

## 腭中缝成熟度智能影像评估的研究进展

邓倩<sup>1</sup> 刘曙<sup>2</sup> 综述, 张军梅<sup>3</sup> 审校

(1. 贵州医科大学口腔医学院 贵州 贵阳 550000; 2. 贵阳市口腔医院正畸科 贵州 贵阳 550000; 3. 贵州医科大学附属口腔医院正畸科 贵州 贵阳 550000)

**[摘要]** 腭中缝成熟度评估作为正畸扩弓治疗的关键解剖依据, 其临床决策长期受限于传统二维影像的解剖重叠效应及三维影像判读的主观性瓶颈。本文系统阐述了深度学习技术在该领域的范式突破: 基于三维卷积神经网络(Three-Dimensional Convolutional Neural Network, 3DCNN)的端到端学习框架成功实现了腭中缝骨化梯度的三维特征解耦, 通过多尺度特征融合机制同步捕获骨小梁微结构与宏观形态演变特征, 使分期准确率与诊断一致性显著超越人工评估。临床决策支持系统通过整合定量解剖参数(腭部高度、骨密度)与生物力学预测模型, 构建了“影像-算法-治疗”的闭环决策体系, 使微种植体辅助扩弓(Microimplant-assisted rapid palatal expansion, MARPE)的适应证判断准确率提升至71%。研究揭示医工协作机制在动态质量评估与模型可解释性提升中的关键作用, 提出双能CT-GAN协同的金属伪影校正方案, 为临床转化扫除技术障碍。本文为构建多模态智能评估体系提供了理论框架, 标志着腭中缝成熟度评估从经验依赖型向数据驱动型的范式跃迁。

**[关键词]** 深度学习; 腭中缝成熟度; 锥形束CT(CBCT); 三维卷积神经网络; 临床决策支持

**[中图分类号]** R782.2 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1008-6455(2026)06-0180-05

## Research Progress on Intelligent Image Assessment of Midpalatal Suture Maturity

DENG Qian<sup>1</sup>, LIU Shu<sup>2</sup>, ZHANG Junmei<sup>3</sup>

(1. School of Stomatology, Guizhou Medical University, Guiyang 550000, Guizhou, China;

2. Department of Orthodontics, Guiyang City Stomatological Hospital, Guiyang 550000, Guizhou, China; 3. Department of Orthodontics, Guizhou Medical University Affiliated Stomatological Hospital, Guiyang 550000, Guizhou, China)

**Abstract:** Midpalatal suture maturation assessment, as a key anatomical basis for orthodontic expansion treatment, has long been limited by the anatomical overlap effect of traditional two-dimensional imaging and the subjective bottleneck of three-dimensional imaging interpretation in clinical decision-making. This paper systematically expounds on the paradigm-breaking of deep learning technology in this field: The end-to-end learning framework based on three-dimensional convolutional neural network (3DCNN) has successfully achieved the three-feature decoupling of palatal suture ossification gradients, and captured the micro-structure and macro-morphological evolution characteristics of trabecular bone synchronously through a-scale feature fusion mechanism, which significantly surpasses manual evaluation in terms of staging accuracy and diagnostic consistency. The clinical decision support system integrates quantitative anatomical parameters (palatal height, bone density) with biomechanical prediction models, and constructs a closed-loop decision-making system of "imaging-algorithm-treatment", which improves the accuracy of microimplant-assisted rapid palatal expansion (MARPE) to 71%. The study reveals the crucial role of the medical engineering collaboration mechanism in dynamic quality and model interpretability improvement, and proposes a dual-energy CT-GAN collaborative metal artifact correction scheme, which clears the technical barriers for clinical transformation. This paper provides a theoretical framework for the construction of a multi-modal intelligent evaluation system, marking a paradigm shift from experience-dependent to data-driven for midpalatal suture maturation assessment.

**Key words:** deep learning; palatal midline maturity; cone beam computed tomography (CBCT); three-dimensional convolutional neural network; clinical decision support

腭中缝成熟度评估是正畸扩弓治疗时机选择的关键解剖依据, 传统上颌快速扩弓(Rapid Maxillary

Expansion, RME)的适用年龄常基于生理年龄。2013年, Angelier F等<sup>[1]</sup>提出了一套基于锥形束CT(CBCT)的个性

基金项目: 2025年度贵州省卫生健康委科学技术基金立项项目(编号: gzwkj2025-102)

