

# 人工智能在龋病诊疗中的应用

庞亮月 林焕彩

中山大学附属口腔医院, 光华口腔医学院, 广东省口腔医学重点实验室, 广州 510055

通信作者: 林焕彩, Email: linhc@mail.sysu.edu.cn



林焕彩

**【摘要】** 龋病患病率居高不下, 疾病负担严重, 防控形势严峻。近年来人工智能(AI)在医学领域得到了飞速的发展, 其强大的图像识别技术为龋病的诊断及风险评估提供了新思路, 为进一步实现龋病个体化的精准防控提供了契机。本文将从AI在龋病诊断、风险预测等方面的研究进展进行回顾和展望。

**【关键词】** 人工智能; 龋病诊断; 风险预测; 深度学习; 机器学习

**基金项目:** 国家自然科学基金(青年科学基金, 81903345)

**引用著录格式:** 庞亮月, 林焕彩. 人工智能在龋病诊疗中的应用[J/OL]. 中华口腔医学研究杂志(电子版), 2023, 17(3): 162-166.

DOI: 10.3877/cma.j.issn.1674-1366.2023.03.002

## Application of artificial intelligence in the field of dental caries

Pang Liangyue, Lin Huancai

Hospital of Stomatology, Guanghua School of Stomatology, Sun Yat-sen University, Guangdong Provincial Key Laboratory of Stomatology, Guangzhou 510055, China

Corresponding author: Lin Huancai, Email: linhc@mail.sysu.edu.cn

**【Abstract】** The prevalence of dental caries remains high, posing a serious disease burden and a challenging situation for prevention and control. Recent advances in artificial intelligence (AI) have significantly impacted the medical field, particularly through the application of powerful image recognition technology. These advancements have provided new opportunities for developing more accurate diagnostic and risk assessment for caries, thereby enabling more nuanced and effective precision medicine. In this article, the role of AI in the diagnosis and risk prediction of caries, its research progress and prospect were discussed.

**【Key words】** Artificial intelligence; Diagnosis, dental caries; Risk assessment; Deep learning; Machine learning

**Fund program:** National Natural Science Foundation of

China (Young Scientist Fund 81903345)

DOI: 10.3877/cma.j.issn.1674-1366.2023.03.002

龋病是最常见的慢性细菌感染性疾病, 严重危害人类口腔健康并影响全身健康。目前龋病患病率居高不下, *Lancet* 杂志公布的全球328种主要疾病中的恒牙龋的患病率位列第一<sup>[1]</sup>, 2015年全世界大概有25亿人的恒牙龋未得到治疗<sup>[2]</sup>。第四次全国口腔流行病学调查结果显示, 5岁儿童乳牙龋和老年人恒牙龋的患病率分别达到71.9%和98.0%<sup>[3-4]</sup>。因此, 龋病防控仍然是目前我国乃至全世界口腔健康促进中十分重要的目标。世界卫生组织(WHO)对牙医与人口比例的建议值为1:5 000, 这一比例针对发达国家上升到1:2 000, 而我国口腔医生人口比例不到1:8 000, 远低于发达国家水平和WHO建议值<sup>[5]</sup>。由此可见, 口腔医生的不足严重影响为龋病患者提供诊断和治疗的服务。

人工智能(artificial intelligence, AI)作为近年来发展迅猛的一门学科, 是计算机科学的一个重要分支, 是研究开发用于模拟、延伸和扩展人类智能的理论、方法、技术及应用的一门新兴的科学技术<sup>[6]</sup>。AI在图像识别方面具有极大的优势, 其能通过学习大量图像数据特征进行迁移学习并训练出自动识别的模型。机器学习(machine learning, ML)是实现AI的技术关键, 它能够从数据集中自动学习图像中高维的定量特征, 进而构建模型, 实现精准诊断及预测<sup>[7]</sup>。21世纪以来, 随着信息技术的更新换代, 深度学习(deep learning, DL)的概念被提出, 深度学习可以模拟构建人类大脑思维方式的神经网络机制, 处理大量高维、复杂的数据, 通过深度神经网络提升机器学习模型的效能, 实现对数据库的深度挖掘和解释<sup>[8]</sup>。AI希望用计算机来模拟人类思维, 机器学习是实现AI的主要途径, 而深度学习是一种实现机器学习的神经网络方法, 是机器学习的高级玩法, 三者之间是包含关系, 即AI包含机器学习, 机器

