

人工智能在支气管哮喘多维度 精准诊疗中的研究进展

祝猛, 赵太宏*

(南京医科大学附属脑科医院, 江苏 南京 210024)

【摘要】 支气管哮喘作为一种慢性炎症性呼吸系统疾病, 对患者的肺功能造成显著损害。人工智能技术在医学领域迅速发展, 为支气管哮喘的诊断、治疗和预后带来了新的机遇。本文全面综述人工智能在支气管哮喘诊疗中的应用研究进展, 涵盖机器学习、深度学习等技术在支气管哮喘高效智能预测、精准诊断分型、治疗决策与预后评估等方面的应用, 并深入探讨现行挑战与未来发展方向。

【关键词】 支气管哮喘; 人工智能; 机器学习

中图分类号: R562.2+5

文献标识码: A

文章编号: 2096-8965 (2025) 04-0036-08

Advances in artificial intelligence for precision diagnosis and treatment of bronchial asthma in multiple dimensions

Zhu Meng, Zhao Taihong*

(The Affiliated Brain Hospital of Nanjing Medical University, Nanjing 210024, Jiangsu, China)

【 Abstract 】 Bronchial asthma is a chronic inflammatory respiratory disease that significantly impairs lung function. In recent years, the rapid advancement of artificial intelligence (AI) technology in the medical field has created new opportunities for diagnosing, treating, and prognosis of bronchial asthma. This paper provides a comprehensive review of AI applications in bronchial asthma, highlighting the use of machine learning, deep learning, and other technologies for efficient and intelligent prediction, precise diagnosis and classification, treatment decision-making, and prognosis assessment. It also explores current challenges and potential future directions for development.

【 Keywords 】 Bronchial asthma; Artificial intelligence; Machine learning

支气管哮喘 (简称哮喘), 是一种常见的慢性呼吸道疾病, 全球发病率较高^[1]。近年来, 哮喘的总发病率逐年上升, 全球约有3.5亿哮喘患者, 是全球公共卫生面临的一项紧迫挑战^[2]。哮喘是一种

异质性疾病, 以慢性气道炎症和气道高反应性为特征, 伴有或不伴有胸闷、咳嗽等症状, 同时有不同程度的气流受限^[3], 准确的诊断和有效管理对于控制哮喘严重程度、改善患者生活质量和降低

收稿日期: 2025-09-09; 修回日期: 2025-10-27

基金项目: 南京市卫生科技发展专项资金项目 (ZKX24053)

通信作者: 赵太宏 (1968-), 男, 江苏南京人, 主任医师, 博士研究生导师, 主要从事公共卫生及眼科方面研究,

E-mail: zhaotaihong@njmu.edu.cn

医疗成本至关重要。哮喘的诊断尚无金标准。传统诊断主要依靠临床症状、肺功能检查和过敏原筛查,但这些方法存在局限性,因其对部分患者的症状敏感性不足且缺乏特异性,可能导致误诊或漏诊^[4-5]。近年来,人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术,尤其是机器学习(Machine Learning, ML)和深度学习(Deep Learning, DL)在医疗领域的应用迅速扩展^[6]。在医学领域, AI/ML的应用正引发革命性突破,这些先进技术不仅可以实现疾病的快速筛查,并且具备很高的诊断灵敏度和准确性,为哮喘的诊断和治疗带来新方法和新思路。

1 AI概述

AI系统是旨在构建具有类人智能特征的计算机系统,其核心技术架构包括ML、DL、自然语言理解和计算机视觉等交叉学科领域^[7]。ML是AI的核心领域之一,通过数据驱动的特征解析机制,使计算机系统具备从复杂信息流中自主归纳行为范式的能力,主要包括监督学习、无监督学习和强化学习^[8]。监督学习利用有标记数据训练模型,预测未知数据,常见任务包括回归和分类,主流算法包括线性回归算法、逻辑回归算法、决策树、支持向量机、随机森林、朴素贝叶斯分类等^[9];无监督学习处理无标记数据,发现数据内在结构和模式,如k-均值法、主成分分析等,通过减少数据维度,在保留关键信息的同时降低数据复杂性,便于数据可视化和后续分析^[10]。为了评估经过训练的ML模型的性能,必须使用几个合理的评估指标,根据任务类型选择差异化指标体系。分类任务评价指标往往是准确率、假阳性率、假阴性率、敏感性(召回率)、特异性、精确率、F1评分、受试者工作特征曲线及其下方面积(Area Under the Curve, AUC)。回归任务侧重于预测值和真实值之间的差异,评价指标包括均方误差、均方根误差、平均绝对误差和中位数绝对偏差等。强化学习通过智能体与环境交互,依据奖励信号学习最优策略,包含多反馈来逐渐优化决策过程^[11]。值得关注的是,DL作为ML的进阶形态,依托深层神经网络架构模拟生物神经元的信息处理机制。其中,卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)因其局部感知特性,在医学影像分析中展现出显著优势^[12],而递归神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)凭借时序记忆单元,在电子病历文本挖掘和生理信号处理方面具有独特价值^[13]。

