

## · 智能医疗专题 · 综述 ·

DOI: 10.12464/j.issn.0253-9802.2025-0101

## 智能化诊断与治疗在儿童口呼吸中的应用

郑阳山<sup>1</sup>, 赵天峰<sup>2</sup>, 石照辉<sup>3,4</sup>✉

(1. 深圳市龙岗中心医院 / 深圳市第九人民医院耳鼻咽喉科, 广东 深圳 518116; 2. 中国人民解放军南部战区总医院耳鼻咽喉 - 头颈外科, 广东 广州 510010; 3. 中山大学附属第三医院耳鼻咽喉 - 头颈外科, 广东 广州 510630; 4. 中山大学附属第三医院过敏科, 广东 广州 510630)

**【摘要】** 口呼吸 (MB) 是一种常见的异常呼吸方式, 长时间 MB 可能导致诸多健康问题, 尤其对儿童牙颌面、言语及神经等的发育不利。近年来, 以人工智能 (AI) 为代表的智慧医疗技术逐步应用于 MB 的诊断与治疗, 展现了现代技术在 MB 的早期筛查、治疗方式选择及治疗效果评估等方面的独特优势。文章回顾近年来的文献, 深入阐述智能化技术在 MB 诊断与治疗过程中的应用, 以期更充分地认识 MB 智能化诊断与治疗所面临的机遇与挑战, 打破学科边界, 开展广泛的“医工结合”研究, 造福更多的 MB 儿童。

**【关键词】** 口呼吸; 人工智能; 诊断; 治疗; 儿童

## Application of intelligent diagnosis and treatment in mouth breathing

ZHENG Yangshan<sup>1</sup>, ZHAO Tianfeng<sup>2</sup>, SHI Zhaohui<sup>3,4</sup>✉

(1. Department of Otorhinolaryngology, Longgang Center Hospital of Shenzhen, the Ninth People's Hospital of Shenzhen, Shenzhen 518116, China; 2. Department of Otolaryngology-Head and Neck Surgery, General Hospital of Southern Theatre Command, Guangzhou 510010, China; 3. Department of Otorhinolaryngology-Head and Neck Surgery, the Third Affiliated Hospital of Sun Yat-sen University, Guangzhou 510630, China; 4. Department of Allergy, the Third Affiliated Hospital of Sun Yat-sen University, Guangzhou 510630, China)

Corresponding author: SHI Zhaohui, E-mail: shizhh35@mail.sysu.edu.cn

**【Abstract】** Mouth breathing (MB) is a common abnormal breathing pattern in children, and prolonged MB may lead to numerous health problem, especially unfavourable to the development of children's teeth and jaws, speech and nerves. In recent years, intelligent healthcare represented by artificial intelligence (AI) has gradually been applied to the diagnosis and treatment of MB, demonstrating unique advantages of modern technology in early screening, treatment modality selection, and treatment effect evaluation for MB. In this article, we reviewed the recent literature and elaborate the application of intelligent technology in the diagnosis and treatment of MB, with the aim of more fully understanding the opportunities and challenges of intelligent diagnosis and treatment of MB, breaking down the boundaries of disciplines, and carrying out a wide range of 'medical-industrial integration' research, so as to benefit more children with MB.

**【Key words】** Mouth breathing; Artificial intelligence; Diagnosis; Treatment; Children

口呼吸 (mouth breathing, MB) 是一种异常的呼吸方式, 不仅常与阻塞性睡眠呼吸暂停综合征 (obstructive sleep apnea syndrome, OSAS) 并存<sup>[1]</sup>, 还可能引发颌面异常<sup>[2]</sup>、牙骀畸形<sup>[3]</sup>、言语障碍<sup>[4]</sup>等健康问题。流行病学数据显示, MB 在儿童中的发病率较高且存在明显地域差异: 巴西儿童发病

率高达 54.81%<sup>[5]</sup>; 在日本儿童日间和睡眠时的发病率分别为 35.5% 和 45.9%<sup>[6]</sup>; 德国的发病率则为 17.7%<sup>[7]</sup>。我国兰州地区的横断面研究显示, 儿童 MB 发病率达 42.9%<sup>[8]</sup>。目前, MB 的诊断主要依赖医师对患者临床资料及症状描述的分析能力, 存在主观性强、诊断效率低等局限性。随着信息

收稿日期: 2025-03-19

基金项目: 广东省重点领域研发计划 (2020B0101130015, 2023B1111040004); 深圳市龙岗区经济与科技发展专项资金医疗卫生科技计划项目 (LGKCYLWS2021000029)

作者简介: 郑阳山, 住院医师, 研究方向: 儿童睡眠呼吸障碍, E-mail: Change9620@163.com; 石照辉, 通信作者, 副主任医师, 研究方向: 变应性鼻炎发病机制, E-mail: shizhh35@mail.sysu.edu.cn

技术的不断发展,智能化诊疗不仅有助于缓解专科医师人力紧张的问题,也能提升诊疗效率<sup>[9]</sup>。因此,越来越多的人工智能(artificial intelligence, AI)技术被应用于儿童耳鼻咽喉疾病的诊疗<sup>[10]</sup>,为MB的诊疗带来了新的机遇和挑战。本文系统综述AI在MB诊疗中的应用进展,并对其未来发展进行展望。

## 1 MB的病因诊断

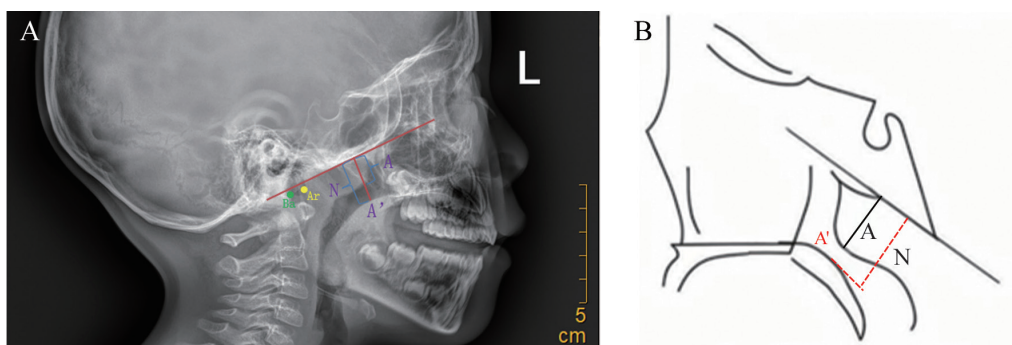
儿童MB的常见病因包括腺样体肥大(adenoid hypertrophy, AH)、扁桃体肥大<sup>[11-12]</sup>及过敏性鼻炎(allergic rhinitis, AR)<sup>[13]</sup>。其中,扁桃体肥大可通

