

基于深度学习的上颌阻生尖牙自动分割与体积量化研究

李婷¹ 郭超² 李晨曦^{3,4,5} 李柔演² 张一涵² 张雨晗² 陈琰⁶ 斯琴高娃⁷ 龚忠诚^{4,8}

¹新疆医科大学第一附属医院腹部超声诊断科,乌鲁木齐 830054; ²石河子大学第一附属医院口腔正畸科,石河子 832008; ³江苏省口腔转化医学工程研究中心,南京 210029; ⁴新疆医科大学第一附属医院(附属口腔医院)口腔颌面肿瘤外科,新疆维吾尔自治区口腔医学研究所,乌鲁木齐 830054; ⁵喀什地区第一人民医院-新疆人工智能影像辅助诊断重点实验室,喀什 844000; ⁶新疆医科大学第一附属医院(附属口腔医院)儿童口腔科 口腔预防科,乌鲁木齐 830054; ⁷新疆医科大学第一附属医院(附属口腔医院)口腔影像科,乌鲁木齐 830054; ⁸新疆医科大学全科医学学院,乌鲁木齐 830017

通信作者:李晨曦,Email:lichenximed@163.com

【摘要】 目的 牙根吸收是正畸治疗严重的并发症,建立准确的牙根吸收测量方法在正畸治疗中极为重要。基于GCA模型研究单侧阻生尖牙患者的上颌骨、尖牙和侧切牙体积特征进行测量,评估上颌阻生尖牙的风险因素,为正畸早期干预提供预警形态学指标。**方法** 收集45例单侧上颌尖牙阻生患者的治疗前锥形束CT(CBCT)数据,分为训练集32例(70%)、验证集9例(20%)与测试集4例(10%)。经随机旋转、仿射剪切、水平/垂直翻转和图像平移等增强策略处理后,构建4500张二维图片优化Mask RCNN-GCA模型。模型性能以Dice相似系数(DSC)、灵敏度、特异性和精确度进行评估模型效果。*t*检验比较阻生侧与非阻生侧的上颌骨及相邻牙体的体积差异。**结果** 优化后的模型在上颌骨分割中取得DSC 93.60%、准确度96.50%;尖牙DSC 92.50%、准确度97.50%。模型自动测量结果显示:阻生侧的上颌骨体积($8\ 992 \pm 1\ 685$) mm³、尖牙体积($8\ 767$ mm³)和侧切牙体积($3\ 028$ mm³)均显著小于非阻生侧($t_{\text{上颌骨体积}} = 2.90, P_{\text{上颌骨体积}} = 0.01; t_{\text{尖牙体积}} = 2.42, P_{\text{尖牙体积}} = 0.005; t_{\text{侧切牙体积}} = 3.11, P_{\text{侧切牙体积}} = 0.006$),性别对上颌骨体积参数无显著影响($t_{\text{阻生侧}} = 0.77, P_{\text{阻生侧}} = 0.40; t_{\text{非阻生侧}} = 0.23, P_{\text{非阻生侧}} = 0.91$);第一前磨牙体积差异无统计学意义($t = 0.77, P = 0.402$)。**结论** 优化改进后的Mask RCNN-GCA模型可高效、精准、可靠地实现上颌阻生尖牙相关结构的自动分割与体积量化,阻生侧的上颌骨、尖牙及侧切牙体积更小的特征可作为临床正畸早期干预的重要形态学依据,为降低邻牙牙根吸收等并发症风险提供参考。

【关键词】 阻生尖牙; 深度学习; 形态测量; Mask RCNN-GCA

基金项目:江苏省口腔转化医学工程研究中心开放课题基金(GCZX2026-07);新疆人才发展基金(XJRC-2025-KJ-PY-KJLJ-118);新疆维吾尔自治区自然科学基金(2025D01C175);兵团自然科学青年科学项目(2025DB049)

引用著录格式:李婷,郭超,李晨曦,等.基于深度学习的上颌阻生尖牙自动分割与体积量化研究[J/OL].中华口腔医学研究杂志(电子版),2026,20(1):9-16.

DOI:10.3877/cma.j.issn.1674-1366.2026.01.002

Deep learning - based automated segmentation and volumetric analysis of impacted maxillary canines

Li Ting¹, Guo Chao², Li Chenxi^{3,4,5}, Li Rouyan², Zhang Yihan², Zhang Yuhan², Chen Yan⁶, Siqin Gaowa⁷, Gong Zhongcheng^{4,8}

¹Department of Abdominal Ultrasound Diagnostics, The First Affiliated Hospital of Xinjiang Medical University, Urumqi 830054, China; ²Department of Orthodontics, Shihezi University School of Medicine, The First Affiliated Hospital of Shihezi University, Shihezi 832008, China; ³Jiangsu Province Engineering

