

# 自动分割技术在正畸领域中的应用进展

周洲鑫<sup>1,2,3</sup>, 钟雯婕<sup>1,2,3\*</sup>, 高翔<sup>1,2,3\*</sup>

<sup>1</sup>重庆医科大学附属口腔医院正畸科, 重庆

<sup>2</sup>口腔疾病与生物医学重庆市重点实验室, 重庆

<sup>3</sup>重庆市高校市级口腔生物医学工程重点实验室, 重庆

收稿日期: 2026年2月11日; 录用日期: 2026年3月4日; 发布日期: 2026年3月13日

## 摘要

自动分割技术是一种基于图像处理和机器学习的高级分析方法,在医学影像学中已有成熟应用。近年来,随着人工智能技术的快速发展,自动分割技术亦逐步应用于口腔正畸领域,实现对口腔解剖结构的高精度自动识别与分割。该技术不仅帮助正畸医生精确分析牙齿排列、牙槽骨形态及颌面关系,还推动个性化治疗方案的设计与实施,尤其在复杂错颌畸形的诊疗中展现出显著优势,有效提升正畸治疗的精准性与效率,从诊断到治疗规划乃至疗效评估均体现了重要价值。本文将综述自动分割技术在正畸领域中的应用,主要围绕牙齿分割、气道分割、颌骨分割等方面进行阐述。

## 关键词

分割, 正畸, 卷积神经网络

# Development of the Application of Automatic Segmentation Technology in the Field of Orthodontics

Zhouxin Zhou<sup>1,2,3</sup>, Wenjie Zhong<sup>1,2,3\*</sup>, Xiang Gao<sup>1,2,3\*</sup>

<sup>1</sup>College of Orthodontics, The Affiliated Stomatological Hospital of Chongqing Medical University, Chongqing

<sup>2</sup>Chongqing Key Laboratory of Oral Diseases and Biomedical Sciences, Chongqing

<sup>3</sup>Chongqing Municipal Key Laboratory of Oral Biomedical Engineering of Higher Education, Chongqing

Received: February 11, 2026; accepted: March 4, 2026; published: March 13, 2026

\*共同通讯作者。

文章引用: 周洲鑫, 钟雯婕, 高翔. 自动分割技术在正畸领域中的应用进展[J]. 临床医学进展, 2026, 16(3): 2241-2249.  
DOI: 10.12677/acm.2026.1631018

## Abstract

Automatic segmentation technology is an advanced analysis method based on image processing and machine learning, with well-established applications in the field of medical imaging. In recent years, with the rapid development of artificial intelligence technology, automatic segmentation has also been increasingly applied in the field of orthodontics, achieving high-precision automatic recognition and separation of oral anatomical structures. This technology not only assists orthodontists in accurately analyzing tooth alignment, alveolar bone morphology, and craniofacial relationships, but also promotes the design and implementation of personalized treatment plans. Particularly in the diagnosis and treatment of complex malocclusions, it demonstrates significant advantages, significantly enhancing the precision and efficiency of orthodontic care. From diagnosis and treatment planning to outcome evaluation, it has proven to be of substantial value. Here, we will review the applications of automatic segmentation technology in orthodontics, mainly focusing on tooth segmentation, airway segmentation, jawbone segmentation, etc.

## Keywords

Segmentation, Orthodontics, Convolutional Neural Network

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

人工智能是一个通用术语，描述了模仿人类智能认知功能的机器。目前，人工智能应用程序用于对象检测、图像分类、语音理解和语言解释等领域[1]-[5]。人工智能对医学领域产生了深远的影响，极大地促进了医疗服务的现代化和个性化。通过深度学习和机器学习技术，人工智能能够分析医学影像(如 X 光片、MRI、CT 扫描)以及实验室检测结果，辅助医生快速准确地识别疾病，比如癌症、肺炎、皮肤病等，提高了诊断的准确性和效率[6]-[10]。同时，结合遗传学、临床数据和患者的生活方式信息，人工智能可助力制定个性化的预防、诊断和治疗方案。这种定制化方法让医疗更加精准有效。人工智能在现在的数字化医学中发挥着越来越高的重要性。

虽然人工智能在口腔医学和正畸学中的应用相对较新，但人工智能已成功应用于拔牙决策、唇腭裂患者面部评估以及用于确定颈椎成熟阶段等[11]-[15]。人工智能用于口腔主要是使诊断过程更加准确和高效，这对于实现更优质的治疗效果至关重要。口腔医生需要使用他们所有的知识来诊断、决定最佳的治疗方案、预测预后以及准确的临床操作技能。然而，在某些情况下，口腔医生没有足够的知识在有限的时间内作出正确的临床决定。而人工智能应用程序可以作为他们的指南，以便他们能够做出更好的决策并且得到更好的疗效。

图像分割作为计算机视觉领域的核心技术之一，是人工智能应用中的一个重要组成部分。特别是在处理、理解和分析图像内容方面。这项技术在医疗影像分析中尤为重要，因为它有助于精确识别和分析器官或组织结构，对疾病的诊断和治疗计划的制定至关重要。在正畸领域，图像分割技术同样扮演着至关重要的角色[16]-[18]。通过图像分割，医生可以精确地识别和分离牙齿、牙根、牙槽骨以及软组织等不同结构，评估患者的口腔状态，设计出个性化的治疗计划，预测治疗过程中的牙齿移动路径，选择最合