通信作者: 张军梅, 教授; 研究方向为口腔正畸学。E-mail: zjm46688@126.com

第一作者: 邓倩, 住院医师; 研究方向为口腔正畸学。E-mail: 1577153786@qq.com

化腭中缝成熟度分级体系,例如C期患者采用微种植体辅助扩弓(MARPE)可实现71%的骨性扩张成功率<sup>[2]</sup>,而D/E期则需手术干预<sup>[3-4]</sup>。在降低治疗风险与并发症方面,未成熟阶段(A~C期)行RME可能导致牙齿倾斜、牙槽骨吸收等副作用,成熟阶段(D/E期)强行扩弓则增加骨皮质穿孔、扩张失败的风险<sup>[4]</sup>,CBCT评估可显著降低此类治疗风险。女性骨缝闭合更早,超异位(垂直生长型)患者的腭中缝成熟度较低,更适合常规扩弓治疗<sup>[5]</sup>。然而,Angelieri P的分期面临主观性瓶颈,二维X线影像因解剖结构重叠导致分期误判,且不同经验评估者间一致性差异显著<sup>[6]</sup>,制约了治疗决策的精准性。

在医学影像分析领域,传统方法依赖专家经验提取特定特征,例如在龋齿检测中采用灰度阈值分割或边缘检测技术,但其对微小病变及复杂解剖结构的敏感性存在显著局限<sup>[7]</sup>,尤其在处理三维CBCT影像时难以有效捕捉空间关联性<sup>[8]</sup>。三维卷积神经网络(3DCNN)的创新应用进一步强化了模型对三维空间特征的表征能力,例如采用空洞卷积模块扩展感受野至 $8 \times 8 \times 8$ 体素,可有效捕获磨牙根分叉区的微小病<sup>[9]</sup>。

本综述的核心目标在于构建“算法开发-临床验证-决策支持”的全链条分析框架,系统解析深度学习技术在腭中缝成熟度评估中的范式突破路径,建立从影像特征提取到治疗响应预测的闭环决策逻辑。

## 1 腭中缝成熟度评估的临床痛点与技术挑战

现有研究揭示了腭中缝成熟度评估领域存在多重临床挑战,这些挑战贯穿于影像获取、测量方法和临床决策的全过程。传统二维影像(如头颅侧位片)因解剖结构重叠干扰,难以准确评估腭中缝的骨化程度。基于CBCT的Angelieri分类法虽已广泛应用,但其可靠性受限于影像清晰度和操作者校准水平,不同检查者间一致性仅达到轻微至较差水平,这一结果表明即使采用三维影像技术,人为判读的主观性仍构成重要误差来源。类似地,Singh R等<sup>[10]</sup>通过大样本CBCT分析发现,54.5%的受试者存在腭中缝未闭合现象,但传统手动分阶段评估需要依赖操作者经验,导致结果可重复性受限,凸显了自动化评估工具开发的迫切性。

三维影像技术的引入虽然解决了二维投影的结构重叠问题,但带来了新的技术瓶颈。Zevnik LK等<sup>[11]</sup>证实,腭部高度和表面积在不同成熟阶段存在显著差异,但测量过程需在CBCT图像上逐层定位解剖标志,耗时且易受操作者主观影响,这一手工测量模式难以满足临床高效处理的需求。Ouldierou A等<sup>[12]</sup>通过有限元分析进一步指出,腭中缝成熟阶段直接影响扩弓装置产生的骨性位移量,然而现有成熟度分类系统(如Angelieri分期)与生物力学响应之间的关联尚未建立量化模型,限制了治疗方案的精准预测。研究发现,传统CBCT评估依赖医师经验,不同评估者对同

一影像的成熟度分级一致性较低<sup>[6,13]</sup>,这表明,现有手工评估方法难以满足临床对高效、标准化诊断工具的需求。

此外,腭中缝成熟度与年龄、性别的相关性存在显著个体差异,削弱了传统年龄依赖型决策框架的可靠性。尽管骨化程度随年龄增长呈整体上升趋势,但10~25岁人群中仍有58.3%的个体呈现未闭合状态<sup>[4,14-15]</sup>。16岁以上人群中腭中缝未闭合比例高达44.3%,且男性未闭合率显著高于女性<sup>[15]</sup>。这些发现共同表明,单纯依赖年龄或性别预测腭中缝状态可能导致治疗方案的误判。现有证据支持,基于Angelieri分类法的视觉评估体系虽被广泛采用,但其对骨骼扩弓效果的预测价值有限。Samra DA等<sup>[16]</sup>证实,腭中缝密度与颈椎成熟指数(Cervical Vertebral Maturation Index, CVMI)呈正相关,但青春后期骨密度骤增导致骨骼效应下降,提示需要更精准的量化指标。关于成熟度评估与治疗效果的相关性,现有研究呈现矛盾证据。Ponna P等<sup>[17]</sup>采用力控循环扩弓方案时,尽管实现了100%的腭中缝开放,但骨骼扩张量仅占前鼻棘宽度的61%,提示单纯解剖形态评估可能不足以全面预测生物力学响应。这些发现共同表明,现有基于静态影像的成熟度评估体系尚未充分整合动态生物力学参数,制约了临床决策的精准度。在评估系统的生物学基础方面,Zevnik LK等<sup>[11]</sup>发现腭中缝成熟阶段与横腭缝成熟度呈强相关性,但腭部高度与成熟阶段仅存在弱负相关,说明单一解剖参数难以准确表征复合性骨缝成熟状态。