学习包含深度学习。

通过AI辅助进行龋病的诊断及风险评估,将大大改善龋病的管理现状。本文就AI在龋病领域的最新研究进展进行综述。

### 一、人工智能在龋病诊断中的应用

早发现、早诊断、早治疗对于龋病的发展、转归、结局有很大影响,对降低医疗成本具有重要意义。然而,由于医疗资源的不足,难以对人群进行大范围的筛查。基于影像学图片和口内照片的龋病AI诊断系统的出现使人群龋病大规模的筛查成为可能。临床视诊、探诊及包括根尖X线片、骀翼片的影像学检查仍然是龋病最常用的诊断方法<sup>[9]</sup>。研究表明,口腔医生的不同经验导致龋病诊断的准确度和可靠性存在较大差异,骀面龋的诊断灵敏度为19%~92%,邻面龋的诊断灵敏度为39%~94%<sup>[10]</sup>。

1. 基于影像学图片的AI辅助龋病诊断:随着数字化X线片、曲面体层摄影、锥形束CT(cone-beam computed tomography, CBCT)等口腔专科影像设备的普及和应用,口腔影像数据渐呈指数级增长,而口腔放射专科医师严重不足。基于影像学图片的AI辅助龋病诊断技术应运而生,AI依靠其强大的数据处理能力,能很好地解决医学图像大数据人工处理中工作量大和容易误诊的问题,提高了数据分析的效率和准确性。AI结合口腔颌面影像,通过图像分割及识别技术对龋病进行自动识别和智能诊断,具有重要的临床价值和应用前景。

帕克扎提·色依提等<sup>[11]</sup>采用基于卷积神经网络算法对2 000张口腔曲面体层图像进行深度学习,构建了口腔常见疾病智能影像诊断模型,该模型诊断龋病的准确率为90.70%、灵敏度为86.18%、特异度为94.40%,体现了AI在曲面体层片上对龋病影像辅助诊断的应用价值。Lee等<sup>[12]</sup>提出了一种基于根尖X线片的深度学习CapsNet算法来辅助诊断龋病,该算法对前磨牙和磨牙龋病诊断的准确率分别为89%和88%。Cantu等<sup>[13]</sup>利用大量平衡数据集训练了1个基于咬合翼片诊断龋病的深度学习模型,模型的准确度、灵敏度和特异度分别为80%、75%和83%,在检测早期龋方面该模型优于有经验的医生。目前,有大量基于影像学图片的AI辅助龋病诊断模型研究报道,多数模型表现出良好的龋病诊断性能<sup>[11-16]</sup>。少数涉及将口腔专家作为对照组的研究发现,深度学习模型与专家诊断龋病的准确度相似甚至更准确。但研究仍存在某些不足之处,如:样

本量不足;研究行为或者报告的异质性,导致难以进行不同研究之间的比较分析;缺乏关于注释者的验证和校准的细节,以及如何处理注释者之间缺乏一致性的问题等。此外,采用AI辅助进行龋病的诊断仍然具有一定的局限性,如根尖X线片无法清晰地区分龋病的进展程度。

