

人工智能在颞下颌关节影像中的应用研究进展

张志浩, 戴红卫*

重庆医科大学附属口腔医院正畸科, 口腔疾病研究重庆市重点实验室, 口腔生物医学工程重庆市高校市级重点实验室, 重庆市卫生健康委口腔生物医学工程重点实验室, 重庆

收稿日期: 2025年8月19日; 录用日期: 2025年9月13日; 发布日期: 2025年9月25日

摘要

人工智能(AI)技术,特别是深度学习算法,在颞下颌关节(TMJ)影像诊断中的应用正迅速发展,显著提升了诊断效率与准确性。本文系统综述了AI在TMJ不同成像模态中的研究进展,涵盖锥形束CT(CBCT)、磁共振成像(MRI)、曲面体层片、头颅侧位片及超声、红外热成像等多模态影像。在CBCT方面,卷积神经网络(CNN)被广泛用于髁突与关节窝的自动分割与骨关节炎(TMJOA)分类,分割精度可达Dice系数0.98,诊断准确率超过90%。MRI方面,AI模型在关节盘分割与移位诊断中表现优异,AUC值最高达0.99,且可识别关节积液、穿孔及退行性变。AI在曲面体层片与头颅侧位片中也实现了TMJOA的自动筛查与分类,准确率接近专家水平。此外,生成对抗网络(GAN)被用于MRI图像合成,增强数据多样性;多模态融合技术则提升了动态运动分析的精度。尽管AI在TMJ影像中展现出巨大潜力,但仍面临数据标准化、模型泛化及伦理法规等挑战。未来,随着算法优化与临床验证的深入,AI有望实现TMJ疾病的精准、高效与个性化诊疗。

关键词

人工智能, 颞下颌关节, 影像学, 卷积神经网络, 诊断, 治疗规划

Research Progress on the Application of Artificial Intelligence in Temporomandibular Joint Imaging

Zhihao Zhang, Hongwei Dai*

Department of Orthodontics, College of Stomatology, Chongqing Medical University & Chongqing Key Laboratory of Oral Diseases & Chongqing Municipal Key Laboratory of Oral Biomedical Engineering of Higher Education & Chongqing Municipal Health Commission Key Laboratory of Oral Biomedical Engineering Laboratory of Oral Diseases, Chongqing

*通讯作者。

文章引用: 张志浩, 戴红卫. 人工智能在颞下颌关节影像中的应用研究进展[J]. 临床医学进展, 2025, 15(9): 1656-1664.
DOI: 10.12677/acm.2025.1592667

Abstract

The application of artificial intelligence (AI) technology, especially deep learning algorithms, in the imaging diagnosis of temporomandibular joint (TMJ) is developing rapidly, significantly enhancing diagnostic efficiency and accuracy. This article systematically reviews the research progress of AI in different imaging modalities of TMJ, including cone-beam computed tomography (CBCT), magnetic resonance imaging (MRI), panoramic radiographs, lateral cephalograms, and ultrasound, infrared thermography, etc. In CBCT, convolutional neural networks (CNN) are widely used for the automatic segmentation of condyles and glenoids and the classification of temporomandibular joint osteoarthritis (TMJOA), with segmentation accuracy reaching a Dice coefficient of 0.98 and diagnostic accuracy exceeding 90%. In MRI, AI models perform excellently in the segmentation of articular discs and the diagnosis of disc displacement, with the highest AUC value reaching 0.99, and can also identify joint effusion, perforation, and degeneration. AI has also achieved automatic screening and classification of TMJOA in panoramic radiographs and lateral cephalograms, with accuracy approaching that of experts. In addition, generative adversarial networks (GAN) are used for MRI image synthesis to enhance data diversity; multimodal fusion technology improves the accuracy of dynamic motion analysis. Although AI shows great potential in TMJ imaging, it still faces challenges such as data standardization, model generalization, and ethical regulations. In the future, with the deepening of algorithm optimization and clinical validation, AI is expected to achieve precise, efficient, and personalized diagnosis and treatment of TMJ diseases.

Keywords

Artificial Intelligence, Temporomandibular Joint, Imaging, Convolutional Neural Network, Diagnosis, Treatment Planning

Copyright © 2025 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

颞下颌关节是全身唯一的左右联动关节, 其解剖结构和运动方式比较复杂。颞下颌关节是以下颌骨髁突, 颞下颌关节盘, 颞骨关节窝和关节结节为主要结构, 包含盘后韧带, 双板区, 关节囊, 以及翼外肌等软组织和肌肉结构的区域。在这个区域内, 既有髁突关节结节等骨质, 也有关节盘, 关节囊甚至关节间隙滑液等非骨质结构。颞下颌关节紊乱病(TMD)是一类影响颞下颌关节(TMJ)、咀嚼肌及相关结构的常见疾病, 主要表现为疼痛、关节弹响和下颌运动障碍。传统颞下颌关节影像包括曲面体层片, 头颅侧位片以及锥形束 CT (CBCT)等包含放射性的检查, 而随着非放射性的核磁共振技术的广泛应用, 核磁共振技术(MRI)也常用于对颞下颌关节软组织的检查。CBCT 在髁突骨质改变检查方面优于全景片和侧位片等二维影像的检查[1]。MRI 是目前分析颞下颌关节(TMJ)关节盘位置和形态的金标准成像工具。MRI 也可用于检查口腔开口、关节积液和滑膜炎的髁突/关节盘移位, 以及较小程度的骨侵蚀和退行性关节疾病[2]。三维 T2 加权成像及超短回波时间成像可以进行三平面重建, 并对髁突骨皮质进行评估, 有助于 TMJOA 的早期诊断, 治疗计划制订及疗效评估[3]。