适的矫正器类型(如隐形矫正器、托槽等),并预估治疗效果[19]-[22]。而在与患者的沟通交流中,分割后的图像和三维重建模型可以直观展示给患者,帮助他们理解自己的口腔问题和预期的治疗效果,增强患者对治疗计划的理解和接受度[23]-[25]。图像分割不仅仅应用在牙齿、颌骨上,同时也应用在气道、颞下颌关节等结构上。这些解剖结构对于正畸过程也有相当重要的临床意义。在本综述中,我们将会阐述图像分割在正畸学中的应用,主要从对牙齿分割、上呼吸道分割、颌骨分割等这几个方面进行阐述。

## 2. 自动分割在正畸领域的具体应用

### 2.1. 牙齿分割

人工智能分割牙齿是指通过高级的计算机视觉技术来自动识别和分离牙齿。在数字化的 3D 牙齿表面上精确标记牙齿对于牙齿位置的分析 and 重新排列非常重要[26]-[30]。深度学习分割技术可以帮助医生更好地理解患者牙齿的形态特征和位置关系,为制定个性化的治疗方案提供数据支持。通过对每颗牙齿的分割,医生可以利用软件更准确地评估牙齿的错颌程度、拥挤情况以及需要进行的矫正措施,从而设计出更适合患者的治疗方案。传统的牙齿分割方法通常需要医生手动标注或者依赖于简单的图像处理算法,存在着标注成本高、准确率低等问题。而深度学习技术可以通过大量的数据学习牙齿的特征和形态,实现自动化的分割,大大提高了分割的效率和准确率,减少了人为误差的可能性。然而,开发自动化分割牙齿方法具有挑战性,因为牙齿的形状在错颌畸形的患者牙列中的位置和形态之间变化很大,同时非牙齿部分(例如,牙龈组织)通常呈现不规则的形状并且口内区域(例如,第二/第三磨牙)位置较深的区域可能不能被光学扫描仪完全捕获[31]。尽管牙齿分割面对着诸多困难,但是已经有很多研究者运用不同的算法应用于牙齿的自动分割上,并且获得了不错的效果。

Xia 等[32]早在 2017 年就提出了使用拉东变换和混合水平集模型对牙齿轮廓进行逐层分割,分割完成后检测出轮廓重叠的牙齿,并对这些轮廓重叠的牙齿进行网格重建。然后,利用阈值分割和快速推进分水岭算法对重建的网格模型进行分割,分离出接触的上下颌牙齿。这是第一次采用此种方法对牙齿进行自动分割,结果显示该分割模型的 Dice 系数达到了 90%,相较于人工组的手动分割极大地提升了效率。但同时这种方法也存在一定的不足之处,对于一些错颌畸形比较复杂的牙列,其分割的准确性相对较低。而 Gan 等[33]同样利用拉东变换和水平集模型对 CT 中的牙齿和牙槽骨进行分割,得到的结果是准确性达到了像素级的分割精度,说明利用拉东变化和水平集模型分割模型在一定程度上取得了成功。然而该模型在对于存在金属伪影或错颌畸形相对较严重的 CT 影像中其分割的准确度相对较低。

卷积神经网络的起源可以追溯到上世纪九十年代,由 LeCun 等人提出,并在图像识别领域取得了重大突破[34][35]。利用卷积层和池化层等结构,能够有效地提取图像和其他三维数据中的特征,这种结构的设计受到了生物学上关于视觉皮层的启发。其对人工智能的发展具有重大的意义。卷积神经网络极大地推动了图像识别、语音识别、自然语言处理等领域的发展,为实现更准确和高效的模式识别和人工智能应用奠定了基础。同样地,卷积神经网络对于牙齿的自动分割同样有着不错的效果。Xu 等[36]在 2019 年提出了深度卷积神经网络进行 3D 牙齿模型分割的新方法。该牙齿分割模型分为二级分层卷积神经网络结构:一个用于牙齿-牙龈标记,另一个用于牙齿间标记。分割的结果显示上牙模型的准确率为 99.06% 和下牙模型的准确率为 98.79%。虽然该模型取得了不错的分割效果,但是当两个牙齿之间的生理性边界被破坏时,它将导致不准确的预测,说明该算法仍存在一定的不足之处。

而在后来的研究中,针对不同类型的错颌畸形,研究者采用了一些其他的方法。这些模型对于错位较明显的牙齿和较相似的牙齿有着较高的准确性。Tian 等[37]利用稀疏体素八叉树和 3D 卷积神经网络进行三维牙颌模型的自动分割和分类,牙齿分割准确率达到了 89.81%,高度相似的牙齿分类准确率也达到

了 88.06%。Lian 等[38]利用 MeshSegNet 以及 Lang 等[39]利用牙冠标志点位置进行标定, 定点误差 < 1 mm。而 Wu 等[40]利用 MeshSegNet 的变体 iMeshSegNet 进一步提高了牙齿分割的效率和精度。这些研究说明人工智能在牙齿分割上已经取得了显著的效果。