2. 基于照片的AI辅助龋病诊断:在临床工作中,视觉检查依然是龋病首选的诊断方法。在牙面清洁且干燥的情况下,单纯通过视觉检查诊断龋病也可以达到很高的准确率。因此,也有大量研究基于口内照片构建AI辅助龋病诊断模型也表现出良好的性能,具有一定的应用前景<sup>[17-24]</sup>。Kühnisch等<sup>[19]</sup>收集了2 417张口内恒牙照片,将照片分为无龋、非成洞龋和成洞龋,以专家的诊断作为参考标准,采用卷积神经网络算法训练模型。该模型通过口内照片诊断龋病的灵敏度、特异度和准确度分别为89.6%、94.3%和96.4%,其对于成洞龋诊断的灵敏度、特异度和准确度分别为95.7%、81.5%和95.5%,该研究体现了基于口内照片的AI辅助龋病诊断模型的应用前景。由于对专业技能的要求和特殊的闪光灯设置,单反相机拍摄照片用于龋病诊断的方法不易推广。智能手机不仅是具有先进的计算能力和连接能力的移动设备,还配备了内置相机,使用户能够轻松地拍摄高质量的照片。Ding等<sup>[20]</sup>开发了一种基于YOLOv3算法的AI辅助龋病检测模型,该模型通过智能手机拍摄的照片检测是否存在龋病,对原发性龋病诊断准确率为93.3%,对继发龋诊断准确率为100%。通过智能手机获取图像可以降低检查的设备成本,用AI代替专业医生,减轻不发达地区的龋病诊疗压力。

Liu等<sup>[21]</sup>还描述了一种基于智能硬件、深度学习和移动终端的iHome智能口腔健康物联网系统。该团队从10家民营口腔诊所收集了12 600张临床图像的数据集,开发了1个由MASK R-CNN训练的自动诊断模型,用于检测和诊断包括龋病在内的7种口腔疾病,其诊断准确率高达90%,且兼具高灵敏度和高特异度。移动终端上应用软件(application, APP)被设计为客户端和牙医端。该APP具有口腔疾病预检、咨询、预约和评估等功能,使患者与牙医资源的服务对接成为现实。通过对10家民营口腔诊所1个月的系统测试,提高了患者就诊率和口腔诊所的资源利用率,在实际应用中表现出较高的可靠性。

国际龋病检测与评估系统(International Caries Detection and Assessment System, ICDAS)可对不同

轻重程度的龋病进行详细的检测和评估,具有灵敏度高、可靠性强的特点。为了进一步提高AI辅助龋病诊断系统的使用范围,Ghaedi等<sup>[22]</sup>采用机器学习算法对88张离体牙的咬合面照片进行分析,开发了龋病自动检测和评分系统,该模型不仅可以判断是否患龋,还可以根据ICDAS-II标准对龋病的严重程度评分,其准确度、灵敏度和特异度分别为86.3%、83%和91.7%,具有很好的应用潜力。釉质的早期龋损病变不易诊断,AI还可以结合使用某些仪器设备辅助进行早期龋病的诊断<sup>[23-24]</sup>。由于靶向荧光淀粉纳米颗粒(targeted fluorescent starch nanoparticle, TFSN)可以选择性地结合到牙釉质龋坏的结构微孔中,因此,TFSN常用于早期龋病的视觉检测及龋病病损的活跃性判断。Jones等<sup>[23]</sup>创新性地AI与荧光成像结合用于诊断龋病,构建了可评估龋病严重程度及活跃性的AI辅助诊断模型,该模型诊断龋病的灵敏度为80.26%,诊断龋病严重程度的准确度为72%,检测龋病活跃程度的准确度为90%。近红外透照法(near-infrared transillumination, TI)主要是利用牙矿化程度不同对近红外光的散射和吸收差异的原理,增加正常牙釉质和患龋牙釉质之间对比度的1种可视化检测方法。Casalegno等<sup>[24]</sup>开发了1个可对TI图片中的龋损进行自动检测和定位的模型,该模型预测咬合面龋和邻面龋的准确度分别为83.6%和85.6%,可用于早期龋的辅助诊断。虽然,AI结合某些新技术可以提高龋病诊断的准确度,但这些技术在临床上并不常用,而且可能会由于研究者的经验不足导致图像的解释不准确,进而影响研究结果。

