确的影像学依据。Kuo 等^[23] 进一步提出基于体积的改良 LMS,发现手术患者分值较非手术组高 2.7 倍,证实了 AI 量化指标对治疗决策的指导价值。

AI 在 CRS 鉴别诊断中展现出多维度解析能力。Kim 等^[24] 构建的 CNN 模型对上颌窦真菌球、CRS

及健康对照的半冠状位 CT 进行鉴别,验证集 AUC 达 0.97,其开发的锥形束 CT 辅助诊断系统还将医师的诊断准确率从 $(71.7 \pm 2.8)\%$ 提高到 $(83.0 \pm 2.0)\%$,同时减少了患者受辐射的剂量与诊疗成本^[25]。在鼻窦肉的识别方面,Rampinelli 等^[26]通过开发 Ultralytics YOLOv8.0.28 模型对鼻内镜视频中的鼻息肉进行了精准的识别和分割,在验证集中,该模型的精度达到 0.91。此外,Levi 等^[27]开发并评估了一种用于根据鼻内镜图像对正常鼻腔、鼻息肉、鼻腔鼻窦炎/恶性肿瘤进行外观识别、分类和分割的 ML 模型,该模型在验证集中的性能准确率为 $(84.1 \pm 4.3)\%$,在测试集中的准确率为 $(80.4 \pm 1.7)\%$ 。该模型以 $(90.5 \pm 1.2)\%$ 的准确率正确识别了鼻腔鼻窦肿块的存在。此类技术突破推动 CRS 鉴别诊断从经验依赖向客观量化推进,对于提高医疗服务水平、降低医疗成本具有重要的实际意义。

CRS 内型是基于细胞和分子机制的分型体系,可深入反应 CRS 发病机制,为个体化治疗提供关键依据。Zhou 等^[28]建立的 DL 模型通过整合鼻一氧化氮、外周血嗜酸性粒细胞计数及筛窦/上颌窦 CT 评分比值(E/M)等 15 项特征,实现 eCRSwNP 与 non-eCRSwNP 鉴别(AUC = 0.976)。Xiong 等^[29]使用带有 Lasso 正则化的 LR、随机森林、梯度提升决策树和深度神经网络,在 437 例 CRS 患者的常见临床数据上训练模型,发现外周血嗜酸性粒细胞百分比、外周血嗜酸性粒细胞绝对值以及 E/M 是 eCRS 的重要预测因子。但单纯临床特征建模存在生物学机制阐释不足的局限,无法全面揭示疾病的深层次信息。Wu 等^[30]研发的 AICEP 1.0 平台实现嗜酸性粒细胞自动化计数,依据病理扫描图像中局部组织嗜酸性粒细胞浸润的情况,准确、快速地识别病理切片中的嗜酸性粒细胞,利用 AI 识别 eCRSwNP 与 non-eCRSwNP,并将全玻片诊断时间从人工计数的 2.5 h 缩减至 5.4 min,节约了时间成本和人力成本,提高了诊断效率。但是,AICEP 1.0 不能识别除嗜酸性粒细胞之外的其他炎性细胞的亚型和数量。在此基础上,该团队又开发了 AICEP 2.0 平台^[31],利用 AI 识别鼻息肉中嗜酸性粒细胞、中性粒细胞、浆细胞、淋巴细胞 4 种不同的细胞亚型,并定义了包括嗜酸性粒细胞主导型、淋巴细胞+浆细胞主导型、嗜酸性粒细胞+淋巴细胞+浆细胞主导型和中性粒细胞+淋巴细胞+浆细胞主导型在内的 4 种鼻息肉内型。Hsu 等^[32]通过使用多实例学习的方法建立模型,以自动量化 CRS 患者的鼻腔鼻窦组织病理图

像中的嗜酸性粒细胞。此外,在 AI 与影像组学结合方面,Zhu 等^[33]构建的结合 ML 与临床风险因素鉴别 eCRSwNP 和 non-eCRSwNP 的综合预测模型的 AUC 在训练集、验证集均达 0.90 以上。Zou 等^[34]建立的用于术前鉴别 eCRSwNP 和 non-eCRSwNP 的多视角 DL 融合模型在测试集上表现出卓越的诊断性能(AUC = 0.991,准确率 0.965,F1 得分 0.970)。Lai 等^[35]提出了一种多通道特征自适应融合模型结合 CT 图像特征以区分 eCRSwNP 和 non-eCRSwNP 患者,准确率、精度、召回率和特异性均达到或超过 98%,AUC 值为 0.984。Du 等^[36]利用 251 例 CRSwNP 患者的鼻窦 CT 图像,基于 ResNet-18 构建了一种 DL 模型以区分 eCRSwNP 和 non-eCRSwNP 患者,测试集中的 AUC 为 0.963。而 Hua 等^[37]采用 U-net 架构开发的 DL 模型鉴别 eCRSwNP 和 neCRSwNP,DL 网络 U-net 和 Deeplabv3 的 Dice 系数分别为 0.953 和 0.961,证实 DL 与 ML 在内型无创鉴别中的技术优势。