Research Center of Stomatological Translational Medicine, Nanjing 210029, China; ⁴Department of Oral and Maxillofacial Oncology & Surgery, School/Hospital of Stomatology, The First Affiliated Hospital of Xinjiang Medical University, Stomatological Research Institute of Xinjiang Uygur Autonomous Region, Urumqi 830054, China; ⁵The First People's Hospital of Kashi & Xinjiang Key Laboratory of Artificial Intelligence Assisted Imaging Diagnosis, Kashi 844000, China; ⁶Department of Pediatric Dentistry & Department of Preventive Dentistry, School/Hospital of Stomatology, The First Affiliated Hospital of Xinjiang Medical University, Urumqi 830054, China; ⁷Department of Oral Radiology, School/Hospital of Stomatology, The First Affiliated Hospital of Xinjiang Medical University, Urumqi 830054, China; ⁸College of General Practice, Xinjiang Medical University, Urumqi 830017, China

Corresponding author: Li Chenxi, Email: licheximed@163.com

[Abstract] Objective Root resorption represents a significant clinical challenge in orthodontic practice, necessitating the development of precise diagnostic techniques. This study employed an advanced Mask RCNN-Gate Context Aggregation (GCA) deep learning algorithm to analyze volumetric characteristics of maxillary structures, specifically focusing on canines and lateral incisors in patients with unilateral impacted canines. The study aimed to identify key morphological predictors for maxillary canine impaction and establish quantitative indicators for early clinical intervention. **Methods** CBCT data were obtained from 45 patients diagnosed with unilateral maxillary canine impaction. The dataset was partitioned into a training set (32 cases, 70%), a validation set (9 cases, 20%), and a test set (4 cases, 10%). Following preprocessing, which included data augmentation techniques such as random rotation, affine shear, horizontal and vertical flipping, and image translation, a total of 4 500 two-dimensional images were generated to enhance the training of the Mask RCNN-GCA model. Model performance was assessed using the Dice similarity coefficient (DSC), sensitivity, and accuracy. Additionally, volumetric differences in maxillary bone and dental structures were compared between the impacted and non-impacted sides with *t*-test analysis. **Results** The refined model demonstrated outstanding segmentation performance, attaining a DSC of 93.60% and an accuracy of 96.50% in maxillary structures; for canine identification, the values were a DSC of 92.50% and an accuracy of 97.50%. Quantitative analysis revealed statistically significant volumetric reductions ($t_{\text{maxillary volume}} = 2.90, P_{\text{maxillary volume}} = 0.01; t_{\text{canine volume}} = 2.42, P_{\text{canine volume}} = 0.005; t_{\text{lateral incisor volume}} = 3.11, P_{\text{lateral incisor volume}} = 0.006$) on the impacted side for maxillary bone [mean difference: $(8\ 992 \pm 1\ 685) \text{ mm}^3$], canine ($8\ 767 \text{ mm}^3$), and lateral incisor ($3\ 028 \text{ mm}^3$) compared to contralateral measurements. Gender-based analysis showed no statistically relevant differences in any measured parameters ($t_{\text{impacted sides}} = 0.77, P_{\text{impacted sides}} = 0.40; t_{\text{non-impacted sides}} = 0.23, P_{\text{non-impacted sides}} = 0.91$). No significant volumetric variation was observed in first premolars ($t = 0.77, P = 0.402$). **Conclusions** The enhanced Mask RCNN-GCA framework provided an effective solution for automated, high-precision volumetric assessment of maxillary impaction cases. The identified volumetric disparities in maxillary bone and associated dentition offered clinically relevant morphological markers for early diagnosis and intervention. These findings contributed valuable quantitative references for minimizing orthodontic complications, particularly adjacent root resorption, through timely therapeutic strategies.

[Key words] Impacted canine; Deep learning; Morphological biometrics; Mask RCNN-GCA

Fund programs: Jiangsu Province Engineering Research Center of Stomatological Translational Medicine (GCZX2026-07); The Xinjiang Talent Development Fund (XJRC-2025-KJ-PY-KJLJ-118); Natural Science Foundation of Xinjiang Uygur Autonomous Region (2025D01C175); Science and Technology Program of the Xinjiang Production and Construction Corps (2025DB049)

DOI: 10.3877/cma.j.issn.1674-1366.2026.01.002

上颌阻生尖牙是正畸临床常见病症,其患病率约2%,仅次于下颌第三磨牙,是导致青少年患者阻生尖牙的邻近牙出现牙根吸收、咬合关系紊乱及颌面异常的主要原因之一^[1]。由于阻生尖牙的萌出

轨迹异常依赖颅颌面骨骼结构与牙弓空间的协同,因此临床医师精准获取上颌尖牙的空间位置、上颌骨体积及阻生尖牙三维特征,是制定正畸牵引方案、避免手术并发症的核心前提^[2-3]。

目前,临床对阻生尖牙的影像学评估主要依赖锥形束CT (cone-beam computed tomography, CBCT),但传统分析手段存在显著局限:手动分割感兴趣区域(region of interest, ROI)需90~120 min/病例,且受操作者经验影响大,主观性强^[4];半自动分割虽缩短时间,但难以分辨亚毫米级骨小梁边界与薄皮骨质骨结构,导致体积量化误差超过10%^[5]。深度学习技术的发展为解决这一问题提供了新思路,GCA (Mask RCNN-Gate Context Aggregation)通过目标区域对齐(region of interest align, RoI Align)实现空间精准对齐,已在牙体分割中展现出潜力,但针对上颌阻生尖牙与上颌骨的协同分割,其对复杂颌面特征的注意力聚焦能力仍需提升^[6-7]。

