



锥形束计算机断层扫描的技术革新与临床转化: 多模态硬件集成与成像算法优化

施江媛, 李光俊, 宋莹*, 柏森*

四川大学华西医院, 放射物理技术中心, 成都 610041

* 联系人, E-mail: songying_wch@163.com; baisan@scu.edu.cn

2025-04-27 收稿, 2025-09-26 修回, 2025-09-28 接受, 2025-09-29 网络版发表

四川省自然科学基金(2024NSFSC1789)、成都市科技成果转化示范项目(2024-YF09-00014-SN)、四川大学“从0到1”创新研究项目(2022SCUH0021)和四川大学华西医院临床研究孵化项目(2022HXFH009)资助

摘要 锥形束计算机断层扫描(cone beam computed tomography, CBCT)作为口腔医学、放疗导航及术中引导等领域的高分辨率三维成像工具, 其临床深度应用仍面临辐射剂量累积风险、金属伪影干扰及定量精度不足等挑战。近年来, 通过多模态硬件集成与智能算法协同优化实现了技术突破。在硬件层面: 碳纳米管X射线源显著降低辐射剂量30%~50%并将Hounsfield单位精度提升60%, 软组织对比噪声比改善30%~50%; 光子计数探测器凭借直接X光子-电荷转换机制, 在低剂量条件下保持高对比度成像; 双层平板探测器基于能谱分离技术实现单次曝光双能采集, 碘定量误差<5%; 二维反散射网格结合散射采样算法将CT值不均匀性从20 HU降至10 HU。在算法层面, 深度学习驱动成像范式革新: 双域协同重建框架从稀疏投影数据中恢复解剖细节; 扩散模型通过概率生成机制解决超低剂量重建的病态逆问题; 金属伪影抑制整合双能分解与注意力引导, 使金属-组织界面条纹伪影减少71%; 定量优化框架基于对比学习提升骨密度测量精度, 软组织HU预测误差降低30%。这些技术突破已促成临床转化, 未来通过便携集成、联邦学习和增强现实引导, 将进一步推动CBCT在肿瘤精准监测与微创介入等领域的深度应用, 构建“更低辐射剂量、更高定量精度、更广临床覆盖”的智能成像新范式。

关键词 锥形束CT, 硬件创新, 算法优化, 人工智能

锥形束计算机断层扫描(cone beam computed tomography, CBCT)是一种先进的容积成像技术, 能够提供高分辨率的三维图像, 广泛应用于口腔种植牙、正畸的评估, 放射治疗摆位验证, 介入手术的实时影像引导, 以及细微骨折的诊断等领域。然而, 其临床推广面临多重挑战: 辐射剂量累积风险、低剂量与图像质量的矛盾、金属伪影干扰、定量分析精度不足以及图像分割效率低下等问题, 制约了其进一步应用。为突破这些局限, 许多研究聚焦于多维度技术优化——硬件层面, 碳纳米管X射线源与光子计数探测器等革新能够显著降低辐射剂量并提升成像效率; 算法层面, 深度学习

与双能成像技术协同应用, 可以在超低剂量下实现高保真重建、精准抑制伪影, 并通过物质分解算法提升组织参数量化精度。本文系统探讨了CBCT技术的瓶颈与创新策略, 从硬件革新、算法升级到多模态融合, 全面解析CBCT的临床潜力与未来方向。

1 CBCT技术演进与临床挑战

1.1 技术原理与历史发展脉络

CBCT是一种基于锥形X射线束和平板探测器的三维成像技术, 其发展可追溯至1982年Robb第一次将

引用格式: 施江媛, 李光俊, 宋莹, 等. 锥形束计算机断层扫描的技术革新与临床转化: 多模态硬件集成与成像算法优化. 科学通报, 2025, 70: 5746–5756
Shi J, Li G, Song Y, et al. Technological innovations and clinical translation of cone beam computed tomography: multimodal hardware integration and imaging algorithm optimization (in Chinese). Chin Sci Bull, 2025, 70: 5746–5756, doi: [10.1360/CSB-2025-0608](https://doi.org/10.1360/CSB-2025-0608)