过 Brodsky 分级量表评估<sup>[14]</sup>,该量表通过扁桃体占口咽宽度的百分比来反映肥大的程度。由于扁桃体的大小可通过查体直接评估,因此本部分将重点对 AH 及 AR 的诊断进行综述。

### 1.1 AH 的诊断

#### 1.1.1 智能化诊断在鼻咽侧位片检查中的应用

鼻咽侧位 X 线片通过 Fujioka 比率法测量腺样体厚度(A)与鼻咽腔宽度(N)的比值(A/N)<sup>[15]</sup>,在该方法中,需要在鼻咽侧位片上手动标记4个标志点以测量 A/N(图1)。然而,这一过程不仅耗时,还高度依赖操作者的个人经验,因此有必要借助更准确高效的算法来自动评估鼻咽侧位片中的腺样体大小。



注:图A为在鼻咽侧位片标记及测量 A/N 值的方法,图B为其简易示意图,腺样体前缘最凸出点到枕骨斜坡前缘切线的距离为 A, A 的反向延长线与硬腭后端或软腭前中部上缘的交点(A')和枕斜面侧面切线之间的垂直距离为 N, Ba 为颅底点(蝶骨斜坡与枕骨基部的相交顶端), Ar 为关节点(下颌髁突颈后缘与颅底下缘交点)。

图1 腺样体厚度/鼻咽腔宽度(A/N)的测量方法及示意图

Figure 1 Measurement method and schematic diagram of adenoid thickness/nasopharynx width (A/N)

2020年,中国学者 Shen 等<sup>[16]</sup>通过深度学习将 AH 分类任务转化为关键点定位,有效避免了过拟合。在他们的研究中,采用卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)对包含 688 张鼻咽侧位片的数据集进行训练,并设计了一种全新的正则化项 Vertical Loss,用于捕捉关键点之间的垂直关系以提高准确性,最终取得了高达 95.6% 的准确率。Alshbishi 等<sup>[17]</sup>则使用 U-net 模型分割侧位片中的腺样体, Dice 系数(常用于医学图像分割性能评估,越接近 1 代表性越好)为 0.74,表明对腺样体分割具有一定的准确性,然而,这并不直接等同于诊断 AH 的准确性,还需要更多的临床验证和研究。王军等<sup>[18]</sup>基于深度学习方法,利用多分类 U-Net 和 Res U-Net 网络对鼻咽侧位片进行分割,并通过 Matlab 模型自动测量 A/N。结

果显示, Res U-Net 模型在测试集上分割性能更优,与主治医师的诊断能力相当,对病理性肥大腺样体的诊断准确率达 96.0%。针对训练数据不足的问题, Zhao 等<sup>[19]</sup>为提高神经网络的性能和泛化能力,对原始图像的像素和角度进行调整,扩充数据集至 9 877 张。他们构建的 HeadNet 模型能够准确地识别 A'、Ba、Ar、PNS 4 个关键点,诊断准确率为 0.919, ROC 曲线下面积(area under the curve, AUC)为 0.987。但研究中使用了连接 Ar 和 Ba 两点的直线代替了连接枕骨斜坡的切线,这在临界病例中可能会影响结果。Rao 等<sup>[20]</sup>则通过 AdeNet 模型,并结合多尺度局部注意力模块 AdeBlock,使用 PyTorch 深度学习框架进行模型训练。该模型捕捉图像关键信息的能力更强,降低了不相关信息的窗口权重,有利于提高抗干扰能力。此次研

究纳入了1425张鼻咽侧位片,是目前同类研究中纳入图像最多的。

相较于确定标志点的方法,Liu等<sup>[21]</sup>则基于VGG16模型提出了一个简化版VGG-Lite模型,该模型采用直接分类的方法,将图像分类为正常或病理性AH,从而有效避免了关键点定位的误差。结果显示,该模型的F1值达到0.889,检测速度较专家快约522倍。2024年,Guo等<sup>[22]</sup>通过1188例鼻咽侧位片对AlexNet、VGG16、Inception V3、ResNet50和DenseNet121共5个模型进行训练和验证。结果显示,5个模型均表现出良好的诊断性能,其中DenseNet121的表现最出色,其诊断能力与高级放射科医师相当。然而,该模型的性能仍然没有超过Liu等<sup>[21]</sup>提出的VGG-Lite模型。Guo等<sup>[22]</sup>认为可能是因为所有模型均在ImageNet上进行预训练,导致自然图像上的预训练模型在应用于医学图像时未能达到最佳性能。

### 1.1.2 智能化诊断在锥形束计算机断层扫描中的应用

近年来,锥形束计算机断层扫描(cone-beam computed tomography, CBCT)也已被探索用于腺样体大小的评估。与鼻内镜检查相比,CBCT展现出良好的一致性,其Kappa值为0.748<sup>[23]</sup>。王路等<sup>[24]</sup>利用U-Net网络构建模型,实现了腺样体及鼻咽气道的全自动分割,并证明了其高准确性和应用价值,为MB的三维诊断标准提供了数据支持。Thereza-Bussolaro等<sup>[25]</sup>对14名儿童进行CBCT扫描,获取鼻咽部腺样体区域的影像数据,并借助Dolphin软件构建腺样体组织(adenoid mass, AD)及鼻咽部空隙(the lumen, LU)的3D模型,进而与鼻内镜检查结果进行比较,结果显示,AD的3D模型在诊断AH方面准确性较高,而LU的3D模型准确性欠佳。Dong等<sup>[26]</sup>则针对CBCT,基于U-Net构建了用于分割上气道的HMSAU-Net模型,该模型通过引入自注意力机制和分层掩码构建而成,其Dice系数为0.96,明显高于3D-ResNet10。此外,他们还基于ResNet结合3D构建了3D-ResNet模型用于AH的诊断。结果显示,3D-ResNet具有极好的自动诊断AH的能力,平均准确率为0.912。

在影像学检查中,现有研究虽通过智能化技术显著提升了AH诊断的自动化水平(表1),但当前研究仍存在局限性:①数据来源单一,多局限于特定地区或设备;②关键点定位易受图像质量影响;③临床实用性验证不足,缺乏真实场景

误诊成本分析。

### 1.1.3 智能化诊断在鼻内镜检查中的应用

相较于鼻咽侧位X片,电子鼻内镜检查具有无辐射、能够直观显示腺样体大小、形态及其与周围结构的关系等优势,因此被相关指南推荐为AH的诊断方法<sup>[27]</sup>,然而,该方法具有一定的主观性,需要凭借诊断者的经验进行判断。因此,基于AI的客观化诊断技术是弥补主观经验依赖性、提升诊断一致性的重要研究方向。