综上,现有证据支持腭中缝成熟度评估面临三维影像数据处理效率低下、主观判读变异度高、形态-功能关联模型缺失等多重瓶颈。相比之下,新兴的深度学习技术为解决上述问题提供了潜在路径。Zhu M等<sup>[13]</sup>开发的卷积神经网络(CNN)模型在腭中缝成熟度五阶段分类中达到75.37%的准确率,显著超过人类评估者平均水平。Chhatwani S等<sup>[6]</sup>进一步验证,经专业训练的模型与放射科医师的诊断一致性( $\kappa=0.68$ )接近临床可接受阈值,而低年资医师的组内一致性仅0.59。Willershausen I等<sup>[18]</sup>探索的3T MRI技术则通过非电离成像实现了腭中缝分期的可视化,其加权Kappa值达0.8,为减少辐射暴露提供了替代方案。这些技术突破共同指向一个趋势:自动化、量化的影像评估工具将重塑腭中缝成熟度的临床决策范式。

## 2 深度学习算法创新路径

2.1 基础技术架构:现有研究围绕基于深度学习的腭中缝(Midpalatal Suture, MPS)成熟度影像评估技术,从算法架构创新、影像特征提取优化、模型训练策略改进到临床验证等维度展开了系统性探索。在算法架构创新方面,研究人员针对CBCT影像的拓扑特征和骨缝边缘特性,开发了多种改进型卷积神经网络(CNN)模型。其中,三维U-Net架构通过全卷积网络捕捉三维空间信息,在腭中缝区域自动分割中展现出优势,其嵌套跳跃连接机制有效

提升了骨缝边缘分割精度<sup>[19]</sup>。类似地,视觉变换器模型(Vision Transformer, ViT)模型通过自注意力机制捕获长距离像素依赖关系,在全局骨缝形态识别中超越了传统CNN的性能局限,尤其在结合迁移学习策略后,分类准确率达到了95.75%,显著优于临床医生的89.10%<sup>[20]</sup>。

传统U-Net的跳跃连接强制融合相同尺度的编码-解码特征存在语义不匹配问题,而UNet++通过“密集连接路径上的中间聚合特征图”实现了跨尺度特征融合。这种改进在其他研究中得到验证,其嵌套跳跃连接使脑肿瘤分割的IoU指标提升3.9个百分点<sup>[21]</sup>,这种性能提升对腭中缝这类具有复杂边缘结构的解剖区域分割具有重要参考价值。

2.2 关键技术突破:影像特征提取的优化主要聚焦于多尺度特征融合机制的创新。例如,基于ResNet50的模型通过分层特征融合,在CBCT横断面定位中实现99.74%的准确率,同时梯度加权类激活图(Gradient-weighted Class Activation Mapping, Grad-CAM)可视化验证了模型对骨缝钙化区域的关注<sup>[13]</sup>。Wang Y等<sup>[22]</sup>提出的OSFFNe通过浅层特征全局连接(Shallow Feature Global Connection, SFGC)和多感受野动态融合(Multi-receptive Field Dynamic Fusion, MFDF)模块,实现了局部骨小梁纹理与整体骨缝形态的协同分析。其核心在于采用堆叠式原始图像初始化(Original Image Stacking Initialization, OISI)策略,将输入图像沿通道维度多次复制后通过 $3 \times 3$ 蓝图分离卷积提取浅层纹理特征,同时通过动态调整扩张卷积的感知野实现了不同深度特征的多尺度融合。这种架构显著增强了模型对微细骨小梁结构的捕捉能力,在Urban100数据集上取得了比次优方法高0.26dB的PSNR提升,验证了多尺度特征融合的有效性。