现有研究证实,上颌骨体积不足、牙弓横向狭窄与阻生尖牙密切相关^[6,8],但缺乏基于高效自动分割的大样本量化数据,难以明确其作为早期干预下形态学标志物的可靠性。为此,本研究提出Mask RCNN-GCA模型,旨在:(1)开发并验证该模型在CBCT影像中自动分割上颌骨与阻生尖牙的性能;(2)实现阻生侧与非阻生侧上颌骨体积、牙弓宽度及尖牙空间位置的精准量化;(3)探索可用于阻生尖牙早期预警的形态学指标,为临床早期正畸干预提供客观依据。

资料与方法

一、一般资料

本研究收集45例诊断为尖牙阻生患者的治疗前CBCT数据,分别来自2025年1—10月期间收治于新疆医科大学第一附属医院(附属口腔医院)和石河子大学医学院第一附属医院的患者,其中男19例、女26例,年龄13.19~24.49岁(平均15.33岁);其中颊侧阻生尖牙患者20例,腭侧阻生尖牙患者25例;阻生尖牙位于左侧共23例,阻生尖牙位于右侧共22例。本研究获得新疆医科大学第一附属医院伦理委员会批准(批准文号:KJ-2025-382-01)。

1. 纳入标准:(1)经临床检查和CBCT成像确诊为上颌尖牙阻生;(2)阻生类型分为水平阻生和垂直阻生;(3)单侧上颌尖牙阻生;(4)牙根发育状态包括牙根完全形成和牙根形成不完全。

2. 排除标准:(1)CBCT出现严重金属伪影、运动伪影或扫描视野不足者;(2)上颌尖牙或邻牙存在明显牙体缺损、畸形或因外伤造成结构异常者;(3)既往接受正畸治疗、颌骨相关手术或牙槽骨增

量等影响局部骨形态者;(4)具有影响骨代谢的系统性疾病或长期服用影响骨代谢药物者;(5)存在唇腭裂、面中份发育异常或其他颌面先天畸形者;(6)临床或影像资料不完整、无法进行三维重建及人工标注者。

二、图像标注、体积测量与数据增强

为了保证模型的鲁棒性和泛化性,本研究基于45例上颌尖牙阻生患者的CBCT数据训练Mask RCNN-GCA架构。采用4位具有≥5年CBCT解读经验的口腔颌面影像科、口腔颌面外科和口腔正畸科医师对CBCT数据使用3D Slicer software(5.7.0v,美国国立卫生研究院)进行上颌牙齿与上颌骨的手动分割标注,逐层手动标注,包括阈值预分割、区域生长、手动修正及三维模型配准。标注一致性采用戴斯相似性系数(dice similarity coefficient, DSC)评估,均大于0.90。体积测量基于手动分割生成的三维模型,利用Mimics内置体积计算功能完成,包括上颌骨、阻生尖牙及同侧正常牙体积。重复测量组内相关系数(intraclass correlation coefficient, ICC)>0.95,表明测量可靠。随后将45例患者CBCT随机分为3个子集:训练集32例(70%)、验证集9例(20%)和测试集4例(10%)分别进行训练模型,调整和选择模型参数及评估模型泛化能力。本研究基于CBCT数据集训练的Mask RCNN-GCA架构,使用训练集的CBCT扫描数据对Mask RCNN-GCA模型进行训练,验证集用于模型参数调整优化,测试集用于模型泛化能力的评估。为增强模型的泛化能力并降低过拟合风险,采用随机旋转($\pm 15^\circ$)、水平/垂直翻转(0.5°)、仿射剪切($\pm 10^\circ$)、图像平移(± 10 Pixel)及CLAHE对比度增强(clip limit = 2.0, tile grid size = 8×8),并叠加轻度高斯噪声(SD = 0.01)等几何变换对ROI进行数据增强,图像数据由MEYER VIEW获取后并扩增至约4 500张二维图像。所有患者均使用3D-MEYER View Tomograph进行CBCT扫描,体素大小为0.2 mm,管电压为85 kV,电流为10 mA,扫描时间为3.7 s。方案中包括与特定特征相关的变量评估。

三、深度学习网络构架

Mask RCNN-GCA模型通过RoI Align机制实现每个检测区域的精确空间对齐,并通过轻量级全卷积网络(fully convolutional network, FCN)生成分割掩膜(图1)。该模型的损失函数整合了分类损失、边界框回归损失和掩膜分割损失,以确保在目标检测和分割任务中均具有较高的准确率。

该机制对于输入特征图 $C \times H \times W$ 通过 1×1 卷积层进行初步处理,对每个像素点的特征进行压缩,压缩并降低维度,得到增强的全局上下文特征图。接着,应用梯度下降优化方法生成上下文注意力图,通过全局加权调整输入特征图,捕捉全局上下文信息。随后,经过第二个 1×1 卷积层对特征图进行进一步变换,并通过层归一化层(Layer Normalization)和线性激活函数(ReLU函数)以增强特征表达能力。最后,全局上下文增强的特征图与原始输入特征图通过残差连接进行叠加。有助于保留原始特征,同时引入经过全局上下文增强的特征,提升模型的鲁棒性,并加强特征的表达能力。不但输出特征图保持相同的尺寸,还包含了丰富的上下文信息和优化后的特征。Mask RCNN-GCA模型进行数据处理方法包括:(1)数据扩增:随机旋转、弹性变形和缩放;(2)损失函数:结合Dice损失($\alpha = 0.5$)和Focal损失($\gamma = 2$)以解决类别不平衡问题;(3)验证:验证集上实现Dice相似系数(DSC)。

