

机器学习在口腔种植学的应用研究进展

刘家辉¹, 黄楠楠^{1,2,3,4,5}, 杨生^{1,2,3,4,5*}

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

⁵重庆医科大学附属口腔医院修复科, 重庆

收稿日期: 2026年3月1日; 录用日期: 2026年3月24日; 发布日期: 2026年4月2日

摘要

随着口腔种植学的发展以及人们口腔修复需求日益增加, 种植义齿逐渐成为主要的义齿修复方式。人工智能的快速发展正深刻影响着医学领域, 其中机器学习作为人工智能实现的重要方法, 已有大量研究尝试将其应用到口腔种植学领域, 本文旨在系统总结近年来机器学习在口腔种植学中的应用研究进展, 包括影像识别、临床数据分析、手术辅助等方面, 通过对相关研究的综合分析, 探讨口腔种植数字化和智能化当前的挑战和未来的发展方向。

关键词

口腔种植, 人工智能, 机器学习

Research Progress on the Application of Machine Learning in Dental Implantology

Jiahui Liu¹, Nannan Huang^{1,2,3,4,5}, Sheng Yang^{1,2,3,4,5*}

¹College of Stomatology, Chongqing Medical University, Chongqing

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

⁵Department of Prosthodontics, The Affiliated Stomatological Hospital of Chongqing Medical University, Chongqing

Received: March 1, 2026; accepted: March 24, 2026; published: April 2, 2026

*通讯作者。

文章引用: 刘家辉, 黄楠楠, 杨生. 机器学习在口腔种植学的应用研究进展[J]. 临床医学进展, 2026, 16(4): 1148-1156.
DOI: 10.12677/acm.2026.1641348

Abstract

With the advancement of oral implantology and the increasing demand for prosthetic rehabilitation, dental implants have gradually become a primary treatment modality. The rapid development of artificial intelligence (AI) is profoundly impacting the medical field. As a key approach to achieving AI, machine learning (ML) has been extensively explored for applications in oral implantology. This review aims to systematically summarize recent research progress on the application of machine learning in this field, including aspects such as image recognition, clinical data analysis, and surgical assistance. Through a comprehensive analysis of relevant studies, this paper discusses the current challenges and future directions for the digital and intelligent advancement of oral implantology.

Keywords

Dental Implants, Artificial Intelligence, Machine Learning

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

据世界卫生组织报告，良好的口腔健康是保障生活质量的重要基础。牙齿缺失不仅影响咀嚼功能，降低生活品质，还可能对全身健康产生不利影响。随着全球人口结构的转变，老龄化趋势日益显著，且老年人对口腔健康的需求不断攀升。种植义齿作为恢复牙列完整性与功能的重要方式，相较于活动义齿和固定桥等传统修复方式，具有咀嚼效率高、不损伤邻牙、美观舒适、固位稳定及无需摘戴等优势。随着口腔种植技术的不断成熟，其已成为牙齿缺失修复的主要手段，未来需求量预计将持续扩大[1]。同时，随着公众对美学和舒适度的追求提升，对口腔种植的个性化需求也日益强烈，传统口腔种植术仍存在一些挑战，如手术决策的主观性、手术操作的精确度以及预后评估的不确定性等。在此背景下，人工智能技术，特别是机器学习，为口腔种植领域带来了革新性机遇[2]。

人工智能是一门研究并开发用于模拟、延展及增强人类智能的理论、方法、技术及应用体系的新兴学科，其核心目标在于通过模拟人类认知过程来解决复杂实际问题。机器学习作为人工智能的关键技术分支，赋予计算机在未经过明确编程的情况下进行自主学习与决策的能力[3][4]。根据原理的不同，机器学习可分为监督学习和无监督学习。前者包括神经网络(Neural Networks)、决策树(Decision Trees)、随机森林(Random Forests)、支持向量机(Support Vector Machines)、朴素贝叶斯(Naive Bayes)及极度梯度提升树(XGBoost)等，广泛应用于疾病诊断和预后评估；后者涵盖 K 均值聚类(K-Means Clustering)、高斯混合模型(Gaussian Mixture Models)及主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)等，常用于挖掘复杂数据之间的潜在关联[5]。机器学习作为一种强大的数据分析工具，能够从海量数据中提取模式、预测趋势、优化决策，已在医疗领域展现出巨大潜力。在口腔种植中，机器学习可辅助分析影像资料、预测手术风险、优化种植方案，评估预后，从而实现精准医疗。例如，Huang 等[6]通过深度学习算法，高效识别分析种植术后 CBCT (锥形束计算机断层扫描)影像及病例资料，预测种植体 5 年脱落风险。同时，机器学习模型能够根据患者的个体特征，如骨密度、年龄、健康状况等，预测种植手术的成功率，辅助医生选择合适的种植体类型，为个性化治疗提供科学依据。