CBCT的概念引入放射学^[1]。2001年首台商业化设备NewTom 9000通过美国食品药品监督管理局认证并应用于牙科领域,标志着CBCT正式进入临床实践^[2]。CBCT成像系统由X射线源、平板探测器和机械臂三部分构成。与传统CT使用的扇形X射线束不同,CBCT采用锥形X射线束和平板探测器,围绕患者旋转180°~360°,一次性捕获整个解剖区域的二维投影(如图1所示)。这些投影被实时传输到计算机,通过算法重建为三维数据,从而实现对目标区域的多平面、高分辨率三维成像^[3]。与传统螺旋CT相比,CBCT凭借其多平面动态成像能力、设备移动性优势及与放射治疗加速器的集成特性,在临床应用中展现出显著的技术优越性和实践价值^[3,4]。

1.2 临床应用现状与核心瓶颈

作为一种先进的三维成像技术,CBCT在医学领域应用广泛。在口腔医学领域,CBCT的应用显著提升了诊断和治疗的精确性。在牙周再生治疗中,CBCT结合3D建模技术显著提高了牙周缺陷的评估精度,为个性化治疗提供了基础,使治疗效果更加可靠^[5]。在根管治疗中,CBCT通过多平面成像技术显著提高了根管系统的可视化程度,使复杂根管的诊断准确率提升至90%以上^[6]。在种植牙领域,CBCT通过精确的三维成像技术显著提高了种植体的定位精度,使种植手术的成功率提升至95%以上,同时减少了术后疼痛和肿胀^[7]。在放射治疗领域,CBCT通过精确的患者定位和内部解剖变化的验证,显著提高了治疗的准确性和安全性^[8]。此外,CBCT能够量化实际照射剂量与计划剂量之间的差异,帮助医生及时调整治疗方案,减少副作用并提高治疗效果^[9]。在外科手术导航中,CBCT通过提供高精度的三维成像和实时的解剖结构评估,显著提高了手术的准确性和安全性,通过实时评估手术器械的位置和解

剖结构的变化,CBCT可以帮助外科医生及时调整手术方案,减少手术风险并改善手术效果^[10]。

虽然CBCT凭借其高分辨率三维成像能力,在口腔医学、放射治疗及外科导航等领域广泛应用,但其临床推广仍面临多重技术挑战。首先,辐射剂量累积风险成为核心挑战,尤其对于儿童或需多次扫描的患者,研究显示,接受30次盆腔放疗CBCT扫描的患者中,每10000人约400人可能因辐射暴露罹患继发性癌症^[11]。其次,低剂量与图像质量的矛盾在临床中尤为突出,剂量降低可能导致噪声加剧、软组织对比度下降,甚至掩盖关键病灶。此外,金属伪影干扰(如牙科植入物引发的射束硬化效应)常导致图像失真,影响诊断准确性;定量分析精度不足则限制了CBCT在放疗剂量计算中的应用。

因此,如何通过优化硬件和软件来解决当前CBCT的局限性,拓展其临床应用是当前面临的重要挑战。

2 多模态硬件集成与范式突破

提升CBCT成像性能依赖于关键硬件的协同创新与物理机制的优化。本节系统阐述碳纳米管场发射X射线源、高压发生器瞬态响应控制、光子计数与双层探测器能量分辨,以及二维反散射网格散射抑制的技术进展,分析其通过材料、结构与工作模式优化实现的成像性能提升。

2.1 碳纳米管X射线源: 从场致发射到多源阵列设计

碳纳米管(carbon nanotube, CNT)X射线源的技术革新标志着X射线成像领域的重大突破。自1895年X射线发现以来,传统X射线源长期依赖热电子发射原理,需将阴极加热至约1000°C以克服材料功函数,促使电子通过热运动逸出并撞击阳极靶面,通过轫致辐射产生X射线^[12]。然而,此类热阴极技术存在响应速度慢