在自监督学习方面,Kalapos A等<sup>[23]</sup>提出的层次化预训练策略展现出强大的小样本适应能力。通过在自然图像(ImageNet)和目标领域医学图像(ACDC数据集)上进行连续自监督预训练,模型仅需在目标域数据上训练不足5个周期即可实现4~5倍的下游任务收敛加速。当标注样本量低于100时,监督式ImageNet预训练仍能保持接近最小误差的精度,这为医学影像标注成本高昂的临床场景提供了可行的解决方案。自监督学习作为一种利用未标注数据获取领域特定背景知识的方法,它能使模型在未标注数据中学习<sup>[24]</sup>,显著降低对人工标注的依赖<sup>[25]</sup>,提升在各种下游任务中的性能,逐渐成为医学图像分析领域的研究热点。Ding X等<sup>[26]</sup>提出的多尺度压缩激励模块(Multi-scale Compression Excitation Module, MCEM)通过分层特征融合策略,将浅层高分辨率特征与深层语义特征进行通道压缩和空间注意力重加权,在原始颌骨囊肿数据集上实现了93.84%的精确度,证实了多尺度特征交互对复杂解剖结构分割的有效性。这些技术创新为腭中缝成熟度评估提供了可迁移的方法论框架,特别是在处理CBCT影像中同时存在的微细骨缝纹理变化和宏观骨缝形态演变的双重挑战时,

展现出重要的临床应用价值。

针对医学影像数据标注成本高的问题,Tang H等<sup>[20]</sup>提出了基于自监督预训练的小样本学习策略。通过对比学习在未标注CBCT数据上预训练特征提取器,后续微调阶段仅需1259张标注图像即可达到93.76%的分类准确率,这一方法在数据稀缺场景下展现出显著优势。然而,研究也指出当前模型对骨缝微观结构(如骨小梁方向性)的表征仍存在局限,部分研究尝试结合分形分析量化骨缝复杂度,将分形维度阈值1.073作为区分成熟阶段的关键指标,灵敏度达100%<sup>[27]</sup>。这些发现共同表明,深度学习技术正从辅助诊断工具向临床决策支持系统演进,但其在动态骨缝生长预测和个性化扩弓力值推荐等深层应用仍需进一步探索。

### 3 临床决策支持系统的构建与实践

在临床决策支持系统的构建中,成熟度量化评估模块通过分阶段分类(如AB、C、DE三阶段或五阶段)与解剖参数(如腭部高度、表面积)的自动测量实现个体化诊断<sup>[11]</sup>。治疗决策辅助功能则整合了骨密度测量与微种植体植入位点预测<sup>[28-29]</sup>,为手术与非手术扩弓方案选择提供依据。基于混合回归模型与多层前馈神经网络(Multi-Layer Feedforward Neural Network, MLFFNN)的预测系统在腭裂患者中实现了扩弓技术选择的精准决策<sup>[30]</sup>。

在决策支持系统构建方面,多项研究验证了骨骼成熟度指标与腭中缝状态的关联机制。统计学分析采用SPSS 22.0软件进行分析,采用一致性检验(Kappa检验)评价颈椎成熟度阶段和腭中缝成熟度阶段重复判读结果的可靠性,用斯皮尔曼秩相关检验分析颈椎成熟度阶段与腭中缝成熟度阶段之间的相关性,两次评价结果的加权kappa系数分别为0.952和0.933,颈椎成熟度(CVM)与腭中缝分期的强相关性( $r=0.867$ )使其成为重要的辅助决策参数,其中CS1~2阶段对A~B期、CS5~6阶段对D~E期具有高阳性似然比(LHR $>10$ )<sup>[31-33]</sup>。但需注意青春期后阶段(CS4以上)的预测效能显著下降<sup>[34]</sup>,此时,必须结合CBCT直接评估<sup>[14]</sup>。三维影像技术的创新应用进一步拓展了评估维度,如冠状面骨小梁分布特征和腭骨厚度测量可补充轴向平面分期信息<sup>[35-36]</sup>,而3T磁共振的探索为无辐射评估提供了新可能<sup>[18]</sup>,其与CBCT分期的一致性验证虽处于初步阶段,但展现了替代电离辐射的潜力。

临床应用价值主要体现在三个方面:首先,卷积神经网络技术能精准区分Angelieri分类中的A~E期成熟阶段,其中D期最为常见,而10~15岁个体中已存在58.4%的闭合率,这为选择上颌扩展方案提供了关键依据<sup>[14]</sup>。其次,模型可量化分析扩展效果,发现MARPE技术在年轻成人中能产生显著的腭中缝和鼻腔水平开口宽度,且微种植体距离腭中缝的远近会显著影响器械应力分布和扩展特征<sup>[37-38]</sup>。第三,该技术能监测术后骨修复过程,数据显示成人患者术后16个月80.95%可实现硬腭延伸区过半的骨修复,但骨