自动分割能细致分析牙齿拥挤度、间距及根部情况, 而已经有相关的软件被开放出来利用牙齿的自动分割用于数字化模型分析, 为制定正畸方案提供详实的数据支持, 使得治疗计划更加精准有效。同时, 基于分割后的牙齿模型进行治疗前后的模拟对比, 帮助患者直观预览矫正效果, 增强治疗信心。总之, 牙齿自动分割技术不仅提升了正畸治疗的科学性和预见性, 还增强了患者体验与满意度, 成为了数字化正畸不可或缺的辅助工具之一。

## 2.2. 气道分割

呼吸结构与牙面的生长发育密切相关, 气道形态和体积在颅面生长中的作用以及气道可能阻塞部位的识别被认为是正畸诊断和治疗计划中的重要研究问题[41]-[45]。例如, 由于气道狭窄导致的口呼吸可能导致“腺样体面容”[46]-[48]。同时, 随着颅颌面畸形和阻塞性睡眠呼吸暂停之间关系的重要性逐渐显现, 上气道相对于颅面结构的形态测量分析在正畸诊断和治疗计划中已变得流行。使用锥形束计算机断层扫描对上气道进行三维评估包括鼻和咽气道部分的体积分析和最小横截面积的识别对正畸临床治疗是十分重要的。

在 2017 年, Neelapu 等[49]提出五种基于三维 CBCT 图像的咽部和鼻腔气道区域自动分割算法, 这五种算法分别为 Chan-Vese 水平集(CVL)、局部化 Chan-Vese 水平集(LCVL)、Bhattacharya 距离水平集(BDL)、增长割(GC)和稀疏场方法(SFM), 该算法是基于 MATLAB 编程环境下实现了对鼻腔和咽部气道子区域的全自动分割。所有气道区域的总体 F-score 均大于 80%, 表明轮廓初始化准确。但是该模型的鲁棒性相对较差, 在严重畸形病例和不同人种和种族的病例中的准确性相对较低。

卷积神经网络的发展也极大的促进了自动化分割气道的进步。Sin 等[50]基于卷积神经网络的机器学习算法对 CBCT 图像进行了咽气道的分割, 并与半自动软件 ITK-SNAP 手工生成气道进行对比。人工分割的咽气道的平均体积为 18.08 cm<sup>3</sup>, 人工智能为 17.3 cm<sup>3</sup>, 其差异在临床的可接受范围, DSC 达到了 0.919 和 IoU 为 0.993。这表明卷积神经网络可以从 CBCT 图像中自动分割咽气道, 以供临床应用。

U-Net 是卷积神经网络结构中的一个分割模型。U-Net 模型最初由 Ronneberger 等人于 2015 年提出, 用于生物医学图像分割任务[51]。它被广泛用于医学图像分割, 例如肿瘤检测、细胞分割等。U-Net 网络是由一个编码器网络、一个解码子网络和跳跃连接组成的, 网络结构类似于 U 的形状, 采用端对端的架构, 简化了分割流程。Cho 等[52]和 Kim [53]基于 3D U-Net 对咽部进行分割都取得了不错的效果。

人工智能算法能够快速且准确地从影像数据中识别并分割出气道结构, 相比传统手动分割方法, 大大提高了效率与精确度。这使得正畸医师能够更及时、精确地评估患者气道状况, 为制定个性化治疗方案奠定基础。在正畸治疗前, 通过人工智能辅助气道分析, 医师可以预测治疗可能对患者气道带来的影响, 如是否有导致气道狭窄的风险, 从而提前采取措施预防呼吸功能障碍, 确保治疗安全。同样地, 在治疗过程中, 定期利用人工智能进行气道分割, 可以帮助动态监测气道形态的变化, 评估正畸干预对气道通畅性的影响, 及时调整治疗策略, 保障患者呼吸健康。

## 2.3. 颌骨分割

三维虚拟手术计划(3DVSP)技术通常用于口腔颌面外科手术和正颌外科计划, 因为它允许术前或术后模拟。在 3DVSP 中创建并叠加颌骨的 3D 表面模型, 以直观和定量地显示正畸/正颌变化, 并为颅颌面畸形患者提供术后随访。CBCT 由于其比常规 CT 辐射剂量更低、扫描时间更快而被广泛应用于 3DVSP。

在正畸或正颌治疗中,牙医或颌面外科医生需要关于他们的患者的牙齿和颌骨的位置和移动的视觉信息,这个过程要求准确地分割颌骨。颌骨的 3D 建模的手动分割被广泛采用在临床实践中,但这是一个耗时和劳动密集型的方法,使得它是不切实际的。此外,手动分割通常存在较大的操作员变异性,这直接影响了治疗计划的质量。到目前为止,准确的颌骨分割对于指导临床诊断和治疗以及制定合适的手术方案具有重要意义。

已经有许多的分割模型被应用于颌骨分割之中。Qiu 等[54]提出了一种新的基于深度学习的方法(SASeg),用于自动下颌骨分割,该方法可以感知整体下颌骨解剖。PDDCA 数据集上的实验结果表明,与最先进的下颌骨分割模型相比,SASeg 可以实现更好的分割性能,DSC 系数达到了 0.952。其随后又提出了使用 3D 卷积神经网络和递归 SegUnet 模型用于 CBCT 中的下颌骨分割也同样取得了不错的分割效果[55]。