人工智能是研究、开发用于模拟、延伸和扩展人的智能的理论、方法、技术及应用系统的一门新的技术科学。随着人工智能的普及,人工智能在牙科诊断、头颅测量评估、骨骼年龄测定、颞下颌关节(TMJ)评估、决策和患者远程监护等方面得到了广泛的应用[4]。机器学习是 AI 的一个子领域,通过算法让计算机从数据中自动学习规律,传统的机器学习算法包括决策树、支持向量机(SVM)、随机森林、传统神经网络等。深度学习是机器学习中的一种高效方法,尤其在图像、语音、NLP 领域表现突出。深度学习中许多算法被应用于颞下颌关节影像,其中最为经典的为卷积神经网络(CNN),卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)是一种深度学习模型,在计算机视觉领域中被广泛应用,具有优秀的特征提取和模式识别能力。CNN 的训练通常需要大的标记数据和计算资源,但一旦训练完成, CNN 在图像识别等任务上表现出色。其他深度学习算法如生成对抗网络(GAN)被用于颞下颌关节影像的生成,分析等任务。值得注意的是,一些新兴深度学习技术正在进一步解决 TMJ 影像分析中的特定挑战。例如,注意力机制通过增强关键区域的特征响应,有效提升了对关节盘细微移位和早期骨改变的识别精度;多视图融合技术整合不同投影或模态下的影像信息,显著提高了分割的稳定性和诊断的全面性;而 Transformer 等架构也开始被引入用于长距离上下文建模,助力动态功能序列的分析。

在评估深度学习模型于医学影像分类与分割任务中的性能时,一系列量化指标不仅反映了算法的准确性,更与临床应用的可靠性与安全性密切相关。在分类任务中,常用指标包括准确率、精确率、召回率、F1 分数和受试者工作特征曲线下面积(AUC-ROC)。准确率虽直观,但在疾病分布极不均衡的场景中临床参考有限;精确率反映了模型预测阳性结果的可信度,其高低直接影响临床决策的信任度;召回率则关乎疾病检出能力,漏诊可能带来延误治疗的风险;F1 分数综合了精确率与召回率,适用于对假阴性和假阳性均需严格控制的场景;AUC-ROC 则从整体上衡量模型在不同诊断阈值下的分类性能, AUC 值越高,表明模型区分疾病与正常的能力越强,越有助于早期诊断和分层管理。在分割任务中,戴斯相似系数(Dice)和交并比(IoU)用于评估模型分割结果与真实标注在空间重叠程度上的一致性,其值越高说明自动勾画越接近专家水平,可用于手术规划或疗效评估;豪斯多夫距离(HD)则反映分割边界在空间中的最大偏差,对放疗靶区勾画等对边缘精度要求极高的临床任务具有重要意义。这些指标共同为算法性能提供了客观依据,但其最终价值需结合具体临床场景进行解读。

2. 人工智能在颞下颌关节 CBCT 中的应用

锥形束 CT(CBCT)因其低辐射剂量、高空间分辨率和多平面重建能力,已成为颞下颌关节(TMJ)骨性结构诊断的重要工具,用于评估关节骨质改变、关节间隙异常、髁突形态结构(如囊样变、畸形、骨关节炎改变等)等问题。

2.1. 人工智能在 CBCT 上的分割算法应用

传统的 CBCT 手动分割颞下颌关节是极其耗费时间的过程,而准确分割颞下颌关节结构可以帮助临床医师更好地识别颞下颌关节骨性结构,观察关节骨质变化。Shankeeth Vinayahalingam 开发和验证一种基于深度学习算法的自动分割工具,对 CBCT 数据集上的髁突和关节窝进行分割, AI 分割的髁突和关节窝的交集(IoU)分别为 0.955 和 0.935,值得注意的是,人工智能分割所需的平均时间为 3.6 秒,而远高于两名人类专家,其分别需要 378.9 秒和 571.6 秒[5]。Celia Le 使用 MandSeg 算法,不仅分割了髁突区域,还分割了下颌升支区域[6]。Young Hyun Kim 提出了一种使用 CBCT 进行下颌髁头皮质骨分割以及一种基于分割结果的彩色显示的皮质厚度测量自动化方法,其分割结果指标 IoU 和 Hausdorff 距离显示出较高的准确度(骨髓分别为 0.870 和 0.928,皮质骨分别为 0.734 和 1.247),这种用于自动分割下颌头并将测量的皮质厚度可视化为带有彩色图像的 3D 渲染模型的算法可能有助于自动量化 CBCT 上颞下颌关节复