3. 人工智能检测龋病的成本-效益分析:AI应用的优劣受治疗决定影响,而不仅仅是通过准确度来判断。AI辅助龋病诊断系统会影响到患者的治疗方案及支付成本。Rossi等<sup>[25]</sup>分析AI辅助龋病诊断的成本效益,发现与没有使用AI辅助的龋病诊断模型比较(平均牙保留时间60.9年;费用342.24欧元),AI辅助模型与牙齿保留率的提高有关(平均牙保留时间62.4年),而且成本较低(320欧元)。但结果对诊断后的治疗路径模型非常敏感,当考虑到需要对检测到的早期龋病采取侵入性治疗方法时,AI辅助的龋病诊断模型则与较少的牙保留年限和较高的费用有关。Schwendicke等<sup>[26]</sup>采用随机对照试验评估了AI辅助龋病检测模型的成本效益。结果表明,使用AI辅助模型可以提高龋病诊断的灵敏度,但并没有带来更高的成本效益,主要是由于对早期病变的

侵入性治疗在AI辅助模型组产生了额外的费用,削弱了使用AI后可能出现的降低成本的优势。提示,作为决策支持系统使用的AI具有有限的和针对具体案例的成本效益优势,这不仅对分配给AI的成本敏感,而且对诊断后假设的后续治疗路径也敏感。

## 二、人工智能在龋病风险评估中的应用

AI除了用于龋病的辅助诊断外,还可以用于龋病的风险评估(carries risk assessment, CRA)。CRA能确定个体在未来一段时间内患龋风险,其对于龋病进行个体化精准防控至关重要。常使用的龋病风险评估系统主要有美国牙科协会(American Dental Association, ADA)龋病风险评估系统、龋病风险评估工具(carries-risk assessment tool, CAT)、美国加利福尼亚州牙科协会提出的龋病风险评估和管理系统(carries management by risk assessment, CAMBRA)和Cariogram系统。以上评估系统大多从医师角度出发,基于量表,遵循一定简单逻辑进行相关患龋风险预测。随着科技的不断进步,AI机器学习算法越来越多地被应用到龋病风险评估领域,如向量机(support vector machines, SVM)、随机森林(random forest, RF)和人工神经网络(artificial neural network, ANN)等方法。临床上根据患者实际患龋状况和各项龋病危险因素信息建立相应机器算法程序,并按照设计出的算法对患者一定时间内患龋风险进行评估。

龋病作为儿童常见的口腔疾病,不但会影响儿童的生长发育,还会对其心理健康造成危害。Sadegh-Zadeh等<sup>[27]</sup>调查了780名家长及其子女的龋病相关因素信息,采用10种不同的机器学习建模技术构建了5岁以下儿童的龋病风险预测模型。在所有机器学习算法中,以多层感知机(multi-layer perceptron)和RF预测准确度最高,均可达到97.4%。微生物是龋病发生的始作俑者,Wang等<sup>[28]</sup>采用SVM开发了1种仅通过唾液中7种细菌的量来预测儿童未来龋病发生风险的模型,训练集AUC为98.53%,经验证集检验,该模型的AUC为78.33%,提示,可以采用唾液中某些微生物的含量预测个体未来的患龋风险。龋病的发生存在遗传易感性,单核苷酸多态性(single nucleotide polymorphism, SNP)作为基因组中最常见的遗传变异,占据个体间遗传差异的90%。且因具有易于基因分型,适合大规模筛查的特点,SNP已成为龋病遗传因素研究的重要切入点。Zaorska等<sup>[29]</sup>采用神经网络方法构建了基于SNP早期儿童龋的龋病风险预测模型,该模型在测

试集中的预测准确度高达98.4%,经验证集检验,其预测准确度为73.6%。该研究仅仅是基于遗传标记建模,研究分析的SNP与较高的龋病预测率表明,在龋病发生过程中可能存在强烈的个体遗传易感性。因此,在构建龋病风险预测模型时,需综合考虑遗传和环境因素。Qu等<sup>[30]</sup>采用机器学习算法开发了一种适用于社区筛查早期儿童龋的龋病风险预测模型。其主要优势为预测指标仅包含易于获取的行为因素,不涉及生物预测因素,模型的预测准确度可高达91%,模型简单实用,易于在社区推广使用。