颌骨分割是一项具有挑战性的任务,由于金属伪影的存在,髁突的低对比度和患者之间的颌骨的变化。而 CT 模式是最常用的成像技术。迄今为止,一些常见的分割模型像 AAM、3DU-Net、NGLM 等已被应用于颌骨分割上,并且取得不错的效果。在此基础上,一些新的模型及其变体也被不断应用在颌骨分割上[56]。

## 2.4. 其他解剖结构分割

口腔颌面部存在许多的解剖结构,除了以上三种结构外,其他的结构对于正畸的诊疗过程也存在重要的临床意义。颞下颌关节是连接颅骨和下颌骨的重要关节,与咀嚼和张口有关。正畸治疗可以影响颞下颌关节的位置和功能,特别是在牙齿位置和咬合方面。在正畸治疗过程中评估颞下颌关节的形态和位置是十分重要的。Yoshimi 等[57]基于 ED-CNN 对 MRI 图像中的关节盘进行分割,得到的结果与进行手动分割的结果差异较小。Vinayahalingam 等[58]则基于 3D U-net 利用 CBCT 影像对髁突进行分割,且其 DSC 系数为 0.955,说明其分割精度极高,可有效地分割出髁突结构。口周的软组织同样影响着正畸诊疗,在影像上同样可进行分割。Pan 等[59]基于生成对抗网络对 CBCT 和 MRI 影像中的咬肌进行分割,得到的 DSC 系数均大于 0.95,说明咬肌分割显示出很高的有效性,并且在重测中具有很高的可靠性。

近年来, Vision Transformers (ViT)在医学图像分割中发展迅速。与卷积神经网络不同, ViT 能处理整张图像,学习远距离像素之间的联系。CBCT 图像上,将 Swin Transformer 与 U-Net 结合,能改善分割效果。基于注意力机制的网络也被广泛使用。这类模型在解码阶段加入注意力模块,自动加强目标区域信号、减少背景干扰。Segment Anything Model (SAM)是近年出现的新模型。它无需训练即可适应新任务,因此很快进入医学影像领域。

## 3. 现存问题

虽然现有技术如 U-Net、实例分割等在很多场景下表现优秀,但高质量的训练数据是确保分割模型准确性的关键。口腔 X 射线图像(如全景牙片、侧位片等)的图像质量受到拍摄设备、曝光条件、患者口腔内结构复杂性等因素的影响,导致图像噪声大、对比度低,使得图像的质量相对较低,给精确分割带来困难。同时,对于正畸患者来说,口腔内部结构紧密且重叠,如牙齿之间、牙齿与牙根、牙槽骨等之间的界限往往不清晰,这对于模型准确区分不同解剖结构提出了高要求。另外正畸领域的专业标注工作耗时、成本高,且需要口腔医学专家参与,导致可用数据量相对有限。

此外,从算法模型向临床产品的转化还需跨越更为复杂的产业化鸿沟。首先,正畸人工智能软件作为医疗器械,须通过多重的审评认证,而当前针对持续学习与版本迭代型算法的注册路径尚不清晰,缺乏统一的临床验证终点指标。其次,多数高精度分割模型在单一中心数据集上训练后,对于多中心、多

设备、多人群的 CBCT 影像上常出现性能衰减，算法泛化能力不足成为制约临床普适推广的核心瓶颈。最后，考虑到正畸诊断对解剖细节的高度依赖，全自动分割尚难以完全替代医师判断，构建“人在回路”的交互式修正 workflow 将是现阶段提升临床接纳度与安全性的现实路径。上述转化难题的破解，不仅依赖于算法本身的演进，更依赖于医工交叉团队在标准制定、监管沟通与工作流程设计上的协同攻关。

#### 4. 未来展望与研究方向

自动分割技术在口腔正畸领域的应用已展现出重要价值，但其全面融入临床实践仍存在若干关键问题有待解决。为进一步推动该技术的发展与转化，未来工作可关注以下方向：首先，需着力增强算法在面对复杂临床情况时的稳定性与适应性，例如在重度错颌畸形、影像中存在明显金属伪影或组织对比度较低的场景下保持高精度分割。其次，开发能够对牙齿、颌骨、上气道及周围软组织进行协同分割的一体化模型，将更符合多结构联合分析与整体治疗规划的实际临床路径。随着多模态成像技术的进步，整合锥形束 CT、磁共振成像以及口内扫描等多源数据，将为构建更为精细和完整的颅颌面三维数字模型提供可能。此外，促进算法向轻量、高效方向演进，并实现与现有临床诊疗平台的无缝集成，对于支持实时诊断及椅旁治疗设计具有重要意义。跨领域协作也不容忽视，与颌面外科、睡眠呼吸医学及生物力学等学科的深入交融，有望拓宽该技术在早期筛查、治疗效果仿真与远期随访评估中的应用维度。最后，通过开展大样本、多中心的前瞻性临床研究，构建统一的技术效能评价标准，是保障自动分割系统能够安全、可靠地服务于常规正畸诊疗的根本前提。

