

人工智能在儿童腺样体肥大筛查与诊断中的进展

曾洁¹, 黄楠楠^{1,2,3}, 张赫^{1,2,4*}

¹重庆医科大学口腔医学院, 重庆

²口腔疾病研究重庆市重点实验室, 重庆

³重庆市高校市级口腔生物医学工程重点实验室, 重庆

⁴重庆市卫生健康委口腔生物医学工程重点实验室, 重庆

收稿日期: 2026年2月6日; 录用日期: 2026年2月28日; 发布日期: 2026年3月11日

摘要

腺样体肥大在儿童时期发病率高达34%，易造成打鼾、反复感染及阻塞性睡眠呼吸暂停等不良后果，影响儿童生长发育。传统的诊断方法(临床评分、鼻内镜、鼻咽侧位片、CBCT、MRI等)已形成体系，但受侵袭性、辐射暴露、技术敏感性与可及性限制。近年来，人工智能在多模态诊断中具有潜力：在侧位片上实现了A/N比自动测量与分级，阅片效率得到显著提升；在鼻内镜分级中借助弱标注与对比学习提高诊断稳健性；CBCT三维分割中可获得较高Dice值，并可输出体积与最窄横截面积等定量指标；MRI的关键点定位与测量初步可行，但三维信息尚未得到充分利用；面部图像与心肺音诊断作为无创、无辐射的筛查手段具有前景，但样本量与外部验证仍不足。面向临床落地，下一步需强化多中心外部验证、标准化采集与标注，重视可解释性与隐私合规(如联邦学习)、增强模型校准与决策曲线及成本-效果评估，并探索多模态融合从“辅助诊断”迈向“治疗决策支持”(如手术指征与路径选择)，以提升临床诊断一致性与决策价值。

关键词

腺样体肥大, 人工智能, 深度学习, 辅助诊断

Advances in Artificial Intelligence for the Screening and Diagnosis of Pediatric Adenoid Hypertrophy

Jie Zeng¹, Nannan Huang^{1,2,3}, He Zhang^{1,2,4*}

¹College of Stomatology, Chongqing Medical University, Chongqing

*通讯作者。

文章引用: 曾洁, 黄楠楠, 张赫. 人工智能在儿童腺样体肥大筛查与诊断中的进展[J]. 临床医学进展, 2026, 16(3): 1822-1830. DOI: 10.12677/acm.2026.163968

²Chongqing Key Laboratory of Oral Diseases, Chongqing

³Chongqing Municipal Key Laboratory of Oral Biomedical Engineering of Higher Education, Chongqing

⁴Chongqing Municipal Health Commission Key Laboratory of Oral Biomedical Engineering, Chongqing

Received: February 6, 2026; accepted: February 28, 2026; published: March 11, 2026

Abstract

Adenoid hypertrophy has a pediatric prevalence of up to 34% and is closely associated with snoring, recurrent infections, and obstructive sleep apnea, adversely affecting growth and development. Conventional diagnostic methods (clinical scoring, nasal endoscopy, nasopharyngeal lateral radiograph, CBCT, MRI) are well established but constrained by invasiveness, ionizing radiation, operator variability, and limited accessibility. Artificial intelligence shows promise across modalities. On lateral radiographs, automated A/N ratio measurement and grading improve efficiency and consistency. In nasal endoscopy, weak supervision and contrastive learning enhance robustness. CBCT enables 3D segmentation with high Dice scores and quantitative metrics such as volume and minimal cross-sectional area. MRI supports keypoint localization and measurement, but current work underuses full 3D information. Facial images and cardiopulmonary sounds offer noninvasive, radiation-free screening options, though evidence is limited and external validation is scarce. For clinical adoption, priorities include multicenter external validation, domain adaptation, and standardized acquisition and annotation. Explainability and privacy compliance—such as federated learning—are essential. Models should be well-calibrated and assessed with decision curves and cost-effectiveness. Multimodal fusion can help move from assisted diagnosis to treatment decision support, including surgical indications and pathway selection, and improve real-world decision quality.