Zheng等<sup>[28]</sup>提出了一种基于对比学习的AH诊断模型MIB-ANet,该模型有效解决了腺样体内镜图像分类问题,并通过SimCLR预训练提升了模型性能,其性能优于经典CNN。基于此研究,Bi等<sup>[29]</sup>提出一种新的多尺度分级网络MIB-ANet模型,其性能接近中级临床医师水平。与传统CNN模型相比,MIB-ANet的参数数量较少,有效避免了过拟合问题。其缺点是对腺样体大小较为敏感,若内镜距离腺样体过近,容易被预测为更高的分级,未来需扩大数据集以优化性能。或许引入Rao等<sup>[20]</sup>所采用的注意力机制,可以使模型聚焦腺样体与周围组织的空间关系特征,而不是单纯依赖腺样体大小,从而减少因图像采集问题引起的分级偏倚。2024年,何昌源等<sup>[30]</sup>开发了一种创新的三维重建方法,该方法结合了Point-e算法、3D-CNN和生成对抗网络技术,以处理鼻内镜下的腺样体图像。通过这种深度学习方法,他们成功地从二维内窥镜图像中提取关键特征点,并生成了高精度的腺样体3D点云模型,提高了腺样体图像重建的精度和效率,为临床诊断和治疗规划提供了更为准确和全面的腺样体解剖结构信息。

尽管影像学及鼻内镜检查在AH智能化诊断方面取得了显著进展,但仍存在一些局限需进一步解决。首先,鼻内镜及影像图片上均可能包含患者的隐私信息,因此,确保数据的安全性和合规性是未来重要的挑战。其次,不同研究者可能使用不同的标注标准,导致标注结果不一致,从而影响模型的可比性。此外,目前研究重点主要集中在AH的分级上,尚未考虑其他鼻咽部疾病的鉴别诊断。因此,未来需要开发一个更全面的鼻部疾病分类模型,以提高诊断的准确性和实用性。

### 1.2 智能化诊断在AR中的应用

AR是常见的疾病之一,在人群中发病率为10%~40%<sup>[31]</sup>,鼻塞是其主要症状之一<sup>[32]</sup>。2015年,Christopher等<sup>[33]</sup>比较了5种监督学习方法,并开

表1 AI在AH诊断中的研究

Table 1 Research on artificial intelligence in the diagnosis of adenoid hypertrophy

研究者	方法	数据集	准确率	创新性或局限性
Shen 等 <sup>[16]</sup>	ResNet50	正常: 61 张图像 轻度肥大: 119 张图像 重度肥大: 488 张图像	准确率: 95.6%; F1 值: 0.957; A/N 错误: 0.026	① 首次将分类任务转化为关键点定位, 提高了诊断效率, 减少了人为误差。 ② 垂直损失正则化项可捕捉关键点之间的垂直关系, 进一步提高了网络性能, 尤其是在数据有限的情况下。
Alshbishi 等 <sup>[17]</sup>	U-Net	训练集: 416 张图像 测试集: 356 张图像	Dice 系数: 0.74	① 首次尝试使用 U-Net 架构解决腺样体检测和分割问题。② 该模型可应用于其他医学图像分割任务, 具有良好的可扩展性。
王军等 <sup>[18]</sup>	多分类 U-Net 和 Res U-Net	训练集: 663 张图像 验证集: 134 张图像 测试集: 100 张图像 外部验证: 150 张图像	诊断正常、中度肥大和病理性肥大腺样体的准确率分别为 93.75%、93.02% 和 96.00%	① Res U-Net 性能优于 U-Net。② 且 Res U-Net 测量的 A/N 比值与主治医师相当。③ 时间显著少于手动测量时间, 分别是主任医师、主治医师和住院医师手工测量时间的 22%、21% 和 18%。
Zhao 等 <sup>[19]</sup>	HeadNet, 包括卷积层、注意力残差模块、沙漏模块、积分回归层等	训练集: 581 张图像 验证集: 160 张图像 数据增强: 9877 张图像	准确率: 0.919; 灵敏度: 0.906; 特异度: 0.938; AUC: 0.987	① 使用图像旋转和像素调整等方法增强训练数据集, 提高模型的泛化能力。 ② 使用注意力机制和残差模块提高模型对关键点的检测精度。
Rao 等 <sup>[20]</sup>	AdeNe 模型, 包括 AdeBlock、多尺度局部注意交互等	训练集: 1 209 张图像 验证集: 116 张图像 测试集: 100 张图像	均方误差: 0.002 3; 平均相对误差: 1.91; 标准差: 7.64	① 与其他模型 (FCN、Res U-Net、AttUNet、TransUNet) 相比, 除了 MRE 略低外, 其他指标均优于 AttUNet。② 数据来自三家医院, 是最大和最多样化的数据集, 增强了模型的泛化能力。
Liu 等 <sup>[21]</sup>	VGG-Lite: VGG16 的简化版本	训练集: 1 023 张图像 正常: 505 张图像 病理: 418 张图像	灵敏度: 0.898; 特异度: 0.882; F1: 0.889	① 直接对 X 光图像进行分类, 无需手动关键点定位。② 基于 VGG16 的简化模型, 参数更少, 避免过拟合。③ 检测速度是专业医师的 522 倍, 性能相当。
Guo 等 <sup>[22]</sup>	AlexNet、VGG16、Inception、ResNet、DenseNet	训练集: 806 张图像 内部验证: 202 张图像 外部验证: 180 张图像	准确率: 89.5%、87.8%; 灵敏度: 87%、85.8%; 特异度: 91.3%、90%	① 引入外部验证组, 更好地验证模型性能和泛化能力。② DenseNet121 表现良好, 接近高级放射科医师的水平。
王路等 <sup>[24]</sup>	U-Net	训练集: 34 张图像 测试集: 18 张图像 验证集: 188 张图像	准确率: 91%; 均交并比: 86%; 相似系数: 92%	① 国内首次采用基于注意力机制和编码-解码架构的 U-Net 网络进行腺样体及鼻咽气道体积预测。② 为 AH 的三维诊断标准研究提供了数据支持。
Thereza-Bussolaro 等 <sup>[25]</sup>	CBCT+ Dolphin 软件 3D 打印	14 名儿童的 CBCT 扫描数据	准确率: 88%; 灵敏度: 100%; 特异度: 70%	① 比较了两种 3D 打印模型 (LU 3D 和 AD 3D) 和两种 2D 图像 (LU 2D 和 AD 2D) 的评估效果。② AH 3D 模型在评估 AH 方面具有高准确性和可靠性。③ 本研究纳入的样本量相对较小。
Dong 等 <sup>[26]</sup>	① HMSAU-Net: 基于 U-Net 的上气道分割; ② 3D-ResNet: 基于 ResNet 的 AH 诊断	正常: 52 张图像 病理: 35 张图像	① HMSAU-Net 模型: Dice 系数为 0.96; ② 3D-ResNet 模型: 准确率为 0.912, 灵敏度为 0.976, 特异度为 0.857, F1 为 0.961	① 该系统结合了上气道分割和 AH 诊断, 实现自动化诊断。② 比较发现 HMSAU-Net 模型在捕捉局部信息方面不如 3D U-Net 模型。