密度仍低于扩展前水平<sup>[39]</sup>。研究显示, ResNet50模型在定位完整腭中缝横断面的准确率高达99.74%,而在二阶段、三阶段和五阶段成熟度分类测试中,最高准确率分别达到95.15%、88.06%和75.37%,均超过3位经验丰富正畸医生的平均判断水平<sup>[13]</sup>。通过梯度加权类激活映射技术,模型还能可视化呈现腭中缝的五个成熟阶段特征,为临床决策提供直观依据。

深度学习技术的引入标志着评估方法的革命性突破,现有证据支持深度学习技术在提升诊断效率与一致性方面的价值。卷积神经网络(CNN)在腭中缝自动定位(准确率99.74%)和五阶段分类(准确率75.37%)方面已超越人类专家平均水平<sup>[13]</sup>。现有证据支持构建多模态决策支持系统的必要性,该系统应整合传统分期、定量密度参数、骨骼成熟度指标和深度学习预测模块<sup>[13,36]</sup>。然而,系统的临床应用仍需解决模型泛化性问题<sup>[6]</sup>和伦理考量<sup>[18]</sup>,且面临着数据稀缺性与模型可解释性等挑战<sup>[40]</sup>,这提示未来研究需建立多中心大样本数据库,并开发基于MRI的评估流程。未来研究需进一步整合多模态影像数据与生物力学参数,以实现从算法创新到临床决策的全链条优化。

#### 4 现存挑战与应对策略

尽管深度学习驱动的腭中缝成熟度评估技术已展现出革命性潜力,其临床应用仍面临多维度的技术瓶颈与临床转化壁垒。在技术层面,在CBCT影像中金属伪影(如正畸托槽、种植体等)会显著降低腭中缝结构的可视性,导致深度学习模型误判成熟度分期。针对此问题,双能CT与深度学习融合技术展现出显著优势,通过捕捉不同能量水平的X射线数据,可分离金属伪影与骨组织信号。结合双域联合框架(如UNet-ResNet混合架构)实现投影域与图像域联合优化,显著优于单域校正方法<sup>[41]</sup>。此外,双能CT提供的多模态数据可作为深度学习模型的额外输入通道,增强对伪影区域的语义分割能力<sup>[42]</sup>。针对真实临床数据中金属伪影类型的多样性,基于GAN的合成数据生成技术被广泛采用。例如,曾维等<sup>[43]</sup>构建了包含5类金属伪影的配对数据集(模拟金属图像与无伪影图像),训练循环一致性生成对抗网络(Cycle-consistent Generative Adversarial Network, CycleGAN)模型后,在220例临床病例中实现了结构相似性指数(Structural Similarity Index Measure, SSIM)值达0.957~0.965的伪影消除效果,并通过改良利克特量表验证了临床满意度。此类方法通过生成多样化伪影数据,可缓解模型因训练样本不足导致的泛化能力缺陷。此外,多任务学习框架(如同时预测腭中缝成熟度与伪影区域分割)可增强模型对噪声的鲁棒性<sup>[44]</sup>。

在临床转化层面,深度学习模型的训练依赖于高质量标注数据,但腭中缝的解剖复杂性和分期主观性导致标注一致性不足。韩莹瑶等<sup>[45]</sup>提出,医工协作需从设备质量控制、影像处理规范、标注协议三方面入手。例如,制定统

一的CBCT扫描参数(如层厚 $\leq 0.3$  mm、灰度标准化)和ROI定义规则(如腭平面截取范围),并通过Dolphin Imaging等软件实现半自动化标注。动态质量评估机制通过引入动态评估指标(如Cohen's Kappa系数、Dice相似性系数)监控标注一致性,并结合临床医生反馈优化标注标准。例如,Gao L等<sup>[46]</sup>通过两名专家对690例CBCT数据的独立标注,筛选出高置信度样本构建标准化数据库,显著提升了后续纹理特征分析的可靠性。

#### 5 小结

基于深度学习的腭中缝成熟度影像评估技术通过三维卷积神经网络、多尺度特征融合及自监督学习等算法创新,突破了传统二维影像的主观性局限与三维影像分析效率低下的技术瓶颈,实现了从经验依赖型定性判断到数据驱动型定量分析的范式跃迁。深度学习模型通过端到端特征学习精准捕捉腭中缝骨化梯度、骨小梁微结构等关键参数,其分期准确率与诊断一致性显著超越人工评估,为个性化扩弓治疗提供客观量化依据。技术落地需构建医工协同创新生态:临床医生深度参与数据标注标准制定与动态质量评估,确保模型学习与临床解剖特征同频共振;算法工程师通过可解释性模块建立影像特征与生物力学响应的映射关系,形成“影像-算法-治疗”的闭环决策支持系统。唯有深化多学科协作机制,方能实现从算法创新到临床转化的全链条贯通。