Keywords

Adenoid Hypertrophy, Artificial Intelligence, Deep Learning, Assisted Diagnosis

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

腺样体(又称咽扁桃体)是咽部淋巴环(瓦尔德氏淋巴组织环)的一部分,位于鼻咽顶后壁,参与机体黏膜相关免疫反应[1]。腺样体在儿童 3~6 岁快速生长,10 岁后逐渐退化,多数在 15 岁后明显萎缩。在学龄前及学龄早期,腺样体的增殖可能超过鼻咽腔的生理性增长,易导致上气道狭窄,在 7 岁左右,其相对于鼻咽腔的体积比例达到峰值,如果未及时发现与处理,可能引发不良后果[1] [2]。

腺样体肥大与儿童阻塞性睡眠呼吸暂停综合征(OSAS)密切相关。患儿夜间可出现张口呼吸、打鼾、血氧饱和度下降及睡眠呼吸暂停,日间则表现为嗜睡、注意力与记忆力下降,进而影响生长发育与学习能力。腺样体肥大亦与分泌性中耳炎及慢性鼻窦炎的发生有关,腺样体可作为病原体“储库”,促进病毒和细菌向鼻腔、鼻窦及中耳迁移,部分患儿在切除腺样体后中耳炎及鼻窦炎的复发率下降[3]。长期口呼吸会破坏口颌面肌功能平衡,导致颌面部发育异常,形成典型的“腺样体面容”,其特征包括唇闭合不全、上唇短缩、下颌后缩、上牙弓狭窄及腭盖高拱等[4]。腺样体肥大还可能降低嗅觉(尤其为鼻后嗅觉)及味觉敏感性。据统计,儿童腺样体肥大的患病率可高达 34% [5],因此,针对腺样体肥大应强调早筛查、

早诊断与早干预，以减少对儿童身心发育的影响。本文将综述腺样体肥大的诊断方法，重点介绍人工智能在其早期识别与诊断中的最新进展，旨在为更简便、准确的诊断策略提供参考。

2. 传统腺样体肥大诊断方法

2.1. 临床病史

常用诊断依据包括张口呼吸、打鼾、睡眠不安、夜间频繁醒来及睡眠期呼吸阻塞等症状评分与鼻阻塞指数[6]，该方法便捷，可用于初筛与随访，但无法直观评估腺样体大小，准确性有限：例如鼻阻塞指数的敏感性仅约 22%，通常难以有效区分腺样体肥大[7]，且易受家长主诉与医生主观判断的影响。

2.2. 影像学方法

影像学检查可直接或间接观察腺样体大小，常用有鼻内镜、鼻咽侧位片、锥形束 CT (cone-beam computed tomography, CBCT)与磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)等[8] [9]。

2.2.1. 鼻内镜

被普遍视为金标准，可直接观察腺样体大小并由专业技师分级，诊断敏感性与特异性较高[10] [11]。局限性在于检查具有侵入性，需表面麻醉与儿童配合，依赖操作者经验，非耳鼻喉专科场景下难以开展。

2.2.2. 鼻咽侧位片

操作简便、普及度高，可量化 A/N 等指标。有研究显示内镜下腺样体大小与急性中耳炎发生相关，而侧位片中腺样体大小与打鼾、复发性咽炎等症状的相关性更好[12]。不过其仅提供二维信息，诊断敏感性与特异性受不同测量方法影响较大[13]-[16]，且存在辐射暴露风险。

2.2.3. CBCT

辐射剂量低于传统 CT、可以重建三维影像，能从多角度评估腺样体大小并兼顾鼻窦、中耳情况，是内镜的潜在替代方案[17]。与内镜对照显示诊断敏感性约 88%、特异性约 93% [18]，但仍有辐射暴露，且扫描需患儿静止配合。

2.2.4. MRI

三维成像、无辐射，软组织对比度更好，研究显示其与内镜结果高度一致，有助于明确阻塞部位[19]。但其受限于扫描时间、费用与设备门槛，儿科临床常规应用不多，部分患儿可能需要镇静。

2.3. 声学方法

声学方法为无创探索性手段，尚未进入常规临床。声学鼻腔测量通过鼻腔反射声预测气道横截面积，与内镜结果相关性较好，但幼儿配合度差，限制其应用[20]。声学倒谱分析提取鼻音中的声带振动与形态信息以区分肥大与否，腺样体组倒谱系数的 WVR 显著低于对照组，但误诊率与个体差异较大，难以单独作为诊断工具[21]。

3. 人工智能在腺样体肥大诊断中的应用

人工智能(Artificial intelligence, AI)涵盖机器学习、深度学习、自然语言处理和计算机视觉等领域，已广泛用于医学影像诊断、预后评估与临床决策支持[22]。与腺样体肥大诊断高度相关的 AI 技术可以分为计算机视觉与时序信号建模两大类。计算机视觉主要针对 2D/3D 医学影像和面部图像，典型任务包括图像分割、分类与分级以及关键点回归。常见模型为卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、语义分割网络(如 U-Net/3D U-Net)与近年来的 Transformer 类视觉架构。时序信号建模主要聚焦数字听诊器