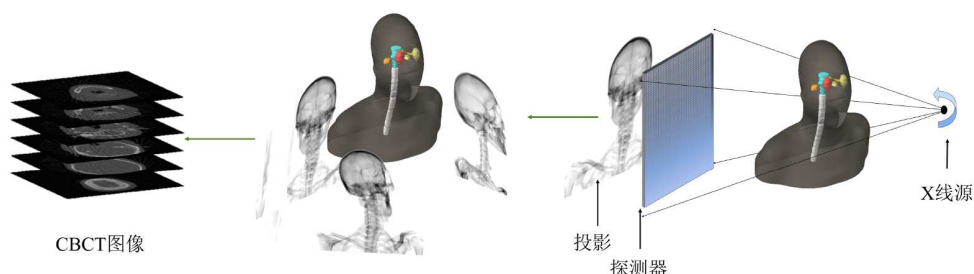


图1 CBCT成像示意图
Figure 1 CBCT imaging process

(毫秒级)、高温运行导致器件寿命缩短、体积庞大等固有缺陷,限制了其进一步发展^[13]. 为克服热阴极的局限性,研究者探索了基于场致发射机制的阴极材料. 场致发射是一种量子隧穿效应,电子在强电场作用下通过隧穿势垒逸出,相较于热电子发射,场致发射无需高温,可实现纳秒级快速响应,且能耗更低^[14]. CNT凭借其卓越的电学、热学以及机械性能,从众多材料中脱颖而出,成为场电子发射器件的理想材料之一^[15]. 自1995年首次报道单个CNT的场致发射特性以来,已有多个研究聚焦于CNT的场发射特性,积极评估其在场发射器应用方面的可行性与潜力^[16,17]. 典型的CNT X射线管采用三极管结构,包括CNT阴极、栅极、聚焦电极和金属靶. X线产生过程如图2所示^[13],通过编程栅极电压,可独立控制多像素阴极,多角度同时发射X射线,实现无机械运动的断层成像.

CNT X射线源的引入应用为多源CBCT的实现奠定了基础,推动了相关研究的深入与拓展. 传统的CBCT在软组织对比度、X射线衰减量化、图像失真和伪影等方面存在局限,使其临床应用主要集中于骨骼等硬组织成像,并给定量分析带来挑战^[18]. 实验与数值模拟研究表明,采用多源阵列取代单一宽锥角X射线管可有效突破以上技术瓶颈^[19]. 然而,多源阵列要求X射线源能够产生快速扫描X射线束,并实现较小射束间距,以有效减小每个射束的锥角. CNT X射线源阵列可实现快速脉冲,并允许较小源间距从而实现源的高密度集成,推动了多源CBCT的应用. Xu等人^[20,21]提出的用CNT的多源CBCT扫描仪与传统CBCT相比,将Hounsfield单位值的精度提高了60%,消除了锥形束伪影,扩大了轴向覆盖范围,并将软组织对比度与噪声比提高了30%~50%. Li等人^[22]进一步验证了CNT X射线源阵列达到了多源CBCT设计对口腔颌面成像所需的性能,包括空间和时间分辨率、光子能量和通量、一致性和稳定性. Dillon等人^[23]提出的CNT源阵列和高帧率探测器集成在直线加速器可减少呼吸运动的影响,在治疗实施期间实现体积成像.

CNT X射线源的技术突破为双能CBCT (dual energy-CBCT, DE-CBCT)的发展提供了关键支持. 在牙科CBCT成像中,金属伪影是制约成像质量的核心问题,牙科修复体及植入物等金属材料对X射线的强衰减会引发射束硬化效应与光子饥饿现象,导致重建三维图像中出现条纹状伪影与晕状伪影,显著降低诊断准确性^[24]. DE-CBCT通过双能量数据的采集,基于物质分

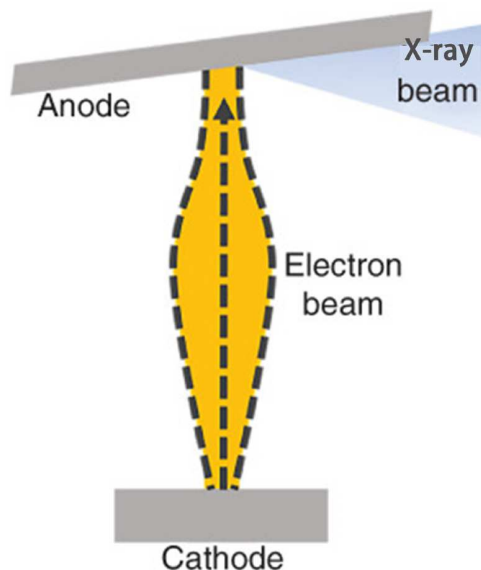


图2 碳纳米管X线源结构^[13]

Figure 2 Configuration of CNT-based X-ray source^[13]

