

[DOI] 10.12016/j.issn.2096-1456.202330494.

· 综述 ·

数字化技术在牙磨损诊治中的应用研究进展

何以^{1,2}, 汪鼎傑^{1,2}, 肖玉鸿^{1,2}

1. 中国人民解放军联勤保障部队第九二〇医院口腔科, 云南 昆明(650032); 2. 昆明医科大学, 云南 昆明(650500)

【摘要】 牙磨损是一种普遍且复杂的口腔问题,其发病率在全球范围内逐渐增加,不仅影响患者的口腔功能和美观,还可能导致牙齿敏感、颞下颌关节疾病等相关并发症。随着数字化技术的不断进步,其在牙磨损的诊治中展现出显著潜力。近年来,研究者们从数字化支持设备、深度学习前沿应用、技术诊断、设计和预测,以及当前局限性等方面广泛研究了数字化技术在牙磨损研究中的应用,深入探讨了在牙磨损早期检测中口腔三维扫描技术可助力精准化临床与科研实践的微米级分辨优势;能实现图像识别和自动化分析,以降低人为误差,提高诊断效率的深度学习技术;通过更精确地计算牙齿体积、表面积和磨损深度,指导临床决策的定量分析技术;以及增进对牙磨损生物力学和化学机制的理解、预测牙磨损进展的仿真模拟技术等。此外,也指出了当前该领域存在的高质量大数据获取困难、数据管理与隐私保护,以及技术门槛高、循证医学证据不足等问题。尽管如此,数字化技术在未来口腔医疗实践中定将发挥越来越重要的作用,且将日臻完善。

【关键词】 数字化技术; 牙磨损; 数字化口内扫描技术; 深度学习; 三维重建; 有限元; 精准医学; 大数据

【中图分类号】 R78 **【文献标志码】** A **【文章编号】** 2096-1456(2024)12-0971-06

【引用著录格式】 何以, 汪鼎傑, 肖玉鸿. 数字化技术在牙磨损诊治中的应用研究进展[J]. 口腔疾病防治, 2024, 32(12): 971-976. doi:10.12016/j.issn.2096-1456.202330494.

Research progress on the application of digital technology in the diagnosis and treatment of tooth wear HE Yi^{1,2}, WANG Dingjie^{1,2}, XIAO Yuhong^{1,2}. 1. Department of Oral Surgery, 920th Hospital of Joint Logistics Support Force of People's Liberation Army of China, Kunming 650032, China; 2. Kunming Medical University, Kunming 650500, China
Corresponding author: XIAO Yuhong, Email: xiaoyuhong56@126.com, Tel: 86-871-64774939

【Abstract】 Tooth wear is a common and complex oral problem, with a gradually increasing global incidence. Tooth wear not only affects the oral function and esthetics of patients but may also lead to tooth sensitivity, temporomandibular joint diseases, and other related complications. The continuous progress of digital technology has shown significant potential for the diagnosis and treatment of tooth wear. In recent years, researchers have extensively studied the application of digital technology in tooth wear research from the perspectives of digital support devices, cutting-edge deep learning applications, technology diagnosis, design and prediction, and current limitations. Such studies have provided a deep exploration of the micrometer-level resolution advantages of three-dimensional oral scanning technology in the early detection of tooth wear, which can assist in precise clinical and scientific research practices. Deep learning technology can also achieve image recognition and automated analysis to reduce human error and improve diagnostic efficiency, while quantitative analysis techniques guide clinical decision-making by more accurately calculating the tooth volume, surface area, and wear depth. Finally, simulation techniques can be employed to enhance understanding of the biomechanical and chemical mechanisms of tooth wear and predict its progression. These studies have also highlighted the current difficulties in data management, privacy protection, and obtaining high-quality big data, as well as technical barriers and insufficient evidence-based medical evidence in this field. Nevertheless, digital technology will undoubtedly improve and play

【收稿日期】2023-10-18; **【修回日期】**2023-11-21

【基金项目】国家自然科学基金项目(81970972)

【作者简介】何以, 硕士研究生, Email: heyi1874@126.com

【通信作者】肖玉鸿, 主任医师, 博士, Email: xiaoyuhong56@126.com, Tel: 86-871-64774939



微信公众号

an increasingly important role in future dental practice.