采集的心肺听诊音：将波形转为时频特征，采用源自计算机视觉的 2D CNN/Transformer 或 1D CNN/TCN 进行有监督训练。下文将按检查模态依次综述鼻咽侧位片、内镜、MRI、三维成像、面容图像与时序信号中的 AI 应用与进展。

3.1. 计算机视觉

3.1.1. 鼻咽侧位片

在 2D 鼻咽侧位片上，腺样体肥大 AI 诊断方法主要沿两条路径展开：一类通过关键点回归与 A/N 比等几何测量的自动化；另一类绕过定点，基于整图进行端到端分类/分级。Shen 等[23]首次利用深度学习模型实现鼻咽侧位片自动定点以诊断腺样体肥大，在 688 张 X 线片上提出了 Vertical Loss 约束关键点间的垂直关系，显著提升了测量稳定性与诊断性能，分类准确率高达 95.6%、宏 F1 分数为 0.957、A/N 误差为 0.026，即便训练样本减半，仍达 94% 准确率与 0.027 误差，显示出了小样本鲁棒性。Liu 等[24]将数据扩展至 1023 张，基于 VGG16 提出 VGG-Lite，直接判别正常/病理腺样体，减少了定点误差。模型的敏感性为 0.898、特异性为 0.882、F1 分数为 0.898；全自动诊断耗费时间约 0.07 分钟/张，较人工阅片 (36.6 分钟/张) 显著提速。Zhao 等[25]在 CNN 中加入注意力残差模块构建 Head-Net，强化定点与 A/N 测量，模型在 160 张测试集上平均关键点误差 1.651 像素、准确率达 0.919、F1 分数达 0.936、A/N 误差为 0.025，敏感性和特异性分别为 0.906 和 0.938，内部 AUC 可达 0.99。表明该模型分类准确且性能稳定。Guo 等[26]在 1188 例 X 线影像上系统比较五种 CNN，并设置内部(n = 202)与外部(n = 180)验证；DenseNet121 最佳，内部验证和外部验证的 AUC 分别为 0.892 和 0.972，准确度为 0.895 和 0.878，敏感性为 0.870 和 0.838，特异性为 0.913 和 0.906，诊断性能高于初/中级放射科医生且接近高级医生。Rao 等[27]开展三中心(n = 1425)研究，提出 AdeNet 以局部注意力(AdeBlock)融合空间与通道信息，缓解“类腺样体”结构干扰，测量误差(均方误差 0.0023、平均径向误差 1.91)得到改善，具备多中心应用潜力。另有研究在 1303 张片上采用两阶段管线，先以 YOLOv8n 实现目标检测/裁剪，再用多种 CNN 进行二次分类，轻量的 ResNet18 在检测 - 分类融合中表现最优，兼顾准确性与部署效率[28]。

侧位片 AI 在诊断速度、流程标准化与观察者一致性方面具有优势，部分研究进行了外部验证和多中心评估。但该诊断方法依赖二维测量，难以表征腺样体与鼻咽的三维解剖结构，且存在辐射与设备偏移性等现实问题。为获得更全面的结构信息，有关无辐射的鼻内镜与 MRI，以及三维 CBCT 的研究也在开展中，可以探索上气道体积与最窄横截面积等定量指标，提供更准确的诊断信息。

3.1.2. 鼻内镜图像与 MRI (无辐射影像)

鼻内镜与 MRI 图像符合儿科场景中无辐射检查的要求，相关 AI 研究虽数量有限，但已展现出其在自动分级与评估上的潜力。Zheng 等[29]首次将深度学习应用于鼻内镜下腺样体分级，提出了多尺度分级网络 MIB-ANet，共纳入 3197 张带标注与 2403 张未标注的图像，同时运用对比学习(SimCLR)以缓解高质量标注稀缺导致的过拟合问题。与 AlexNet、VGG16、ResNet50、GoogLeNet 等经典 CNN 相比，MIB-ANet 分级表现最佳，提升了 F1 分数，其中较最佳基线(AlexNet)高 1.38%；在不同标注占比条件下，SimCLR 预训练可进一步将 F1 分数提高约 1.71%~4.41%。内镜图像存在强光反射、粘膜分泌物遮挡、视角与距离变化大的特点，且高质量分级标注成本高、主观性强。对比学习通过“同一图像的不同增强为正样本、不同图像为负样本”的实例判别，接近“照明、畸变与视角不变”的表征，从而在未标注数据上学习稳健特征，降低小样本条件下的过拟合。多尺度的结构有助于适应腺样体阻塞范围与成像视野的跨尺度变化，从而提升了分级的可分离性。He 等[30]则将深度学习引入 MRI 自动评估中，提出 ADNet 用于关键点定位与 A/N 比计算(n = 500)，编码器采用深度可分离卷积提取局部特征，解码器以自适应卷积捕捉全局信息。模型在关键点预测上的平均径向误差为 4.86 像素，A/N 比误差为 0.026，为 MRI 上的客观量化提供