AI 亦可用于 CRS 嗅觉功能障碍预测与评估。Morse 等^[38]通过多模态数据聚类发现白细胞介素-2 升高伴阿司匹林加重性呼吸系统疾病亚型与嗅觉丧失风险独立相关。Ramakrishnan 等^[39]对比支持向量机、随机森林等 ML 方法和传统回归在嗅觉预测中的性能,发现 ML 方法在区分嗅觉正常与嗅觉损失方面表现更佳。

3 AI 赋能 CRS 个体化治疗策略优化

AI 技术正逐步重构 CRS 外科治疗决策体系。基于 DL 的影像分析系统具有较强的解剖结构识别能力。CNN 通过鼻窦 CT 冠状位图像数据训练,可实现对泡状中鼻甲的智能化检测,准确率达 81%^[40]。Huang 等^[41]采用 inception-V3 架构建立的筛前动脉定位模型,经 675 张影像及 388 例临床数据验证,获得 82.7% 的定位精度(AUC = 0.86),显著提升了术前关键解剖标志的辨识效率。Kuo 等^[42]研发的体积计算算法可精准量化下鼻甲与上颌窦容积差异,为术式选择提供三维解剖参数支持。这些技术突破使得传统经验驱动型手术决策向数据驱动型精准治疗模式演进。

针对鼻窦内镜手术(endoscopic sinus surgery, ESS)疗效的个体差异性,Nuutinen 等^[43]构建了多维度预测模型,通过对 767 例术后患者的电子健康记录进行 ML 分析,证实 LR、梯度提升及随机森林

3类算法在修正性 ESS 预测中均表现稳定(基线 AUC:0.730~0.744)。模型通过整合年龄、CRSwNP 亚型、哮喘共病等特征参数,可动态评估二次手术风险,且数据采集周期延长可显著提升预测效能。这种基于 AI 的预后评估系统,不仅实现了从群体治疗经验到个体化干预方案的转化,更为围手术期决策提供了循证医学支持,标志着 CRS 治疗正式迈入精准医学新纪元。

4 AI 重塑 CRS 预后与随访监测体系

在复发风险预测方面,He 等^[44]开发的基于多任务 DL 的影像组学模型,通过分析 265 例 CRS 患者的多中心 CT 数据,实现了手术前无创性复发预测,其训练集与验证集的 AUC 值分别达 0.790 和 0.842。Wang 等^[45]则创新性地利用鼻息肉全切片图像构建 DL 模型,开发的不良预后评分在外部验证集中 AUC 达到 0.943,为制定精准治疗方案提供了量化决策依据。

在术后管理领域,AI 驱动的智能随访系统正逐渐改变传统管理模式。以复旦大学研发的“鼻窦康”移动医疗平台为代表^[46-47],这类系统通过整合智能指导、实时病情监测和循证数据管理等功能,构建起涵盖用药依从性追踪、症状动态评估及医患交互的闭环管理体系。其积累的多维度随访数据(包括环境暴露、症状演变和生活质量参数)为建立基于 AI 的预后预警模型奠定了基础。AI 通过解析海量随访数据中的潜在规律,不仅能够动态优化个体化康复方案,还可识别特定临床表型与治疗响应的关联机制,为 CRS 精准医疗研究开辟了全新维度。

5 挑战与展望

当前 AI 技术在 CRS 诊疗中的深度应用仍面临挑战。第一,跨机构数据库因采集规范、存储协议及医学术语的差异性,导致数据异构性显著^[48]。第二,现有模型多依赖单中心回顾性数据,存在稳定性不足与泛化能力受限的缺陷^[49],且 DL 固有的“黑箱”特性降低了临床决策的可追溯性。第三,伦理与法规框架尚未健全,世界卫生组织于 2023 年发布的《医疗人工智能伦理指南》强调,AI 应用应遵循透明性、公平性、可解释性及问责制原则。我国尚未从法律上界定健康医疗大数据的所有权问题,健康医疗数据的使用权归属仍然模糊不清。在 AI 引起个