解算法虚拟单能图像(virtual monoenergetic images, VMI),并计算有效原子序数与有效电子密度,从而有效抑制金属伪影^[25]. 目前,DE-CBCT的实现主要依赖于以下技术路径:双源-双探测器系统、多源-单探测器系统、快速kV切换技术以及单源-双层探测器系统^[26~29]. CNT X射线源凭借其独特性能为DE-CBCT提供了创新解决方案. 基于CNT的X射线源具备两个独立控制的场发射阴极,在共同的阳极上形成相应的焦点,支持X射线束的快速切换. 此外,CNT源支持对每束X射线的通量与曝光时间进行独立编程,从而优化低能与高能图像的剂量分布与噪声特性^[30]. 这一特性使得DE-CBCT无需依赖高成本的能量敏感探测器或复杂的高压快速切换模块即可实现双能数据采集,显著降低了系统复杂度与设备成本,为临床推广提供了可行性基础^[31,32]. 基于CNT X线源的DE-CBCT金属伪影去除效果如图3^[31].

2.2 快速kV切换: 高压发生器瞬态响应与功率稳定性的技术革新

快速kV切换技术是实现双能CBCT成像的关键手段,其核心在于高压发生器在瞬态响应速度与输出功率稳定性方面的技术革新. 双能CBCT利用不同组织/材料对高低能量X射线的吸收衰减差异,不仅能有效区分不同组织,还能显著减少硬化伪影和金属伪影,并提

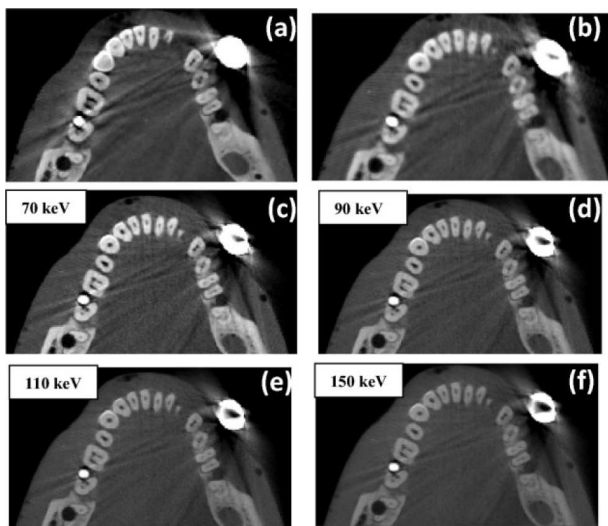


图3 金属伪影对比图^[31]. 获取条件: (a) 临床CBCT; (b) 台式CBCT; 从DE-CBCT数据集在70 (c)、90 (d)、110 (e)和150 (f) keV下合成的VMI. 管电流: 15 mA, 射线源到物体中心距离: 400 mm, 射线源到探测器距离: 615 mm. 图像以相同的窗位窗宽[-750 HU, 2250 HU]显示

Figure 3 Comparative visualization of metal artifacts reduction^[31]. Acquired with a clinical CBCT (a), and the benchtop CBCT-1 (b) at 15 mA tube current. (c, d, e, f) are VMI synthesized from the DE-CBCT dataset at 70, 90, 110 and 150 keV, respectively. The source-object-distance (SOD) and source-imager-distance (SID) are 400 and 615 mm. Images are displayed with the same window of [-750 HU, 2250 HU]

供更丰富的物质定量信息^[33]. 实现毫秒级管电压的精准、快速切换要求高压发生器具备卓越的瞬态响应能力, 以驱动X射线源在同一机架旋转周期内交替输出高、低能射线, 从而同步采集双能投影数据; 同时, 维持切换过程中及切换后X射线输出功率的高度稳定是保证成像质量一致性的关键, 这直接依赖于高压发生器强大的功率稳定性和热管理能力^[25]. Müller等人^[34]通过直接测量快速kV切换在C型臂系统中的稳定性, 证实了其在临床C型臂CBCT系统上实施快速kV扫描并应用自定义设置的可行性. Cassetta等人^[35]利用商用放疗设备开发模式下的机载影像系统, 评估了其核心依赖于高压发生器在特殊模式下可控性与稳定性的快速kV切换的双能成像性能, 验证了其生成的VMI和相对电子密度图像可为图像引导放疗提供高质量、稳定的应用信息.