【Key words】 digital technology; tooth wear; digital intraoral scanning technology; deep learning; 3D reconstruction; finite element analysis; precision medicine; big data

J Prev Treat Stomatol Dis, 2024, 32(12): 971-976.

【Competing interests】 The authors declare no competing interests.

This study was supported by the grants from National Natural Science Foundation of China(No. 81970972).

牙磨损是一种常见且复杂的口腔问题^[1],其发病率在全球范围内不断增加^[2],传统诊治手段往往缺乏足够的精确性和有效性^[3],相比而言,数字化技术提供了更精确的分析以及快速的数据处理^[4],能够实现早期诊断和精准治疗,显著提高了诊断和治疗的效率和效果^[5]。本文旨在系统探讨数字化技术在牙磨损研究和治疗中的应用进展,以及此类技术为口腔医学领域带来的机遇和挑战,期望为其在临床上的广泛应用提供参考。

1 数字化技术在牙磨损早期检测中的应用

1.1 口腔三维扫描技术在牙磨损识别中的优势

口腔三维扫描技术是一种先进的数字化医学工具,它通过高分辨率的传感器来捕捉口腔内部的细微结构,进而生成牙齿和相关组织的三维模型^[6]。近年来,该技术在扫描精度上取得了显著的进步,其对未抛光天然牙釉质的深度分辨阈值可达73 μm ,现已成为早期识别、分析牙磨损的有效工具^[7]。Angelone等^[8]在其系统性回顾中展示了口内扫描仪在口腔健康诊断中的多种应用,重点强调了其在牙齿磨损早期检测方面的作用,以及通过与其他软件的结合测量分析,能获得更丰富的诊断信息。同时他们也指出,应该进行更多的临床试验以探索其相对于传统工具的诊断潜力和准确度。此外,Wada等^[9]通过一项体外研究,对不同年龄段的青少年和成年人的牙釉质磨损特征进行了三维显微比较,发现不同年龄段的牙釉质磨损特点有所不同,因此推荐使用与磨损特性相匹配的修复材料进行修复,这为牙磨损的诊治提供了更为精准的治疗方案指导。Bronkhorst等^[10]研究了一种新的3D Wear Analysis (3DWA)程序,它可与口腔临床使用的口腔扫描仪结合来分析牙齿磨损。该程序虽然不适合进行磨损牙体的体积测量,但却可以精确测量出磨损进展3年以上的牙齿高度的变化。借助口腔三维扫描技术进行诊断分析,口腔医生可以检测到早期仅产生细微变化的牙磨损,便于制定更精准的治疗方案,且及时地进行临床干预。该技术的另一优势

在于口腔医师可以实时地与患者交流,直观展示牙齿的实际状况,有助于提高患者的认知度和依从性。

1.2 人工智能与深度学习在牙磨损图像识别中的前沿应用

深度学习作为人工智能的一个子领域,主要依赖于神经网络模型,特别是多层神经网络,来从大量数据中自主学习特征。该技术在图像和声音识别中已经取得了令人瞩目的成果^[11]。在口腔医学领域,深度学习的应用主要集中在牙齿图像的自动识别和分析上。传统的图像识别方法往往依赖于手工提取的特征,而深度学习可以自动从原始图像中学习到底层特征,从而大大提高牙磨损识别的准确性^[12]。