可行方案。需要指出的是, 现有 MRI 方法多将三维体数据简化为二维测量, 三维体素层面的形态与通气受限信息尚未得到充分利用。

3.1.3. CBCT

CBCT 虽非专为上气道分析设计, 但其三维成像较二维影像更有利于精确描述上气道形态与最小横截面积等与阻塞密切相关的参数。近年来, 面向腺样体肥大与相关上气道阻塞的 CBCT 自动识别研究逐步增多, 并显示出利用三维数据开展分割与分级的优势。

Dong 等[31]首次将深度学习用于 CBCT 中腺样体肥大的二分类自动诊断, 采用“分割 + 分类”的两阶段框架: 以 HMSAU-Net 进行上气道分割, 引入自注意编码与分层掩码以提升精度, 平均 Dice 达 0.960, 优于 3D U-Net 与 SAU-Net; 随后以 3D-ResNet 完成腺样体肥大分类, 准确率为 0.912、灵敏度为 0.976、F1 分数达 0.901, 提示该系统在小样本($n = 87$)下已具备较好性能与临床潜力。上气道是形态复杂的中空结构, 阻塞往往发生在不规则、细窄的局部, 体积分割能去除骨性与软组织背景干扰, 提供解剖一致的掩码与 ROI, 使后续 3D 分类网络聚焦于真正相关的体素上下文, 分割网络比直接检测网络能取得更好的性能。此外, 分层掩码与自注意机制在低对比度与部分容积效应下可引入形状先验与长程依赖, 提升小样本场景下的鲁棒性。Claudia 等[32]进一步构建可解释 AI 模型, 实现 CBCT 腺样体相关上气道阻塞的四级分类($n = 400$), 整体 AUC 范围 0.77~0.94, 其中重度阻塞(3 级、4 级)分别达 0.88 与 0.94, 对重症识别尤为稳健。重度分类的上气道形态改变更明显, 模型更易在特征空间中形成清晰分界; 而轻中度阻塞的边界模糊, AUC 相对降低。借助 SurfGradCAM 生成的可视化热力图, 模型能稳定标注影响决策的关键上气道区域, 增强结果的可解释性与临床可接受度。

CBCT 相关的 AI 方法基于三维数据, 有望超越二维测量的局限, 在分割、定量与分级方面提供更客观、可重复的评估。但后续仍需更大样本量、多中心外部验证与跨设备参数的标准化, 同时权衡辐射暴露与临床流程整合, 以推动常规化应用。

3.1.4. 面部图像

腺样体肥大会导致上气道阻塞与鼻呼吸障碍, 长期口呼吸及肌功能失衡可影响颅颌面发育, 形成典型“腺样体面容”: 外鼻发育不足、开唇露齿、下颌后旋、下颌平面角增大以及下面部高度增加等特征[33]。摄影与三维形态学研究提示腺样体肥大患者的前面高度与下颌平面角增大, 下颌后缩与后旋[34]。Cheng 等[35]比较鼻呼吸与口呼吸的骨性 II 类儿童, 发现口呼吸组儿童上唇更为突出、下面部高度增加且占总面高比例更大。

基于上述表型, 面部图像的 AI 分析被尝试用于腺样体肥大无创筛查。Hu 等[36]选取上唇厚度、内外眦间距等几何特征, 采用决策树、支持向量机、KNN 与 XGBoost 构建模型, 并以 5 折交叉验证评估, 268 例样本的敏感性与特异性分别为 88.24% 与 89.19%, 提示面部照片在初筛层面具有一定可行性。然而, 该方向仍处于初期探索阶段, 模型稳定性依赖于拍摄条件(光照、角度、表情)与人群差异(年龄、性别、种族), 容易受牙颌畸形、遗传等混杂因素的影响, 且相关研究的样本量有限, 缺乏外部验证。未来建议标准化采集流程, 归一化姿态与光照等环境因素, 采用三维人脸重建技术以提供更多诊断信息, 构建多模态诊断模型, 并加强多中心大样本验证。需要强调的是, 应将面部图像定位为分诊与随访的辅助筛查工具, 而非替代影像学的确诊手段。