发了一个基于皮肤过敏原测试的临床决策支持系统, 其诊断准确率超过了初级临床医师, 达到 88%。Malizia 等<sup>[34]</sup> 采用机器学习中的潜类分析, 基于鼻细胞学数据对儿童 AR 进行分型, 弥补了传统诊断方法无法充分捕捉 AR 异质性的缺点, 为儿童 AR 的个性化治疗提供了依据。然而, 该研究仅单次评估了鼻部细胞学等指标, 而随着时间推移,

症状和细胞分布可能会发生变化, 因此, 可能无法反映症状和炎症的长期变化和趋势, 后续需要纵向研究来进一步验证。Dai 等<sup>[35]</sup> 提出了一种基于集成学习诊断 AR 的方法, 并比较了传统机器学习及基于此开发的集成学习方法。结果显示, 集成学习方法中的 ARF-OOBEE 模型在 G-means 和 AUC 指标的准确性提高了近 2%, 且泛化能力和处

理不平衡数据的能力更强。AR引起的鼻塞是引起MB的重要原因<sup>[13]</sup>，因此评估患儿的鼻塞严重程度至关重要，尤其是腺样体扁桃体切除术后仍有MB的儿童<sup>[36]</sup>。研究表明，通气不佳的鼻腔呼吸的温度差会更小<sup>[37]</sup>。基于此，Jiang等<sup>[38]</sup>使用智能手机连接的红外热成像设备，记录每个鼻孔吸气和呼气时的最大温度，从而计算温度差，以判断鼻塞的严重程度。但该研究中鼻塞程度的评估依赖于NOSE评分，未使用其他客观测量方法（如鼻阻力测量）来验证结果。

当前AI在AR诊断中的应用呈现“单模态强、多模态弱”的特点，如何整合过敏原检测、鼻黏膜表型、微生物组等多维度数据构建智能诊断系统，将是突破现有诊断瓶颈的关键。同时，开发兼具高灵敏度和患者依从性的可穿戴监测设备，将为实现AR的实时动态评估提供新思路。

## 2 智能化技术在呼吸模式诊断中的应用

目前，MB的传统诊断方法主要包括观察法、双面镜法、棉花法及捏嘴法<sup>[39]</sup>。其中，观察法是最直观的诊断方式，通过观察患者呼吸时是否张开嘴巴来判断，可能存在误差。同样，捏嘴法也依赖于主观判断，容易受观察者经验的影响。双面镜法则只能定性地判断是否存在MB，无法量化其严重程度、持续时间及对睡眠的影响等。

为了克服传统方法的局限性，有学者基于温度和湿度传感器研制出呼吸模式检测装置<sup>[40-41]</sup>。此类装置能够进行长时间监测，并且可粗略评估MB的严重程度。但长期佩戴可能会引起不适，尤其是在儿童中，易因信号缺失影响监测结果。因此，迫切需要开发一种无创、稳定且高效的呼吸模式诊断方法。

### 2.1 基于红外热成像技术的诊断方法

红外热成像是一种非接触式方法，已被用于多个领域，包括医疗领域。其原理是通过检测与某些生理过程变化相关的温度变化来获取信息<sup>[42]</sup>。在呼吸模式识别方面，Hu等<sup>[43]</sup>和Huang等<sup>[44]</sup>均利用呼吸气体交换时不同面部区域的温度变化进行研究。其中，Huang<sup>[44]</sup>等采用基于深度学习的面部Deep Alignment Network模型进行面部特征点的定位，分析受试者面部不同区域热图像的相对温

度变化，以区分受试者的呼吸模式，并可计算测量期间不同呼吸模式的占比。结果显示，该方法在实验室条件下达到了91%的准确性，但易受受检者睡姿变化的影响，其在临床应用中的准确性有待进一步验证。Hanawa等<sup>[45]</sup>提出了一种利用远红外成像检测MB的方法，能够检测MB是否存在及其严重程度，但该方法没有监测鼻呼吸（nasal breathing, NB）的变化情况。因热成像易受环境温度的影响，Telson等<sup>[46]</sup>为消除温度的影响，计算了校正后的无量纲温度。通过使用Flir Tools软件智能化处理热成像仪数据，比较在NB和MB/NB时嘴巴和鼻子，以及吸气与呼气之间的温度，发现均存在温度差异，因此可通过比较嘴巴温度变化来判断呼吸模式。但MB/NB的数据来自NB者的模拟，而非真正的MB/NB患者，因此需要进一步研究以获取更准确的数据。

上述研究均在实验条件下进行，环境干扰、个体差异及温度变化等因素共同影响了临床诊断的准确性和普及性。因此，尽管红外热成像技术在呼吸模式诊断中展现出一定的潜力，但要实现其在临床实践中的广泛应用，仍需克服诸多挑战。

### 2.2 基于脑电图的智能呼吸模式诊断

在MB发生时，由于氧气供应不足，大脑功能会发生直接和即时的变化<sup>[47]</sup>。因此，Hong等<sup>[48]</sup>利用线性判别分析-随机森林方法对MB和NB的脑电图（electroencephalogram, EEG）数据特征进行训练和验证。在闭眼休息状态下，该模型的分类准确率高达98.4%。其中，脑 $\gamma$ 波对区分NB和MB最为重要。EEG只能反映大脑活动，若将其与其他生理信号如血氧饱和度（peripheral oxygen saturation, SpO<sub>2</sub>）、心率等融合，可以提高分类器的准确性。Lv等<sup>[49]</sup>开发了一种性能更优的无线EEG采集系统，通过在头皮上放置电极来记录脑电活动，适用于更广泛的受试者群体。事件相关电位地形图显示，NB和MB后分别在约23 s和16 s时达到最大幅度。然而，这些研究中仅考虑了NB和MB两种模式，未涵盖其他可能的呼吸模式，这可能限制了研究结果的全面性。此外，这些研究中测量的SpO<sub>2</sub>只能反映外周SpO<sub>2</sub>，不能证明大脑血氧饱和度是否充足，未来，在头皮电极中整合脑SpO<sub>2</sub>监测功能可能会获得更准确的研究结果。