近年来有研究表明,深度学习技术在口腔影像学中的应用正在逐步扩展。Lee等^[13]通过对3 000余张根尖片数据进行训练,提出了一种基于深度卷积神经网络来自动检测和分析龋齿的方法。在深度卷积神经网络中,卷积层的主要作用是识别和提取图像中的局部特征;池化层则维持特征的平移不变性,从而减少计算量。随着层数的增加,这些局部特征逐渐组合成更为复杂和高级的特征,网络因此能识别更为复杂的图像模式。此外,权重共享策略进一步减少了模型的参数数量,提高了计算效率。因此,这种方法不仅在龋齿检测中表现出色,还有潜力成为早期识别牙磨损的有效手段。Farajollahi等^[14]探讨了深度学习在口腔医学领域的应用,特别是在口腔影像学中。他们指出,深度学习技术可以提高口腔影像诊断的准确性和效率,在识别和分析口腔疾病中的微小改变时尤为突出。利用深度学习技术,从大量牙齿数据中提取牙齿形态的关键特征,建立不同牙位、年龄的牙体形态数据库,依照数据库对患者个体情况进行分析,评估磨损的程度并推测潜在的病因。此外,大数据分析还可以帮助研究者发现牙磨损与其他口腔问题或全身健康状况之间的关联。

深度学习在牙磨损图像识别中显示出了巨大的潜力,但其也存在一些局限性。例如,深度学习模型

的训练需要大量的特征数据,而获取这类数据往往需要大量的时间成本^[15]。而且,深度学习模型的解释性相对较差,特别是深度卷积神经网络和其他复杂结构,通常被视为“黑箱”模型,它们的内部工作机制很难直观地解释,尽管在多种任务上都表现出色,但模型为何做出特定的决策或预测往往不容易解释,这在某些情况下可能会影响到医生的临床决策^[16]。总而言之,深度学习为牙磨损的早期识别提供了全新的思路,但还需要在临床应用中更深入地研究和验证。

1.3 数字化X射线和CBCT在结构性磨损评估中的优点与局限性

数字化X射线技术是传统X射线技术的改进优化,它使用电子传感器代替传统的胶片来捕获和存储放射线的图像。该技术提供了更高的图像质量,并具有图像增强功能,如对比度和亮度调整、放大和缩小等,有助于医生更好地识别和分析牙齿内部结构以及细微变化,从而更准确地定位和评估磨损的区域。同时减少了放射线暴露,并允许即时查看和分析图像^[17]。锥形束计算机断层扫描(cone beam computed tomography, CBCT)是一种特殊的X射线技术,它可以从多个角度捕获牙齿的图像信息,并生成三维图像,有助于深入了解牙齿整体结构^[18]。这两种技术在牙磨损的早期诊断中都有着广泛的应用。例如,Pauwels等^[19]指出,使用CBCT可以更准确地评估牙齿的磨损深度和范围,从而为治疗提供更有针对性的建议。CBCT数据所提供的整体视图对于理解整个咀嚼系统的生物力学因素,包括咬合、牙槽骨和颞下颌关节等至关重要。牙磨损可能受到咬合力、牙槽骨和关节功能等多种因素的影响。以三维方式分析该类要素可以更深入地理解牙磨损的病理机制,制定更有针对性的干预措施。然而,这些技术也存在一些局限性。数字化X射线减少放射线暴露的同时,仍存在一定的辐射风险^[20]。此外,CBCT设备的成本较高,并不适合所有的口腔医疗机构。对于某些轻微的牙磨损,传统的口腔检查也已足够^[21]。因此,数字化X射线和CBCT用于诊断牙磨损时需权衡其优点和局限性。

2 数字化技术在牙磨损定量分析与仿真模拟中的应用

数字化口腔医学借助多程序的数字化技术,改进了口腔医生临床工作中收集信息、分析信息、诊断研究、方案设计等流程,该类技术在牙磨损的定量分

析与仿真模拟中也提供了更为精准的研究手段。

2.1 牙齿的三维重建与定量分析

三维重建技术已经日益完善,口腔医生现在能够快速地从患者的口腔扫描数据中获得精确的牙列模型。该技术不仅提供了牙齿外观的清晰视图同时也为深入的定量分析提供了基础,从而可以利用各种分析软件精确地计算牙齿的体积、表面积、磨损深度和其他关键参数^[22]。例如,Geomagic软件可以从口腔三维扫描数据中快速、准确地创建数字模型^[23],并提供较为可靠的牙列模型咬合接触分布及面积量化分析结果^[24]。Wear Compare软件则专为分析和比较牙齿磨损设计^[25],可以精确地测量和对比不同时期牙齿的磨损情况,为牙磨损的研究提供重要的数据支持^[26]。Mountains是一款专门用于表面分析的软件,它可以生成牙体形态地形图,进行表面粗糙度、形态和纹理分析,这在牙齿的微观结构分析中尤为重要^[27]。Rstudio可以用于处理和分析大量的牙齿数据,为牙磨损的研究提供了强大的统计支持^[28]。Trios Patient Monitoring和Medit Link则重点在于提供远程患者监测和数据共享,这在当前的数字化医疗环境中尤为重要。这些软件工具不仅提高了牙磨损研究的精准度,还为临床医生提供了更为直观、高效的工作流程。