四、分割与测量

提出的深度学习框架采用Mask RCNN-GCA模型。Mask RCNN-GCA网络可以分辨薄的皮质边界,预测阻生尖牙与颌骨边界,并在分割和测量方面具有较高的精度。使用Mask RCNN-GCA框架估计上颌骨和尖牙的表面和体素指标。基于以下指标,通过混淆矩阵对Mask RCNN-GCA的体素性能进行评估:DSC、灵敏度、特异度和精确度。通过动态关注关键区域,模型能捕捉图像中目标间的上下文信

息,通过注意力权重聚焦关键特征,抑制冗余信息,提升模型对关键特征的感知能力。

真实图像 G 与分割结果 R 之间的空间重叠度量DSC为

$$DSC = \frac{2|R \cap G|}{|R| + |G|},$$

式中, R 为预测分割标签结果, G 为真实分割标签结果。

为了定量评估分割性能,本研究采用了灵敏度、特异性和精确度作为评估指标,分别定义如下

灵敏度公式: $SEN = TP / (TP + FN)$,

特异性公式: $Specificity = TN / (TN + FP)$,

精确度公式: $Precision = TP / (TP + FP)$,

式中,TP为真阳性, FN为假阴性, TN为真阴性, FP为假阳性。

五、上颌骨和尖牙的体积测量

使用Mask RCNN-GCA和人工测量对验证集进行了体积测量验证。基于像素的上颌骨和尖牙体积 V 测量公式为

$$V = \sum_{k=1}^{N_{slice}} A_k \times \Delta h,$$

式中, N_{slice} 为图片的切片数量, A_k 为第 k 层的特征区域的横截面积, Δh 为相邻切片的厚度,即体素在 Z 方向的尺寸。

$$A_k = N_{pixel,k} \times \Delta x \times \Delta y,$$

式中, $N_{pixel,k}$ 为第 k 层的ROI内的像素数; Δx 和 Δy 分别为图像在 x 、 y 方向的像素间距。

六、统计学处理方法

所有统计分析采用SPSS 26.0软件进行。连续变量进行正态性检验(Kolmogorov-Smirnov检验);正

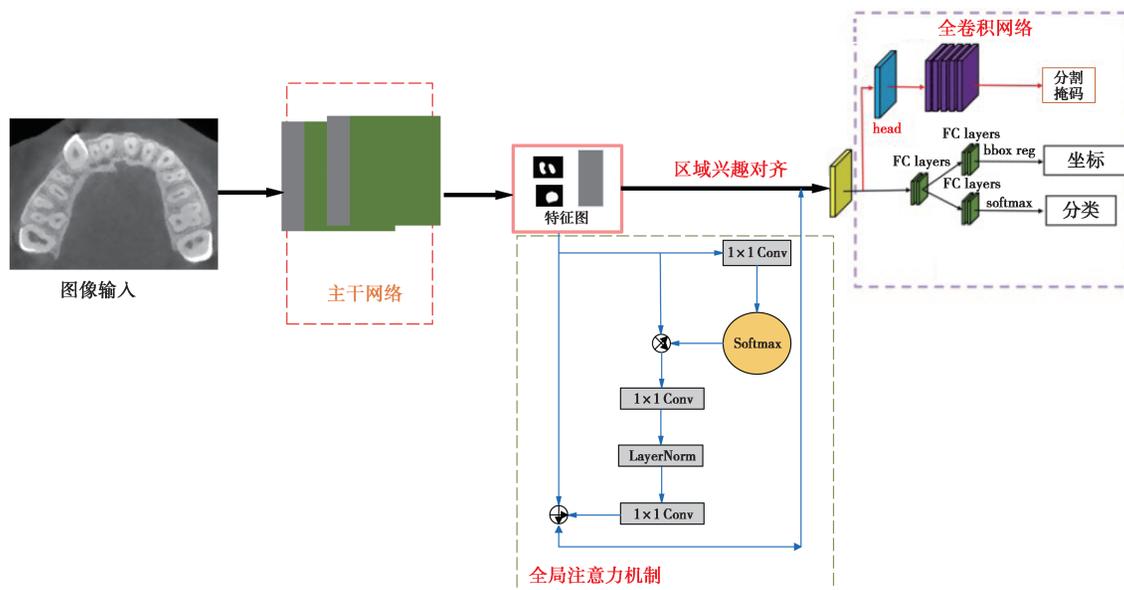


图1 Mask RCNN-GCA网络结构图

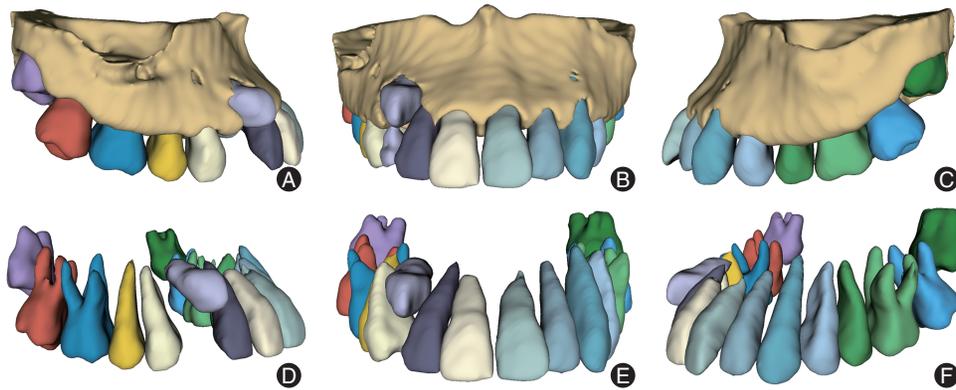


图2 上颌骨和牙齿的检测、识别和分割 A~C:三维重建上颌骨和牙的自动分割结果;D~F:上颌牙的三维重建。

态分布资料以 $\bar{x} \pm s$ 表示。基于主要结局指标(阻生侧与非阻生侧上颌骨体积差值)使用PASS 15.0软件进行样本量估算,设定 $\alpha = 0.05$ 、检验效能 $(1-\beta) = 0.80$ 、检验类型为配对 t 检验,计算得到所需最小样本量为 $n = 40$ 例,本研究实际纳入 45 例,样本量满足预先设定的统计学要求。阻生侧与非阻生侧比较中对上颌骨体积、尖牙及邻牙体积采用配对 t 检验(正态分布)比较;性别组间比较对男女性之间采用独立样本 t 检验(正态分布)。所有统计检验均为双侧检验,以 $P < 0.05$ 为差异具有统计学意义。采用DSC、灵敏度、特异度、精确度及准确率评估Mask RCNN-GCA模型的分割性能。