人信息泄露、导致医疗事故的情况下,责任认定问题尚未明朗,未来研究需进一步探索 AI 在 CRS 诊疗中的伦理边界,只有将技术创新与伦理规范深度融合,才能推动 AI 在 CRS 领域的可持续发展。第四,AI 技术在 CRS 基层诊疗转化面临基础设施薄弱、医务人员接受度低及数据标准化不足等障碍。建议实施分层策略,初级机构部署轻量化 AI 工具并结合远程会诊,二级以上医院推进 AI 与多模态数据整合。借鉴区域共享平台经验,构建政府-企业-医院合作模式并纳入医保,优化顶层设计与本地化创新,以期实现 AI 在 CRS 诊疗中的规模化应用。未来需通过制定统一的 CRS 多模态数据收集及标注标准,在保障数据安全的前提下实现多中心协作,加强 AI 模型的可解释性研究,将前瞻性多中心研究作为算法性能评估的必经环节,并通过可视化决策路径增强模型可解释性。同时,应结合 CRS 的分子机制和个体化治疗需求,AI 在 CRS 精准诊疗中的发展应聚焦多组学数据深度整合,开发基于基因组学、蛋白质组学和代谢组学的 AI 预测模型,推动精准医疗的发展。未来需突破数据融合技术瓶颈,包括开发 AI 算法处理高维数据,建立标准化共享平台,推动数据资源开放,以及动态组学分析揭示病理演化轨迹,辅助早期干预和疗效监测。

AI 技术正推动 CRS 诊疗向精准医疗转型。未来应充分利用 AI 的技术优势,识别出更多具有独特生物学特征的 CRS 内型亚群,实现从传统的二分法向多维度精细分型的转变,从而更全面地揭示疾病的异质性特征。结合多组学数据整合分析技术的进展,后续研究应着力构建覆盖“分子机制解析-影像特征映射-临床决策优化”的全链条智能化诊疗平台。只有通过医工交叉团队的深度协作,建立兼顾技术创新与伦理规范的 CRS 智能诊疗体系,才能真正实现从疾病管理到健康促进的跨越式发展。

参考文献:

- [1] Shi JB, Fu QL, Zhang H, et al. Epidemiology of chronic rhinosinuitis: results from a cross-sectional survey in seven Chinese cities[J]. Allergy, 2015, 70(5):533-539.
- [2] Wang W, Gao Y, Zhu Z, et al. Changes in the clinical and histological characteristics of Chinese chronic rhinosinuitis with nasal polyps over 11 years[J]. Int Forum Allergy Rhinol, 2019, 9(2): 149-157.
- [3] Fokkens WJ, Lund VJ, Hopkins C, et al. European position paper on rhinosinuitis and nasal polyps 2020[J]. Rhinology, 2020,

58(Suppl S29):1-464.