合体的骨厚度变化。在实际临床应用中可以帮助临床医师观察骨皮质的变化过程[7]。Piaolin Hu 等人构建出了一种新的多视图集成学习网络对 CBCT 上的 TMJ 进行分割,其特点是生成了多个具有不同空间语义信息的弱学习器。随后的强学习网络有效地整合了这些弱学习器的输出,以实现更准确的分割结果。这种模型在 CBCT 图像的颞下颌关节上表现出优异的分割性能,平均 Dice 系数达到为 $0.9817 \pm 0.0049\%$, 95%豪斯多夫距离为 $0.1743 \pm 0.0550 \text{ mm}$,同时与其他 3D 网络相比,使用更少的 GPU 内存资源[8]。

2.2. 人工智能在 CBCT 上的诊断算法应用

CBCT 对评估颞下颌关节骨质改变的疾病(如骨关节炎、幼年特发性关节炎、髁突重塑、创伤、发育异常等)及治疗反应具有重要价值。目前人工智能在 CBCT 影像上主要用于颞下颌关节退行性病变(DJD),又称颞下颌关节骨关节炎(TMJOA)的分类和诊断。许多研究聚焦于二维影像的诊断。K S Lee 首次开发了人工智能诊断工具,从 CBCT 矢状向二维图像中自动检测颞下颌关节骨关节炎 TMJOA,获得了 86%的准确率[9]。Talaat W. M.设计了人工智能诊断 TMJOA 模型,并和放射科医生诊断能力相对比,发现人工智能诊断与金标准参考的一致性在统计上更高[10]。Eşer G.后来利用 yolov5 算法对 TMJOA 进行进一步的分类,将颞下颌关节分为健康,扁平,侵蚀和骨赘这四类。其建立的分类模型对健康关节的预测值为 88%,对扁平关节的预测值为 70%,对侵蚀关节的预测值为 95%,对骨赘关节的预测值为 86% [11]。伍丹丹使用 Yolov5N 将二维的 CBCT 切片诊断为无颞下颌关节骨关节炎(TMJOA)、TMJOA 不确定型及 TMJOA 3 类,获得了 92.5%的准确性,90.1%的召回率和 85.7%的精确率[12]。Wei-Yu Mao 等人使用 YOLOv10 算法的对 1018 例患者的 7357 张注释和校正的斜矢状颞下颌关节图像进行了训练、验证和测试,模型识别糜烂、骨赘、硬化和软骨下囊肿的准确度分别为 0.91、0.96、0.91 和 0.96。该模型在一张图像中检测 1~4 个 DJD 征象的准确率分别为 94%、84%、66%和 63% [13]。该模型能够在同一张图像上检测多种病变,并且进一步提高了人工智能在 CBCT 二维图像上对颞下颌关节骨性病变的诊断的准确率。另一方面,部分研究也尝试进行了三维影像的诊断和分类。Orhan K.利用人工智能生成的三维髁突 STL 文件,六位牙颌面放射科医生评估原始影像和人工智能生成的 STL 文件,发现人工智能生成的 STL 文件在诊断髁突裂痕、骨赘和扁平方面是可靠的。然而,使用 AI 生成的 STL 文件诊断骨硬化并不可靠,诊断的准确性受到侵蚀等级的影响[14]。de Dumast P.等开发了基于网络的颞下颌关节骨关节炎的诊断分析系统,该系统提供先进的形状统计分析和基于神经网络的颞下颌关节骨关节炎分类[15]。

3. 人工智能在颞下颌关节 MRI 影像中的应用

MRI 的成像原理为将人体置于特殊的磁场中,用无线电射频脉冲激发人体内氢原子核,引起氢原子核共振,并吸收能量。在停止射频脉冲后,氢原子核按特定频率发出射电信号,并将吸收的能量释放出来,被体外的接受器收录,经电子计算机处理获得图像[16]。相比与其他成像方式,MRI 以其无辐射和对软组织较高的清晰度被广泛用于颞下颌关节紊乱病的诊断中。

3.1. 人工智能在 MRI 上的分割算法应用

颞下颌关节盘及其周围的结构辨别是临床中的难题,准确并且高效地分割颞下颌关节盘及其周围结构有助于临床医师判断关节盘形态和位置的异常。Mengxun Li 等使用了两种模型对颞下颌关节 MRI 内的结构进行了分割,两种模型的分割的关节盘的 Dice 系数约为 0.7,下颌髁突的 Dice 系数大于 0.9,关节结节的 Hausdorff 距离约为 2 mm。这些模型在颞下颌关节盘的分割方面达到了接近专家的性能,在下颌髁突和关节结节的分割方面表现接近专家[17]。刘飞等人使用经典的 nnU-Net 分割了颞下颌关节的软组织和硬组织结构,关节盘的 Dice 相似系数(Dice)达 0.77,在处理开口和闭口状态下的 MRI 图像时,展