RF作为一种常用的机器学习算法,能够避免出现过拟合问题,该算法不仅训练速度快,而且具有更高的准确率。Pang等<sup>[31]</sup>采用RF机器学习算法基于基因-环境因素构建青少年恒牙龋发病风险预测模型,该模型可以预测个体未来2年的患龋风险,其预测准确度为73%。模型的区分度较好,可以较准确地筛选高风险患龋人群。广义回归神经网络(general regression neural network, GRNN)是一种人工神经网络模型,具有很强的非线性映射能力和精确的预测能力,适应于老年人龋病发生、发展过程中的高度复杂性、非线性和不确定性。Liu等<sup>[32]</sup>采用GRNN方法构建老年人龋病风险预测模型,该模型的预测准确度、灵敏度和特异度分别为77.70%、85.16%和70.27%。该GRNN适用于筛查、早期诊断老年人龋病。Njimbouom等<sup>[33]</sup>提出了一种基于深度学习的多模态龋病风险评估模型,该模型结合龋病传统危险因素和图像数据来预测个体未来的患龋风险,模型的准确度高达90%。Hur等<sup>[34]</sup>还根据患者的性别、年龄、第三磨牙的角度、釉牙本质界接触点位置及阻生齿的Winter分类和Pell & Gregory分类采用5种机器学习算法训练了可以预测下颌第二磨牙未来患龋风险的模型,模型的AUC为0.88~0.89,有助于筛选下颌第二磨牙龋高风险患者。

### 三、总结与展望

AI在龋病诊断、风险预测方面已经得到了广泛的探索,多数模型已经表现出优异的性能。研究者们将基于照片、影像学图像和口腔相关行为因素等数据作为输入数据训练,利用AI的迁移学习能力,构建龋病的诊疗模型。从龋病的初筛诊断到风险评估,AI都展现出其独特的优势。在临床实践中,AI可用于识别龋高危人群,协助医生提高诊断的准确度,也可以协助非专业人员检测龋病。迄今已进行的关于AI在龋病领域的应用研究多处于探索阶

段,多数为小样本的研究,提前筛选出质量合格的图像数据以利于构建出性能良好的算法模型。然而真实世界的情况复杂多样,数据不全及图像质量的参差不齐等因素极大限制了AI的推广使用。未来还需要更多大样本、多中心的临床研究来验证各类AI模型在真实世界中的性能。另外,成本效益的分析研究表明,使用AI辅助模型可以提高龋病诊断的灵敏度,但并不一定会带来更高的成本效益。因此,AI开发者需要与监管机构和医疗界共同合作,制定相关政策及治疗方案,确保AI辅助龋病诊疗模型达到最佳的成本-效益的效果。此外,AI技术还可以结合自然语言技术构建人机交互界面,回答患者口腔健康相关问题,提高患者的口腔健康意识及自我口腔保健水平。