近年来,随着人们种植需求日益增加以及口腔医学影像技术的进步,如CBCT(锥形束计算机断层扫描)的广泛应用,口腔种植数据量呈现爆炸性增长,而传统数据分析方法不足以满足口腔种植临床工作中庞大且复杂的数据。机器学习作为目前逐渐发展且功能强大的数据分析工具,可以分析影像以及临床数据资料,能够很好地适应口腔种植临床工作中数据分析需求。因此,本研究旨在系统总结机器学习在口腔种植领域的应用研究现状,深入探讨其理论基础,分析研究进展,以及面临的挑战,同时展望未来发展趋势。

2. 分析种植手术预后

骨结合(osseointegration)是种植体与周围骨组织最理想的结合状态,指有序的周围骨组织和负荷的种植体表面之间,结构和功能的直接连接,是被广泛认可的种植成功标准[7]。种植并发症主要分为生物并发症和机械并发症两大类,生物并发症主要表现为种植体咬合疼痛、松动甚至脱落,周围软组织有炎性渗出,周围骨组织吸收超过种植体长度一半,可分为早期并发症和晚期并发症,前者是指术后种植体与周围骨组织形成不良的骨结合,其主要原因包括术中细菌污染、冷却不充分引起骨组织损伤坏死等[8]-[10];后者是指种植体冠部修复完成后出现骨结合破坏,骨组织吸收,即种植体周围炎,其主要原因包括咬合创伤、牙周炎等;机械并发症一般指种植体或部件折断,从而引起种植体功能丧失[11]。Han等[12]在一项为期19年的回顾性研究发现机械并发症仅占总体种植失败并发症的7.6%,在所有种植体中占比仅为0.4%,即生物并发症为种植失败的主要原因。随着种植义齿的普及,每年新增种植体急剧增加,虽然种植技术日益成熟,种植失败的绝对数量也不可避免地增加,因此,对种植并发症(尤其是生物并发症)的预测和预防变得尤为重要。

随着机器学习的发展及广泛应用,近年来有学者尝试将机器学习用于预测种植手术预后,旨在通过分析大量临床数据,识别影响并发症风险的潜在因素,从而提高治疗的安全性和成功率。目前,大多数研究主要基于回顾性数据(临床数据资料以及影像资料)构建机器学习模型预测种植术后并发症,即基于患者的病史、解剖信息、影像学数据以及手术参数等输入,预测特定并发症的可能性,例如,有研究利用支持向量机(SVM)和逻辑回归(Logistic Regression)对种植体周围炎进行预测,通过学习大量患者的临床数据,模型能够识别出高风险患者,并为个体化的预防措施提供依据。现有研究采用的机器学习模型主要包括神经网络(Neural Networks)、决策树(Decision Trees)、随机森林(Random Forests)、支持向量机(Support Vector Machines)、K均值聚类(K-Means Clustering)等,其中监督学习方法在并发症预测中扮演重要角色,而无监督学习方法则更多地用于发现隐藏的关联和模式;其纳入相关因素主要集中于人口统计学特征、解剖位置、种植体参数(尺寸、品牌等)、使用时间、牙周组织状态(牙周炎病史、角化龈宽度、菌斑控制情况等)、吸烟史等,各类模型的预测准确度为70%~96.13% [13]-[17]。尽管现有研究已取得一定进展,但机器学习在预测口腔种植并发症中仍面临挑战,其中数据样本量过小、数据收集不完全、数据质量不完善、回访数据缺失、纳入因素过少等限制了模型的泛化能力和预测的准确性[18],如患者因基础疾病本身或所服用药物会影响骨组织状态及种植手术预后,但收集分析相关临床数据并系统性评价基础疾病及全身性用药对骨结合的影响将十分繁琐,带来巨大的工作量,且相关数据完整收集回访也会非常困难,因此目前研究鲜有纳入基础疾病及全身性用药为相关影响因素;同时,现有研究往往侧重于单一并发症的预测,而忽视了并发症之间以及相关影响因素之间的关联性,而临床工作中并发症以及多种相关影响因素之间都会相互作用;此外,如何将预测模型有效应用到临床工作流程,使其成为医生决策的有力辅助,也是研究者需要关注的问题。