#### 5. 结论

总之，自动分割技术在正畸领域的应用标志着该学科向更高精度、更个性化治疗方案的迈进。这一技术不仅极大地提高了诊断的准确性和治疗计划的针对性，还促进了治疗过程的优化与效率提升。通过智能化分析复杂的口腔解剖结构，自动分割技术使医生能够对牙齿及颌骨进行精确定位和动态监测，为每位患者量身定制最适宜的矫正路径。随着人工智能、机器学习算法的不断进步与医疗影像技术的革新，自动分割的精度与实用性预计将持续增强，未来将在早期干预、复杂病例治疗、以及治疗效果的长期追踪与评估等方面展现出更大的潜力。此外，它还将进一步促进跨学科合作，如与颌面外科、牙周病学等领域的融合，共同推动口腔医学的整体发展。

#### 参考文献

- [1] Ossowska, A., Kusiak, A. and Świetlik, D. (2022) Artificial Intelligence in Dentistry—Narrative Review. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, **19**, Article 3449. <https://doi.org/10.3390/ijerph19063449>
- [2] Popescu Patoni, S.I., Muşat, A.A.M., Patoni, C., Popescu, M.N., Munteanu, M., Costache, I.B., Pîrvulescu, R.A. and Muşat, O. (2023) Artificial Intelligence in Ophthalmology. *Romanian Journal of Ophthalmology*, **67**, 207-213.
- [3] Bellini, V., Russo, M., Domenichetti, T., Panizzi, M., Allai, S. and Bignami, E.G. (2024) Artificial Intelligence in Operating Room Management. *Journal of Medical Systems*, **48**, Article No. 19. <https://doi.org/10.1007/s10916-024-02038-2>
- [4] Biesheuvel, L.A., Dongelmans, D.A. and Elbers, P.W.G. (2024) Artificial Intelligence to Advance Acute and Intensive Care Medicine. *Current Opinion in Critical Care*, **30**, 246-250. <https://doi.org/10.1097/mcc.0000000000001150>
- [5] Lifshits, I. and Rosenberg, D. (2024) Artificial Intelligence in Nursing Education: A Scoping Review. *Nurse Education in Practice*, **80**, Article ID: 104148. <https://doi.org/10.1016/j.nepr.2024.104148>
- [6] Yan, S., Li, J. and Wu, W. (2023) Artificial Intelligence in Breast Cancer: Application and Future Perspectives. *Journal of Cancer Research and Clinical Oncology*, **149**, 16179-16190. <https://doi.org/10.1007/s00432-023-05337-2>
- [7] Bi, W.L., Hosny, A., Schabath, M.B., Giger, M.L., Birkbak, N.J., Mehrtash, A., et al. (2019) Artificial Intelligence in Cancer Imaging: Clinical Challenges and Applications. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, **69**, 127-157. <https://doi.org/10.3322/caac.21552>
- [8] Jones, O.T., Matin, R.N., van der Schaar, M., Prathivadi Bhayankaram, K., Ranmuthu, C.K.I., Islam, M.S., et al. (2022)