2.2 牙磨损的动态分析与仿真模型

为了更好地理解牙磨损的机制并预测其动态变化,动态分析和仿真模型的应用变得至关重要。

Morphing技术起源于计算机图形学,是实现两个或多个图像之间相互转化的一种技术。该技术可以模拟牙齿的形态变化,如磨损、移动或生长,在研究牙磨损的进程和结果预测中颇具价值。它可以帮助研究者解析磨损的机制和影响,预测牙齿在特定磨损模式下的未来形态,有助于口腔科普宣传,改善人群牙磨损境况。Dai等^[29]利用Morphing技术反向模拟了牙齿逐渐磨损过程中三维形貌的变化序列,并且还实现了牙齿非线性磨损的仿真模拟。

有限元分析(finite element analysis, FEA)是建立牙磨损仿真模型的一种关键技术。FEA是一种计算方法,它可以预测物体在外部因素,如力、热、振动等,作用下的反应。在口腔医学中,FEA被用来模拟牙齿、牙槽骨在各种加载条件下的应力和应变分布^[30]。这种模拟有助于医生识别牙齿的结构薄弱区^[31],预测可能的磨损区域,并有助于理解物理摩擦、咀嚼力等因素如何导致牙磨损,评估不同治疗策略的效果。除了FEA,流体动力学分析也是一个重

要的仿真技术。它通过数学模型和计算机模拟来研究流体(如唾液和饮料)在口腔内的流动以及与牙齿的相互作用^[32],为研究者提供了一种独特的视角,模拟和分析流体在口腔中的动态行为,从而理解牙磨损的化学机制,例如酸性饮料如何加速磨损。FEA和流体动力学分析具有明显的优势,但它们的计算复杂性较高,需要专业知识进行操作。通过仿真模拟技术,研究者可以模拟不同的口腔环境,如酸性环境、高糖饮食、不良咬合等,以观察它们对牙磨损的影响,这有助于确定某些牙磨损的主要病因。

3 数字化技术在牙磨损修复方案的设计与实施中的应用

近年来,计算机辅助设计/计算机辅助制造(computer aided design / computer aided manufacturing, CAD/CAM)技术已成为口腔领域的一项常规技术,通过该技术医生和技术人员可以设计和制造个性化修复体,从而提供更快、更精确的治疗^[33]。

CAD阶段使用特殊软件来进行修复方案的三维设计,而CAM阶段则使用设计结果来制造修复体,通常凭借高精度的数控车床切削和3D打印技术来实现^[34]。例如,Robles等^[35]提出了一种创新的3D打印牙齿预备导板,该导板可以帮助医生更精确地评估和准备牙磨损的修复方案,避免过度预备,同时确保最佳的修复效果。Miyazaki等^[36]指出,通过CAD/CAM技术,可以制造更为精确的修复体,与传统方法相比,可以缩短患者的治疗周期并提高修复体的质量和耐用性。此外,Patil等^[37]在他们的研究中探讨了光刻陶瓷制造技术的优越性,这是一种新型的CAD/CAM技术应用,可以实现更高的精度和更快的制造时间,尤其是在复杂的修复案例中,显示出了显著的优势。

在具体的临床案例中,Kumar等^[38]详细描述了一例65岁男性患者的牙齿磨损修复治疗过程,该患者存在内源性牙齿酸蚀和广泛磨损。通过使用数字化技术,医生能更好地评估和规划治疗方案,通过最小干预实现咬合关系的稳定,从而提高了治疗的成功率和患者的满意度。