2 AI在哮喘智能预测中的应用

2.1 多源数据驱动的风险预测

随着AI的突破,基于多源异构数据的智能分析方法正在重塑哮喘临床研究的范式,新兴的ML与DL技术通过整合医保数据、电子健康档案(Electronic Health Record, EHR)及环境暴露等多维度信息,在哮喘疾病风险预测、发作预警和病因分析等方面展现出显著优势^[14-15]。在医保数据应用层面,研究显示,极限梯度提升(eXtreme Gradient Boosting, XGBoost)模型通过分析医保报销数据构建的预测模型准确率达87.1% (AUC=0.930),其性能显著优于传统逻辑回归模型^[16]。在电子健康档案应用方面, Turcatel等^[17]基于百万级EHR数据建立的预测系统更实现了AUC=0.964的优异性能, SHAP特征分析表明,哮喘患者既往发作史与糖皮质激素使用为关键预测因子,为模型优化与临床重点关注方向提供了明确依据。此外,在环境暴露预测哮喘领域, DL算法展现出独特优势。RNN凭借其处理时序数据的天然能力,在该领域作用显著。例如,基于长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)模型的多源数据融合模型可有效预测哮喘就诊量,流感流行、温度波动及PM₁₀/NO₂/CO浓度被确定为关键驱动因素,充分验证了RNN在时序数据处理中的独特价值^[18]。另一项大型队列研究证实,时空随机森林模型估算的PM₁暴露水平与儿童哮喘风险显著相关,其贡献度占PM_{2.5}相关哮喘风险的62.7%^[19]。除了长期患病风险,哮喘急性发作的风险预测对于实现主动干预、避免病情恶化至关重要。例如, Emeryk等^[20]利用AI听诊设备结合传统指标分析,揭示了不同年龄患者哮喘急性发作的差异化监测策略。该研究表明, AI辅助听诊器联合多参数分析在儿童哮喘急性发作监测中表现优异(AUC>0.90),较传统方法效率提升40%,尤其对哮鸣音(幼童)和干啰音(年长儿)的敏感识别优势显著,为哮喘家庭化实时监测提供了可行性方案。然而,该技术在成人人群体中的普适性尚待验证。通过整合多源异构数据, ML与DL技术突破了传统模型的维度限制,显著提升了哮喘风险预测的精度与动态预警能力,但需要注意的是,不同算法构建的模型在预测性能上存在差异,如何根据数据类型选择适配性最优的预测模型,仍是未来研究需重点探索的方向。

2.2 基因组学与临床数据融合

随着全基因组关联研究 (Genome-Wide Association Studies, GWAS) 和基因表达谱分析技术的日益成熟, 研究者开始探索将遗传变异信息与临床表型特征相结合, 以突破单一数据类型在疾病预测和机制解析中的局限性^[21]。Qin 等^[22]首次将 GWAS 风险位点与临床特征结合, 运用 XGBoost、决策树、支持向量机和随机森林算法构建模型, 结果显示, 结合 GWAS 风险位点和临床数据后, XGBoost 模型表现最佳, 其 AUC 达 79.7%, 证明整合两类数据可提升哮喘预测模型的性能。另有一项研究从 NCBI 数据库获取 *GSE135192* 基因表达数据集, 经差异表达基因筛选、加权基因共表达网络分析 (Weighted Gene Co-expression Network Analysis, WGCNA)、富集分析, 再运用随机森林、最小绝对收缩和选择算子 (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator, LASSO) 回归算法和支持向量机递归特征消除等 ML 算法, 最终确定了 *AK2*、*PDK4* 等 11 个枢纽基因作为儿童哮喘潜在生物标志物, 其 AUC 均大于 0.78^[23]。该研究不仅验证了多组学整合的可行性, 更通过生物信息学手段为哮喘诊疗开辟了精准靶点筛选的新路径。

2.3 新型算法创新

传统哮喘诊断方法依赖症状观察和肺功能检测, 难以捕捉疾病的异质性, 而现有 ML 模型虽能处理多维数据, 却常忽视样本间的潜在关联, 或牺牲临床可解释性。针对样本关联性缺失问题, Li 等^[24]开发的亲和图增强分类器通过投影矩阵降维和样本关系建模, 将预测准确率提升至 72.50%, 较基线模型提高了 15%, 为多维数据场景下的哮喘风险预测提供了新的有效工具。此外, 针对先前开发的住院风险预测模型准确性高但缺乏可解释性的问题, 一项基于 XGBoost 算法的回顾性队列研究提出了融合规则置信度与临床可操作性的解释排序框架, 使得模型解释生成效率提升了 3 倍 (<0.01 s/解释), 为黑箱模型提供了透明化决策路径, 并通过贴合临床需求的解释设计, 提升了医生对模型结果的信任度与接受度^[25]。在时序数据利用与疾病异质性解析方面, Khasha 等^[9]进一步引入时间序列分析, 利用集成分类器 TSBEL.D1 捕捉 7 天动态窗口特征, 在哮喘预测水平分类中实现了高召回率与准确率, 揭示了时序数据对解析哮喘异质性的关键价值, 与静态数据相比, 动态时序信息能更全面反映疾病进展