现了相近的分割性能[18]。Michihito Nozawa 也利用 AI 对颞下颌关节盘进行了分割, 并且使用了外部测试集进行了验证, 外部验证集显示召回率(敏感性)较低, 但性能均高于 80%, 显示了模型具有一定的泛化能力[19]。

3.2. 人工智能在 MRI 上的诊断算法应用

另一方面, 许多学者开发了智能诊断系统, 这些系统可以智能诊断出 MRI 上的相关疾病, 尤其是颞下颌关节盘前移位的自动诊断。Orhan K.提出一种机器学习模型, 并评估其在磁共振图像上分类颞下颌关节病变的能力。发现 KNN 和 RF(随机森林)分类器是预测颞下颌关节病变的最佳机器学习模型[20]。Bolun Lin 开发了一种基于 ResNet 架构通过 MRI 自动检测颞下颌关节盘前移位的模型, 张口位置模型性能优异, 准确率和 AUC 分别为 0.970 和 0.990, 对于闭口位置模型, 准确率和 AUC 分别为 0.863 和 0.922 [21]。Lee Y. H.提出了一种微调模型来诊断颞下颌关节盘前移位, 其好处是与从头开始的模型相比, 它使不需要的梯度值失活, 从而提供更清晰的可视化[22]。Sifa Ozsari 对比了 6 个不同的微调预训练卷积神经网络模型, 即 Xception、ResNet-101、MobileNetV2、InceptionV3、DenseNet-121 和 ConvNeXt 在诊断颞下颌关节紊乱病上面的性能, 结果显示 MobileNetV2 是“闭口位关节盘位置”组的最佳架构, Xception 是“张口位关节盘位置”组的最佳架构, 而 ResNet-101 分别被认为是“关节腔积液”组最有效的模型, MobileNetV2 是“下颌髁突退化”组最有效的模型[23]。Kyubaek Yoon 开发了一种临床决策支持引擎, 该引擎使用 MR 图像诊断颞下颌关节盘前移位, 该引擎建立在两个深度学习模型之上。第一个深度学习模型在整个矢状面 MR 图像中检测包含三个颞下颌关节成分(即颞骨、关节盘和髁突)的感兴趣区域(ROI)。第二个深度学习模型在检测到的 ROI 范围内将颞下颌关节盘前移位分为三类(即正常、可复性关节盘前移位和不可复性关节盘前移位)。发现在内部和外部测试中, 关节盘前移位分类模型的 AUROC 分别为 0.985 和 0.960, 敏感性分别为 0.950 和 0.926, 特异性分别为 0.919 和 0.892 [24]。Kao Z. K.等人也提出了一种基于人工智能的颞下颌关节盘移位自动诊断工具, 他们认为最好的模型是 InceptionV3 和 DenseNet169。InceptionV3 的召回率、精密度、准确度和 F1 得分分别为 1、0.81、0.85 和 0.9, DenseNet169 的对应结果分别为 0.92、0.86、0.85 和 0.89 [25]。Chang-Ki Min 开发了一种使用深度学习的多阶段自动诊断技术, 第一阶段, 采用 5 种算法对关节盘和髁突进行语义分割。在第二阶段, 从线段中提取了 54 个距离参数。第三阶段, 开发基于规则的决策模型, 将参数与专家诊断结果联系起来。Jae-Young Kim 开发一种基于深度学习的算法, 根据磁共振成像(MRI)的结果预测颞下颌关节盘穿孔, 所有模型中, MLP 获得了最好的性能(AUC 0.940) [26]。

除了对颞下颌关节盘前移位的诊断, 有学者也尝试了利用 AI 在 MRI 上诊断颞下颌关节骨关节炎(TMJOA), Michihito Nozawa 开发了基于 MRI 的深度学习来诊断颞下颌关节骨关节炎, 使用 4 个网络(ResNet18、EfficientNet b4、Inception v3 和 GoogLeNet)进行对比试验, 发现 ResNet18 的曲线下面积(AUCs)为 0.91~0.93, 准确率为 0.85~0.88, 在 4 个网络中最高。和人类专家相比, 专家们的 AUC 和准确度值与 ResNet 指标相似, 分别为 0.94 和 0.85, 以及 0.84 和 0.84, 但 kappa 较低, 为 0.67。证实了 TMJOA 的 MRI 诊断的高性能[27]。

3.3. 深度学习在 MRI 影像的生成和分析应用

Lee C.提出了一种生成对抗网络模型, 用于从颞下颌关节磁共振成像方案中的质子密度 PD-WI 合成 T2-WI, 利用 pix2pix GAN 模型的迁移学习, 从 PD-WI 生成 T2-WI。采用结构相似指数图和峰值信噪比指标对 31 个预测的 T2-WI 进行模型性能评价。结果显示与关节盘位置的金标准几乎完全一致($K = 0.81$) [28]。Jeon K. J.旨在开发一种张嘴和闭口视频的自动运动跟踪算法, 并定量分析使用该系统获得的结果与

磁共振成像上的关节盘位置之间的关系。开发出基于计算机视觉的自动张嘴跟踪系统。研制出了可靠的口腔开口追踪系统。它提供了客观和定量的信息, 以及不同的轨迹下的颞下颌关节盘的追踪信息[29]。