然而,尽管CAD/CAM技术拥有众多优势,其高昂的设备和维护成本,以及对操作人员的高要求仍是其推广的主要障碍^[39]。随着相关技术的不断进步,例如硬件成本的降低、软件的优化和操作简化,以及人工智能和机器学习技术的应用,可以预见CAD/CAM技术的这些局限性将逐渐被克服,并更加广泛地服务于临床。

4 数字化技术在牙磨损后续评估与监测中的应用

4.1 数字化跟踪工具在长期监测中的有效性

随着磨损治疗的结束,长期的跟踪和监测变得尤为关键。它可以保障治疗效果的持久稳定,并及时发现和处理可能出现的并发症。最新的研究已经开始探索更高级的数字化跟踪工具。例如,O'Toole等^[22]深入探讨了如何监测牙磨损,考虑到人眼的深度分辨率约为200 μm ,这表明在诊断窗口期内,仅靠临床医生对深度的评估是无法诊断磨损进展的,如果采用临床指数对磨损进展进行评估,两次诊断的间隔期至少应在18个月,而采用数字化口扫技术结合相关的分析软件,如Wearcompare、Geomajic等,可以将磨损的检测阈值降低至25 μm ,从而可以对6个月以内发生的磨损进行定量评估。

然而,数字化跟踪工具也存在一些局限性,特别是在数据的存储、管理和隐私保护方面^[40]。预计随着加密技术、数据管理系统的进步以及隐私保护法规的完善,上述问题将得到妥善解决。此后,口腔医生将更安心地利用该类数字化跟踪工具为患者提供优质的跟踪和监测服务。

4.2 数据驱动的预测模型在治疗策略中的潜在价值

数据驱动的预测模型,是基于机器学习或深度学习技术,对海量数据的综合分析来预测未来的发展趋势或结果。此类模型的核心是利用历史数据进行训练,以期对新的、未知的数据进行较为准确的预测,为临床决策提供科学的、定量的依据^[41]。近年来,伴随着大数据技术和计算能力的迅速发展,数据驱动的预测模型在医疗、金融、能源等多个领域都已经展现出其巨大的应用价值。在医疗领域,该类模型在疾病的预测、诊断辅助,以及治疗方案的优化等方面都表现出了显著的优势^[42]。例如,一项针对尼泊尔儿童的全国性研究发现,社会人口因素影响了牙齿酸蚀症的流行率^[43]。另一项研究则探讨了我国北京地区牙齿磨损的流行情况,并预提出了相宜的预防措施,特别是对于过度摄入水果或酸性饮料的个体,以及患有口干症的个体^[44]。数字化技术使得对患者牙齿状况进行长期追踪成为可能。研究者可以观察牙磨损的进展情况,并与患者的生活习惯、饮食习惯等因素进行关联分析,从而更好地阐释病因。此外,远程口腔医疗和人工智能的应用价值不断凸显,为牙磨损的远程监测和预测提供了研究参考、新的视角和可能性^[45]。

5 总结与展望

在牙磨损的数字化诊疗流程中,首先要进行详细的病史采集和全面的临床检查,目前已有研究中提示的信息包括年龄、性别、饮食习惯和职业等,随后获取关键的CBCT和口内三维扫描数据,二者并重是为了在后续软件分析的过程中,更准确地诊断牙磨损分级,尽可能地多维度展现磨损的发展规律,并反推致病因素的重要程度。进一步结合已有研究数据与仿真技术,能够模拟牙磨损进展,预测临床结果,从而为患者制定个性化的治疗方案。在治疗实施阶段,CAD/CAM等数字化技术确保了治疗措施的精确执行和预期效果的达成。治疗完成后,仍可以构建数据库并利用各类分析软件持续监测和随访,以评估治疗效果并及时调整治疗策略。数字化技术已经极大地拓宽了牙磨损的研究和治疗领域。该类技术不仅使诊断和治疗更为精准和个性化,而且为深入研究牙磨损的机制和风险因素提供了新的思路和方法。通过对大量数据的综合分析和处理,有望进一步揭示牙磨损的深层机制和相关风险因素。