规律, 为不同哮喘亚型的鉴别提供了更细致的特征支撑。可见, 新型算法通过优化特征提取、样本关联建模及时间序列动态特征捕捉等, 实现了预测准确率的突破, 但有待进一步的临床应用验证。鉴于哮喘涉及多通路、多靶点的复杂病理机制, 建议后续研究重点聚焦于运用 AI 技术解析不同病理生理因素在疾病早期阶段的交互作用机制, 并建立基于多模态数据的预测模型, 这将为哮喘的精准早筛提供新的理论依据与技术路径。

3 AI在哮喘精准分型诊断中的应用

3.1 肺功能与呼吸音智能分析

在呼吸系统疾病诊断中, 肺功能测试 (Pulmonary Function Tests, PFTs) 意义重大。对于评估哮喘特征, 肺功能检查亦至关重要, 但其解读依赖于专家意见, 易受主观因素影响^[26]。一项多中心非干预性研究对此进行了探索^[27], 研究中, 临床医生与 AI 软件同时评估了患者的 PFTs 及临床信息。结果显示, 临床医生对 PFTs 模式的解读与指南匹配率为 $(74.4 \pm 5.9)\%$, 诊断准确率为 $(44.6 \pm 8.7)\%$, 且医生间差异显著。相比之下, AI 软件在 PFTs 模式解读上与指南完全匹配, 诊断准确率达 82%, 显著优于临床医生。这表明, 临床医生对 PFTs 的解读和诊断存在高度变异性, 而 AI 软件性能更优, 为哮喘诊断提供了更可靠的依据。这一对比结果证实, AI 技术可有效规避人工解读的主观偏差, 为哮喘诊断提供更稳定、可靠的客观依据, 尤其适用于基层医疗机构或缺乏资深呼吸科专家的场景, 有助于提升诊断的标准化水平。除了 PFTs, 呼吸音听诊是哮喘临床评估的另一项基础手段。然而, 传统听诊主观性强, 尤其对于儿童哮喘中不典型的特征音, 易导致判断差异。ML 为呼吸音的客观、定量分析提供了新途径。针对儿童哮喘听诊特征音不典型的问题, 一项横断面研究通过提取 14 个声学特征参数构建的支持向量机模型, 在吸气相和呼气相分别取得了 96.53% 和 91.66% 的准确率, 为哮喘的无创诊断提供了新的技术路径^[28]。

3.2 影像组学鉴别诊断

影像组学技术的兴起为呼吸系统疾病鉴别诊断提供了新的维度。近期研究通过 ML 驱动定量影像分析, 成功实现了从二维图像到三维解剖结构的深度特征挖掘, 凸显了影像组学在哮喘精准分型中的价值。例如, Moslemi 等^[29]基于 CT 图像特征,

先通过CNN提取CT图像中气道壁厚度、肺气肿指数的深度空间特征,随后采用支持向量机等ML算法构建混合模型,实现哮喘和慢性阻塞性肺疾病(Chronic Obstructive Pulmonary Disease, COPD)鉴别,准确率达80%。该研究表明,ML结合CT特征分析在区分COPD和哮喘方面具有较高准确性。在儿童重症哮喘领域,基于胸部高分辨率计算机断层扫描(High-Resolution Computed Tomography, HRCT)的影像组学分析同样取得显著进展。一项回顾性病例对照研究收集了20例重症哮喘患儿和21例对照儿童的HRCT数据,建立ML模型对数据进行处理与分析^[30]。该研究结果显示,相较于对照组,重症哮喘患儿的支气管增厚评分、气道壁厚度百分比等指标均显著更高;此外,基于气道壁厚度百分比构建的模型在区分重症哮喘儿童和对照儿童时表现优异,其AUC达到0.99,充分表明利用ML技术对HRCT图像进行分析,能有效识别出与儿童重症哮喘相关的特征,有助于重症病例的早期发现。这种影像组学智能分析比临床医生肉眼“看片”更为准确,尤其有助于早期或不典型病例的诊断,但其普及仍需解决辐射安全和检测指标可视化问题。