3. 识别影像学资料

影像学检查在口腔种植诊疗过程中起着重要作用,常用的口腔影像学检查技术包括根尖X线片(牙

片)、全口曲面体层片(全景片)以及锥形束 CT (cone beam computed tomography, CBCT), 可在术前、术中以及术后直观地观察相应解剖结果、周围骨组织、余留牙及根尖骨质、种植体植入情况及骨结合状态等 [19]。随着影像学技术发展及在口腔医疗的应用普及(尤其是 CBCT), 口腔种植医疗过程中产生数据量庞大且复杂的影像学资料, 而机器学习技术可通过训练深度学习模型, 能够实现对口腔影像的自动识别和分析, 为医生提供辅助诊断和治疗方案设计。近年来研究表明, 机器学习在口腔影像识别方面取得了显著进展, 其中尤为 CNN 和 ResNet 深度学习模型在种植影像学资料识别分析上表现出色 [20]。卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)是一类包含卷积计算单元并具备深度结构的前馈神经网络(Feedforward Neural Networks), 作为机器学习的重要算法之一, 其核心优势在于能够从数据中自动学习特征表示, 并依据层级结构对输入信息进行平移不变分类(shift-invariant classification), 从而减少对人工特征提取的依赖。残差网络(Residual Network, ResNet)作为 CNN 的改进变体, 通过引入残差模块有效缓解了深层网络训练困难的问题, 在图像识别、目标检测及语音识别等任务中展现出更优性能 [21]。种植术后维护对于种植预后非常重要, 而市面上种植体型号多达 2000 余种, 且光靠医师经验很难分辨出影像资料上种植体型号, 研究显示 CNN 等深度学习模型被广泛应用于识别种植系统, 且总体识别准确率可达 93.8%~98% [22]-[24]。也有研究者将 CNN 等深度学习模型用于识别影像资料中种植体并发症, 如 Lee [25] 等使用三种不同 CNN 模型智能识别 2D 影像资料中种植体折裂的情况, 其中 ADCNN 显示出最高的检测和分类准确性; Chen 等采用根尖膜(PA)系统和两种 CNN 模型用于评估种植体周围骨组织吸收程度, 准确率可达 90.45%。同时, 利用深度学习算法识别分析口腔影像资料进而评估种植区组织状态也取得一定的成果, 例如, Cha [26]等开发改进了一种区域型 CNN 模型(region-based conventional neural network, RCNN), 其会自动选取种植区域并定位 6 个关键点, 计算骨缺损长度, 但该研究模型 AP 值表现一般(0.627~0.786); 有学者采用一种深度学习网络——Diagnocat 用于去辅助测量骨高度、厚度、密度等术前准备数据, 研究显示其在骨高度测量方面与医师测量相当, 但在其他方面表现较为一般 [27]。此外, 最近的研究表明, 图像生成对抗网络(GAN) [28]等新兴技术在口腔影像处理中也显示出了潜力, 能够生成更加真实的口腔影像, 为医生提供更多的诊断信息。

尽管机器学习在识别种植影像学资料中展现出巨大的潜力, 但影像资料种类繁多、诊断标准不一致等仍限制机器的表现, 研究者们仍需进一步优化算法, 以提高其在实际临床中的稳定性和可靠性, 这包括改进模型对不同影像数据的兼容性, 提升骨组织丧失评估的准确性, 以及探索更多元化的深度学习模型, 如注意力机制、生成对抗网络(GAN)等, 以应对复杂口腔环境下的多种评估任务。

4. 优化种植手术规划

植入位置不准确、种植体与口腔软硬组织间应力分布不协调等是导致口腔种植手术失败的重要原因, 随着口腔种植技术的日益成熟, 手术规划作为治疗过程中的关键环节, 其精准性和个性化对于手术成功率至关重要 [29]。三维有限元分析法(finite element method, FEM)作为一种经典的工程分析手段, 其基本原理是将复杂的三维结构离散为有限个微小单元, 通过对各单元进行力学分析, 进而获得整体结构的应力分布及形变参数。FEM 已被广泛用于种植体与周围软硬组织界面应力分析, 但该技术存在计算成本高、离散优化后精度下降等局限性, 限制了其在临床实践中的推广应用 [30]。近年来随着人工智能技术的逐步发展, 机器学习在此领域展现出强大的潜力, 通过分析患者个体特征、解剖信息以及手术历史数据, 可辅助医生制定更符合患者需求的种植手术方案。