展望未来,数字化技术将更加深入到口腔医学的医教研各项工作中。首先,技术的融合和学科交叉合作将成为主流。通过结合不同学科的研究成果,可以开发出更为先进和高效的治疗材料和方法。其次,随着远程医疗和虚拟现实技术的不断发展,未来的牙磨损治疗将更加便捷和高效,甚至可以实现远程诊断和治疗。最后,人工智能和大数据技术也将更加深入地融入牙磨损的研究和治疗中,从而便于口腔医生和研究者更为深入地剖析牙磨损的机制和相关风险因素,为患者提供更为精准和个性化的治疗方案。

【Author contributions】 He Y conceptualized and wrote the article. Wang DJ, Xiao YH conceptualized and reviewed the article. All authors read and approved the final manuscript as submitted.

参考文献

- [1] Kanaan M, Brabant A, Eckert GJ, et al. Tooth wear and oral-health-related quality of life in dentate adults [J]. J Dent, 2022, 125: 104269. doi: 10.1016/j.jdent.2022.104269.
- [2] Jadeja SP, LeBlanc A, O'Toole S, et al. The subsurface lesion in erosive tooth wear [J]. J Dent, 2023, 136: 104652. doi: 10.1016/j.jdent.2023.104652.
- [3] Pereira Cenci T, Cademartori MG, Dos Santos LG, et al. Prevalence of tooth wear and associated factors: a birth cohort study [J]. J Dent, 2023, 128: 104386. doi: 10.1016/j.jdent.2022.104386.
- [4] Madariaga VI, Pereira-Cenci T, Walboomers XF, et al. Association between salivary characteristics and tooth wear: a systematic review and meta-analysis [J]. J Dent, 2023, 138: 104692. doi: 10.1016/j.jdent.2023.104692.
- [5] García VD, Freire Y, Fernández SD, et al. Application of the intraoral scanner in the diagnosis of dental wear: an *in vivo* study of tooth wear analysis [J]. Int J Environ Res Public Health, 2022, 19(8): 4481. doi: 10.3390/ijerph19084481.
- [6] Ntovas P, Michou S, Benetti AR, et al. Occlusal caries detection on 3D models obtained with an intraoral scanner. A validation study [J]. J Dent, 2023, 131: 104457. doi: 10.1016/j.jdent.2023.104457.
- [7] Schlenz MA, Schlenz MB, Wöstmann B, et al. Intraoral scanner-based monitoring of tooth wear in young adults: 24-month results [J]. Clin Oral Investig, 2023, 27(6): 2775-2785. doi: 10.1007/s00784-023-04858-x.
- [8] Angelone F, Ponsiglione AM, Ricciardi C, et al. Diagnostic applications of intraoral scanners: a systematic review [J]. J Imaging, 2023, 9(7): 134. doi: 10.3390/jimaging9070134.
- [9] Wada K, Ijbara M, Salim NA, et al. Three-dimensional microscopic comparison of wear behavior between immature and mature enamel: an *in vitro* study [J]. BMC Oral Health, 2023, 23(1): 40. doi: 10.1186/s12903-023-02751-3.
- [10] Bronkhorst H, Bronkhorst E, Kalaykova S, et al. Precision of *in vivo* quantitative tooth wear measurement using intra-oral scans [J]. J Vis Exp. 2022, 185. doi: 10.3791/63680.
- [11] Topol EJ. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence [J]. Nat Med, 2019, 25(1): 44-56. doi: 10.1038/s41591-018-0300-7.
- [12] Schwendicke F, Samek W, Krois J. Artificial intelligence in dentistry: chances and challenges [J]. J Dent Res, 2020, 99(7): 769-774. doi: 10.1177/0022034520915714.
- [13] 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.
- [14] Farajollahi M, Safarian MS, Hatami M, et al. Applying artificial intelligence to detect and analyse oral and maxillofacial bone loss-a scoping review [J]. Aust Endod J, 2023, 49(3): 720-734. doi: 10.1111/aej.12775.
- [15] Hung K, Yeung AWK, Tanaka R, et al. Current applications, opportunities, and limitations of AI for 3D imaging in dental research and practice [J]. Int J Environ Res Public Health, 2020, 17(12): e4424. doi: 10.3390/ijerph17124424.
- [16] Rudin C. Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead [J]. Nat Mach Intell, 2019, 1(5): 206-215. doi: 10.1038/s42256-019-0048-x.
- [17] Polizzi A, Quinzi V, Ronsiville V, et al. Tooth automatic segmentation from CBCT images: a systematic review [J]. Clin Oral Investig, 2023, 27(7): 3363-3378. doi: 10.1007/s00784-023-05048-5.
- [18] Fontenele RC, Gerhardt MDN, Pinto JC, et al. Influence of dental fillings and tooth type on the performance of a novel artificial intelligence-driven tool for automatic tooth segmentation on CBCT images - a validation study [J]. J Dent, 2022, 119: 104069. doi: 10.1016/j.jdent.2022.104069.