3.3 无监督表型聚类应用

哮喘的高度异质性给精准医学带来了重大挑战,传统的基于症状严重程度或炎症表型分类的方法难以全面反映哮喘的复杂本质。无监督表型聚类技术通过挖掘多维临床数据中的潜在结构,为解析哮喘异质性提供了新视角^[31]。在一项针对哮喘患者亚型分类的研究中,以年龄、性别、体重指数、支气管扩张剂前后肺活量测定值及吸入/全身性类固醇使用情况为预测因子,运用k-prototype无监督ML构建聚类模型,最终从13 498例患者数据中识别出5个稳定哮喘亚型,涵盖从轻度过敏型到重度炎症型连续谱,这5个亚型代表不同的哮喘表型特征,研究成果提供了哮喘异质性的精细特征。这种方法通过描述不同的患者表型,有助于实施更有针对性的治疗干预^[10]。一项研究采用多视图聚类分析,识别出4个不同皮质类固醇反应表型,研究显示,晚发型、肺功能较差且基线嗜酸性粒细胞计数较高的哮喘患者对皮质类固醇的反应最为显著,而年轻、肥胖、患有严重气流受限且嗜酸性粒细胞炎症程度较轻的女性患者,其皮质类固醇反应相对较弱,该研究通过独立数据集验证了聚类稳定性,为精准哮喘分型提供了依据^[32]。此外,一项回顾性研

究通过收集符合特定标准的重度嗜酸性粒细胞性哮喘患者数据,运用围绕中心点划分(Partitioning Around Medoids, PAM)算法进行聚类分析,结合多种统计方法,评估患者在6个月和12个月时对美泊单抗治疗的反应和缓解情况。结果发现,聚类分析识别出两个对治疗反应不同的亚组,为哮喘个性化治疗提供了新的思路^[33]。尽管无监督聚类技术为哮喘分型提供了新的视角,但其临床应用仍需通过大规模的临床试验加以验证,以确保其安全性和有效性,从而实现哮喘分型与治疗方案的精准匹配。

4 AI在哮喘治疗决策管理中的应用

4.1 生物标志物导向治疗

生物标志物导向治疗正逐步改变呼吸系统疾病的精准干预策略。传统哮喘管理模式受限于单一生物标志物的诊断效能不足及病理机制解析的片面性,难以应对疾病异质性与共病复杂性的双重挑战。近期研究通过ML驱动的多组学数据整合,实现了从代谢紊乱到免疫失调的多维度探索,功能及通路分析揭示了哮喘发病机制的相关信息,并在多个数据集和小鼠模型中得到验证^[34]。在核心调控基因的挖掘领域,Jeong等^[35]构建的GOAT模型结合图神经网络和多组学数据,突破性地识别了CTNBN1、JUN等关键调控基因,其诊断效能较传统方法提升20%。针对严重哮喘的治疗困境,Hu等^[36]采用单样本基因集富集分析、LASSO回归、WGCNA以及多种ML算法,并通过小鼠模型验证,锁定7个核心基因(如S100A8、MMP9)及两类免疫亚型,即免疫活跃亚型与代谢相关亚型,为精准干预提供新策略。在脂质代谢相关生物标志物研究领域,一项研究首次通过Boruta特征选择算法、LASSO回归、支持向量机递归特征消除、XGBoost和随机森林5种ML算法筛选出哮喘中特征性脂质代谢相关生物标志物胆固醇25-羟化酶,证明了其作为核心脂质代谢基因在哮喘中高表达,强调靶向脂质代谢在哮喘治疗中的重要性^[37]。此外,针对哮喘患病率的性别差异,Chen等^[38]鉴于哮喘患病率存在性别差异且遗传因素在其发病中作用重要,运用网格搜索和交叉验证优化监督学习模型的参数,研究发现,XIST基因在女性中的表达显著高于男性,被认为是潜在的遗传生物标志物。基于当前研究锁定的核心基因与潜在靶点,未来研究需重点推进两大方向:一是加速

靶向药物的研发与临床试验,尤其是针对脂质代谢、免疫调节及共病相关通路的创新疗法;二是建立生物标志物的动态监测体系,结合患者临床特征实时调整治疗方案,最终实现哮喘从“经验治疗”向“精准靶向治疗”的转型。