3.2. 时序信号建模

受腺样体肥大引起的上气道狭窄会改变呼吸力学与湍流特征, 从而影响呼吸声的时频结构(能量分布、相位与周期性)。心肺音听诊时可能出现异常呼吸音, 包括呼吸急促、喘鸣声或其他与阻塞相关的杂音。

与侧位片、CBCT 和内镜相比,心肺音采集简单、具有非侵袭性,具有用于初筛与随访的潜力。因此,基于时序信号建模的心肺音分析成为无辐射识别腺样体肥大的有益探索方向。

据报道 Xiao 等[37]首次将心肺音作为信号源用于腺样体肥大检测的研究,使用数字听诊器采集儿童心肺音,以鼻咽内镜作为“真值”标签,先将时序音频转换为时频谱图(如 Log-Mel),再采用 CRNN、ResNet18 等深度学习模型进行监督训练,完成二分类、四级分级与连续回归等任务。在二分类任务中,主动脉瓣区的最优模型达到敏感性 0.88、特异性 0.73、AUC 0.83;在回归任务中,平均绝对误差约 0.09~0.10,提示心肺音中确实包含与腺样体大小相关的可判别信息。该研究为无创、低成本的儿童筛查与随访提供了方法学可行性。鉴于现阶段证据主要来自单中心内部验证,未来应在多中心、跨设备与跨年龄人群中扩大样本并开展外部和前瞻性验证;同时制定标准化采集规范,强化去噪、心肺音分离与呼吸相位对齐,以提升可用性。

4. 总结

传统的诊断方法,如临床病史、鼻内镜、鼻咽侧位片、CBCT 等,在儿童腺样体肥大诊断中已经形成较为成熟的证据体系并被广泛应用。但这些方法通常存在辐射暴露、有创性、设备依赖性和诊断人员依赖性问题。无创的声学检测等新兴手段若能在准确性与可靠性上得到提升和验证,有望减少儿童的痛苦。

近年来,人工智能在儿童腺样体肥大影像学诊断中的价值愈发显著,尤其在鼻咽侧位片自动测量与分级方面,诊断效率与一致性得到显著提升,部分模型在外部验证中优于初级和中级医生。然而,三维影像(CBCT/MRI)的 AI 应用仍相对不足,需进一步利用三维逐体积分割与定量分析(如体积、最窄横截面积)形成稳定、可重复的指标,并完成多中心外部验证,才能发挥其应有价值。

面部图像与心肺音具有非侵袭、无辐射和便捷的优势,适合院前筛查与随访,初步研究显示其具有一定可行性。但其稳定性易受采集条件(光照、姿势、设备差异)与人群差异性影响。定位上,宜将其视为分诊与随访的辅助工具,而非替代内镜和三维影像的确诊手段。

总而言之,低成本、快速、可推广的腺样体肥大筛查路径仍有待完善。想要真正落地,需要来自多家医院、不同设备、不同年龄与人群的统一采集与标注,提升数据的可推广性;在模型方面可以引入自监督或半监督、对比学习、序数/多任务学习和域适配等方法,让算法在不同场景下都稳定可靠。同时临床价值评估不应只看准确率,还要关注校准、决策曲线和成本—效果。最后,通过把症状、影像/内镜、三维成像、面容和心肺音等信息融合起来,建立结构—功能的关联,更贴近真实决策,支持精准分诊和个体化治疗。

5. 挑战与展望

儿科诊疗中,医生及家长对“看得懂、敢用”的要求更高,模型应提供与腺样体肥大诊断直接相关的解释,如包含分割掩码与关键点覆盖图、显著性热力图(Grad-CAM/SurfGradCAM)的可视化证据以及结构化测量(A/N 比、体积、最窄横截面积、阻塞比例)。同时需呈现模型的不确定性与校准信息(如置信度、校准曲线与误差范围),以降低过度自信对临床决策的影响。报告方面,建议采用结构化报告,将测量与可视化证据输出整合,以便于医患沟通与共同决策。已有研究显示,利用 SurfGradCAM 显示参与诊断决策的上气道区域,有效提升模型可解释性与临床可接受度[32]。

为提升 AI 模型的可推广性与适用性,数据来源需要足够多样,需整合多中心、多设备与多地区人群的数据。为解决多中心数据难以集中共享的困境,可采用联邦学习在“数据不出院”的前提下协同训练[38]。联邦学习在本地保留数据的情况下训练共享模型,可以有效解决数据采集困难和数据隐私安全问题