#### [参考文献]

- [1]Angelieri F, Cevitanes L H, Franchi L, et al. Midpalatal suture maturation: classification method for individual assessment before rapid maxillary expansion[J]. *Am J Orthod Dentofacial Orthop*, 2013,144(5):759-769.
- [2]邱添源. 腭中缝融合程度对种植体辅助上颌快速扩弓治疗效果影响的研究[D].长春:吉林大学,2021.
- [3]Fan Y, Li Y, Fan M, et al. Successful treatment for an adult with bilateral posterior teeth crossbite by miniscrew-assisted rapid palatal expansion: A case report[J]. *Clin Case Rep*, 2024,12(8):e9216.
- [4]Shayani A, Sandoval Vidal P, Garay Carrasco I, et al. Midpalatal suture maturation method for the assessment of maturation before maxillary expansion: a systematic review [J]. *Diagnostics*, 2022,12(11):2774.
- [5]Festa F, Festa M, Medori S, et al. Midpalatal suture maturation in relation to age, sex, and facial skeletal growth patterns: A CBCT study[J]. *Children (Basel)*, 2024,11(8):1013.
- [6]Chhatwani S, Arman A, Möhlhenrich S C, et al. Performance of dental students, orthodontic residents, and orthodontists for classification of midpalatal suture maturation stages on cone-beam computed tomography scans—a preliminary study[J]. *BMC Oral Health*, 2024,24(1):373.
- [7]Park E Y, Cho H, Kang S, et al. Caries detection with tooth surface