### 2.3 基于呼吸气流的智能呼吸模式诊断

由于呼吸路径、共鸣腔及生理结构的差异，

MB 与 NB 时气流产生的呼吸音存在特征性差异, 这为呼吸模式的诊断提供了新的路径。2012 年, Curran 等<sup>[50]</sup>通过分析声学传感器记录的声信号来区分呼吸模式。研究人员使用数据集对反向传播神经网络进行训练, 建立声音特征与呼吸模式之间的对应关系。结果显示, 使用锁骨上窝记录的声信号诊断准确率最高达 90%, 但对于混合模式的识别准确率较低。Ahmed 等<sup>[51]</sup>则利用耳塞捕获音频信号, 并使用机器学习模型对特征向量进行分类, 得到对应呼吸模式的分类结果。研究中采用了随机森林 (random forest, RF) 和 CNN 2 种模型。使用 RF 模型进行 MB 检测时, 实现了 72% 的准确率。而使用 CNN 模型进行 MB 检测时, F1 分数达 78.4%, 体现了该模型更好的性能。KhanWazir 等<sup>[52]</sup>通过对人工方式标注的音频 (包括 NB、MB 和呼吸暂停) 进行数据训练, 利用 CNN 模型分析无线 AirPods 耳机收集的呼吸音频信号, 以诊断是否存在 MB, 得到的最高平均 F1 分数为 97.99%, 最低平均 F1 分数为 82.45%。

Ronkin 等<sup>[53]</sup>基于呼吸模式对气流速度分布和呼吸信号特性的影响, 通过超声波流量计测量气流速度等信号, 并提取信号的特征, 作为机器学习的输入特征。他们使用全连接神经网络、CNN 和 RF 等分类算法, 根据输入特征对呼吸类型进行分类。结果显示, CNN 的分类准确率约为 96%。尽管现有研究主要通过深度学习的方法获得了良好的准确性, 但 Biedebach 等<sup>[54]</sup>比较了多种机器学习模型与深度学习在检测 MB 方面的性能差异, 并首次将基于重建的异常检测方法应用于睡眠数据。结果发现, 传统机器学习方法在 MB 检测的表现优于深度学习模型, 这引发了对深度学习应用必要性的反思, 间接强调了简单模型在特定场景下的价值。

虽然呼吸音易于获取, 但现有研究均假设了相对干净的呼吸信号, 现实生活中的噪声环境可能会影响模型的准确性。此外, 无论是呼吸音还是气流, 均会受到体位、个体差异等的影响, 这可能会影响模型的准确性和泛化能力。若能解决这些问题, 可进一步提高诊断性能及患者的接受度。

### 3 智能化技术在 MB 治疗中的应用

基于患者的具体病情, AI 可以辅助制定个性

化的治疗方案。通过分析患者的历史医疗数据、呼吸模式、生活习惯等信息, AI 系统可以辅助医师选择治疗方案。Hu 等<sup>[55]</sup>通过计算机视觉技术提取面部特征点, 并通过相关性矩阵分析发现唇厚度、内外眼角距离等特征点距离与腺样体面容高度相关。Mancini 等<sup>[56]</sup>基于学习向量量化 (learning vector quantization, LVQ) 模型对 MB 儿童的姿势进行训练, 并使用 Leave-One-Out 对 LVQ 模型进行验证。结果显示, 该模型的 AUC 值高达 0.92。此外, 他们还将 LVQ 模型集成到软件, 开发了一款辅助医师进行 MB 儿童姿势评估和分类的软件, 帮助临床医师及时发现 MB 儿童的异常发育。Malizia 等<sup>[34]</sup>的研究则专注于协助医师筛选出鼻塞型 AR 儿童, 从而采取精准治疗方法。

口腔矫治器 (oral appliance, OA) 通过前移下颌位置, 充当下颌和舌头的支撑器, 起到扩张气道、防止阻塞的作用, 此外, OA 还可以破除 MB 习惯, 逆转 MB 引起的牙颌面畸形<sup>[57-58]</sup>。因其无创伤、经济、方便, 已经被越来越多口腔医师和患者所接受<sup>[59]</sup>。Kujirai 等<sup>[60]</sup>利用 3D 打印技术, 根据患者的口腔情况个性化设计肌功能矫治器, 有效解决了佩戴不适、固位不良等问题, 从而提高了治疗效果。肖思情等<sup>[61]</sup>通过层次分析法对 OA 的功能需求进行深入分析, 并结合用户的呼吸习惯和口腔结构特点, 设计了一种能够智能适应个体差异、实现精准矫正 MB 的矫治器, 从而提高治疗的依从性, 以达到更好的疗效。Shihabi 等<sup>[62]</sup>运用 3D UX-Net 算法提取 OA 治疗前后下颌骨和髁突的三维模型特征, 用于治疗效果的评估。Mancini 等<sup>[56]</sup>开发的软件也可用于治疗后面部发育情况的随访, 提升了治疗效果评价的准确性。

总之, AI 技术在个性化医疗方案的制定中展现出广阔的应用前景。通过多维度数据分析、智能算法优化和个性化设备研发, AI 有望进一步提升诊疗的精准度和患者生活质量。同时, 跨学科合作将进一步推动医疗创新, 为临床实践带来更多突破。

### 4 结语与展望

本文系统阐述了智能技术在 MB 诊疗中的应用, 通过智能技术实现病因诊断、呼吸模式识别及治疗辅助, 为突破传统诊疗主观性强、效率低等问题提供了新路径。未来的研究和应用推进方

向包括①多模态融合：整合影像、脑电、呼吸音等数据，构建 Transformer 驱动的全链条智能诊断模型。②数据与算法优化：建立多中心数据库，借助联邦学习和弱监督学习提升泛化能力。③设备研发：开发可穿戴式监测设备，集成边缘计算实现“监测 - 治疗”闭环管理。④跨学科协同：聚焦三维重建精度、噪声鲁棒性等技术难点，推动“医工”深度融合。通过以上方向的探索和实践，有望进一步提升智能技术在 MB 诊疗中的应用价值，为患者提供更高效、精准的医疗服务。