[39]. 面对非独立同分布(非 IID)数据与设备差异, 可结合 FedAvg、FedProx、SCAFFOLD 等算法, 并引入个性化与域适配策略, 以改善跨中心地区表现; 同时应用安全聚合与差分隐私降低信息泄露的风险。评估上, 除了联邦训练阶段的内部指标, 还需要开展外部测试, 报告模型的泛化能力与公平性, 并进行亚组敏感性评估, 确保不同年龄、性别与地区的人群都能适用。

下一步应将算法输出与指南和结局指标对齐, 直接支持手术指征判断与治疗路径选择(观察随访、药物治疗、腺样体切除、扁桃体-腺样体联合)。可构建基于多模态特征的风险分层与预后预测模型, 把影像测量(A/N 比、体积、最窄横截面积)、鼻内镜分级、PSG 指标(如 AHI、最低 SpO₂)与症状评分等信息合并, 输出与治疗相关的概率与风险。模型需要有良好校准能力, 并通过决策曲线分析在不同阈值偏好下评估净获益, 形成可执行的阈值策略。具体实现方法包括: 规则与机器学习融合的临床决策支持系统(将指南规则与模型预测联合呈现); 在结构化影像报告中附加测量与可视化, 提供建议与不确定性提示, 让沟通更直观; 以及术前风险提醒与个体化随访计划。

将可解释性、隐私保护的协同建模与治疗决策支持纳入研究与系统设计, 腺样体肥大诊断 AI 就能从“辅助诊断”迈向“闭环决策”, 在确保安全与信任的前提下真正应用于临床。

参考文献

- [1] Niedzielski, A., Chmielik, L.P., Mielnik-Niedzielska, G., Kasprzyk, A. and Bogusławska, J. (2023) Adenoid Hypertrophy in Children: A Narrative Review of Pathogenesis and Clinical Relevance. *BMJ Paediatrics Open*, **7**, e001710. <https://doi.org/10.1136/bmjpo-2022-001710>
- [2] Robb, P.J. (2018) The Adenoid and Adenoidectomy. <https://www.taylorfrancis.com/chapters/edit/10.1201/9780203731017-27/adenoid-adenoidectomy-peter-robb>
- [3] Skoloudik, L., Kalfert, D., Valenta, T. and Chrobok, V. (2018) Relation between Adenoid Size and Otitis Media with Effusion. *European Annals of Otorhinolaryngology, Head and Neck Diseases*, **135**, 399-402. <https://doi.org/10.1016/j.anorl.2017.11.011>
- [4] Huang, X., Gong, X. and Gao, X. (2023) Age-Related Hypertrophy of Adenoid and Tonsil with Its Relationship with Craniofacial Morphology. *BMC Pediatrics*, **23**, Article No. 163. <https://doi.org/10.1186/s12887-023-03979-2>
- [5] Pereira, L., Monyror, J., Almeida, F.T., Almeida, F.R., Guerra, E., Flores-Mir, C., et al. (2018) Prevalence of Adenoid Hypertrophy: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Sleep Medicine Reviews*, **38**, 101-112. <https://doi.org/10.1016/j.smrv.2017.06.001>
- [6] Bitar, M.A., Rahi, A., Khalifeh, M. and Madanat, L.S. (2006) A Suggested Clinical Score to Predict the Severity of Adenoid Obstruction in Children. *European Archives of Oto-Rhino-Laryngology*, **263**, 924-928. <https://doi.org/10.1007/s00405-006-0086-y>
- [7] Torretta, S., Marchisio, P., Esposito, S., Cappadona, M., Fattizzo, M. and Pignataro, L. (2011) Diagnostic Accuracy of the Nasal Obstruction Index in Detecting Adenoid Hypertrophy in Children without Allergy. *International Journal of Pediatric Otorhinolaryngology*, **75**, 57-61. <https://doi.org/10.1016/j.ijporl.2010.10.007>
- [8] Baldassari, C.M. and Choi, S. (2013) Assessing Adenoid Hypertrophy in Children: X-Ray or Nasal Endoscopy? *The Laryngoscope*, **124**, 1509-1510. <https://doi.org/10.1002/lary.24366>
- [9] 张浩霖, 张旭, 梁昆, 等. 儿童腺样体肥大的诊断与筛查技术进展现状[J]. 中华口腔医学研究杂志(电子版), 2023, 17(2): 123-127.
- [10] Wang, D., Clement, P., Kaufman, L. and Derde, M. (1992) Fiberoptic Examination of the Nasal Cavity and Nasopharynx in Children. *International Journal of Pediatric Otorhinolaryngology*, **24**, 35-44. [https://doi.org/10.1016/0165-5876\(92\)90064-v](https://doi.org/10.1016/0165-5876(92)90064-v)
- [11] Kindermann, C.A., Roithmann, R. and Neto, J.F.L. (2008) Sensitivity and Specificity of Nasal Flexible Fiberoptic Endoscopy in the Diagnosis of Adenoid Hypertrophy in Children. *International Journal of Pediatric Otorhinolaryngology*, **72**, 63-67.
- [12] Saedi, B., Sadeghi, M., Mojtahed, M. and Mahboubi, H. (2011) Diagnostic Efficacy of Different Methods in the Assessment of Adenoid Hypertrophy. *American Journal of Otolaryngology*, **32**, 147-151. <https://doi.org/10.1016/j.amjoto.2009.11.003>
- [13] Cohen, D. and Konak, S. (1985) The Evaluation of Radiographs of the Nasopharynx. *Clinical Otolaryngology*, **10**, 73-

78. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2273.1985.tb01170.x>
- [14] Fujioka, M., Young, L. and Girdany, B. (1979) Radiographic Evaluation of Adenoidal Size in Children: Adenoidal-Nasopharyngeal Ratio. *American Journal of Roentgenology*, **133**, 401-404. <https://doi.org/10.2214/ajr.133.3.401>
- [15] Elwany, S. (1987) The Adenoidal-Nasopharyngeal Ratio (AN Ratio): Its Validity in Selecting Children for Adenoidectomy. *The Journal of Laryngology & Otology*, **101**, 569-573. <https://doi.org/10.1017/s0022215100102269>
- [16] Mlynarek, A., Tewfik, M.A., Hagr, A., Manoukian, J.J., Schloss, M.D., Tewfik, T.L., et al. (2004) Lateral Neck Radiography versus Direct Video Rhinoscopy in Assessing Adenoid Size. *The Journal of Otolaryngology*, **33**, Article 360. <https://doi.org/10.2310/7070.2004.03074>
- [17] 杨影, 魏巍, 杨军. 锥形束 CT 在儿童腺样体肥大诊断中的临床应用价值[J]. 放射学实践, 2023, 38(11): 1442-1446.
- [18] Major, M.P., Witmans, M., El-Hakim, H., Major, P.W. and Flores-Mir, C. (2014) Agreement between Cone-Beam Computed Tomography and Nasoendoscopy Evaluations of Adenoid Hypertrophy. *American Journal of Orthodontics and Dentofacial Orthopedics*, **146**, 451-459. <https://doi.org/10.1016/j.ajodo.2014.06.013>
- [19] Suto, Y., Matsuda, E. and Inoue, Y. (1996) MRI of the Pharynx in Young Patients with Sleep Disordered Breathing. *The British Journal of Radiology*, **69**, 1000-1004. <https://doi.org/10.1259/0007-1285-69-827-1000>
- [20] Cho, J., Lee, D., Lee, N., Won, Y., Yoon, H. and Suh, B. (1999) Size Assessment of Adenoid and Nasopharyngeal Airway by Acoustic Rhinometry in Children. *The Journal of Laryngology & Otology*, **113**, 899-905. <https://doi.org/10.1017/s0022215100145530>
- [21] Shohei, K., Masashi, N., Kohei, K., Kaori, I., Shinichi, N., Shunsuke, I., et al. (2019) Noninvasive Examination of the Adenoids Using Acoustic Analysis. *International Journal of Oral-Medical Sciences*, **18**, 36-44. <https://doi.org/10.5466/ijoms.18.36>
- [22] 李文杰, 张巍, 杨剑. 人工智能技术在医疗辅助诊断领域的应用现状与趋势分析[J]. 中国医学物理学杂志, 2025, 42(12): 1668-1674.
- [23] Shen, Y., Li, X., Liang, X., Xu, H., Li, C., Yu, Y., et al. (2020) A Deep-Learning-Based Approach for Adenoid Hypertrophy Diagnosis. *Medical Physics*, **47**, 2171-2181. <https://doi.org/10.1002/mp.14063>
- [24] Liu, J.L., Li, S.H., Cai, Y.M., Lan, D.P., Lu, Y.F., Liao, W., et al. (2021) Automated Radiographic Evaluation of Adenoid Hypertrophy Based on VGG-Lite. *Journal of Dental Research*, **100**, 1337-1343. <https://doi.org/10.1177/00220345211009474>
- [25] Zhao, T., Zhou, J., Yan, J., Cao, L., Cao, Y., Hua, F., et al. (2021) Automated Adenoid Hypertrophy Assessment with Lateral Cephalometry in Children Based on Artificial Intelligence. *Diagnostics*, **11**, Article 1386. <https://doi.org/10.3390/diagnostics11081386>
- [26] Guo, W., Gao, Y. and Yang, Y. (2024) Automatic Detection of Adenoid Hypertrophy on Lateral Nasopharyngeal Radiographs of Children Based on Deep Learning. *Translational Pediatrics*, **13**, 1368-1377. <https://doi.org/10.21037/tp-24-194>
- [27] Rao, Y., Zhang, Q., Wang, X., Xue, X., Ma, W., Xu, L., et al. (2024) Automated Diagnosis of Adenoid Hypertrophy with Lateral Cephalogram in Children Based on Multi-Scale Local Attention. *Scientific Reports*, **14**, Article 18619. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-69827-0>
- [28] Wu, Z., Zhuo, R., Yang, Y., Liu, X., Wu, B. and Wang, J. (2025) Optimized Deep Learning Model for Diagnosing Tonsil and Adenoid Hypertrophy through X-Rays. *Frontiers in Oncology*, **15**, Article ID: 1508525. <https://doi.org/10.3389/fonc.2025.1508525>
- [29] Zheng, S., Li, X., Bi, M., et al. (2022) Contrastive Learning-Based Adenoid Hypertrophy Grading Network Using Nasoendoscopic Image. 2022 *IEEE 35th International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS)*, Shenzhen, 21-23 July 2022, 377-382.
- [30] He, Z., Xiao, Y., Wu, X., Liang, Y., Zhou, Y. and An, G. (2023) An Automatic Assessment Model of Adenoid Hypertrophy in MRI Images Based on Deep Convolutional Neural Networks. *IEEE Access*, **11**, 106516-106527. <https://doi.org/10.1109/access.2023.3316689>
- [31] Dong, W., Chen, Y., Li, A., Mei, X. and Yang, Y. (2023) Automatic Detection of Adenoid Hypertrophy on Cone-Beam Computed Tomography Based on Deep Learning. *American Journal of Orthodontics and Dentofacial Orthopedics*, **163**, 553-560.e3. <https://doi.org/10.1016/j.ajodo.2022.11.011>
- [32] Mattos, C.T., Dole, L., Mota-Júnior, S.L., Cury-Saramago, A.d.A., Bianchi, J., Oh, H., et al. (2025) Explainable Artificial Intelligence to Quantify Adenoid Hypertrophy-Related Upper Airway Obstruction Using 3D Shape Analysis. *Journal of Dentistry*, **156**, Article 105689. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2025.105689>
- [33] 闫旭珍, 冯云霞. 腺样体肥大与牙颌面畸形的研究进展[J]. 口腔疾病防治, 2019, 27(10): 673-676.
- [34] Koca, C.F., Erdem, T. and Bayındır, T. (2016) The Effect of Adenoid Hypertrophy on Maxillofacial Development: An