- [4] 中华耳鼻咽喉头颈外科杂志编辑委员会鼻科组, 中华医学会耳鼻咽喉头颈外科学分会鼻科学组. 中国慢性鼻窦炎诊断和治疗指南(2018)[J]. 中华耳鼻咽喉头颈外科杂志, 2019, 54(2):81-100.
- [5] Seys SF, De Bont S, Fokkens WJ, et al. Real-life assessment of chronic rhinosinusitis patients using mobile technology: The mySinusitisCoach project by EUFOREA[J]. Allergy, 2020, 75(11):2867-2878.
- [6] Haug CJ, Drazen JM. Artificial intelligence and machine learning in clinical medicine, 2023[J]. N Engl J Med, 2023, 388(13):1201-1208.
- [7] He J, Baxter SL, Xu J, et al. The practical implementation of artificial intelligence technologies in medicine[J]. Nat Med, 2019, 25(1):30-36.
- [8] Deo RC. Machine Learning in medicine[J]. Circulation, 2015, 132(20):1920-1930.
- [9] Mayerhoefer ME, Materka A, Langs G, et al. Introduction to radiomics[J]. J Nucl Med, 2020, 61(4):488-495.
- [10] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553):436-444.
- [11] Kriegeskorte N, Golan T. Neural network models and deep learning[J]. Curr Biol, 2019, 29(7):R231-R236.
- [12] Miotto R, Wang F, Wang S, et al. Deep learning for healthcare: review, opportunities and challenges[J]. Brief Bioinform, 2018, 19(6):1236-1246.
- [13] 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.
- [14] Niazi MKK, Parwani AV, Gurcan MN. Digital pathology and artificial intelligence[J]. Lancet Oncol, 2019, 20(5):e253-e261.
- [15] Bera K, Schalper KA, Rimm DL, et al. Artificial intelligence in digital pathology-new tools for diagnosis and precision oncology[J]. Nat Rev Clin Oncol, 2019, 16(11):703-715.
- [16] Raghavan AM, Aboueisha MA, Prohntitchi I, et al. Using machine learning models to diagnose chronic rhinosinusitis: Analysis of pre-treatment patient-generated health data to predict cardinal symptoms and sinonasal inflammation[J]. Am J Rhinol Allergy, 2025, 39(3):229-236.
- [17] Lund VJ, Mackay IS. Staging in rhinosinusitis[J]. Rhinology, 1993, 31(4):183-184.
- [18] Basu S, Georgalas C, Kumar BN, et al. Correlation between symptoms and radiological findings in patients with chronic rhinosinusitis: an evaluation study using the Sinonasal Assessment Questionnaire and Lund-Mackay grading system[J]. Eur Arch Otorhinolaryngol, 2005, 262(9):751-754.
- [19] Garetier M, Barberot C, Chinellato S, et al. Clinical-radiological correlation after functional endoscopic sinus surgery in patients with chronic rhinosinusitis: interest of a sinonasal arial volumetry[J]. Rhinology, 2013, 51(2):162-170.
- [20] Humphries SM, Centeno JP, Notary AM, et al. Volumetric assessment of paranasal sinus opacification on computed tomography can be automated using a convolutional neural network[J]. Int Forum Allergy Rhinol, 2020, 10(11):1218-1225.
- [21] Beswick DM, Humphries SM, Balkissoon CD, et al. Machine learning evaluates improvement in sinus computed tomography opacification with CFTR modulator therapy[J]. Int Forum Allergy Rhinol, 2021, 11(5):953-954.
- [22] Massey CJ, Ramos L, Beswick DM, et al. Clinical validation and extension of an automated, deep learning-based algorithm for quantitative sinus CT analysis[J]. AJNR Am J Neuroradiol, 2022, 43(9):1318-1324.
- [23] Kuo CFJ, Liao YS, Barman J, et al. Semi-supervised deep learning semantic segmentation for 3D volumetric computed tomographic scoring of chronic rhinosinusitis: Clinical correlations and comparison with Lund-Mackay scoring[J]. Tomography, 2022, 8(2):718-729.
- [24] Kim KS, Kim BK, Chung MJ, et al. Detection of maxillary sinus fungal ball via 3-D CNN-based artificial intelligence: Fully automated system and clinical validation[J]. PLoS One, 2022, 17(2):e0263125.
- [25] Kim K, Lim CY, Shin J, et al. Enhanced artificial intelligence-based diagnosis using CBCT with internal denoising: Clinical validation for discrimination of fungal ball, sinusitis, and normal cases in the maxillary sinus[J]. Comput Methods Programs Biomed, 2023, 240:107708.
- [26] Rampinelli V, Paderno A, Conti C, et al. Artificial intelligence for automatic detection and segmentation of nasal polyposis: a pilot study[J]. Eur Arch Otorhinolaryngol, 2024, 281(11):5815-5821.
- [27] Levi L, Ye K, Fieux M, et al. Machine learning of endoscopy images to identify, classify, and segment sinonasal masses[J]. Int Forum Allergy Rhinol, 2025, 15(5):524-535.
- [28] Zhou H, Fan W, Qin D, et al. Development, validation and comparison of artificial neural network and logistic regression models predicting eosinophilic chronic rhinosinusitis with nasal polyps[J]. Allergy Asthma Immunol Res, 2023, 15(1):67-82.
- [29] Xiong P, Chen J, Zhang Y, et al. Predictive modeling for eosinophilic chronic rhinosinusitis: Nomogram and four machine learning approaches[J]. iScience, 2024, 27(2):108928.
- [30] Wu Q, Chen J, Deng H, et al. Expert-level diagnosis of nasal polyps using deep learning on whole-slide imaging[J]. J Allergy Clin Immunol, 2020, 145(2):698-701. e6.
- [31] Wu Q, Chen J, Ren Y, et al. Artificial intelligence for cellular phenotyping diagnosis of nasal polyps by whole-slide imaging[J]. EBioMedicine, 2021, 66:103336.
- [32] Hsu YC, Lin KT, Lee MS, et al. Multiple instance learning for eosinophil quantification of sinonasal histopathology images: A hierarchical determination on whole slide images[J]. Int Forum Allergy Rhinol, 2024, 14(9):1513-1516.
- [33] Zhu KZ, He C, Li Z, et al. Development and multicenter validation of a novel radiomics-based model for identifying eosinophilic chronic rhinosinusitis with nasal polyps[J]. Rhinology, 2023, 61(2):132-143.