4.2 智能监测与管理

哮喘的治疗效果高度依赖于患者对吸入性药物等长期治疗方案的遵从性,而依从性不足是导致病情控制不佳的常见原因^[39]。近年来,数字健康干预在哮喘的长期管理中展现出广泛的应用潜力,其通过整合多模态数据并实施个性化干预,为提升患者依从性与疾病控制水平提供了新路径。数字健康干预通过整合与分析用药记录(如电子药物监测盖数据)、可穿戴设备感知的生理参数、患者自我报告的症状与体验等多维度信息,能够精准识别出依从性欠佳的患者群体^[40]。在此基础上,系统可自动触发个性化的用药提醒、健康教育信息推送,甚至将风险预警反馈给临床医生,以便进行早期干预和管理。其中, van der Kamp 等^[41]通过结合呼吸生理传感器参数在家庭场景中准确评估儿童哮喘控制情况,使用物理活动追踪器、手持肺功能仪、智能吸入器等对所有儿童进行为期2周的家庭监测,并采用ML筛选与哮喘控制相关的指标,结果显示,构建的模型可准确识别88.9%的未控制哮喘儿童和90.6%的控制哮喘儿童,起床时间更早、缓解药物使用更多及呼吸频率恢复时间更长是未控制哮喘的显著因素。该多参数模型在哮喘控制监测中具备较高潜力,可为医疗专业人员提供家庭场景下的哮喘控制评估工具。另外,魏明月等^[42]通过构建基于“互联网+”的儿童哮喘居家一体化智能管理平台,采用采集层(整合分级诊疗数据与智能设备数据)、数据层(存储健康档案与专病数据)、支撑层(提供消息服务与决策支持)、应用层(通过微信小程序与Web端服务)的4层架构,联通线上线下与院内院外,实现哮喘从预防、诊断、治疗、监测到居家健康管理的闭环管理,有效提升了患儿哮喘居家治疗依从性与健康管理能力。未来需进一步结合AI技术,通过多维度数据优化个性化精准管理,提升管理的主动性与前瞻性。针对儿童与成人生理差异,应开发分年龄段的监测模型。当然,家庭化监测设备的推广还需解决用户数据安全问题。

4.3 临床决策工具

哮喘临床决策工具正从静态指南向动态智能系

统的范式转换,其核心挑战在于如何实现海量临床数据与实时决策需求的精准适配。西班牙最新发布的哮喘管理指南版本中最显著的创新是引入了iaGEMA这一AI聊天机器人系统,通过多模态数据处理架构(整合电子病历、生物传感器流式数据及患者报告信息)和基于Transformer的意图识别引擎,可实时解析临床问题并生成管理建议,开创了指南动态化执行的新模式^[43]。Sills等^[44]为优化儿科哮喘急诊资源分配,基于5家急诊科9 069例电子病历数据,构建了两个自动机器学习(AutoML)模型以预测住院需求,该AutoML模型表现显著优于随机森林和逻辑回归,AUC分别达0.914和0.942,关键特征包括既往就诊结果、急诊危重度指数评分、分诊时间与首次用药时间,其通过自动化特征工程和算法优化,能有效整合动态临床数据提升预测效能,为急诊医生提供决策支持。然而,部分临床医生通常不愿使用这些AI决策技术,特别是经验丰富的临床医生认为这对哮喘诊疗没有帮助^[45]。未来研究需重点关注技术性能与临床适配性的平衡:一方面需继续优化模型对动态数据的处理能力,提升建议的个性化程度;另一方面需通过医生参与式设计、多中心临床验证,解决工具与临床工作流的整合问题,最终实现AI技术与临床实践的深度融合,推动哮喘诊疗向更高效率、更高精准度的方向发展。

5 挑战与展望

5.1 现行挑战

5.1.1 数据异质性与标准化不足

哮喘患者的临床数据(如PFTs、影像学、生物标志物和患者报告结果)普遍面临着来源分散、格式不统一、样本量不够的问题^[46]。各医疗机构间采集数据协议的不一致、EHR系统的异构性,以及可穿戴设备数据的噪声影响,导致模型训练效率低下^[47-48]。这些局限性导致现有研究多为单中心、小样本回顾性研究,证据支撑性不足,重复性较低,导致结论可推广性受限。此外,缺乏统一的哮喘表型分类标准和数据共享机制进一步限制了AI模型的泛化能力^[31]。

5.1.2 模型可解释性与临床接受度

AI的可解释性也是亟需解决的问题。以DL模型中的神经网络为例,它们如同“黑箱”,虽然能提供结果,但其决策过程却不透明,这在临床上限

制了其广泛使用^[49]。尤其是在像重症哮喘治疗方案这种高风险场景中, 由于AI模型未能清晰展示其决策逻辑, 不仅影响了医生对诊疗方案的核查确认, 还加剧了患者对智能决策的信任忧虑, 甚至可能引发医疗伦理争议^[45]。为此, 开发可解释性AI工具, 结合哮喘病理生理机制提供透明化决策依据, 成为推进AI在医疗领域应用的关键方向^[50]。

5.1.3 伦理与隐私风险

哮喘患者数据的敏感性(如遗传信息、居住环境数据)要求AI开发遵循严格的隐私保护标准。然而, 联邦学习等隐私计算技术的应用仍面临算力和跨机构协作方面的障碍。同时, AI算法可能因训练数据偏差(如种族、年龄分布不均)导致对特定人群(如儿童或低收入群体)的诊断不公^[51]。如果模型的预测结果导致了错误的治疗决策, 责任应由谁来承担? 这些问题需要在AI应用的同时进行深入探讨和规范。