**利益冲突** 所有作者均声明不存在利益冲突

### 参 考 文 献

- [1] GBD 2016 Disease and Injury Incidence and Prevalence Collaborators. Global, regional, and national incidence, prevalence, and years lived with disability for 328 diseases and injuries for 195 countries, 1990-2016: A systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2016[J]. *Lancet*, 2017, 390(10100): 1211-1259. DOI: 10.1016/S0140-6736(17)32154-2.
- [2] Righolt AJ, Jevdjevic M, Marceles W, et al. Global-, regional-, and country-level economic impacts of dental diseases in 2015 [J]. *J Dent Res*, 2018, 97(5): 501-507. DOI: 10.1177/0022034517750572.
- [3] Du MQ, Li Z, Jiang H, et al. Dental caries status and its associated factors among 3- to 5-year-old children in China: A national survey [J]. *Chin J Dent Res*, 2018, 21(3): 167-179. DOI: 10.3290/j.cjdr.a41076.
- [4] Gao YB, Hu T, Zhou XD, et al. Dental caries in Chinese elderly people: Findings from the 4th national oral health survey [J]. *Chin J Dent Res*, 2018, 21(3): 213-220. DOI: 10.3290/j.cjdr.a41077.
- [5] Si Y, Tai BJ, Hu DY, et al. Oral health status of Chinese residents and suggestions for prevention and treatment strategies [J]. *Global Health Journal*, 2019, 3(2): 50-54. DOI: 10.1016/j.glohj.2019.06.004.
- [6] Nikitas A, Michalakopoulou K, Njoya TE, et al. Artificial intelligence, transport and the smart city: Definitions and dimensions of a new mobility era [J]. *Sustainability*, 2020, 12: 2789. DOI: 10.3390/su12072789.
- [7] Sirsat MS, Fermé E, Câmara J. Machine learning for brain stroke: A review [J]. *J Stroke Cerebrovasc Dis*, 2020, 29(10): 105162. DOI: 10.1016/j.jstrokecerebrovasdis.2020.105162.
- [8] 刘蓬然, 霍彤彤, 陆林, 等. 人工智能在医学中的应用现状与展望 [J]. *中华医学杂志*, 2021, 101(44): 3677-3683. DOI: 10.3760/cma.j.cn112137-20210313-00628.