**利益冲突声明：**本研究未受到企业、公司等第三方资助，不存在潜在利益冲突。

### 参 考 文 献

- [1] NOSETTI L, ZAFFANELLO M, DE BERNARDI DI VALSERRA F, et al. Exploring the intricate links between adenotonsillar hypertrophy, mouth breathing, and craniofacial development in children with sleep-disordered breathing: unraveling the vicious cycle[J]. *Children (Basel)*, 2023, 10 (8): 1426. DOI: 10.3390/children10081426.
- [2] WANG H, QIAO X, QI S, et al. Effect of adenoid hypertrophy on the upper airway and craniomaxillofacial region[J]. *Transl Pediatr*, 2021, 10 (10): 2563-2572. DOI: 10.21037/tp-21-437.
- [3] BORSA L, ESTÈVE D, CHARAVET C, et al. Malocclusions and oral dysfunctions: a comprehensive epidemiological study on 359 schoolchildren in France[J]. *Clin Exp Dent Res*, 2023, 9 (2): 332-340. DOI: 10.1002/cre.2719.
- [4] WARNIER M, PIRON L, MORSOMME D, et al. Assessment of mouth breathing by speech-language pathologists: an international Delphi consensus[J]. *Codas*, 2023, 35 (3): e20220065. DOI: 10.1590/2317-1782/20232022065.
- [5] LEAL R B, GOMES M C, GRANVILLE-GARCIA A F, et al. Impact of breathing patterns on the quality of life of 9- to 10-year-old schoolchildren[J]. *Am J Rhinol Allergy*, 2016, 30 (5): 147-152. DOI: 10.2500/ajra.2016.30.4363.
- [6] YAMAGUCHI H, TADA S, NAKANISHI Y, et al. Association between mouth breathing and atopic dermatitis in Japanese children 2-6 years old: a population-based cross-sectional study[J]. *PLoS One*, 2015, 10 (4): e0125916. DOI: 10.1371/journal.pone.0125916.
- [7] ALQUTAMI J, ELGER W, GRAFE N, et al. Dental health, halitosis and mouth breathing in 10-to-15 year old children: a potential connection[J]. *Eur J Paediatr Dent*, 2019, 20 (4): 274-279. DOI: 10.23804/ejpd.2019.20.04.03.
- [8] 雷晓静, 任卫萍, 郭昱, 等. 儿童张口呼吸及相关危险因素的调查研究[J]. *中国科技论文在线精品论文*, 2018, 11 (5): 450-456.
- [9] LEI X J, REN W P, GUO Y, et al. Investigation on the situation of mouth breathing and its related dangerous factors in children[J]. *Highlights of Sciencepaper Online*, 2018, 11 (5): 450-456.
- [9] 田甜, 张飞, 张璇, 等. 基于 ChatGPT 的人工智能技术在全科医疗服务中的应用研究[J]. *中华全科医学*, 2025, 23 (5): 721-725. DOI: 10.16766/j.cnki.issn.1674-4152.003988.
- [10] TIAN T, ZHANG F, ZHANG X, et al. Research on the application of artificial intelligence technology based on ChatGPT in general medical services[J]. *Chin J Gen Pract*, 2025, 23 (5): 721-725. DOI: 10.16766/j.cnki.issn.1674-4152.003988.
- [10] 许溪, 康宁, 罗敏婷, 等. 人工智能在儿童耳鼻咽喉头颈外科中应用的系统综述[J]. *新医学*, 2024, 55 (7): 497-505. DOI: 10.3969/j.issn.0253-9802.2024.07.002.
- [10] XU X, KANG N, LUO M T, et al. Application of artificial intelligence in pediatric otolaryngology-head and neck surgery: a systematic review[J]. *J New Med*, 2024, 55 (7): 497-505. DOI: 10.3969/j.issn.0253-9802.2024.07.002.
- [11] FENG X, LI G, QU Z, et al. Comparative analysis of upper airway volume with lateral cephalograms and cone-beam computed tomography[J]. *Am J Orthod Dentofacial Orthop*, 2015, 147 (2): 197-204. DOI: 10.1016/j.ajodo.2014.10.025.
- [12] GULOTTA G, IANNELLA G, VICINI C, et al. Risk factors for obstructive sleep apnea syndrome in children: state of the art[J]. *Int J Environ Res Public Health*, 2019, 16 (18): 3235. DOI: 10.3390/ijerph16183235.
- [13] WANG Q, GUO Y, WU X, et al. Effect of allergic rhinitis on sleep in children and the risk factors of an indoor environment[J]. *Sleep Breath*, 2022, 26 (3): 1265-1275. DOI: 10.1007/s11325-021-02546-2.
- [14] NG S K, LEE D L, LI A M, et al. Reproducibility of clinical grading of tonsillar size[J]. *Arch Otolaryngol Head Neck Surg*, 2010, 136 (2): 159-162. DOI: 10.1001/archoto.2009.170.
- [15] ACAR M, KANKILIC E S, KOKSAL A O, et al. Method of the diagnosis of adenoid hypertrophy for physicians: adenoid-nasopharynx ratio[J]. *J Craniofac Surg*, 2014, 25 (5): e438-40. DOI: 10.1097/SCS.0000000000000952.
- [16] SHEN Y, LI X, LIANG X, et al. A deep-learning-based approach for adenoid hypertrophy diagnosis[J]. *Med Phys*, 2020, 47 (5): 2171-2181. DOI: 10.1002/mp.14063.
- [17] ALSHBISHIRI A A, MARGHALANI M A, KHAN H A, et al. Adenoid segmentation in X-ray images using U-net[C]/2021 National Computing Colleges Conference (NCCC). Taif, Saudi Arabia: IEEE, 2021: 1-6. DOI: 10.1109/nccc49330.2021.9428866.
- [18] 王军, 何生, 张智星, 等. 基于深度学习方法对儿童腺样体肥大进行准确诊断和分级[J]. *放射学实践*, 2022, 37 (9): 1143-1149. DOI: 10.13609/j.cnki.1000-0313.2022.09.016.
- [18] WANG J, HE S, ZHANG Z X, et al. A deep learning approach for childhood adenoid hypertrophy precise diagnosis and grading[J]. *Radiologic Practice*, 2022, 37 (9): 1143-1149. DOI: 10.13609/j.cnki.1000-0313.2022.09.016.
- [19] ZHAO T, ZHOU J, YAN J, et al. Automated adenoid hypertrophy assessment with lateral cephalometry in children