在手术方案的个性化制定中, 机器学习通过监督学习算法, 对大量既往成功与失败的案例进行学习, 分析种植体与周围软硬组织应力, 以预测最佳种植位置和角度, 从而提高手术成功率。有学者提出一种基于约化基法与神经网络(reduced basis method-neutral network, RBM-NN)的快速分析模型, 该模型可精确

模拟牙种植体与周围骨界面的弹性模量,较传统 FEM 其计算耗时极大减少[31]。Roy 等[32]通过将人工神经网络(ANN)与遗传算法相结合替代 FEM 进行力学计算,显著优化了种植体的孔隙率、长度及直径设计。同时,集成支持向量机(SVM)和随机森林(Random Forest)模型也能够根据患者的骨密度、牙齿间隙、口腔软硬组织结构等多维度数据,预测最佳种植体植入深度和角度,减少手术风险。此外,基于深度学习的卷积神经网络(CNN)在预设手术路径规划中也取得显著突破,通过分析高分辨率的三维 CT 图像,自动识别最佳植入路径,降低手术复杂性和创伤[33]。

然而,机器学习在口腔种植手术规划中仍面临诸多挑战。首先,数据标准化和共享是关键,由于不同医疗机构的影像数据格式和质量差异大,影响了模型的泛化能力。其次,模型的可解释性是临床医生关注的重点,人工智能模型的“黑箱”特性使得医生难以理解其决策过程,可能影响他们对算法的信任。此外,手术规划的复杂性和不确定性,如解剖结构的个体差异和手术环境的实时变化,对机器学习算法的适应性提出高要求。

5. 辅助种植修复设计

随着数字化技术的发展,“以修复为导向”的口腔种植理念逐渐成为临床主流。计算机辅助设计(computer aided design, CAD)与计算机辅助制造(computer aided manufacturing, CAM)已在口腔修复领域得到广泛应用。其核心流程是以计算机为主要技术手段,对 CBCT 影像、口内扫描数据或印模扫描等多种数字信息进行处理,辅助完成修复体的设计与制作。将 CAD/CAM 与人工智能技术相结合,可实现更符合功能需求、美学标准及患者个体特征的个性化修复体设计,如人工冠桥、嵌体、贴面及种植体基台等,有助于缩短修复周期并降低操作失误率[34]。多项研究证实,将不同机器学习算法与 CAD/CAM 系统整合,可实现对各类临床信息的快速处理与分析,其表现与临床医师相当,且大幅节省人工处理时间。例如,Raith [35]等采用 ANN 算法实现对口内扫描数据中牙尖形态的自动识别与分类。此外,机器学习算法与 CAD/CAM 系统的结合还可构建临床决策支持模型及预后预测模型,辅助医师进行临床决策。Lerner [36]等提出一种基于人工智能的个性化基台氧化锆冠设计方案,临床应用获得较高成功率。Yamaguchi [37]等利用卷积神经网络从二维图像中提取信息,成功实现对 CAD/CAM 复合树脂冠脱落风险的预测。

机器学习算法还可用于优化种植导板的制作流程,进而提升种植手术的精准度与个性化水平。立体光刻技术(stereo lithography appearance, SLA)以液态光敏树脂为原料,通过三维设计软件(CAD)构建数字模型,经离散化处理分层扫描固化,逐层叠加形成三维实体。该技术目前已广泛用于种植导板制作,但由于设计及制作流程繁杂,各环节误差控制难度较大,导板精度受限。针对这一问题,Turker [38]等采用 ANN 网络模型对 SLA 制作种植导板的精度进行分析,从而实现导板质量控制。该模型检测导板与颌骨间偏差数据的准确率可达 99%。未来通过将 CAD/CAM 与人工智能技术深度融合,有望借助机器学习相关算法进一步识别并优化 CAD/CAM 系统中存在的临床不足。

6. 种植机器人

在计算机辅助种植手术(CAIS)从静态导板向动态导航发展的过程中,人为操作误差(如手部颤动、视觉偏差及经验依赖)仍是制约种植精度的核心瓶颈[39] [40]。为解决上述问题,研究者将机器学习算法引入种植机器人系统,旨在通过智能化感知与决策提升手术的精准性与鲁棒性。当前,机器学习在种植机器人中的应用主要集中在两个关键环节:基于计算机视觉的术中实时追踪与基于强化学习的机械臂智能控制[41]。在视觉追踪与感知层面,传统光学导航系统依赖反光球或标记点进行空间配准,易受视线遮挡及光照变化干扰。为此,研究者引入深度学习目标检测算法(如 Faster R-CNN、YOLO 系列)对术中器械、牙列及标记物进行实时识别与定位,结合卷积神经网络(CNN)提取的多尺度特征,可实现对钻针位置与姿