- [9] 梁景平. 龋病早期诊断新技术的研究与应用[J]. 中华口腔医学杂志, 2021, 56(1): 33-38. DOI: 10.3760/cma.j.cn112144-20201108-00558.
- [10] Bader JD, Shugars DA, Bonito AJ. Systematic reviews of selected dental caries diagnostic and management methods [J]. J Dent Educ, 2001, 65(10):960-968.
- [11] 帕克扎提·色依提, 王铁梅, 徐子能, 等. 基于深度学习在曲面体层图像中人工智能辅助诊断系统初步研究[J]. 口腔医学研究, 2021, 37(9): 845-849. DOI: 10.13701/j.cnki.kqxyj.2021.09.016.
- [12] Lee JH, Kim DH, Jeong SN, et al. Detection and diagnosis of dental caries using a deep learning-based convolutional neural network algorithm[J]. J Dent, 2018, 77: 106-111. DOI: 10.1016/j.jdent.2018.07.015.
- [13] Cantu AG, Gehrung S, Krois J, et al. Detecting caries lesions of different radiographic extension on bitewings using deep learning [J]. J Dent, 2020, 100: 103425. DOI: 10.1016/j.jdent.2020.103425.
- [14] de Araujo Faria V, Azimbagirad M, Arruda GV, et al. Prediction of radiation-related dental caries through PyRadiomics features and artificial neural network on panoramic radiography [J]. J Digit Imaging, 2021, 34(5): 1237-1248. DOI: 10.1007/s10278-021-00487-6.
- [15] Mao YC, Chen TY, Chou HS, et al. Caries and restoration detection using bitewing film based on transfer learning with CNNs[J]. Sensors (Basel), 2021, 21(13): 4613. DOI: 10.3390/s21134613.
- [16] Bayraktar Y, Ayan E. Diagnosis of interproximal caries lesions with deep convolutional neural network in digital bitewing radiographs[J]. Clin Oral Investig, 2022, 26(1): 623-632. DOI: 10.1007/s00784-021-04040-1.
- [17] Duong DL, Nguyen QDN, Tong MS, et al. Proof-of-concept study on an automatic computational system in detecting and classifying occlusal caries lesions from smartphone color images of unrestored extracted teeth[J]. Diagnostics (Basel), 2021, 11(7): 1136. DOI: 10.3390/diagnostics11071136.
- [18] Duong DL, Kabir MH, Kuo RF. Automated caries detection with smartphone color photography using machine learning[J]. Health Informatics J, 2021, 27(2): 14604582211007530. DOI: 10.1177/14604582211007530.
- [19] Kühnisch J, Meyer O, Hesenius M, et al. Caries detection on intraoral images using artificial intelligence [J]. J Dent Res, 2022, 101(2): 158-165. DOI: 10.1177/00220345211032524.
- [20] Ding B, Zhang Z, Liang Y, et al. Detection of dental caries in oral photographs taken by mobile phones based on the YOLOv3 algorithm [J]. Ann Transl Med, 2021, 9(21): 1622. DOI: 10.21037/atm-21-4805.
- [21] Liu L, Xu J, Huan Y, et al. A smart dental health-iot platform based on intelligent hardware, deep learning, and mobile terminal[J]. IEEE J Biomed Health Inform, 2020, 24(3): 898-906. DOI: 10.1109/JBHI.2019.2919916.
- [22] Ghaedi L, Gottlieb R, Sarrett DC, et al. An automated dental caries detection and scoring system for optical images of tooth occlusal surface[J]. Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc, 2014: 1925-1928. DOI: 10.1109/EMBC.2014.6943988.
- [23] Jones KA, Jones N, Tenuta LMA, et al. Convolution neural networks and targeted fluorescent nanoparticles to detect and ICDAS score caries[J]. Caries Res, 2022, 56(4): 419-428. DOI: 10.1159/000527118.
- [24] Casalegno F, Newton T, Daher R, et al. Caries detection with near-infrared transillumination using deep learning [J]. J Dent Res, 2019, 98(11): 1227-1233. DOI: 10.1177/0022034519871884.
- [25] Rossi JG, Rojas-Perilla N, Krois J, et al. Cost-effectiveness of artificial intelligence as a decision-support system applied to the detection and grading of melanoma, dental caries, and diabetic retinopathy[J]. JAMA Netw Open, 2022, 5(3): e220269. DOI: 10.1001/jamanetworkopen.2022.0269.
- [26] Schwendicke F, Mertens S, Cantu AG, et al. Cost-effectiveness of AI for caries detection: Randomized trial [J]. J Dent, 2022, 119: 104080. DOI: 10.1016/j.jdent.2022.104080.
- [27] Sadegh-Zadeh SA, Qeranqayeh AR, Benkhalifa E, et al. Dental caries risk assessment in children 5 years old and under via machine learning[J]. Dent J (Basel), 2022, 10(9): 164. DOI: 10.3390/dj10090164.
- [28] Wang Y, Wang S, Wu CY, et al. Oral microbiome alterations associated with early childhood caries highlight the importance of carbohydrate metabolic activities [J]. mSystems, 2019, 4(6): e00450-19. DOI: 10.1128/mSystems.00450-19.
- [29] Zaorska K, Szczapa T, Borysewicz-Lewicka M, et al. Prediction of early childhood caries based on single nucleotide polymorphisms using neural networks [J]. Genes (Basel), 2021, 12(4): 462. DOI: 10.3390/genes12040462.
- [30] Qu X, Zhang C, Houser SH, et al. Prediction model for early childhood caries risk based on behavioral determinants using a machine learning algorithm [J]. Comput Methods Programs Biomed, 2022, 227: 107221. DOI: 10.1016/j.cmpb.2022.107221.
- [31] Pang L, Wang K, Tao Y, et al. A new model for caries risk prediction in teenagers using a machine learning algorithm based on environmental and genetic factors[J]. Front Genet, 2021, 12: 636867. DOI: 10.3389/fgene.2021.636867.
- [32] Liu L, Wu W, Zhang SY, et al. Dental caries prediction based on a survey of the oral health epidemiology among the geriatric residents of Liaoning, China [J]. Biomed Res Int, 2020, 2020: 5348730. DOI: 10.1155/2020/5348730.
- [33] Njimboum SN, Lee K, Kim JD. MMDCP: Multi-modal dental caries prediction for decision support system using deep learning [J]. Int J Environ Res Public Health, 2022, 19(17): 10928. DOI: 10.3390/ijerph191710928.
- [34] Hur SH, Lee EY, Kim MK, et al. Machine learning to predict distal caries in mandibular second molars associated with impacted third molars [J]. Sci Rep, 2021, 11(1): 15447. DOI: 10.1038/s41598-021-95024-4.

(收稿日期:2023-04-15)

(本文编辑:王嫚)