4. 人工智能在颞下颌关节曲面断层影像中的应用

对于颞下颌关节影像, 除了 CT 等对颞下颌关节区域硬组织的精准反应, 以及 MRI 对颞下颌关节区软组织的精准反应, 也有其他类型的影像反应出关节区的相关信息。口腔曲面体层片因其放射剂量较小, 对口腔颌面部二维信息呈现全面, 被广泛应用。Choi E.使用 ResNet 模型开发了一个人工智能模型, 并将口腔曲面体层片的颞下颌关节骨关节炎的诊断性能与口腔颌面放射学专家的诊断性能进行比较, 深度学习模型显示出与专家相当的敏感性, 在敏感性和特异性之间取得了更好的平衡, 这意味着在大多数没有专家或 CT 的全科诊所, 人工智能可以在口腔曲面体层的颞下颌关节骨关节炎的初步诊断中发挥重要作用[30]。而 Jung W.使用预训练的 Resnet152 和 EfficientNet-B7 作为迁移学习模型。预训练模型将颞下颌关节(TMJ)的全景图像分为正常病例和颞下颌关节骨关节炎(TMJOA)病例。结果发现 ResNet-152 和 EfficientNet-B7 的分类准确率分别为 0.87 和 0.88。训练后的模型在 TMJOA 分类中显示出最高的准确率[31]。Meng X.也通过测量髁突和下颌支高度的差异, 评估口腔曲面体层 x 线摄影诊断颞下颌紊乱的可行性, 为人工智能辅助诊断提供标准化数据[32]。Thanathornwong B.评估了深度学习算法 DenseNet-121 和 InceptionV3 对 1710 张全景 x 线片颞下颌关节正常, 变异和疾病的多类别分类。DenseNet-121 和 InceptionV3 的总体准确率分别为 0.99 和 0.95。AUC 在 0.99~1.00 之间, 表明在曲面体层 x 线片上对颞下颌关节疾病分类具有较高的效能[33]。

5. 深度学习在颞下颌关节头颅侧位片中的应用

尽管头颅侧位片对颞下颌关节的成像受周围组织影响较大, 但是依然有学者利用颞下颌关节头颅侧位片进行颞下颌关节疾病的诊断。Xinyi Fang 开发一种基于头颅侧位片的多维列线图来筛查颞下颌关节退行性病变。从头影图中提取了 36 个头影测量参数, 用作预测机器学习算法的输入。采用多变量 logistic 回归构建列线图形式的可视化组合模型。发现由 22 个头影测量参数组成的 Ceph 评分与颞下颌关节退行性病变显着相关($P < 0.01$) [34]。

6. 人工智能在颞下颌关节其他影像中的应用

Diniz de Lima E.开发了一种红外热成像检测, 选择咬肌和颞肌作为感兴趣区域进行属性提取, 发现与机器学习相关的信息技术在 TMD 方面显示出很好的结果[35]。Zhang L.展示一种融合锥束计算机断层扫描(CBCT)、磁共振成像(MRI)和光学定位跟踪系统图像的方法, 以动态评估颞下颌关节的相对运动, 用于诊断颞下颌疾病。该方法能直观地显示下颌运动轨迹和颞下颌关节的相对位置, 从 3D 的角度虚拟再现提供了一个在不同状态下全面地了解关节盘的形态和位置[36]。Le C.开发了一种名为 TMJOAI 的诊断工具。这种基于机器学习的算法能够使用 52 种临床、生物学和下颌髁突放射学标记物对患者的颞下颌关节健康状况进行分类[37]。Calil B. C.开发了一种红外相机, 利用安装在每个人的面部和下巴上的摄像机跟踪标记捕捉颞下颌关节的运动, 数据导出并使用定制软件进行分析。使用 KNN、随机森林、贝叶斯和支持向量机算法, 结果发现 KNN 分类的精密度和准确度均达到 90%以上。其他检测方法的敏感性和特异性较低[38]。Julia Lasek 开发和验证一种人工智能驱动的方法, 用于从超声图像中自动和可重复地测量颞下颌关节间隙宽度, 发现分割模型在下颌髁突(Dice: 0.91 ± 0.08)和关节间隙(Dice: 0.86 ± 0.09)方面取得了较高的性能, 而关节窝(Dice: 0.60 ± 0.24)的性能明显较低, 突出了其复杂的几何形状导致的可变性。与参考测量相比, 颞下颌关节空间宽度测量算法表现出最小的偏差, 平均差异为 0.08 mm, 平均绝对误差为 0.18 mm [39]。