态的高精度估计，从而在复杂口腔环境中保持追踪的连续性与稳定性。此外，部分研究尝试采用无标记配准技术，通过深度神经网络直接识别解剖结构特征点，减少侵入性标记物带来的临床不适与误差[42]-[45]。在机械臂控制与决策层面，传统机器人系统多采用预编程轨迹或主从式操控，缺乏对术中突发情况的动态响应能力。基于深度强化学习的控制框架逐渐受到关注：通过构建手术操作的仿真环境，将钻入角度、力度及骨质密度作为状态输入，以种植体实际位置与术前规划的偏差作为奖励信号，训练机械臂自主调整进给策略。此类方法可在术中实时学习并优化操作路径，有效规避神经、血管等危险区域，并抑制人手震颤对种植精度的影响。研究表明，融合深度强化学习的混合机器人系统(HRS-DIS)相较于传统动态导航，不仅能保持较高的操作稳定性，还可避免钻针序列带来的误差累积，其颈部偏差、根尖偏差及角度偏差分别可控制在 0.90 mm、0.85 mm 和 0.53° 以内[46] [47]。尽管当前多数系统仍处于临床前测试阶段，样本量及算法泛化能力有待提升，但基于深度强化学习和计算机视觉的智能控制策略，已展现出在种植精度、操作安全性及临床应用适应性方面的巨大潜力。未来，通过加强算法模型的泛化能力与多中心临床验证，种植机器人有望向更经济、更稳定及全流程智能化的方向发展。

7. 总结

随着人工智能技术的演进，机器学习在口腔种植学领域的应用已取得初步进展，涵盖种植预后预测、影像学识别、种植规划优化、修复辅助设计及种植机器人等多个方面。然而，当前研究仍面临若干关键挑战，制约其临床转化与推广。首先，口腔颌面部解剖结构复杂，涉及下牙槽神经、上颌窦、牙齿等重要解剖结构，且解剖结构变异大、咬合负荷条件多样，现有机器学习算法尚难以充分应对如此复杂的多模态临床数据(如锥形束 CT、口内扫描、力学生物信号等)，其分析准确性和预后预测能力仍未能完全满足临床需求。其次，临床资料分散于各医疗机构，数据标准不一，加之患者隐私保护限制，导致高质量标注数据难以获取，制约模型的泛化能力与鲁棒性。最后，当前多数机器学习模型存在“黑箱”效应，缺乏透明度和可解释性，尤其在涉及手术安全与长期疗效评估的关键决策中，临床医师难以建立信任。针对上述瓶颈，未来的研究应紧密结合口腔颌面部解剖与生物力学特异性，探索以下前沿技术路径：第一，构建解剖与生物力学知识引导的机器学习模型。通过引入物理信息神经网络，将颌骨密度分布、咀嚼力传导、应力应变关系等生物力学约束嵌入模型训练过程，使预测结果不仅符合数据分布，更具备解剖与力学合理性，提升模型在数据稀缺场景下的泛化能力与可解释性。第二，发展基于生成对抗网络(GANs)与扩散模型的合成数据扩增技术。针对临床数据获取难、标注成本高等问题，可利用生成模型生成高保真度的三维颌骨影像或虚拟患者数据集，在保护患者隐私的同时，丰富训练样本的多样性，保留真实解剖结构与病理变异特征，为模型训练提供有力支撑。第三，引入可解释人工智能技术。通过注意力机制、显著性图谱、SHAP 值等方法，可视化模型在种植规划或预后预测时所关注的解剖特征与力学参数，帮助临床医师理解模型决策依据，逐步消除“黑箱”疑虑，推动智能系统在临床实践中的信任建立与规范化应用。随着多模态数据融合技术(影像、力学、基因组学、临床记录等)、解剖感知深度学习架构以及多学科协作的不断成熟，机器学习有望真正实现口腔种植诊疗的个性化与精准化，为口腔种植领域带来更多突破性进展。

利益冲突声明

作者声明无利益冲突。

参考文献

- [1] Buser, D., Sennerby, L. and De Bruyn, H. (2016) Modern Implant Dentistry Based on Osseointegration: 50 Years of