结 果

利用Mask RCNN-GCA实现了高分辨率成像系统分割出的上颌骨和尖牙(图2);然而,工作流程透明度的缺陷限制了可重复性,手工分割耗时约 10 min(表1),且需要大量的手动后处理,并且存在操作员依赖性差异的风险。图2展示了从低分辨率CBCT系统获得的分割上颌骨和尖牙,每次扫描的处理时间缩短至 0.05 min。

表1 人工分割和人工智能(AI)自动分割的时间比较(min)

方法	最短耗时	最长耗时	均数±标准差($\bar{x} \pm s$)	t 值	P 值
人工	8.90	10.20	9.60 ± 0.21	4.77	<0.001
AI模型	0.05	0.10	0.08 ± 0.01		

这种多维评估框架确保了对体积重叠和几何精度的全面评估。表2显示Mask RCNN-GCA模型对尖牙和上颌骨分割的几何精度评估。本研究模型在上颌骨和尖牙上的DSC分别为93.60%和92.50%,灵敏度分别为96.30%和91.20%,特异度分别为94.30%和95.20%,精确度分别为96.50%和97.50%。

Mask RCNN-GCA模型对上颌骨和阻生尖牙的分割结果进一步通过混淆矩阵进行评估(图3)。模型在识别阻生牙方面表现出较高的准确性,其中95.06%的“Impacted”样本被正确分类。同时,仅有3.86%的“Impacted”样本被错误判为“Background”,显示出较低的漏检率。对于“Background”类别,模型的正确识别率为72.30%,但可能存在个别数据不平衡导致部分Background识别效果有限。综上,本研究模型结果展示出检测、分割和识别中较好的稳定性和实用性。

表2 Mask RCNN-GCA与人工分割几何精度的评估(%)

方法	数据集	DSC	灵敏度	特异度	精确度
AI模型	上颌骨	93.60	96.30	94.30	96.50
	尖牙	92.50	91.20	95.20	97.50
人工	上颌骨	99.00	99.00	99.00	99.00
	尖牙	99.00	99.00	99.00	99.00

注:DSC为戴斯相似性系数。



图3 模型训练的混淆矩阵图

在比较阻生尖牙和非阻生尖牙时(表3),发现阻生侧和非阻生侧的上颌骨体积差异有统计学意义,阻生侧体素为335 444,体积为 $(8\ 992 \pm 1\ 685) \text{ mm}^3$;非阻生侧的体素为356 839,体积为 $(9\ 339 \pm 1\ 671) \text{ mm}^3$,阻生尖牙和非阻生尖牙的上颌骨的体素和体积差

异有统计学意义($t_{\text{体素}} = 2.90, P_{\text{体素}} = 0.01; t_{\text{体积}} = 2.17, P_{\text{体积}} = 0.03$)说明在阻生尖牙侧,上颌骨的体积小于非阻生尖牙侧的上颌骨体积。

表3 阻生侧和非阻生侧的上颌骨体积测量结果

组别	体素	体积($\text{mm}^3, \bar{x} \pm s$)
阻生尖牙	335 444	8 992 \pm 1 685
非阻生尖牙	356 839	9 339 \pm 1 671
<i>t</i> 值	2.17	2.90
<i>P</i> 值	0.03	0.01