- Objective Photographic Analysis. *Journal of Otolaryngology-Head & Neck Surgery*, **45**, Article No. 48.
<https://doi.org/10.1186/s40463-016-0161-3>
- [35] Cheng, B., Mohamed, A.S., Habumugisha, J., Guo, Y., Zou, R. and Wang, F. (2023) A Study of the Facial Soft Tissue Morphology in Nasal- and Mouth-Breathing Patients. *International Dental Journal*, **73**, 403-409.
<https://doi.org/10.1016/j.identj.2022.09.002>
- [36] Hu, X., Zhang, Q., Yang, J., Wang, Q., Lei, Y. and Wu, J. (2019) Photographic Analysis and Machine Learning for Diagnostic Prediction of Adenoid Hypertrophy. 2019 *IEEE 16th International Conference on Networking, Sensing and Control (ICNSC)*, Banff, 9-11 May 2019, 7-11. <https://doi.org/10.1109/icnsc.2019.8743276>
- [37] Xiao, S., Zhang, X., Lu, Y., Ye, P., Tang, Y., Zhang, P., *et al.* (2025) Non-Invasive Detection of Adenoid Hypertrophy Using Deep Learning Based on Heart-Lung Sounds. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 1-13.
<https://doi.org/10.1109/jbhi.2025.3527403>
- [38] Lee, E.H., Han, M., Wright, J., Kuwabara, M., Mevorach, J., Fu, G., *et al.* (2024) An International Study Presenting a Federated Learning AI Platform for Pediatric Brain Tumors. *Nature Communications*, **15**, Article No. 7615.
<https://doi.org/10.1038/s41467-024-51172-5>
- [39] 熊世强, 何道敬, 王振东, 等. 联邦学习及其安全与隐私保护研究综述[J]. 计算机工程, 2024, 50(5): 1-15.