7. 局限和展望

尽管人工智能在颞下颌关节影像分析中展现出显著潜力, 尤其在结构分割、疾病分类与早期诊断方面取得了令人瞩目的成果, 但目前的研究仍存在若干局限性。首先, 大多数研究依赖于单中心、小样本数据集, 模型在不同设备、成像协议和人群中的泛化能力仍有待验证。其次, 现有 AI 系统多侧重于静态影像分析, 对颞下颌关节动态功能评估的支持有限。此外, 数据标注的一致性、影像质量的标准化以及多模态数据融合的技术框架尚未统一, 制约了 AI 模型的临床推广与应用。伦理与隐私问题也是实际部署中不可忽视的挑战, 尤其在跨机构数据共享与模型训练过程中。针对上述局限, 未来研究可从以下几个前沿方向深入探索: (1) 开发用于预测 TMJ 疾病进展或治疗反应的 AI 模型: 结合纵向影像数据与临床随访信息, 构建时序深度学习模型, 实现对 TMJ 骨关节炎、关节盘移位等疾病的自然进展预测以及对治疗干预(如咬合板、手术等)效果的评估。(2) 研究融合静态与动态影像信息的多模态 AI 模型: 整合 CBCT、MRI 等静态解剖影像与动态 MRI、光学追踪或超声视频等功能性影像, 构建能够同时评估结构与功能的多模态融合网络, 提升对 TMJ 紊乱病的全面诊断能力。(3) 探索利用联邦学习等隐私计算技术构建大规模 TMJ 影像数据库: 在保护患者隐私的前提下, 通过联邦学习、差分隐私等技术实现多中心数据协作训练, 提升模型泛化能力并促进高质量、多样化数据的积累。

此外, 还需推动 AI 模型的可解释性研究, 增强临床医生对 AI 决策的信任; 加强跨学科合作, 涵盖口腔放射学、计算机科学、生物医学工程等领域, 共同推动 AI 技术在 TMJ 诊疗中的转化应用。通过上述努力, 人工智能有望实现 TMJ 疾病的早期预警、精准诊断和个性化治疗, 进一步提升口腔医疗服务的质量与效率。

参考文献

- [1] Honey, O.B., Scarfe, W.C., Hilgers, M.J., Klueber, K., Silveira, A.M., Haskell, B.S., et al. (2007) Accuracy of Cone-Beam Computed Tomography Imaging of the Temporomandibular Joint: Comparisons with Panoramic Radiology and Linear Tomography. *American Journal of Orthodontics and Dentofacial Orthopedics*, **132**, 429-438. <https://doi.org/10.1016/j.ajodo.2005.10.032>
- [2] Tallents, R.H., Katzberg, R.W., Murphy, W. and Proskin, H. (1996) Magnetic Resonance Imaging Findings in Asymptomatic Volunteers and Symptomatic Patients with Temporomandibular Disorders. *The Journal of Prosthetic Dentistry*, **75**, 529-533. [https://doi.org/10.1016/s0022-3913\(96\)90458-8](https://doi.org/10.1016/s0022-3913(96)90458-8)
- [3] 陈志晔, 胡敏, 王燕一. 颞下颌关节骨关节炎的 MRI 成像诊断[J]. 中华口腔医学杂志, 2022, 57(6): 660-664.
- [4] Kazimierczak, N., Kazimierczak, W., Serafin, Z., Nowicki, P., Nożewski, J. and Janiszewska-Olszowska, J. (2024) AI in Orthodontics: Revolutionizing Diagnostics and Treatment Planning—A Comprehensive Review. *Journal of Clinical Medicine*, **13**, Article No. 344. <https://doi.org/10.3390/jcm13020344>
- [5] 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>
- [6] Le, C., Deleat-Besson, R., Prieto, J., Brosset, S., Dumont, M., Zhang, W., et al. (2021) Automatic Segmentation of Mandibular Ramus and Condyles. 2021 43rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC), Mexico, 1-5 November 2021, 2952-2955. <https://doi.org/10.1109/embc46164.2021.9630727>
- [7] Kim, Y.H., Shin, J.Y., Lee, A., Park, S., Han, S. and Hwang, H.J. (2021) Automated Cortical Thickness Measurement of the Mandibular Condyle Head on CBCT Images Using a Deep Learning Method. *Scientific Reports*, **11**, Article No. 14852. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-94362-7>
- [8] Hu, P., Li, J., Ma, R., Zhang, K., Guo, Y. and Li, G. (2024) Temporomandibular Joint CBCT Image Segmentation via Multi-View Ensemble Learning Network. *Medical & Biological Engineering & Computing*, **63**, 693-706. <https://doi.org/10.1007/s11517-024-03225-6>
- [9] Lee, K.S., Kwak, H.J., Oh, J.M., Jha, N., Kim, Y.J., Kim, W., et al. (2020) Automated Detection of TMJ Osteoarthritis Based on Artificial Intelligence. *Journal of Dental Research*, **99**, 1363-1367. <https://doi.org/10.1177/0022034520936950>
- [10] Talaat, W.M., Shetty, S., Al Bayatti, S., Talaat, S., Mourad, L., Shetty, S., et al. (2023) An Artificial Intelligence Model for the Radiographic Diagnosis of Osteoarthritis of the Temporomandibular Joint. *Scientific Reports*, **13**, Article No.