在阻生尖牙组中(表4),女性($n = 26$)和男性($n = 19$)体素中位数分别为337 944,男性体素计数的中位数为332 411($t = 1.67, P = 0.16$)。女性和男性患者的体积分别为($9\ 036 \pm 1\ 695$) mm^3 和($8\ 841 \pm 1\ 654$) mm^3 ,差异均无统计学意义($t = 0.77, P = 0.40$)。在非阻生尖牙组中,女性和男性体素中位数分别为362 889,男性体素为353 916($t = 0.34, P = 0.86$)。女性和男性患者的体积分别为($9\ 353 \pm 1\ 576$) mm^3 和($9\ 315 \pm 1\ 849$) mm^3 ,差异均无统计学意义($t = 0.23, P = 0.91$)。表明性别对阻生侧、非阻生侧的上颌骨体积及密度无显著影响。

表4 不同性别的阻生侧和非阻生侧的上颌骨体积测量结果

性别	阻生尖牙		非阻生尖牙	
	体素	体积($\text{mm}^3, \bar{x} \pm s$)	体素	体积($\text{mm}^3, \bar{x} \pm s$)
女	337 944	9 036 \pm 1 695	362 889	9 353 \pm 1 576
男	332 411	8 841 \pm 1 654	353 916	9 315 \pm 1 849
<i>t</i> 值	1.68	0.77	0.34	0.23
<i>P</i> 值	0.16	0.40	0.86	0.91

阻生侧尖牙体积为8 767 mm^3 ,非阻生侧尖牙体积为9 669 mm^3 ,差异有统计学意义($t = 2.42, P = 0.004$)。对于侧切牙组,阻生侧体素计数为11 213,非阻生侧体素计数为13 723;同样,阻生侧体积为3 028 mm^3 ,非阻生侧体积为3 705 mm^3 ,差异均有统计学意义($P < 0.05$)。在第一前磨牙组中,阻生侧体素计数为18 583,非阻生侧体素计数为19 296;阻生侧体积为5 017 mm^3 ,非阻生侧体积为5 210 mm^3 ,差异均无统计学意义($P > 0.05$)。上述结果表明,阻生侧和非阻生侧之间的上颌骨、侧切牙和尖牙的体积差异有统计学意义(表5)。不同牙齿的“阻生侧-非阻生侧”差异存在显著分层,阻生侧仅尖牙和侧切牙受影响,第一前磨牙无影响。阻生尖牙的萌出异常仅占用前牙区空间,不干扰后牙区发育。

表5 阻生侧和非阻生侧的牙齿体积测量

组别	尖牙		侧切牙		第一前磨牙	
	体积(mm^3)	体素	体积(mm^3)	体素	体积(mm^3)	体素
阻生侧	8 767	23 662	3 028	11 213	5 017	18 583
非阻生侧	9 669	38 149	3 705	13 723	5 210	19 296
<i>t</i> 值	2.42	1.68	3.11	2.94	0.77	1.34
<i>P</i> 值	0.005	0.033	0.006	0.004	0.402	0.186

讨 论

基于深度学习的识别、检测和分割在正畸治疗工作流程中至关重要。上颌阻生尖牙会影响上颌骨的生长发育和邻牙吸收,传统二维影像针对阻生尖牙的预测和诊断缺乏准确性和敏感性^[8]。本研究应用Mask RCNN-GCA实现了上颌骨与阻生尖牙的高效自动分割,还提出了基于体积与密度的量化指标,建立了用于早期识别阻生风险的参考阈值。模型输出结果可直接生成三维重建图像与体积报告,为正畸临床提供结构量化支持,有助于医师判断是否需要开展快速扩弓、阻生牙牵引或邻牙保护等干预措施。

一、模型分割与特征识别

本研究中,Mask RCNN-GCA模型可以在25 s内自动分割上颌骨和上颌阻生尖牙,比手动分割更加高效,同时独特地利用通道空间双重注意(CBAM)来解决半自动化方法遗漏的亚毫米级小梁边界,避免了半自动和手工分割中导致的亚毫米级的骨小梁边界导致的体积误差^[4,9-10]。先前的研究主要集中在CNN模型在全景图像上预测骨骼诊断或分类的性能,显示出很高的精确度和召回率^[11],本研究的Mask RCNN-GCA模型在上颌骨与尖牙检测、识别和分割的Dice评分分别为93.60%、92.50%,外部测试集灵敏度超91.20%。基于Mask RCNN-GCA深度学习网络结合Dice损失($\alpha = 0.5$)与Focal损失($\gamma = 2$),有效规避CBCT图像中“骨组织/牙齿区域占比低、背景区域占比高”的类别不平衡问题,减少分割漏检、误检风险,解决了数据类别不平衡的问题。同时测试集和验证集性能一致性高,不受性别因素干扰,其泛化能力稳定。表明本研究中的深度学习模型性能评估中表现出了较好的鲁棒性和通用性,优于全景图像中传统的ResMIBCU-Net模型,并且解决了ResMIBCU-Net无法实现的三维体积量化问题^[12]。