- Progress, Current Trends and Open Questions. *Periodontology* 2000, **73**, 7-21. <https://doi.org/10.1111/prd.12185>
- [2] Fatima, A., Shafi, I., Afzal, H., Díez, I.D.L.T., Lourdes, D.R.M., Breñosa, J., *et al.* (2022) Advancements in Dentistry with Artificial Intelligence: Current Clinical Applications and Future Perspectives. *Healthcare*, **10**, Article No. 2188. <https://doi.org/10.3390/healthcare10112188>
- [3] 汪潇潇, 程兴群. 人工智能在口腔医学领域的应用进展[J]. 实用口腔医学杂志, 2021, 37(5): 710-715.
- [4] Tabatabaian, F., Vora, S.R. and Mirabbasi, S. (2023) Applications, Functions, and Accuracy of Artificial Intelligence in Restorative Dentistry: A Literature Review. *Journal of Esthetic and Restorative Dentistry*, **35**, 842-859. <https://doi.org/10.1111/jerd.13079>
- [5] 张婕. 人工智能在医学中的应用现状与展望[J]. 数字通信世界, 2022(12): 172-174.
- [6] Huang, N., Liu, P., Yan, Y., Xu, L., Huang, Y., Fu, G., *et al.* (2022) Predicting the Risk of Dental Implant Loss Using Deep Learning. *Journal of Clinical Periodontology*, **49**, 872-883. <https://doi.org/10.1111/jcpe.13689>
- [7] Albrektsson, T., Zarb, G., Worthington, P. and Eriksson, A.R. (1986) The Long-Term Efficacy of Currently Used Dental Implants: A Review and Proposed Criteria of Success. *The International Journal of Oral & Maxillofacial Implants*, **1**, 11-25.
- [8] Misch, C.E., Perel, M.L., Wang, H., Sammartino, G., Galindo-Moreno, P., Trisi, P., *et al.* (2008) Implant Success, Survival, and Failure: The International Congress of Oral Implantologists (ICOI) Pisa Consensus Conference. *Implant Dentistry*, **17**, 5-15. <https://doi.org/10.1097/id.0b013e3181676059>
- [9] Sakka, S. and Coulthard, P. (2011) Implant Failure: Etiology and Complications. *Medicina Oral Patología Oral y Cirugía Bucal*, **16**, e42-e44. <https://doi.org/10.4317/medoral.16.e42>
- [10] He, J., Zhao, B., Deng, C., Shang, D. and Zhang, C. (2015) Assessment of Implant Cumulative Survival Rates in Sites with Different Bone Density and Related Prognostic Factors: An 8-Year Retrospective Study of 2,684 Implants. *The International Journal of Oral & Maxillofacial Implants*, **30**, 360-371. <https://doi.org/10.11607/jomi.3580>
- [11] Shim, H.W. and Yang, B. (2015) Long-Term Cumulative Survival and Mechanical Complications of Single-Tooth Ankylos Implants: Focus on the Abutment Neck Fractures. *The Journal of Advanced Prosthodontics*, **7**, 423-430. <https://doi.org/10.4047/jap.2015.7.6.423>
- [12] Han, H., Kim, S. and Han, D. (2014) Multifactorial Evaluation of Implant Failure: A 19-Year Retrospective Study. *The International Journal of Oral & Maxillofacial Implants*, **29**, 303-310. <https://doi.org/10.11607/jomi.2869>
- [13] Zhang, H., Shan, J., Zhang, P., Chen, X. and Jiang, H. (2020) Trabeculae Microstructure Parameters Serve as Effective Predictors for Marginal Bone Loss of Dental Implant in the Mandible. *Scientific Reports*, **10**, Article No. 18437. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-75563-y>
- [14] Ha, S.R., Park, H.S., Kim, E.H., *et al.* (2018) A Pilot Study Using Machine Learning Methods about Factors Influencing Prognosis of Dental Implants. *The Journal of Advanced Prosthodontics*, **10**, 395-400. <https://doi.org/10.4047/jap.2018.10.6.395>
- [15] Papantonopoulos, G., Gogos, C., Housos, E., Bountis, T. and Loos, B.G. (2016) Prediction of Individual Implant Bone Levels and the Existence of Implant “Phenotypes”. *Clinical Oral Implants Research*, **28**, 823-832. <https://doi.org/10.1111/clr.12887>
- [16] Oliveira, A.L.I., Baldisserotto, C. and Baldisserotto, J. (2005) A Comparative Study on Machine Learning Techniques for Prediction of Success of Dental Implants. In: Gelbukh, A., *et al.*, Eds., *MICAI 2005: Advances in Artificial Intelligence*, Springer, 939-948. https://doi.org/10.1007/11579427_96
- [17] Khoshkhounejad, M., Hashemi Nasab, M.S., Aminsobhani, M. and Moayeri, R.S. (2019) Challenging Diagnosis of Severe Bilateral Cervicofacial Subcutaneous Emphysema Following Root Perforation in a Maxillary Lateral Incisor: A Case Report. *Iranian Endodontic Journal*, **14**, 220-224.
- [18] 朱可石, 廖安琪, 余优成. 机器学习在口腔种植学中的应用研究进展[J]. 国际口腔医学杂志, 2023, 50(4): 491-498.
- [19] 王金财, 孙玉杰. 口腔放射影像数字化技术在口腔临床检验中的应用[J]. 世界复合医学, 2022, 8(5): 89-92.
- [20] 赵阳, 李俊诚, 成博栋, 等. 深度学习在口腔医学影像中的应用与挑战[J]. 中国图象图形学报, 2024, 29(3): 586-607.
- [21] Putra, R.H., Doi, C., Yoda, N., Astuti, E.R. and Sasaki, K. (2022) Current Applications and Development of Artificial Intelligence for Digital Dental Radiography. *Dentomaxillofacial Radiology*, **51**, Article ID: 20210197. <https://doi.org/10.1259/dmfr.20210197>
- [22] Kim, J.E., Nam, N.E., Shim, J.S., Jung, Y.H., Cho, B.H. and Hwang, J.J. (2020) Transfer Learning via Deep Neural Networks for Implant Fixture System Classification Using Periapical Radiographs. *Journal of Clinical Medicine*, **9**, Article No. 1117. <https://doi.org/10.3390/jcm9041117>