- [19] Pauwels R, Jacobs R, Singer SR, et al. CBCT-based bone quality assessment: are Hounsfield units applicable? [J]. *Dentomaxillofac Radiol*, 2015, 44(1): 20140238. doi: 10.1259/dmfr.20140238.
- [20] Zhang K, Chen H, Lyu P, et al. A relation-based framework for effective teeth recognition on dental periapical X-rays [J]. *Comput Med Imaging Graph*, 2022, 95: 102022. doi: 10.1016/j.compmedimag.2021.102022.
- [21] Hyer JC, Deas DE, Palaiologou AA, et al. Accuracy of dental calculus detection using digital radiography and image manipulation [J]. *J Periodontol*, 2021, 92(3): 419-427. doi: 10.1002/JPER.19-0669.
- [22] O'Toole S, Marro F, Loomans BAC, et al. Monitoring of erosive tooth wear: what to use and when to use it [J]. *Br Dent J*, 2023, 234(6): 463-467. doi: 10.1038/s41415-023-5623-1.
- [23] Cakmak G, Marques VR, Donmez MB, et al. Comparison of measured deviations in digital implant scans depending on software and operator [J]. *J Dent*, 2022, 122: 104154. doi: 10.1016/j.jdent.2022.104154.
- [24] Kumar S, Keeling A, Osnes C, et al. The sensitivity of digital intra-oral scanners at measuring early erosive wear [J]. *J Dent*, 2019, 81: 39-42. doi: 10.1016/j.jdent.2018.12.005.
- [25] O'Toole S, Osnes C, Bartlett D, et al. Investigation into the accuracy and measurement methods of sequential 3D dental scan alignment [J]. *Dent Mater*, 2019, 35(3): 495-500. doi: 10.1016/j.dental.2019.01.012.
- [26] O'Toole S, Osnes C, Bartlett D, et al. Investigation into the validity of WearCompare, a purpose-built software to quantify erosive tooth wear progression [J]. *Dent Mater*, 2019, 35(10): 1408-1414. doi: 10.1016/j.dental.2019.07.023.
- [27] Charalambous P, O'Toole S, Austin R, et al. The threshold of an intra oral scanner to measure lesion depth on natural unpolished teeth [J]. *Dent Mater*, 2022, 38(8): 1354-1361. doi: 10.1016/j.dental.2022.06.022.
- [28] Alwadai GS, Roberts G, Ungar PS, et al. Monitoring of simulated occlusal tooth wear by objective outcome measures [J]. *J Dent*, 2020, 102: 103467. doi: 10.1016/j.jdent.2020.103467.
- [29] Dai N, Hu J, Liu H. 3D simulation modeling of the tooth wear process [J]. *PLoS One*, 2015, 10(8): e0134807. doi: 10.1371/journal.pone.0134807.
- [30] Kim SY, Kim BS, Kim H, et al. Occlusal stress distribution and remaining crack propagation of a cracked tooth treated with different materials and designs: 3D finite element analysis [J]. *Dent Mater*, 2021, 37(4): 731-740. doi: 10.1016/j.dental.2021.01.020.
- [31] Sun F, Cheng W, Zhao BH, et al. Evaluation the loosening of abutment screws in fluid contamination: an *in vitro* study [J]. *Sci Rep*, 2022, 12(1): 10797. doi: 10.1038/s41598-022-14791-w.
- [32] Harrison SM, Cleary PW. Towards modelling of fluid flow and food breakage by the teeth in the oral cavity using smoothed particle hydrodynamics (SPH) [J]. *Eur Food Res Technol*, 2014, 238(2): 185-215. doi: 10.1007/s00217-013-2077-8.