二、模型测量体积特征

本研究结果表明,与非阻生尖牙侧相比,阻生

尖牙侧的上颌骨体积减小约3.7%(表3~4),这一发现与之前的研究一致^[7,14]。其中Eid等^[7]的研究也强调了尖牙阻生与上颌骨体积之间的相关性,强调了阻生尖牙对上颌骨发育结构。这些结果表明阻生尖牙可能导致上颌骨发育不全和牙弓空间不足,但性别因素与上颌骨体积不相关。这与Dost等^[14]、Cobourne等^[15]的研究一致,阻生尖牙发生时需进行快速上颌扩张(rapid maxillary expansion, RME)可有效促进早期混合牙列阶段上颌尖牙的萌出和上颌骨发育。本研究通过采用Mask RCNN-GCA模型进行3D重建和体积测量,全面评估颌面发育并提高正畸治疗计划的精确度。处理阻生尖牙时,正畸治疗及其结果更具挑战性且难以预测,其原因是辨别阻生尖牙和非阻生尖牙在解剖结构方面的区别^[4,14],本研究结果为阻生尖牙早期干预提供了可量化的临床参考指标:上颌骨体积和牙齿体积可作为早期诊断阻生尖牙的临床关键标志物。这与O'Neill^[16]提出的“青春期上颌快速扩弓器可促进混合牙列期上颌骨发育、改善尖牙萌出空间”的结论一致^[14]。临床可基于此开展早期干预(如青春期上颌快速扩弓),以改善上颌骨发育与牙弓空间,降低邻牙牙根吸收、咬合紊乱及颌颌面形态异常的发生风险^[7,16-17]。基于模型区域分割的临床意义不仅限于结构识别,更可服务于纵向动态分析与治疗反馈评估^[18-23]。经过区域分割后结合三维结构输出观察早期干预效果与上颌骨改建趋势联合建模,构建阻生尖牙的预测评分系统,增强早期诊断准确性。

本研究基于深度学习算法Mask RCNN-GCA框架开发了一种自动化工作流程,用于分割CBCT图像、生成三维重建并测量体积,展现出高效与精准的双重优势,为颌颌面复杂结构的自动化影像分析提供了可靠技术工具。本研究结果强调了阻生尖牙的体积特征在预测阻生尖牙和指导早期正畸干预方面的重要性。然而,这项研究有一定的局限性,未来的验证研究应该结合具有不同扫描参数、图像质量和采集协议的多中心CBCT数据集,结合正畸治疗阻生尖牙的萌出路径,开发“分割-量化-评分-辅助决策”一体化辅助系统,推动人工智能在复杂颌面结构分析中的临床落地,以确定模型的可靠性和广泛使用的临床适用性。

综上所述,本研究基于Mask RCNN-GCA算法揭示了阻生尖牙患者的上颌骨形态、邻近牙的体积特征存在显著差异性,该模型实现高效、精准地自

动分割和测量。当正畸医师面对不同年龄和不同性别的阻生尖牙患者时,应及时关注性别、颌骨体积、尖牙和邻牙体积等临床特征,防止出现邻牙牙根吸收等并发症,实现上颌阻生尖牙的早期诊断和早期干预。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

作者贡献声明 李婷、郭超、李晨曦:酝酿和设计实验、实施研究、分析/解释数据;李婷、李晨曦:论文修改;郭超、李晨曦:起草文章,对文章的知识性内容作批评性审阅,获取研究经费;李柔演、张一涵、张雨晗、陈琰、斯琴高娃:实施研究、采集数据、验证实验结果;龚忠诚:行政、技术及材料支持、指导、支持性贡献

致谢 感谢新疆医科大学医学工程技术学院许良辉博士对本研究的计算机技术指导

参 考 文 献

- [1] Ericson S, Kuroi J. Early treatment of palatally erupting maxillary canines by extraction of the primary canines [J]. *Eur J Orthod*, 1988, 10(4):283-295. DOI:10.1093/ejo/10.4.283.
- [2] Yan B, Sun Z, Fields H, et al. Etiologic factors for buccal and palatal maxillary canine impaction: A perspective based on cone-beam computed tomography analyses [J]. *Am J Orthod Dentofacial Orthop*, 2013, 143(4):527-534. DOI:10.1016/j.ajodo.2012.11.021.
- [3] Chen S, Wang L, Li G, et al. 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 [J]. *Angle Orthod*, 2020, 90(1):77-84. DOI:10.2319/012919-59.1.
- [4] Roelofs LJM, Assink N, Kraeima J, et al. Clinical application of 3D-assisted surgery techniques in treatment of intra-articular distal radius fractures: A systematic review in 718 patients [J]. *J Clin Med*, 2024, 13(23):7296. DOI:10.3390/jcm13237296.
- [5] Kwak GH, Kwak EJ, Song JM, et al. Automatic mandibular canal detection using a deep convolutional neural network [J]. *Sci Rep*, 2020, 10(1):5711. DOI:10.1038/s41598-020-62586-8.
- [6] Swaitly A, Elgarba BM, Morgan N, et al. Deep learning driven segmentation of maxillary impacted canine on cone beam computed tomography images [J]. *Sci Rep*, 2024, 14(1):369. DOI:10.1038/s41598-023-49613-0.
- [7] Eid FY, Ghaleb SI, Badr FF, et al. Three-dimensional assessment of the skeletal characteristics accompanying unilateral maxillary canine impaction: A retrospective cone-beam computed tomography study [J]. *BMC Oral Health*, 2024, 24(1):1249. DOI:10.1186/s12903-024-04974-4.
- [8] Hajeer MY, Al-Homsy HK, Alfailany DT, et al. Evaluation of the diagnostic accuracy of CBCT-based interpretations of maxillary impacted canines compared to those of conventional radiography: An *in vitro* study [J]. *Int Orthod*, 2022, 20(2):100639. DOI:10.1016/j.ortho.2022.100639.
- [9] Cevdanes LHC, Oliveira AEF, Grauer D, et al. Clinical