- [23] Takahashi, T., Nozaki, K., Gonda, T., Mameno, T., Wada, M. and Ikebe, K. (2020) Identification of Dental Implants Using Deep Learning—Pilot Study. *International Journal of Implant Dentistry*, **6**, Article No. 53. <https://doi.org/10.1186/s40729-020-00250-6>
- [24] Sukegawa, S., Yoshii, K., Hara, T., Yamashita, K., Nakano, K., Yamamoto, N., *et al.* (2020) Deep Neural Networks for Dental Implant System Classification. *Biomolecules*, **10**, Article No. 984. <https://doi.org/10.3390/biom10070984>
- [25] Lee, J.H., Kim, Y.T., Lee, J.B. and Jeong, S.N. (2020) A Performance Comparison between Automated Deep Learning and Dental Professionals in Classification of Dental Implant Systems from Dental Imaging: A Multi-Center Study. *Diagnostics*, **10**, Article No. 910. <https://doi.org/10.3390/diagnostics10110910>
- [26] Cha, J.Y., Yoon, H.I., Yeo, I.S., Huh, K.H. and Han, J.S. (2021) Peri-Implant Bone Loss Measurement Using a Region-Based Convolutional Neural Network on Dental Periapical Radiographs. *Journal of Clinical Medicine*, **10**, Article No. 1009. <https://doi.org/10.3390/jcm10051009>
- [27] Kurt Bayrakdar, S., Orhan, K., Bayrakdar, I.S., Bilgir, E., Ezhov, M., Gusarev, M., *et al.* (2021) A Deep Learning Approach for Dental Implant Planning in Cone-Beam Computed Tomography Images. *BMC Medical Imaging*, **21**, Article No. 86. <https://doi.org/10.1186/s12880-021-00618-z>
- [28] 杨杰. 基于生成对抗网络的文本引导图像生成研究[D]: [硕士学位论文]. 西安: 西安理工大学, 2023.
- [29] 王静怡. 种植牙手术导航系统关键技术研究[D]: [硕士学位论文]. 成都: 电子科技大学, 2021.
- [30] 王岚, 秦思琪, 陈思宇, 等. 三维有限元分析法在口腔种植学中的应用进展[J]. 现代医药卫生, 2022, 38(6): 995-999.
- [31] Zaw, K., Liu, G.R., Deng, B. and Tan, K.B.C. (2009) Rapid Identification of Elastic Modulus of the Interface Tissue on Dental Implants Surfaces Using Reduced-Basis Method and a Neural Network. *Journal of Biomechanics*, **42**, 634-641. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2008.12.001>
- [32] Roy, S., Dey, S., Khutia, N., Roy Chowdhury, A. and Datta, S. (2018) Design of Patient Specific Dental Implant Using FE Analysis and Computational Intelligence Techniques. *Applied Soft Computing*, **65**, 272-279. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.01.025>
- [33] Li, H., Shi, M., Liu, X. and Shi, Y. (2018) Uncertainty Optimization of Dental Implant Based on Finite Element Method, Global Sensitivity Analysis and Support Vector Regression. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part H: Journal of Engineering in Medicine*, **233**, 232-243. <https://doi.org/10.1177/0954411918819116>
- [34] 徐明明, 刘峰. CAD/CAM 技术在口腔修复中的应用数字印模技术[J]. 中国实用口腔科杂志, 2013, 6(6): 321-326.
- [35] Raith, S., Vogel, E.P., Anees, N., Keul, C., Güth, J., Edelhoff, D., *et al.* (2017) Artificial Neural Networks as a Powerful Numerical Tool to Classify Specific Features of a Tooth Based on 3D Scan Data. *Computers in Biology and Medicine*, **80**, 65-76. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2016.11.013>