- segmentation on intraoral photographic images using deep learning[J]. *BMC Oral Health*, 2022,22(1):573.
- [8]薄士仕,高承志.基于卷积神经网络实现锥形束CT牙齿分割及牙位标定[J].*北京大学学报(医学版)*,2024,56(4):735-740.
- [9]刘明媛,王远军.采用空洞卷积和混合注意力卷积的残差牙齿分割网络[J].*小型微型计算机系统*,2024,45(9):2175-2181.
- [10]Singh R, Gupta D, Garg A, et al. Evaluation of mid-palatal suture maturation stage in adolescents and adults using cone beam computed tomography (CBCT)-A comparative study [J]. *NMJ*, 2025,66(1):347-356.
- [11]Zevnik L K, Primozic J. Morphological characteristics of the palate according to mid-palatal suture maturational stage on cone-beam computed tomography images: A cross-sectional study[J]. *Int Orthod*, 2025,23(1):100935.
- [12]Ouldryerou A, Mamboleo E, Gilchrist L, et al. In-silico evaluation of orthodontic miniscrew-assisted rapid palatal expanders for patients with various stages of skeletal maturation [J]. *Am J Orthod Dentofacial Orthop*, 2024,166(6):561-571.
- [13]Zhu M, Yang P, Bian C, et al. Convolutional neural network-assisted diagnosis of midpalatal suture maturation stage in cone-beam computed tomography[J]. *J Dent*, 2024, 141: 104808.
- [14]Shayani A, Merino-Gerlach M A, Garay-Carrasco I A, et al. Midpalatal suture maturation stage in 10-to 25-year-olds using cone-beam computed tomography—A cross-sectional study[J]. *Diagnostics*, 2023,13(8):1449.
- [15]Ibrahim A, Riyadh N. Evaluation of midpalatal suture maturation in three age groups in 10-25 years using cone-beam computed tomography[J]. *Georgian Med News*, 2023,344:94-100.
- [16]Samra D A, Hadad R. Skeletal age-related changes of midpalatal suture densities in skeletal maxillary constriction patients: CBCT study[J]. *J Contemp Dent Pract*, 2018,19(10):1260-1266.
- [17]Ponna P, Tarraf N E, Dalci K, et al. Dentoskeletal effects of mini-screw assisted, non-surgical palatal expansion in adults using a modified force-controlled polycyclic protocol: A single-centre retrospective study[J]. *Eur J Orthod*, 2024,46(2):cjad080.
- [18]Willershausen I, Kopp M, Scholz M, et al. Feasibility of 3 Tesla MRI for the assessment of mid-palatal suture maturation: A retrospective pilot study[J]. *Odontology*, 2025,113(1):390-397.
- [19]Chhatwani S, Hoffmann D, Danesh G, et al. Digital 3D imaging and its application to midpalatal suture maturation assessment[J]. *Semin Orthod*, 2025,31(1):74-80.
- [20]Tang H, LIU S, Tan W, et al. Prediction of midpalatal suture maturation stage based on transfer learning and enhanced vision transformer[J]. *BMC Med Inform Decis Mak*, 2024,24(1):232.
- [21]Zhou Z, Siddiquee M M R, Tajbakhsh N, et al. Unet++: A nested u-net architecture for medical image segmentation[C].Stoyanov D, et al. (Eds.). *Deep Learning in Medical Image Analysis and Multimodal Learning for Clinical Decision Support: 4th International Workshop, DLMIA. Granada, Spain: Springer International Publishing*, 2018.
- [22]Wang Y, Zhang T. Ossfnet: Omni-stage feature fusion network for lightweight image super-resolution[C].*Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence*, 2024.
- [23]Kalapos A, Gyires-Toth B. Self-supervised pretraining for 2d medical image segmentation; proceedings of the European Conference on Computer Vision[C].Tel Aviv,Israel: Springer,2023.
- [24]Ye J, Kalra S, Miri S M. Cluster-based histopathology phenotype representation learning by self-supervised multi-class-token hierarchical ViT[J]. *Sci Rep*,2024,14(1):3202.
- [25]Jihong O, Dong M, Zeqi G, et al. Contrastive self-supervised learning for diabetic retinopathy early detection[J]. *Med Biol Eng Comput*, 2023,61(9):2441-2452.
- [26]Ding X, Jiang X, Zheng H, et al. MAREs-Net: multi-scale attention residual network for jaw cyst image segmentation[J]. *Front Bioeng Biotechnol*, 2024,12:1454728.
- [27]Darawsheh A F, Kolarovszki B, Hong D H, et al. Applicability of fractal analysis for quantitative evaluation of midpalatal suture maturation [J]. *J Clin Med*, 2023,12(13):4189.
- [28]Mallya S, Aghaloo T, Tetradis S, et al. A novel dual-energy cone beam computed tomography device for assessment of jaw bone density [J]. *Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol*, 2022, 134(3):e77-e78.
- [29]Tao T, Zou K, Jiang R, et al. Artificial intelligence-assisted determination of available sites for palatal orthodontic mini implants based on palatal thickness through CBCT[J]. *Orthod Craniofac Res*, 2023,26(3):491-499.
- [30]Huq M Z U, Abdullah J Y, Husein A, et al. Development of artificial neural network model for predicting the rapid maxillary expansion technique in children with cleft lip and palate[J]. *Front Dent Med*, 2025,6:1530372.
- [31]Liu H, Feng L, Wang L. Diagnostic value of cervical vertebral maturation stages for midpalatal suture maturation assessment: A study in the Chinese population[J]. *BMC Oral Health*, 2023,23(1):504.
- [32]Hezenci Y, Bulut M. Correlation of skeletal development and midpalatal suture maturation [J]. *Eur J Med Res*, 2024,29(1):461.
- [33]Booth E, Viana G, Shirazi S, et al. Correlations of sphenoid-occipital synchondrosis, cervical vertebrae, midpalatal suture, and third molar maturation stages[J]. *Angle Orthod*, 2024,94(6):641-647.
- [34]Estrada J T, Vela M M, Contreras M G, et al. Correlation between cervical vertebrae maturation and midpalatal suture fusion in patients aged between 10 and 20 years: A cross-sectional and 3D study[J]. *Int Orthod*, 2022,20(3):100659.
- [35]Villarroe T, Yagnam S, Vicuña D, et al. Midpalatal suture maturation in 15-to 35-year-olds: morphological assessment in the coronal plane using CBCT—An exploratory study[J]. *Odontology*, 2024,112(2):647-656.
- [36]Nie X, Zhang X, Liu Y, et al. Evaluation of palate-related factors of the effectiveness of microimplant-assisted rapid palatal expansion in late adolescents and adults[J]. *Clin Oral Invest*, 2023,27(7):3531-3544.
- [37]Lazaro-Abdulkarim A, Hernandez-Alfaro F, Puigdollers-Perez A, et al. Is efficacy of miniscrew-assisted rapid palatal expansion in mid to late adolescents and young adults related to craniofacial sutures opening? A systematic review and meta-analysis[J]. *Med Oral Patol*