- application of 3D imaging for assessment of treatment outcomes [J]. *Semin Orthod*, 2011, 17(1): 72-80. DOI: 10.1053/j.sodo.2010.08.012.
- [10] Uribe P, Ransjö M, Westerlund A. Clinical predictors of maxillary canine impaction: A novel approach using multivariate analysis[J]. *Eur J Orthod*, 2017, 39(2): 153-160. DOI: 10.1093/ejo/cjw042.
- [11] Cui Z, Fang Y, Mei L, et al. A fully automatic AI system for tooth and alveolar bone segmentation from cone-beam CT images [J]. *Nat Commun*, 2022, 13(1): 2096. DOI: 10.1038/s41467-022-29637-2.
- [12] Imak A, Çelebi A, Polat O, et al. ResMIBCU-Net: An encoder-decoder network with residual blocks, modified inverted residual block, and bi-directional ConvLSTM for impacted tooth segmentation in panoramic X-ray images[J]. *Oral Radiol*, 2023, 39(4): 614-628. DOI: 10.1007/s11282-023-00677-8.
- [13] Yushkevich PA, Piven J, Hazlett HC, et al. User-guided 3D active contour segmentation of anatomical structures: Significantly improved efficiency and reliability[J]. *Neuroimage*, 2006, 31(3): 1116-1128. DOI: 10.1016/j.neuroimage.2006.01.015.
- [14] Dost H, Ehsan AA, Sakrani H, et al. The analysis of intermolar width and skeletal base class as a predictor of potential maxillary canine impaction in permanent dentition: A cross-sectional study [J]. *Glob Pediatr Health*, 2024, 11: 2333794X241235541. DOI: 10.1177/2333794X241235541.
- [15] Cobourne MT, Seehra J, Papageorgiou SN. The palatal displaced maxillary canine: Early diagnosis and interceptive correction: A guideline for the general dental practitioner[J]. *Br Dent J*, 2025, 239(7): 463-470. DOI: 10.1038/s41415-025-8892-z.
- [16] O'Neill J. Maxillary expansion as an interceptive treatment for impacted canines [J]. *Evid Based Dent*, 2010, 11(3): 86-87. DOI: 10.1038/sj.ebd.6400742.
- [17] Oeschger ES, Kanavakis G, Cocos A, et al. Number of teeth is related to craniofacial morphology in humans [J]. *Biology (Basel)*, 2022, 11(4): 544. DOI: 10.3390/biology11040544.
- [18] Athanasiou M, Papadopoulou CI, Alamoudi R, et al. Palatal canine impaction is associated with craniofacial shape in humans [J]. *Eur J Orthod*, 2024, 46(6): ejae051. DOI: 10.1093/ejo/cjae051.
- [19] Li C, Shao B, Fang C, et al. A 3D reconstruction imaging study of the effect of anterior disk displacement on the bony structural relationship of the temporomandibular joint[J]. *Digit Med*, 2023, 9(3): e00017. DOI: 10.1097/DM-2023-00012.
- [20] Li CX, Liu X, Muhetaer B, et al. Magnetic resonance imaging texture analysis of unilateral lateral pterygoid myospasm in patients with temporomandibular joint disorders: A pilot study [J]. *Digit Med*, 2021, 7: 2. DOI: 10.4103/digm.digm_31_21.
- [21] Li CX, Liu X, Gong ZC, et al. Morphologic analysis of condyle among different disc status in the temporomandibular joints by three-dimensional reconstructive imaging: A preliminary study [J]. *BMC Oral Health*, 2022, 22(1): 395. DOI: 10.1186/s12903-022-02438-1.
- [22] Li CX, Liu X, Gong ZC, et al. Effects of condyle on disc status of the reducing and nonreducing anterior disc displacement of the temporomandibular joint based on 3D reconstructive imaging: A pilot study [J]. *Quintessence Int*, 2023, 54(2): 156-166. DOI: 10.3290/j.qi.b3512027.
- [23] Li CX, Liu H, Gong ZC, et al. Effects of osseous structure based on three-dimensional reconstructive imaging evaluation in the assessment of temporomandibular joint disc position [J]. *Clin Oral Investig*, 2023, 27(4): 1449-1463. DOI: 10.1007/s00784-023-04936-0.

(收稿日期:2025-10-23)

(本文编辑:王嫚)