- Artificial Intelligence and Machine Learning Algorithms for Early Detection of Skin Cancer in Community and Primary Care Settings: A Systematic Review. *The Lancet Digital Health*, **4**, e466-e476. [https://doi.org/10.1016/s2589-7500\(22\)00023-1](https://doi.org/10.1016/s2589-7500(22)00023-1)
- [9] Sharma, A., Kumar, R., Yadav, G. and Garg, P. (2023) Artificial Intelligence in Intestinal Polyp and Colorectal Cancer Prediction. *Cancer Letters*, **565**, Article ID: 216238. <https://doi.org/10.1016/j.canlet.2023.216238>
- [10] Cilloniz, C., Ward, L., Mogensen, M.L., Pericàs, J.M., Méndez, R., Gabarrús, A., *et al.* (2023) Machine-Learning Model for Mortality Prediction in Patients with Community-Acquired Pneumonia. *CHEST*, **163**, 77-88. <https://doi.org/10.1016/j.chest.2022.07.005>
- [11] Evangelista, K., de Freitas Silva, B.S., Yamamoto-Silva, F.P., Valladares-Neto, J., Silva, M.A.G., Cevidanes, L.H.S., *et al.* (2022) Accuracy of Artificial Intelligence for Tooth Extraction Decision-Making in Orthodontics: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Clinical Oral Investigations*, **26**, 6893-6905. <https://doi.org/10.1007/s00784-022-04742-0>
- [12] Etemad, L.E., Heiner, J.P., Amin, A.A., Wu, T., Chao, W., Hsieh, S., *et al.* (2024) Effectiveness of Machine Learning in Predicting Orthodontic Tooth Extractions: A Multi-Institutional Study. *Bioengineering*, **11**, Article 888. <https://doi.org/10.3390/bioengineering11090888>
- [13] Vollmer, A., Saravi, B., Vollmer, M., Lang, G.M., Straub, A., Brands, R.C., *et al.* (2022) Artificial Intelligence-Based Prediction of Oroantral Communication after Tooth Extraction Utilizing Preoperative Panoramic Radiography. *Diagnostics*, **12**, Article 1406. <https://doi.org/10.3390/diagnostics12061406>
- [14] Zambrano, C.D.B., Jiménez, M.A., Rodríguez, A.G.M. and Rincón, E.H.H. (2025) Revolutionizing Cleft Lip and Palate Management through Artificial Intelligence: A Scoping Review. *Oral and Maxillofacial Surgery*, **29**, Article No. 79. <https://doi.org/10.1007/s10006-025-01371-1>
- [15] Huq, M.Z.U., Abdullah, J.Y., Wong, L.S., Jamayet, N.B., Alam, M.K., Rashid, Q.F., *et al.* (2022) Clinical Applications of Artificial Intelligence and Machine Learning in Children with Cleft Lip and Palate—A Systematic Review. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, **19**, Article 10860. <https://doi.org/10.3390/ijerph191710860>
- [16] Nordblom, N.F., Büttner, M. and Schwendicke, F. (2024) Artificial Intelligence in Orthodontics: Critical Review. *Journal of Dental Research*, **103**, 577-584. <https://doi.org/10.1177/00220345241235606>
- [17] Chen, S., Wang, L., Li, G., Wu, T., Diachina, S., Tejera, B., *et al.* (2019) Machine Learning in Orthodontics: Introducing a 3d Auto-Segmentation and Auto-Landmark Finder of CBCT Images to Assess Maxillary Constriction in Unilateral Impacted Canine Patients. *The Angle Orthodontist*, **90**, 77-84. <https://doi.org/10.2319/012919-59.1>
- [18] Nogueira-Reis, F., Morgan, N., Nomidis, S., Van Gerven, A., Oliveira-Santos, N., Jacobs, R., *et al.* (2022) Three-Dimensional Maxillary Virtual Patient Creation by Convolutional Neural Network-Based Segmentation on Cone-Beam Computed Tomography Images. *Clinical Oral Investigations*, **27**, 1133-1141. <https://doi.org/10.1007/s00784-022-04708-2>
- [19] Ayidh Alqahtani, K., Jacobs, R., Smolders, A., Van Gerven, A., Willems, H., Shujaat, S., *et al.* (2022) Deep Convolutional Neural Network-Based Automated Segmentation and Classification of Teeth with Orthodontic Brackets on Cone-Beam Computed-Tomographic Images: A Validation Study. *European Journal of Orthodontics*, **45**, 169-174. <https://doi.org/10.1093/ejo/cjac047>
- [20] Lin, J., Zheng, Q., Wu, Y., Zhou, M., Chen, J., Wang, X., *et al.* (2025) Quantitative Analysis and Clinical Determinants of Orthodontically Induced Root Resorption Using Automated Tooth Segmentation from CBCT Imaging. *BMC Oral Health*, **25**, Article No. 694. <https://doi.org/10.1186/s12903-025-06052-9>
- [21] David, A.P., Brad, S., Rusu, L., David, O.T., Samoila, C. and Leretter, M.T. (2024) Automatic Segmentation of the Jaws Used in Guided Insertion of Orthodontic Mini Implants to Improve Their Stability and Precision. *Medicina*, **60**, Article 1660. <https://doi.org/10.3390/medicina60101660>
- [22] Chen, H., Qu, Z., Tian, Y., Jiang, N., Qin, Y., Gao, J., *et al.* (2024) A Cross-Temporal Multimodal Fusion System Based on Deep Learning for Orthodontic Monitoring. *Computers in Biology and Medicine*, **180**, Article ID: 109025. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2024.109025>
- [23] Wang, R., Deng, Y., Cheng, F., Zhang, J., Fan, C., Fu, R., *et al.* (2025) Dental Crowding Categorization Network (dcc-Net): Explainable Deep Learning System for Automatic Categorization of Dental Crowding on Intraoral Photographs. *Korean Journal of Orthodontics*, **56**, 57-68. <https://doi.org/10.4041/kjod25.078>
- [24] Chiang, W., Chen, H. and Lin, H. (2025) Automated 3D Facial Smile Attractiveness Assessment before and after Orthognathic Surgery Using Transfer Learning: A Preliminary Study. *Journal of Plastic, Reconstructive & Aesthetic Surgery*, **106**, 193-202. <https://doi.org/10.1016/j.jbjs.2025.05.010>
- [25] Lo, L., Yang, C., Ho, C., Liao, C. and Lin, H. (2021) Automatic Assessment of 3-Dimensional Facial Soft Tissue Symmetry before and after Orthognathic Surgery Using a Machine Learning Model. *Annals of Plastic Surgery*, **86**, S224-S228. <https://doi.org/10.1097/sap.0000000000002687>