- [34] Zou J, Lyu Y, Lin Y, et al. A multi-view fusion lightweight network for CRSwNPs prediction on CT images[J]. BMC Med Imaging, 2024, 24(1):112.
- [35] Lai S, Kang W, Chen Y, et al. An end-to-end CRSwNP prediction with multichannel ResNet on computed tomography[J]. Int J Biomed Imaging, 2024, 2024:4960630.
- [36] Du W, Kang W, Lai S, et al. Deep learning in computed tomography to predict endotype in chronic rhinosinusitis with nasal polyps[J]. BMC Med Imaging, 2024, 24(1):25.
- [37] Hua H, Li S, Xu Y, et al. Differentiation of eosinophilic and non-eosinophilic chronic rhinosinusitis on preoperative computed tomography using deep learning[J]. Clin Otolaryngol, 2023, 48(2):330-338.
- [38] Morse JC, Shilts MH, Ely KA, et al. Patterns of olfactory dysfunction in chronic rhinosinusitis identified by hierarchical cluster analysis and machine learning algorithms[J]. Int Forum Allergy Rhinol, 2019, 9(3):255-264.
- [39] Ramakrishnan VR, Arbet J, Mace JC, et al. Predicting olfactory loss in chronic rhinosinusitis using machine learning[J]. Chem Senses, 2021, 46:bjab042.
- [40] Parmar P, Habib AR, Mendis D, et al. An artificial intelligence algorithm that identifies middle turbinate pneumatization (concha bullosa) on sinus computed tomography scans[J]. J Laryngol Otol, 2020, 134(4):328-331.
- [41] Huang J, Habib AR, Mendis D, et al. An artificial intelligence algorithm that differentiates anterior ethmoidal artery location on sinus computed tomography scans[J]. J Laryngol Otol, 2020, 134(1):52-55.
- [42] Kuo CFJ, Leu YS, Hu DJ, et al. Application of intelligent automatic segmentation and 3D reconstruction of inferior turbinate and maxillary sinus from computed tomography and analyze the relationship between volume and nasal lesion[J]. Biomed Signal Process Control, 2020, 57:101660.
- [43] Nuutinen M, Haukka J, Virkkula P, et al. Using machine learning for the personalised prediction of revision endoscopic sinus surgery[J]. PLoS One, 2022, 17(4):e0267146.
- [44] He S, Chen W, Wang X, et al. Deep learning radiomics-based preoperative prediction of recurrence in chronic rhinosinusitis[J]. iScience, 2023, 26(4):106527.
- [45] Wang K, Ren Y, Ma L, et al. Deep learning-based prediction of treatment prognosis from nasal polyp histology slides[J]. Int Forum Allergy Rhinol, 2023, 13(5):886-898.
- [46] 金晓婷, 肖倩, 田梓蓉, 等. 智能健康管理软件鼻窦炎康复APP的设计与应用[J]. 中国护理管理, 2019, 19(3):440-444.
- [47] Ferraiolo PN, Dortas SD, Cruz FCD, et al. Development of a mobile app for the evaluation of patients with chronic rhinosinusitis[J]. Braz J Otorhinolaryngol, 2024, 90(2):101375.
- [48] Chen JH, Asch SM. Machine learning and prediction in medicine—Beyond the peak of inflated expectations[J]. N Engl J Med, 2017, 376(26):2507-2509.
- [49] Wells L, Bednarz T. Explainable AI and reinforcement learning—A systematic review of current approaches and trends[J]. Front Artif Intell, 2021, 4:550030.

(收稿日期:2025-02-21)

本文引用格式:吕威. 人工智能在慢性鼻窦炎精准诊疗中的研究进展[J]. 中国耳鼻咽喉颅底外科杂志, 2025, 31(3):1-6. DOI:10.11798/j.issn.1007-1520.202525077

Cite this article as: LYU Wei. Research advances of artificial intelligence in precise diagnosis and treatment of chronic rhinosinusitis[J]. Chin J Otorhinolaryngol Skull Base Surg, 2025, 31(3):1-6. DOI:10.11798/j.issn.1007-1520.202525077