5.2 未来展望

借助ML、DL等技术, AI可对哮喘患者的临床数据进行分析, 实现准确地诊断、病情评估、治疗决策支持以及疾病管理和预测。未来AI将与其他新兴技术, 如物联网、大数据、基因测序等深度融合, 为哮喘的诊疗提供更全面、更精准的服务。通过物联网技术实时采集患者的生理数据、环境数据和行为数据, 结合大数据分析和智能算法, 实现对哮喘患者的个性化管理和精准治疗。同时, 致力于解决AI模型的可解释性问题, 开发出更加透明、可解释的AI模型, 提高医生和患者对模型的接受度和信任度, 加强AI在医学领域的伦理和法律规范研究, 确保其安全合法地应用, 都是医务工作者和AI研发者合作的重点领域。

参考文献

- [1] GARCÍA-MARCOS L, CHIANG C Y, ASHER M I, et al. Asthma management and control in children, adolescents, and adults in 25 countries: A Global Asthma Network Phase I cross-sectional study[J]. *Lancet Glob Health*, 2023, 11(2): e218-e228.
- [2] ASHER M I, GARCÍA-MARCOS L, PEARCE N E, et al. Trends in worldwide asthma prevalence[J]. *Eur Respir J*, 2020, 56(6): 2002094.
- [3] MENZIES-GOW A, BAFADHEL M, BUSSE W W, et al. An expert consensus framework for asthma remission as a treatment goal[J]. *J Allergy Clin Immunol*, 2020, 145(3): 757-765.
- [4] CHAWES B, ELENIOUS V. Pulmonary function testing for the diagnosis of asthma in preschool children[J]. *Curr Opin Allergy Clin Immunol*, 2022, 22(2): 101-106.
- [5] COCKCROFT D W. Methacholine challenge testing in the diagnosis of asthma[J]. *Chest*, 2020, 158(2): 433-434.
- [6] THEODOSIOU A A, READ R C. Artificial intelligence, machine learning and deep learning: Potential resources for the infection clinician[J]. *J Infect*, 2023, 87(4): 287-294.
- [7] WANG H, FU T, DU Y, et al. Scientific discovery in the age of artificial intelligence[J]. *Nature*, 2023, 620(7972): 47-60.
- [8] DEO R C. Machine learning in medicine[J]. *Circulation*, 2015, 132(20): 1920-1930.
- [9] KHASHA R, SEPEHRI M M, MAHDAVIANI S A. An ensemble learning method for asthma control level detection with leveraging medical knowledge-based classifier and supervised learning[J]. *J Med Syst*, 2019, 43(6): 158.
- [10] WU C P, SLEIMAN J, FAKHRY B, et al. Novel machine learning identifies 5 asthma phenotypes using cluster analysis of real-world data[J]. *J Allergy Clin Immunol Pract*, 2024, 12(8): 2084-2091.
- [11] CORONATO A, NAEEM M, DE PIETRO G, et al. Reinforcement learning for intelligent healthcare applications: A survey[J]. *Artif Intell Med*, 2020, 109: 101964.
- [12] LITJENS G, KOOI T, BEJNORDI B E, et al. A survey on deep learning in medical image analysis[J]. *Med Image Anal*, 2017, 42: 60-88.
- [13] APTEKAREV T, SOKOLOVSKY V, FURMAN E, et al. Application of deep learning for bronchial asthma diagnostics using respiratory sound recordings[J]. *PeerJ Comput Sci*, 2023, 9: e1173.
- [14] BUDIARTO A, TSANG K C H, WILSON A M, et al. Machine learning-based asthma attack prediction models from routinely collected electronic health records: Systematic scoping review[J]. *JMIR AI*, 2023, 2: e46717.
- [15] ALHARBI E T, NADEEM F, CHERIF A. Predictive models for personalized asthma attacks based on patient's biosignals and environmental factors: A systematic review [J]. *BMC Med Inform Decis Mak*, 2021, 21(1): 345.
- [16] JOO H, LEE D, LEE S H, et al. Increasing the accuracy of the asthma diagnosis using an operational definition for asthma and a machine learning method[J]. *BMC Pulm Med*, 2023, 23(1): 196.
- [17] TURCATEL G, XIAO Y, CAVENEY S, et al. Predicting asthma exacerbations using machine learning models[J]. *Adv Ther*, 2025, 42(1): 362-374.