- [26] Polizzi, A., Quinzi, V., Ronsivalle, V., Venezia, P., Santonocito, S., Lo Giudice, A., *et al.* (2023) Tooth Automatic Segmentation from CBCT Images: A Systematic Review. *Clinical Oral Investigations*, **27**, 3363-3378. <https://doi.org/10.1007/s00784-023-05048-5>
- [27] Trelenberg-Stoll, V., Drescher, D., Wolf, M. and Becker, K. (2021) Automated Tooth Segmentation as an Innovative Tool to Assess 3D-Tooth Movement and Root Resorption in Rodents. *Head & Face Medicine*, **17**, Article No. 3. <https://doi.org/10.1186/s13005-020-00254-y>
- [28] El Bsati, A.R., Shammas, E., Asmar, D., Zeno, K.G., Macari, A.T. and Ghafari, J.G. (2025) Three-Dimensional Semantic Segmentation of Palatal Rugae and Maxillary Teeth and Motion Evaluation of Orthodontically Treated Teeth Using Convolutional Neural Networks. *Diagnostics*, **15**, Article 1415. <https://doi.org/10.3390/diagnostics15111415>
- [29] Yuan, T., Wang, Y., Hou, Z. and Wang, J. (2020) Tooth Segmentation and Gingival Tissue Deformation Framework for 3D Orthodontic Treatment Planning and Evaluating. *Medical & Biological Engineering & Computing*, **58**, 2271-2290. <https://doi.org/10.1007/s11517-020-02230-9>
- [30] Shailendran, A., Weir, T., Freer, E. and Kerr, B. (2022) Accuracy and Reliability of Tooth Widths and Bolton Ratios Measured by Clincheck Pro. *American Journal of Orthodontics and Dentofacial Orthopedics*, **161**, 65-73. <https://doi.org/10.1016/j.ajodo.2020.06.048>
- [31] Kot, W.Y., Au Yeung, S.Y., Leung, Y.Y., Leung, P.H. and Yang, W. (2025) Evolution of Deep Learning Tooth Segmentation from CT/CBCT Images: A Systematic Review and Meta-Analysis. *BMC Oral Health*, **25**, Article 800. <https://doi.org/10.1186/s12903-025-05984-6>
- [32] Xia, Z., Gan, Y., Chang, L., Xiong, J. and Zhao, Q. (2017) Individual Tooth Segmentation from CT Images Scanned with Contacts of Maxillary and Mandible Teeth. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, **138**, 1-12. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2016.10.002>
- [33] Gan, Y., Xia, Z., Xiong, J., Li, G. and Zhao, Q. (2018) Tooth and Alveolar Bone Segmentation from Dental Computed Tomography Images. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, **22**, 196-204. <https://doi.org/10.1109/jbhi.2017.2709406>
- [34] Lecun, Y.A. and Bengio, Y. (1995) Convolutional Networks for Images, Speech, and Time Series. In: Arbib, M.A., Ed., *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*, The MIT Press.
- [35] LeCun, Y., Boser, B., Denker, J.S., Henderson, D., Howard, R.E., Hubbard, W., *et al.* (1989) Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition. *Neural Computation*, **1**, 541-551. <https://doi.org/10.1162/neco.1989.1.4.541>
- [36] Xu, X., Liu, C. and Zheng, Y. (2019) 3D Tooth Segmentation and Labeling Using Deep Convolutional Neural Networks. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, **25**, 2336-2348. <https://doi.org/10.1109/tvcg.2018.2839685>
- [37] Tian, S., Dai, N., Zhang, B., Yuan, F., Yu, Q. and Cheng, X. (2019) Automatic Classification and Segmentation of Teeth on 3D Dental Model Using Hierarchical Deep Learning Networks. *IEEE Access*, **7**, 84817-84828. <https://doi.org/10.1109/access.2019.2924262>
- [38] Lian, C., Wang, L., Wu, T., Wang, F., Yap, P., Ko, C., *et al.* (2020) Deep Multi-Scale Mesh Feature Learning for Automated Labeling of Raw Dental Surfaces from 3D Intraoral Scanners. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, **39**, 2440-2450. <https://doi.org/10.1109/tmi.2020.2971730>
- [39] Lang, Y., Deng, H.H., Xiao, D., Lian, C., Kuang, T., Gateno, J., *et al.* (2021) DLLNet: An Attention-Based Deep Learning Method for Dental Landmark Localization on High-Resolution 3D Digital Dental Models. In: *Lecture Notes in Computer Science*, Springer International Publishing, 478-487. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-87202-1\\_46](https://doi.org/10.1007/978-3-030-87202-1_46)
- [40] Wu, T., Lian, C., Lee, S., Pastewait, M., Piers, C., Liu, J., *et al.* (2022) Two-Stage Mesh Deep Learning for Automated Tooth Segmentation and Landmark Localization on 3D Intraoral Scans. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, **41**, 3158-3166. <https://doi.org/10.1109/tmi.2022.3180343>
- [41] McNamara, J.A. (1981) Influence of Respiratory Pattern on Craniofacial Growth. *The Angle Orthodontist*, **51**, 269-300.
- [42] Cui, D., Han, D., Nicolas, B., Hu, C., Wu, J. and Su, M. (2016) Three-Dimensional Evaluation of Nasal Surgery in Patients with Obstructive Sleep Apnea. *Chinese Medical Journal*, **129**, 651-656. <https://doi.org/10.4103/0366-6999.177971>
- [43] Neugebauer, J., Ritter, L., Mischkowski, R.A., Dreiseidler, T., Scherer, P., Ketterle, M., Rothamel, D. and Zöller, J.E. (2010) Evaluation of Maxillary Sinus Anatomy by Cone-Beam CT Prior to Sinus Floor Elevation. *The International Journal of Oral & Maxillofacial Implants*, **25**, 258-265.
- [44] Lin, L., Zhao, T., Qin, D., Hua, F. and He, H. (2022) The Impact of Mouth Breathing on Dentofacial Development: A Concise Review. *Frontiers in Public Health*, **10**, Article 929165. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.929165>
- [45] Yoon, A., Abdelwahab, M., Bockow, R., Vakili, A., Lovell, K., Chang, I., *et al.* (2022) Impact of Rapid Palatal Expansion on the Size of Adenoids and Tonsils in Children. *Sleep Medicine*, **92**, 96-102. <https://doi.org/10.1016/j.sleep.2022.02.011>
- [46] Sam, K., Lam, B., Ooi, C.G., Cooke, M. and Ip, M.S. (2006) Effect of a Non-Adjustable Oral Appliance on Upper