15972. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-43277-6>
- [11] Eşer, G., Duman, Ş.B., Bayrakdar, İ.Ş. and Çelik, Ö. (2023) Classification of Temporomandibular Joint Osteoarthritis on cone Beam Computed Tomography Images Using Artificial Intelligence System. *Journal of Oral Rehabilitation*, **50**, 758-766. <https://doi.org/10.1111/joor.13481>
 - [12] 伍丹丹, 王培, 敬洋, 贾真, 杨健. 基于深度学习的颞下颌关节骨关节炎影像智能诊断模型构建与评估[J]. 实用口腔医学杂志, 2025, 41(4): 519-524.
 - [13] Mao, W., Fang, Y., Wang, Z., Liu, M., Sun, Y., Wu, H., *et al.* (2025) Automated Diagnosis and Classification of Temporomandibular Joint Degenerative Disease via Artificial Intelligence Using CBCT Imaging. *Journal of Dentistry*, **154**, Article ID: 105592. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2025.105592>
 - [14] Orhan, K., Sanders, A., Ünsal, G., Ezhov, M., Mısırlı, M., Gusarev, M., *et al.* (2023) Assessing the Reliability of CBCT-Based AI-Generated STL Files in Diagnosing Osseous Changes of the Mandibular Condyle: A Comparative Study with Ground Truth Diagnosis. *Dentomaxillofacial Radiology*, **52**, Article ID: 20230141. <https://doi.org/10.1259/dmfr.20230141>
 - [15] de Dumast, P., Mirabel, C., Cevdanes, L., Ruellas, A., Yatabe, M., Ioshida, M., *et al.* (2018) A Web-Based System for Neural Network Based Classification in Temporomandibular Joint Osteoarthritis. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, **67**, 45-54. <https://doi.org/10.1016/j.compmedimag.2018.04.009>
 - [16] Marques, J.P., Simonis, F.F.J. and Webb, A.G. (2019) Low-Field MRI: An MR Physics Perspective. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, **49**, 1528-1542. <https://doi.org/10.1002/jmri.26637>
 - [17] Li, M., Punithakumar, K., Major, P.W., Le, L.H., Nguyen, K.T., Pacheco-Pereira, C., *et al.* (2022) Temporomandibular Joint Segmentation in MRI Images Using Deep Learning. *Journal of Dentistry*, **127**, Article ID: 104345. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2022.104345>
 - [18] 刘飞, 张久楼, 金若帆, 张楠, 周薇娜. 基于深度学习方法建立颞下颌关节核磁共振影像的自动分割模型[J]. 口腔医学, 2025, 45(6): 445-452.
 - [19] Nozawa, M., Ito, H., Arijji, Y., Fukuda, M., Igarashi, C., Nishiyama, M., *et al.* (2022) Automatic Segmentation of the Temporomandibular Joint Disc on Magnetic Resonance Images Using a Deep Learning Technique. *Dentomaxillofacial Radiology*, **51**, Article ID: 20210185. <https://doi.org/10.1259/dmfr.20210185>
 - [20] Orhan, K., Driesen, L., Shujaat, S., Jacobs, R. and Chai, X. (2021) Development and Validation of a Magnetic Resonance Imaging-Based Machine Learning Model for TMJ Pathologies. *BioMed Research International*, **2021**, Article ID: 6656773. <https://doi.org/10.1155/2021/6656773>
 - [21] Lin, B., Cheng, M., Wang, S., Li, F. and Zhou, Q. (2022) Automatic Detection of Anteriorly Displaced Temporomandibular Joint Discs on Magnetic Resonance Images Using a Deep Learning Algorithm. *Dentomaxillofacial Radiology*, **51**, Article ID: 20210341. <https://doi.org/10.1259/dmfr.20210341>
 - [22] Lee, Y., Won, J.H., Kim, S., Auh, Q. and Noh, Y. (2022) Advantages of Deep Learning with Convolutional Neural Network in Detecting Disc Displacement of the Temporomandibular Joint in Magnetic Resonance Imaging. *Scientific Reports*, **12**, Article No. 11352. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-15231-5>
 - [23] Ozsari, S., Yapicioglu, F.R., Yilmaz, D., Kamburoglu, K., Guzel, M.S., Bostanci, G.E., *et al.* (2023) Interpretation of Magnetic Resonance Images of Temporomandibular Joint Disorders by Using Deep Learning. *IEEE Access*, **11**, 49102-49113. <https://doi.org/10.1109/access.2023.3277756>
 - [24] Yoon, K., Kim, J., Kim, S., Huh, J., Kim, J. and Choi, J. (2023) Explainable Deep Learning-Based Clinical Decision Support Engine for MRI-Based Automated Diagnosis of Temporomandibular Joint Anterior Disk Displacement. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, **233**, Article ID: 107465. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2023.107465>
 - [25] Kao, Z., Chiu, N., Wu, H.H., Chang, W., Wang, D., Kung, Y., *et al.* (2022) Classifying Temporomandibular Disorder with Artificial Intelligent Architecture Using Magnetic Resonance Imaging. *Annals of Biomedical Engineering*, **51**, 517-526. <https://doi.org/10.1007/s10439-022-03056-2>
 - [26] Kim, J., Kim, D., Jeon, K.J., Kim, H. and Huh, J. (2021) Using Deep Learning to Predict Temporomandibular Joint Disc Perforation Based on Magnetic Resonance Imaging. *Scientific Reports*, **11**, Article No. 6680. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-86115-3>
 - [27] Nozawa, M., Fukuda, M., Kotaki, S., Araragi, M., Akiyama, H. and Arijji, Y. (2024) Can Temporomandibular Joint Osteoarthritis Be Diagnosed on MRI Proton Density-Weighted Images with Diagnostic Support from the Latest Deep Learning Classification Models? *Dentomaxillofacial Radiology*, **54**, 56-63. <https://doi.org/10.1093/dmfr/twae040>
 - [28] Lee, C., Ha, E., Choi, Y.J., Jeon, K.J. and Han, S. (2022) Synthesis of T2-Weighted Images from Proton Density Images Using a Generative Adversarial Network in a Temporomandibular Joint Magnetic Resonance Imaging Protocol. *Imaging Science in Dentistry*, **52**, 393-398. <https://doi.org/10.5624/isd.20220125>
 - [29] Jeon, K.J., Kim, Y.H., Ha, E., Choi, H.S., Ahn, H., Lee, J.R., *et al.* (2022) Quantitative Analysis of the Mouth Opening