- [18] HWANG H, JANG J H, LEE E, et al. Prediction of the number of asthma patients using environmental factors based on deep learning algorithms[J]. *Respir Res*, 2023, 24(1): 302.
- [19] WU C, ZHANG Y, WEI J, et al. Associations of early-life exposure to submicron particulate matter with childhood asthma and wheeze in China[J]. *JAMA Netw Open*, 2022, 5(10): e2236003.
- [20] EMERYK A, DEROM E, JANECZEK K, et al. Home monitoring of asthma exacerbations in children and adults with use of an AI-aided stethoscope[J]. *Ann Fam Med*, 2023, 21(6): 517-525.
- [21] GRANELL R, CURTIN J A, HAIDER S, et al. A meta-analysis of genome-wide association studies of childhood wheezing phenotypes identifies ANXA1 as a susceptibility locus for persistent wheezing[J]. *Elife*, 2023, 12: 84315.
- [22] QIN Z M, LIANG S Q, LONG J X, et al. Importance of GWAS risk loci and clinical data in predicting asthma using machine-learning approaches[J]. *Comb Chem High Throughput Screen*, 2024, 27(3): 400-407.
- [23] LIN K, WANG Y, LI Y, et al. Identification of biomarkers associated with pediatric asthma using machine learning algorithms: A review[J]. *Medicine (Baltimore)*, 2023, 102(47): e36070.
- [24] LI D, ABHADIOMHEN S E, ZHOU D, et al. Asthma prediction via affinity graph enhanced classifier: A machine learning approach based on routine blood biomarkers[J]. *J Transl Med*, 2024, 22(1): 100.
- [25] ZHANG X, LUO G. Ranking rule-based automatic explanations for machine learning predictions on asthma hospital encounters in patients with asthma: Retrospective cohort study[J]. *JMIR Medical Informatics*, 2021, 9(8): e28287.
- [26] DAS N, HAPPAERTS S, GYSELINCK I, et al. Collaboration between explainable artificial intelligence and pulmonologists improves the accuracy of pulmonary function test interpretation[J]. *Eur Respir J*, 2023, 61(5): 2201720.
- [27] TOPALOVIC M, DAS N, BURGEL P R, et al. Artificial intelligence outperforms pulmonologists in the interpretation of pulmonary function tests[J]. *Eur Respir J*, 2019, 53(4): 1801660.
- [28] 胡朝山, 刘静, 张琪, 等. 基于支持向量机的平稳期儿童哮喘诊断方法研究[J]. *北京化工大学学报(自然科学版)*, 2024, 51(5): 114-120.
- [29] MOSLEMI A, KONTOGIANNI K, BROCK J, et al. Differentiating COPD and asthma using quantitative CT imaging and machine learning[J]. *Eur Respir J*, 2022, 60(3): 2103078.
- [30] DE FILIPPO M, FASOLA S, DE MATTEIS F, et al. Machine learning-enhanced HRCT analysis for diagnosis and severity assessment in pediatric asthma[J]. *Pediatr Pulmonol*, 2024, 59(12): 3268-3277.
- [31] TYLER S R, CHUN Y, RIBEIRO V M, et al. Merged affinity network association clustering: Joint multi-omic/clinical clustering to identify disease endotypes[J]. *Cell Rep*, 2021, 35(2): 108975.
- [32] WU W, BANG S, BLEECKER E R, et al. Multiview cluster analysis identifies variable corticosteroid response phenotypes in severe asthma[J]. *Am J Respir Crit Care Med*, 2019, 199(11): 1358-1367.
- [33] DI BONA D, BILANCIA M, CRIMI C, et al. Cluster analysis identifies patients with severe eosinophilic asthma who achieve super-response and remission with mepolizumab[J]. *Clin Exp Allergy*, 2025, 55(2): 202-204.
- [34] ZHONG X, SONG J, LEI C, et al. Machine learning-based screening of asthma biomarkers and related immune infiltration[J]. *Frontiers in allergy*, 2025, 6: 1506608.
- [35] JEONG D, KOO B, OH M, et al. GOAT: Gene-level biomarker discovery from multi-omics data using graph attention neural network for eosinophilic asthma subtype [J]. *Bioinformatics*, 2023, 39(10): btad582.
- [36] HU Y, LIN Y T, PENG B, et al. Deciphering the Immune subtypes and signature genes: A novel approach towards diagnosing and prognosticating severe asthma through interpretable machine learning[J]. *Journal of Immunology Research*, 2024, 2024(1): 1218700.
- [37] DING X, QIN J, HUANG F, et al. The combination of machine learning and untargeted metabolomics identifies the lipid metabolism -related gene CH25H as a potential biomarker in asthma[J]. *Inflamm Res*, 2023, 72(5): 1099-1119.
- [38] CHEN C, YUAN F L, MENG X W, et al. Genetic biomarker prediction based on gender disparity in asthma throughout machine learning[J]. *Frontiers in Medicine*, 2024, 11: 1397746.
- [39] JIA X, ZHOU S, LUO D, et al. Effect of pharmacist-led interventions on medication adherence and inhalation technique in adult patients with asthma or COPD: A systematic review and meta-analysis[J]. *J Clin Pharm Ther*, 2020, 45(5): 904-917.
- [40] ALMUTAIRI M, MARRIOTT J F, MANSUR A. Effect of monitoring adherence to regular inhaled corticosteroid (ICS) alone or in combination with a long-acting β_2 -agonist (LABA) using electronic methods on asthma outcomes: A narrative systematic review[J]. *BMJ Open*,