- [36] Lerner, H., Mouhyi, J., Admakin, O. and Mangano, F. (2020) Artificial Intelligence in Fixed Implant Prosthodontics: A Retrospective Study of 106 Implant-Supported Monolithic Zirconia Crowns Inserted in the Posterior Jaws of 90 Patients. *BMC Oral Health*, **20**, Article No. 80. <https://doi.org/10.1186/s12903-020-1062-4>
- [37] Yamaguchi, S., Lee, C., Karaer, O., Ban, S., Mine, A. and Imazato, S. (2019) Predicting the Debonding of CAD/CAM Composite Resin Crowns with AI. *Journal of Dental Research*, **98**, 1234-1238. <https://doi.org/10.1177/0022034519867641>
- [38] Türker, H., Aksoy, B. and Özsoy, K. (2022) Fabrication of Customized Dental Guide by Stereolithography Method and Evaluation of Dimensional Accuracy with Artificial Neural Networks. *Journal of the Mechanical Behavior of Biomedical Materials*, **126**, Article ID: 105071. <https://doi.org/10.1016/j.jmbbm.2021.105071>
- [39] Yang, J. and Li, H. (2024) Accuracy Assessment of Robot-Assisted Implant Surgery in Dentistry: A Systematic Review and Meta-Analysis. *The Journal of Prosthetic Dentistry*, **132**, 747.e1-747.e15.
- [40] Khaohoen, A., Powcharoen, W., Sornsuan, T., Chaijareenont, P., Rungsiyakull, C. and Rungsiyakull, P. (2024) Accuracy of Implant Placement with Computer-Aided Static, Dynamic, and Robot-Assisted Surgery: A Systematic Review and Meta-Analysis of Clinical Trials. *BMC Oral Health*, **24**, Article No. 359. <https://doi.org/10.1186/s12903-024-04033-y>
- [41] 林周兴, 张雪健, 邓悦. 口腔种植机器人的研究进展和应用现状[J]. 中国医疗设备, 2024, 39(2): 164-170+178.
- [42] Boesecke, R., Brief, J., Raczkowsky, J., *et al.* (2002) Robot Assistant for Dental Implantology. *International Poster Journal of Dentistry and Oral Medicine*, **4**, 109.
- [43] 张凯, 余孟流, 曹聪, 等. 种植手术机器人辅助完成种植手术精度的初步研究[J]. 中国医疗器械信息, 2021, 27(21): 25-28+53.
- [44] Mozer, P. (2020) Accuracy and Deviation Analysis of Static and Robotic Guided Implant Surgery: A Case Study. *The International Journal of Oral & Maxillofacial Implants*, **35**, e86-e90. <https://doi.org/10.11607/jomi.8231>

- [45] Feng, Y., Fan, J., Tao, B., Wang, S., Mo, J., Wu, Y., *et al.* (2021) An Image-Guided Hybrid Robot System for Dental Implant Surgery. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, **17**, 15-26.
<https://doi.org/10.1007/s11548-021-02484-0>
- [46] Otani, T., Raigrodski, A.J., Mancl, L., Kanuma, I. and Rosen, J. (2015) *In Vitro* Evaluation of Accuracy and Precision of Automated Robotic Tooth Preparation System for Porcelain Laminate Veneers. *The Journal of Prosthetic Dentistry*, **114**, 229-235. <https://doi.org/10.1016/j.prosdent.2015.02.021>
- [47] Zhang, Y.D., Jiang, J.G., Liang, T. and Hu, W.P. (2010) Kinematics Modeling and Experimentation of the Multi-Manipulator Tooth-Arrangement Robot for Full Denture Manufacturing. *Journal of Medical Systems*, **35**, 1421-1429.
<https://doi.org/10.1007/s10916-009-9419-x>