- Airway Morphology in Obstructive Sleep Apnoea. *Respiratory Medicine*, **100**, 897-902. <https://doi.org/10.1016/j.rmed.2005.08.019>
- [47] Sforza, E., Bacon, W., Weiss, T., Thibault, A., Petiau, C. and Krieger, J. (2000) Upper Airway Collapsibility and Cephalometric Variables in Patients with Obstructive Sleep Apnea. *American Journal of Respiratory and Critical Care Medicine*, **161**, 347-352. <https://doi.org/10.1164/ajrccm.161.2.9810091>
- [48] Festa, P., Mansi, N., Varricchio, A.M., Savoia, F., Cali, C., Marraudino, C., et al. (2021) Association between Upper Airway Obstruction and Malocclusion in Mouth-Breathing Children. *Acta Otorhinolaryngologica Italica*, **41**, 436-442. <https://doi.org/10.14639/0392-100x-n1225>
- [49] Neelapu, B.C., Kharbanda, O.P., Sardana, V., Gupta, A., Vasamsetti, S., Balachandran, R., et al. (2017) A Pilot Study for Segmentation of Pharyngeal and Sino-Nasal Airway Subregions by Automatic Contour Initialization. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, **12**, 1877-1893. <https://doi.org/10.1007/s11548-017-1650-1>
- [50] Sin, Ç., Akkaya, N., Aksoy, S., Orhan, K. and Öz, U. (2021) A Deep Learning Algorithm Proposal to Automatic Pharyngeal Airway Detection and Segmentation on CBCT Images. *Orthodontics & Craniofacial Research*, **24**, 117-123. <https://doi.org/10.1111/ocr.12480>
- [51] Ronneberger, O., Fischer, P. and Brox, T. (2015) U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. In: Navab, N., Hornegger, J., Wells, W. and Frangi, A., Eds., *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention—MICCAI 2015*, Springer, 234-241. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4\\_28](https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28)
- [52] Cho, H., Gwon, E., Kim, K., Baek, S., Kim, N. and Kim, S. (2022) Accuracy of Convolutional Neural Networks-Based Automatic Segmentation of Pharyngeal Airway Sections According to Craniofacial Skeletal Pattern. *American Journal of Orthodontics and Dentofacial Orthopedics*, **162**, e53-e62. <https://doi.org/10.1016/j.ajodo.2022.01.011>
- [53] Kim, D., Woo, S., Roh, J., Choi, J., Kim, K., Cha, J., et al. (2023) Subregional Pharyngeal Changes after Orthognathic Surgery in Skeletal Class III Patients Analyzed by Convolutional Neural Networks-Based Segmentation. *Journal of Dentistry*, **135**, Article ID: 104565. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2023.104565>
- [54] Qiu, B., van der Wel, H., Kraeima, J., Hendrik Glas, H., Guo, J., Borra, R.J.H., et al. (2021) Robust and Accurate Mandible Segmentation on Dental CBCT Scans Affected by Metal Artifacts Using a Prior Shape Model. *Journal of Personalized Medicine*, **11**, Article 364. <https://doi.org/10.3390/jpm11050364>
- [55] Qiu, B., van der Wel, H., Kraeima, J., Glas, H.H., Guo, J., Borra, R.J.H., et al. (2021) Mandible Segmentation of Dental CBCT Scans Affected by Metal Artifacts Using Coarse-to-Fine Learning Model. *Journal of Personalized Medicine*, **11**, Article 560. <https://doi.org/10.3390/jpm11060560>
- [56] Wang, H., Minnema, J., Batenburg, K.J., Forouzanfar, T., Hu, F.J. and Wu, G. (2021) Multiclass CBCT Image Segmentation for Orthodontics with Deep Learning. *Journal of Dental Research*, **100**, 943-949. <https://doi.org/10.1177/00220345211005338>
- [57] Yoshimi, Y., Mine, Y., Ito, S., Takeda, S., Okazaki, S., Nakamoto, T., et al. (2024) Image Preprocessing with Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization Improves the Segmentation Performance of Deep Learning for the Articular Disk of the Temporomandibular Joint on Magnetic Resonance Images. *Oral Surgery, Oral Medicine, Oral Pathology and Oral Radiology*, **138**, 128-141. <https://doi.org/10.1016/j.oooo.2023.01.016>
- [58] Vinayahalingam, S., Berends, B., Baan, F., Moin, D.A., van Luijn, R., Bergé, S., et al. (2023) Deep Learning for Automated Segmentation of the Temporomandibular Joint. *Journal of Dentistry*, **132**, Article ID: 104475. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2023.104475>
- [59] Pan, Y., Wang, Y., Li, G., Chen, S. and Xu, T. (2021) Validity and Reliability of Masseter Muscles Segmentation from the Transverse Sections of Cone-Beam CT Scans Compared with MRI Scans. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, **17**, 751-759. <https://doi.org/10.1007/s11548-021-02513-y>