- Movement of Temporomandibular Joint Disorder Patients According to Disc Position Using Computer Vision: A Pilot Study. *Quantitative Imaging in Medicine and Surgery*, **12**, 1909-1918. <https://doi.org/10.21037/qims-21-629>
- [30] Choi, E., Kim, D., Lee, J. and Park, H. (2021) Artificial Intelligence in Detecting Temporomandibular Joint Osteoarthritis on Orthopantomogram. *Scientific Reports*, **11**, Article No. 10246. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-89742-y>
- [31] Jung, W., Lee, K., Suh, B., Seok, H. and Lee, D. (2021) Deep Learning for Osteoarthritis Classification in Temporomandibular Joint. *Oral Diseases*, **29**, 1050-1059. <https://doi.org/10.1111/odi.14056>
- [32] Meng, X., Liu, S., Wu, Z. and Guo, L. (2024) Application of Panoramic Radiographs in the Diagnosis of Temporomandibular Disorders. *Medicine*, **103**, e36469. <https://doi.org/10.1097/md.00000000000036469>
- [33] Thanathornwong, B., Treebupachatsakul, T., Teechot, T., Poomrittigul, S., Warin, K. and Suebnukarn, S. (2024) Temporomandibular Joint Disorders Multi-Class Classification Using Deep Learning. In: *Studies in Health Technology and Informatics*, IOS Press, 1495-1496. <https://doi.org/10.3233/shti231261>
- [34] Fang, X., Xiong, X., Lin, J., Wu, Y., Xiang, J. and Wang, J. (2023) Machine-Learning-Based Detection of Degenerative Temporomandibular Joint Diseases Using Lateral Cephalograms. *American Journal of Orthodontics and Dentofacial Orthopedics*, **163**, 260-271.e5. <https://doi.org/10.1016/j.ajodo.2022.10.015>
- [35] Diniz de Lima, E., Souza Paulino, J.A., Lira de Farias Freitas, A.P., Viana Ferreira, J.E., Barbosa, J.d.S., Bezerra Silva, D.F., *et al.* (2022) Artificial Intelligence and Infrared Thermography as Auxiliary Tools in the Diagnosis of Temporomandibular Disorder. *Dentomaxillofacial Radiology*, **51**, Article ID: 20210318. <https://doi.org/10.1259/dmfr.20210318>
- [36] Zhang, L., Shen, L., Zhang, L., Zhang, C. and Wang, H. (2022) Dynamic 3D Images Fusion of the Temporomandibular Joints: A Novel Technique. *Journal of Dentistry*, **126**, Article ID: 104286. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2022.104286>
- [37] Le, C., Deleat-Besson, R., Al Turkestani, N., Cevidanes, L., Bianchi, J., Zhang, W., *et al.* (2021) TMJOAI: An Artificial Web-Based Intelligence Tool for Early Diagnosis of the Temporomandibular Joint Osteoarthritis. In: Laura, C.O., *et al.*, Eds., *Clinical Image-Based Procedures, Distributed and Collaborative Learning, Artificial Intelligence for Combating COVID-19 and Secure and Privacy-Preserving Machine Learning*, Springer International Publishing, 78-87. https://doi.org/10.1007/978-3-030-90874-4_8
- [38] Calil, B.C., da Cunha, D.V., Vieira, M.F., de Oliveira Andrade, A., Furtado, D.A., Bellomo Junior, D.P., *et al.* (2020) Identification of Arthropathy and Myopathy of the Temporomandibular Syndrome by Biomechanical Facial Features. *BioMedical Engineering OnLine*, **19**, Article No. 22. <https://doi.org/10.1186/s12938-020-00764-5>
- [39] Lasek, J., Nurzynska, K., Piórkowski, A., Strzelecki, M. and Obuchowicz, R. (2025) Deep Learning for Ultrasonographic Assessment of Temporomandibular Joint Morphology. *Tomography*, **11**, Article No. 27. <https://doi.org/10.3390/tomography11030027>