- [33] Beuer F, Schweiger J, Edelhoff D. Digital dentistry: an overview of recent developments for CAD/CAM generated restorations [J]. *Br Dent J*, 2008, 204(9): 505-511. doi: 10.1038/sj.bdj.2008.350.
- [34] Papathanasiou I, Kamposiora P, Dimitriadis K, et al. *In vitro* evaluation of CAD/CAM composite materials [J]. *J Dent*, 2023, 136: 104623. doi: 10.1016/j.jdent.2023.104623.
- [35] Robles M, Jurado CA, Azpiazu-Flores FX, et al. An innovative 3D printed tooth reduction guide for precise dental ceramic veneers [J]. *J Funct Biomater*, 2023, 14(4): 216. doi: 10.3390/jfb14040216.
- [36] Miyazaki T, Hotta Y, Kunii J, et al. A review of dental CAD/CAM: current status and future perspectives from 20 years of experience [J]. *Dent Mater J*, 2009, 28(1): 44-56. doi: 10.4012/dmj.28.44.
- [37] Patil A, D DJ, Bomze D, et al. Wear behaviour of lithography ceramic manufactured dental zirconia [J]. *BMC Oral Health*, 2023, 23(1): 276. doi: 10.1186/s12903-023-02974-4.
- [38] Kumar V, Reddy S, Kumari VS, et al. Restorative rehabilitation of a patient with tooth wear: a one-year clinical follow-up report [J]. *Cureus*, 2023, 15(4): e37798. doi: 10.7759/cureus.37798.
- [39] Pillai S, Upadhyay A, Khayambashi P, et al. Dental 3D-printing: transferring art from the laboratories to the clinics [J]. *Polymers (Basel)*, 2021, 13(1): e157. doi: 10.3390/polym13010157.
- [40] Srivastava R, Tangade P, Priyadarshi S. Transforming public health dentistry: exploring the digital foothold for improved oral healthcare[J]. *Int Dent J Stud Res*, 2023, 11(2): 61 - 67. doi: 10.18231/j.idjsr.2023.013.
- [41] Zheng H, Petrella JR, Doraiswamy PM, et al. Data-driven causal model discovery and personalized prediction in Alzheimer's disease [J]. *NPJ Digit Med*, 2022, 5(1): 137. doi: 10.1038/s41746-022-00632-7.
- [42] Jin W, Dong S, Yu C, et al. A data-driven hybrid ensemble AI model for COVID-19 infection forecast using multiple neural networks and reinforced learning [J]. *Comput Biol Med*, 2022, 146: 105560. doi: 10.1016/j.combiomed.2022.105560.
- [43] Karki S, Alaraudanjoki V, Pääkkilä J, et al. Different risk factors for erosive tooth wear in rural and urban Nepal: a national study [J]. *Int J Environ Res Public Health*, 2021, 18(15): 7766. doi: 10.3390/ijerph18157766.
- [44] Sun K, Wang W, Wang X, et al. Tooth wear: a cross-sectional investigation of the prevalence and risk factors in Beijing, China [J]. *BDJ Open*, 2017, 3: 16012. doi: 10.1038/bdjopen.2016.12.
- [45] Shahid F, Zameer A, Muneeb M. Predictions for COVID-19 with deep learning models of LSTM, GRU and Bi-LSTM [J]. *Chaos Solitons Fractals*, 2020, 140: 110212. doi: 10.1016/j.chaos.2020.110212.

(编辑 周春华)



Open Access

This article is licensed under a Creative Commons
Attribution 4.0 International License.

Copyright © 2024 by Editorial Department of Journal of
Prevention and Treatment for Stomatological Diseases



官网