- based on artificial intelligence [J]. *Diagnostics (Basel)*, 2021, 11 (8): 1386. DOI: 10.3390/diagnostics11081386.
- [20] RAO Y, ZHANG Q, WANG X, et al. Automated diagnosis of adenoid hypertrophy with lateral cephalogram in children based on multi-scale local attention [J]. *Sci Rep*, 2024, 14 (1): 18619. DOI: 10.1038/s41598-024-69827-0.
- [21] LIU J L, LI S H, CAI Y M, et al. Automated radiographic evaluation of adenoid hypertrophy based on VGG-Lite [J]. *J Dent Res*, 2021, 100 (12): 1337-1343. DOI: 10.1177/00220345211009474.
- [22] GUO W, GAO Y, YANG Y. Automatic detection of adenoid hypertrophy on lateral nasopharyngeal radiographs of children based on deep learning [J]. *Transl Pediatr*, 2024, 13 (8): 1368-1377. DOI: 10.21037/tp-24-194.
- [23] GAO D, SUN X, YANG Y, et al. Diagnostic value of CBCT in Chinese children with adenoid hypertrophy [J]. *Laryngoscope Investig Otolaryngol*, 2022, 7 (5): 1308-1314. DOI: 10.1002/lio2.837.
- [24] 王路, 罗泽斌, 倪健慧, 等. 基于 U-Net 网络的儿童腺样体及鼻咽气道图像分割 [J]. *临床耳鼻咽喉头颈外科杂志*, 2023, 37 (8): 632-636, 641. DOI: 10.13201/j.issn.2096-7993.2023.08.006.
- WANG L, LUO Z B, NI J H, et al. Application of U-Net network in automatic image segmentation of adenoid and airway of nasopharynx [J]. *J Clin Otorhinolaryngol Head Neck Surg*, 2023, 37 (8): 632-636, 641. DOI: 10.13201/j.issn.2096-7993.2023.08.006.
- [25] THEREZA-BUSSOLARO C, LAGRAVÈRE M, PACHECO-PEREIRA C, et al. Development, validation and application of a 3D printed model depicting adenoid hypertrophy in comparison to a nasoendoscopy [J]. *Head Face Med*, 2020, 16 (1): 5. DOI: 10.1186/s13005-020-00216-4.
- [26] DONG W, CHEN Y, LI A, et al. Automatic detection of adenoid hypertrophy on cone-beam computed tomography based on deep learning [J]. *Am J Orthod Dentofacial Orthop*, 2023, 163 (4): 553-560.e3. DOI: 10.1016/j.ajodo.2022.11.011.
- [27] Working Group of Chinese Guideline for the Diagnosis and Treatment of Childhood OSA, Subspecialty Group of Pediatrics of Society of Otorhinolaryngology Head and Neck Surgery of Chinese Medical Association, Subspecialty Group of Respiratory Diseases of Society of Pediatrics of Chinese Medical Association, et al. Chinese guideline for the diagnosis and treatment of childhood obstructive sleep apnea (2020) [J]. *Pediatr Investig*, 2021, 5 (3): 167-187. DOI: 10.1002/ped4.12284.
- [28] ZHENG S, LI X, BI M, et al. Contrastive learning-based adenoid hypertrophy grading network using nasoendoscopic image [C]//2022 IEEE 35th International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS). Shenzhen, China: IEEE, 2022: 377-382. DOI: 10.1109/CBMS55023.2022.00074.
- [29] BI M, ZHENG S, LI X, et al. MIB-ANet: a novel multi-scale deep network for nasal endoscopy-based adenoid hypertrophy grading [J]. *Front Med (Lausanne)*, 2023, 10: 1142261. DOI: 10.3389/fmed.2023.1142261.
- [30] 何昌源, 袁鑫攀. 基于深度学习的鼻内镜腺样体图像的 3D 点云重建 [J]. *电脑知识与技术*, 2024, 20 (34): 1-3, 6. DOI: 10.14004/j.cnki.ckt.2024.1783.
- HE C Y, YUAN X P. 3D point cloud reconstruction of adenoid image of nasal endoscope based on deep learning [J]. *Comput Knowl Technol*, 2024, 20 (34): 1-3, 6. DOI: 10.14004/j.cnki.ckt.2024.1783.
- [31] BROŽEK J L, BOUSQUET J, AGACHE I, et al. Allergic rhinitis and its impact on asthma (ARIA) guidelines-2016 revision [J]. *J Allergy Clin Immunol*, 2017, 140 (4): 950-958. DOI: 10.1016/j.jaci.2017.03.050.
- [32] MENG Y, WANG C, ZHANG L. Advances and novel developments in allergic rhinitis [J]. *Allergy*, 2020, 75 (12): 3069-3076. DOI: 10.1111/all.14586.
- [33] CHRISTOPHER J J, NEHEMIAH H K, KANNAN A. A clinical decision support system for diagnosis of Allergic Rhinitis based on intradermal skin tests [J]. *Comput Biol Med*, 2015, 65: 76-84. DOI: 10.1016/j.compbimed.2015.07.019.
- [34] MALIZIA V, CILLUFFO G, FASOLA S, et al. Endotyping allergic rhinitis in children: a machine learning approach [J]. *Pediatr Allergy Immunol*, 2022, 33 (Suppl 27): 18-21. DOI: 10.1111/pai.13620.
- [35] DAI F, ZHAO C L, YANG J D, et al. Artificial intelligence applications in allergic rhinitis diagnosis: focus on ensemble learning [J]. *Asia Pac Allergy*, 2024, 14 (2): 56-62. DOI: 10.5415/apallergy.000000000000126.
- [36] LEE D J, CHUNG Y J, YANG Y J, et al. The impact of allergic rhinitis on symptom improvement in pediatric patients after adenotonsillectomy [J]. *Clin Exp Otorhinolaryngol*, 2018, 11 (1): 52-57. DOI: 10.21053/ceo.2017.00500.
- [37] BAILEY R S, CASEY K P, PAWAR S S, et al. Correlation of nasal mucosal temperature with subjective nasal patency in healthy individuals [J]. *JAMA Facial Plast Surg*, 2017, 19 (1): 46-52. DOI: 10.1001/jamafacial.2016.1445.
- [38] JIANG S, CHAN J, STUPAK H D. The use of infrared thermal imaging to determine functional nasal adequacy: a pilot study [J]. *OTO Open*, 2021, 5 (3): 2473974X211045958. DOI: 10.1177/2473974X211045958.
- [39] PACHECO M C T, CASAGRANDE C F, TEIXEIRA L P, et al. Guidelines proposal for clinical recognition of mouth breathing children [J]. *Dent Press J Orthod*, 2015, 20 (4): 39-44. DOI: 10.1590/2176-9451.20.4.039-044.oar.
- [40] REN H, LI Y, ZHANG H, et al. A flexible and dual-channel sensing system for long-term nasal and oral respiration simultaneously monitoring [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023: 23 (22): 28129-28140. DOI: 10.1109/JSEN.2023.3322683.
- [41] ULLAH A, ZULFIQAR M H, KHAN M A, et al. Non-woven paper-based facile ultra-fast response capacitive sensor for respiration monitoring [C]//2023 IEEE 23rd International Conference on Nanotechnology (NANO). Jeju City, Republic of Korea: IEEE, 2023: 1-5. DOI: 10.1109/NANO58406.2023.10231277.
- [42] LAHIRI B B, BAGAVATHIAPPAN S, JAYAKUMAR T, et al.