- 2023, 13(8): e074127.
- [41] VAN DER KAMP M R, KLAVER E C, THIO B J, et al. WEARCON: Wearable home monitoring in children with asthma reveals a strong association with hospital based assessment of asthma control[J]. BMC Med Inform Decis Mak, 2020, 20(1): 192.
- [42] 魏明月, 董晓艳, 王淑. 基于“互联网+”的儿童哮喘居家一体化智能管理模式研究与应用[J]. 中国数字医学, 2025, 20(1): 26-31.
- [43] PLAZA MORAL V, ALOBID I, ÁLVAREZ RODRÍGUEZ C, et al. GEMA 5.3. Spanish guideline on the management of asthma[J]. Open Respir Arch, 2023, 5(4): 100277.
- [44] SILLS M R, OZKAYNAK M, JANG H. Predicting hospitalization of pediatric asthma patients in emergency departments using machine learning[J]. Int J Med Inform, 2021, 151: 104468.
- [45] DAINES L, DONAGHY E, CANNY A, et al. Clinician views on how clinical decision support systems can help diagnose asthma in primary care: A qualitative study[J]. J Asthma, 2024, 61(4): 377-385.
- [46] HAUG C J, DRAZEN J M. Artificial intelligence and machine learning in clinical medicine, 2023[J]. N Engl J Med, 2023, 388(13): 1201-1208.
- [47] TAJIRIAN T, STERGIOPOULOS V, STRUDWICK G, et al. The influence of electronic health record use on physician burnout: Cross-sectional survey[J]. J Med Internet Res, 2020, 22(7): e19274.
- [48] PENEV Y P, BUCHANAN T R, RUPPERT M M, et al. Electronic health record data quality and performance assessments: Scoping review[J]. JMIR Med Inform, 2024, 12: e58130.
- [49] LONDON A J. Artificial intelligence and black-box medical decisions: Accuracy versus explainability[J]. Hastings Cent Rep, 2019, 49(1): 15-21.
- [50] RUDIN C. Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead[J]. Nature Machine Intelligence, 2019, 1(5): 206-215.
- [51] MARTIN M J, BEASLEY R, HARRISON T W. Towards a personalised treatment approach for asthma attacks[J]. Thorax, 2020, 75(12): 1119-1129.

(上接第26页)

- carrying proinflammatory factors may spread atherosclerosis to remote locations[J]. Cellular and Molecular Life Sciences, 2022, 79(8): 430.
- [20] ZHANG L, ZHENG B, BAI Y, et al. Exosomes-transferred LINC00668 contributes to thrombosis by promoting NETs formation in inflammatory bowel disease [J]. Adv Sci (Weinh), 2023, 10(28): e2300560.
- [21] LIU C, LIU D, ZHENG X, et al. Munc13-4 mediates tumor immune evasion by regulating the sorting and secretion of PD-L1 via exosomes[J]. Nature Commun, 2025, 16(1): 9080.
- [22] 梁云云, 莫沛, 解龙昌, 等. 血小板外泌体携带 miR-126 在缺血性脑卒中患者急性期的变化[J]. 现代医院, 2021, 12(3): 478-480.
- [23] HUANG S, YAN F, QIU Y, et al. Exosomes in inflammation and cancer: From bench to bedside applications[J]. Molecular Biomedicine, 2025, 6(1): 41.
- [24] YAN C, CHEN J, WANG C, et al. Milk exosomes-mediated miR-31-5p delivery accelerates diabetic wound healing through promoting angiogenesis[J]. Drug Delivery, 2022, 29(1): 214-228.
- [25] 张铃, 黄雅娜, 蔡巧燕, 等. 基于 PI3K/Akt/eNOS 信号通路探讨丹酚酸 B 对 Ang II 诱导的内皮细胞一氧化氮合成的影响[J]. 福建中医药, 2022(5): 31-34.
- [26] LI L, WANG Y, YU X, et al. Bone marrow mesenchymal stem cell-derived exosomes promote plasminogen activator inhibitor 1 expression in vascular cells in the local microenvironment during rabbit osteonecrosis of the femoral head[J]. Stem Cell Research & Therapy, 2020, 11(1): 480.
- [27] WANG H, JIANG R, ZHONG F, et al. Ultrasound-triggered targeted delivery of engineered ADSCs-derived exosomes with high SDF-1 α levels to promote cardiac repair following myocardial infarction[J]. International Journal of Pharmaceutics, 2025, 681: 125786.
- [28] CHENG N, LUO Q, YANG Y, et al. Injectable pH responsive conductive hydrogel for intelligent delivery of metformin and exosomes to enhance cardiac repair after myocardial ischemia-reperfusion injury[J]. Adv Sci (Weinh), 2025, 12(24): e2410590.
- [29] ZHANG K, WANG P, HUANG W, et al. Integrated landscape of plasma metabolism and proteome of patients with post-traumatic deep vein thrombosis[J]. Nature Commun, 2024, 15(1): 7831.
- [30] ZHU L, LIAN W, YU N, et al. Erythrocyte-membrane-camouflaged magnetic nanocapsules with photothermal/magnetothermal effects for thrombolysis[J]. Advanced Healthcare Materials, 2024, 13(20): e2400127.