- Cir B, 2025,30(2):e271-e281.
- [38]Sermboonsang C, Benjakul S, Chantarapanich N, et al. Effects of miniscrew location on biomechanical performances of bone-borne rapid palatal expander to midpalatal suture: A finite element study[J]. Med Eng Phys, 2022,107:103872.
- [39]Rodrigo N, Magno A S D, Pía M S, et al. Midpalatal suture bone repair after miniscrew-assisted rapid palatal expansion in adults[J]. Prog Orthod, 2022,23(1):35.
- [40]Anonymous. New deep learning methods for annotation - efficient medical image analysis[R]. Notre Dame: University of Notre Dame, 2024.
- [41]Jiang S, Sun Y, Xu S, et al. Metal artifact correction in industrial CT images based on a dual-domain joint deep learning framework[J]. Appl Sci, 2024,14(8): 3261.
- [42]Arabi H, Zaidi H. Deep learning-based metal artefact reduction in PET/CT imaging [J]. Eur Radiol, 2021,31:6384-6396.
- [43]曾维, 周善洛, 郭际香, 等. 基于深度学习的口腔颌面部CT图像金属伪影消除与临床验证[J]. 中华口腔医学杂志, 2023,58(6):540-546.
- [44]Yu L, Zhang Z, Li X, et al. Deep sinogram completion with image prior for metal artifact reduction in CT images[J]. IEEE Trans, 2020,40(1):228-238.
- [45]韩莹瑶, 羊月祺, 李鑫, 等. 医工人员在医学影像检查结果互认工作中的职能定位探索[J]. 现代仪器与医疗, 2022,28(6):7-11.
- [46]Gao L, Chen Z, Zang L, et al. Midpalatal suture CBCT image quantitative characteristics analysis based on machine learning algorithm construction and optimization[J]. Bioeng, 2022,9(7):316.

[收稿日期]2025-06-05

本文引用格式: 邓倩, 刘曙, 张军梅. 腭中缝成熟度智能影像评估的研究进展[J]. 中国美容医学, 2026,35(6):180-185.

## 前列腺素与脱发的相关性研究及治疗进展

周莹莹 毛秋霞 朱红柳 综述, 高以红 审校

(江阴市中医院皮肤科 江苏 江阴 214400)

**[摘要]** 脱发是临床常见疾病, 包括雄激素性脱发 (Androgenetic Alopecia, AGA)、斑秃、休止期脱发等。不同类型脱发的发病机制不同, 关于前列腺素 (Prostaglandins, PGs) 与脱发的相关性研究早有报道且逐年增多, 作用机制可能与PGs合成酶及不同类型PGs在毛囊周期和毛发生长中发挥不同作用相关, 包括COX-2、PGD<sub>2</sub>、PGE<sub>2</sub>、PGF<sub>2α</sub>等。同时, PGs及其类似物治疗脱发已有许多研究报道, 如盐酸西替利嗪、盐酸左西替利嗪、拉坦前列素、比马前列素等。因此, 本文主要围绕PGs在脱发过程中的作用机制, 以及PGs在治疗脱发方面开展的药物研究进行概述。

**[关键词]** 前列腺素; 脱发; 机制; 治疗进展

**[中图分类号]** R758.71 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1008-6455 (2026) 06-0185-05

## Prostaglandins in Alopecia: Mechanisms and Therapeutics

ZHOU Yingying, MAO Qiuxia, ZHU Hongliu, GAO Yihong

(Department of Dermatology, Jiangyin Hospital of Chinese Medicine, Jiangyin 214400, Jiangsu, China)

**Abstract:** Hair loss is a common clinical disease, including AGA, alopecia areata, and telogen effluvium. Distinct pathogenic mechanisms underlie various forms of alopecia. The researches on PGs and hair loss have been reported and increased each year. The mechanistic interplay likely involves differential regulatory roles of PGs synthases and specific PGs subtypes—including COX-2, PGD<sub>2</sub>, PGE<sub>2</sub>, and PGF<sub>2α</sub>—during hair cycle modulation and follicular morphogenesis. Concurrently, therapeutic applications of PGs analogs have garnered significant research attention, exemplified by pharmacological agents such as cetirizine hydrochloride, levocetirizine hydrochloride, latanoprost, and bimatoprost. This article mainly focuses on the mechanism of PGs concerning hair loss, as well as drug researches carried out by PGs in the treatment of hair loss.

**Keywords:** prostaglandin; hair loss; mechanism; therapeutic advancements

基金项目: 无锡市中医药管理局科研项目 (编号: ZYYB38)

通信作者: 朱红柳, 博士、副主任中医师; 研究方向为雄激素性秃发的中医药治疗。E-mail: 17768318386@163.com

第一作者: 周莹莹, 硕士; 研究方向为毛发疾病的中医药治疗。E-mail: 1574446729@qq.com