- Medical applications of infrared thermography: a review [J]. *Infrared Phys Technol*, 2012, 55 (4): 221-235. DOI: 10.1016/j.infrared.2012.03.007.
- [43] HU M H, ZHAI G T, LI D, et al. Synergetic use of thermal and visible imaging techniques for contactless and unobtrusive breathing measurement [J]. *J Biomed Opt*, 2017, 22 (3): 36006. DOI: 10.1117/1.JBO.22.3.036006.
- [44] HUANG Z, WANG W, DE HAAN G. Nose breathing or mouth breathing: a thermography-based new measurement for sleep monitoring [C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). Nashville, TN, USA: IEEE, 2021: 3877-3883. DOI: 10.1109/cvprw53098.2021.00430.
- [45] HANAWA D, OHGUCHI T, OGUCHI K. Basic study on non-contact measurement of human oral breathing by using far infra-red imaging [C]//2016 39th International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP). Vienna, Austria: IEEE, 2016: 681-684. DOI: 10.1109/TSP.2016.7760970.
- [46] TELSON Y C, FURLAN R M M M, PORTO M P, et al. Evaluation of the breathing mode by infrared thermography [J]. *Braz J Otorhinolaryngol*, 2023, 89 (6): 101333. DOI: 10.1016/j.bjorl.2023.101333.
- [47] LEE K J, PARK C A, LEE Y B, et al. EEG signals during mouth breathing in a working memory task [J]. *Int J Neurosci*, 2020, 130 (5): 425-434. DOI: 10.1080/00207454.2019.1667787.
- [48] HONG Y G, KIM H K, SON Y D, et al. Identification of breathing patterns through EEG signal analysis using machine learning [J]. *Brain Sci*, 2021, 11 (3): 293. DOI: 10.3390/brainsci11030293.
- [49] LV D, ZHANG X, WANG X, et al. Differences in electroencephalogram signals evoked by nasal and oral breathing [C]//2024 2nd International Conference on Mechatronics, IoT and Industrial Informatics (ICMIII). Melbourne, Australia: IEEE, 2024: 474-480. DOI: 10.1109/ICMIII62623.2024.00093.
- [50] CURRAN K, YUAN P, COYLE D. Using acoustic sensors to discriminate between nasal and mouth breathing [J]. *Int J Bioinform Res Appl*, 2012, 8 (5/6): 382-396. DOI: 10.1504/IJBRA.2012.049623.
- [51] AHMED T, RAHMAN M M, NEMATI E, et al. Mouth breathing detection using audio captured through earbuds [C]//ICASSP 2023 - 2023 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Rhodes Island, Greece: IEEE, 2023: 1-5. DOI: 10.1109/ICASSP49357.2023.10095793.
- [52] KHAN WAZIR H, WAGHOO Z, KAPILA V. Wireless earphone-based real-time monitoring of breathing exercises: a deep learning approach [C]//2024 46th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). Orlando, FL, USA: IEEE, 2024: 1-4. DOI: 10.1109/EMBC53108.2024.10782159.
- [53] RONKIN M, KALMYKOV A. Breathing activity parameters measurements using FMCW ultrasonic flow meters [C]//2019 International Multi-Conference on Engineering, Computer and Information Sciences (SIBIRCON). Novosibirsk, Russia: IEEE, 2019: 0509-0513. DOI: 10.1109/sibircon48586.2019.8958326.
- [54] BIEDEBACH L, ÓSKARSDÓTTIR M, ARNARDÓTTIR E S, et al. Anomaly detection in sleep: detecting mouth breathing in children [J]. *Data Min Knowl Discov*, 2024, 38 (3): 976-1005. DOI: 10.1007/s10618-023-00985-x.
- [55] HU X, ZHANG Q Y, YANG J J, et al. Photographic analysis and machine learning for diagnostic prediction of adenoid hypertrophy [C]//2019 IEEE 16th International Conference on Networking, Sensing and Control (ICNSC). Banff, AB, Canada: IEEE, 2019: 7-11. DOI: 10.1109/ICNSC.2019.8743276.
- [56] MANCINI F, SOUSA F S, HUMMEL A D, et al. Classification of postural profiles among mouth-breathing children by learning vector quantization [J]. *Methods Inf Med*, 2011, 50 (4): 349-357. DOI: 10.3414/ME09-01-0039.
- [57] SAKAI R H, DE ASSUMPÇÃO M S, RIBEIRO J D, et al. Impact of rapid maxillary expansion on mouth-breathing children and adolescents: a systematic review [J]. *J Clin Exp Dent*, 2021, 13 (12): e1258-e1270. DOI: 10.4317/jced.58932.
- [58] CAPPELLETTE M Jr, NAGAI L H Y, GONÇALVES R M, et al. Skeletal effects of RME in the transverse and vertical dimensions of the nasal cavity in mouth-breathing growing children [J]. *Dental Press J Orthod*, 2017, 22 (4): 61-69. DOI: 10.1590/2177-6709.22.4.061-069.oar.
- [59] 蒋昕怡, 高轶映, 陈建军, 等. 口腔矫治器治疗儿童口呼吸的临床研究进展 [J]. *解放军医学院学报*, 2019, 40 (8): 802-805. DOI: 10.3969/j.issn.2095-5227.2019.08.024.
- JIANG X Y, GAO Y Y, CHEN J J, et al. Advances in clinical application of oral appliance in treatment of children mouth breathing [J]. *Acad J Chin PLA Med Sch*, 2019, 40 (8): 802-805. DOI: 10.3969/j.issn.2095-5227.2019.08.024.
- [60] KUJIRAI K, TAKAHASHI M, KOIZUMI S, et al. 3D printer-assisted layered fabrication of a novel appliance for oral myofunctional therapy and functional evaluation of its effects on orofacial muscles during wear [J]. *Cureus*, 2024, 16 (4): e59228. DOI: 10.7759/cureus.59228.
- [61] 肖思情, 杨雪, 姚君. 基于 AHP 层次分析法的口呼吸矫正器的功能设计研究 [J]. *机电产品开发与创新*, 2021, 34 (4): 66-67, 92. DOI: 10.3969/j.issn.1002-6673.2021.04.023.
- XIAO S Q, YANG X, YAO J. Research on the function design of oral and respiratory appliance based on AHP [J]. *Dev Innov Mach Electr Prod*, 2021, 34 (4): 66-67, 92. DOI: 10.3969/j.issn.1002-6673.2021.04.023.
- [62] SHIHABI R, LIU Y, KUSAIBATI A M, et al. Three-dimensional analysis of mandibular and condylar growth using artificial intelligence tools: a comparison of twin-block and Frankel II Appliances [J]. *BMC Oral Health*, 2025, 25 (1): 254. DOI: 10.1186/s12903-025-05624-z.

(责任编辑: 郑巧兰)