2.3 光子计数与双层探测器: 能量分辨与散射抑制的工程突破

新型探测器材料的引入为CBCT的发展提供了新的方向. 传统的平板探测器是能量积分探测器, 采用碘

化铯(CsI)作为主要闪烁体材料, X射线穿透人体后, 被闪烁体吸收并转换为可见光, 再由光电二极管将光信号转化为电信号传输到计算机, 经算法重组为三维图像. 尽管传统CsI闪烁体与有源矩阵平板探测器的组合已形成成熟成像体系, 但其探测量子效率在低剂量或高分辨率条件下显著受限, 这主要源于加性电子噪声与成像信号的高比值. 金属氧化物半导体的引入能够降低电子噪声, 在低剂量参数设置下提高图像质量和空间分辨率^[36]. 然而, 此类金属氧化物半导体探测器受到辐射耐受性不足和有效成像面积受限的双重制约^[37]. 在此背景下, 光子计数探测器(photon-counting detector, PCD)通过直接X射线-电荷转换机制实现了范式突破. PCD直接将X光子转换为电信号, 无需闪烁体, 能够消除电子学噪声. PCD在低剂量成像时仍能保持高对比度, 并已在加速器集成CBCT系统进行了初步验证^[38]. 与能量积分探测器相比, PCD具有降低电子加法噪声和Swank噪声的优势^[39].

双层探测器的硬件创新显著推动了CBCT技术的发展. 传统的平板探测器依赖单层能量积分机制, 难以实现双能成像所需的能量分离与低噪声特性. 而双层探测器(dual-layer flat-panel detector, DL-FPD)通过顶部和底部两层独立探测器的协同工作, 其中较薄的顶层吸收低能X射线, 较厚的底层吸收透射的高能X射线, 可在单次曝光中同时捕获低能和高能投影数据, 避免了kV切换或双源系统的时间与空间失配问题^[26]. Shi等人^[26]研发的原型DL-FPD在顶部和底部分别采用200和550 μm 厚的CsI闪烁体, 并通过1 mm铜滤片增强光谱分离, 使得双能成像的碘定量误差小于5%. 此外, DL-FPD的层间几何校准与散射校正技术进一步提升了图像质量. Zhang等人^[40]提出的e-Grid方法基于DL-FPD的双能信号模型, 通过线性映射与扩散算法有效估计散射分布, 使低能和高能CT图像的非均匀性分别降低77%和66%, 并显著提高了材料分解的准确性. 此外, DL-FPD与快速kV切换的联合光谱成像方案通过多能量数据互补, 将碘基图像的对比噪声比(contrast-to-noise ratio, CNR)提升了80.5%, 并减少了条纹伪影^[33]. 这些创新不仅拓展了CBCT在定量成像和实时引导中的应用潜力, 还为其临床推广提供了可靠的技术基础.

2.4 二维反散射网格的散射校正机制与性能验证

二维反散射网格(two-dimensional antiscatter grid, 2D-ASG)的集成推动了CBCT图像质量的提升. 在

CBCT成像中, 散射伪影对图像质量有显著影响. 2D-ASG作为一种有效的解决方案, 近年来在该领域得到了深入研究和应用. Alexeev等人^[41]于2018年首次在平板探测器CBCT系统中实现该技术的工程化应用, 其采用钨基微加工工艺构建的矩形孔阵列结构直接集成于探测器表面. 实验结果显示, 该装置在定性评估中可显著提升CT值准确性与对比噪声比, 同时有效抑制散射相关图像伪影, 如图4所示^[41]. 值得注意的是, 2D-ASG的性能优势在多模态场景中具有普适性. Bayat等人^[42]通过同步kV-MV放射治疗平台验证, 将MV射线对kV-CBCT的交叉散射干扰降低至临床可接受水平. 在牙科CBCT应用中, 其空间选择性屏蔽特性使散射强度下降至1/20~1/10, 骨组织与软组织对比度分别提升27%和48%, 牙齿邻接面CT值偏差从510 HU锐减至146 HU^[43]. Altunbas等人^[44]和Cobos等人^[45]进一步验证了网格间距、隔膜厚度等参数和面积对性能的影响. 然而, 即使采用2D-ASG, 仍有一定比例的残余散射影响CT值定量精度. 为克服这一限制, Yu等人^[46]提出利用基于网格的散点采样(grid-based scatter sampling, GSS)方法, 通过将网格结构转化为原位散射测量装置, 成功实现残余散射的动态校正. 该技术使水模体CT值不均匀性从20 HU降至10 HU, 图像噪声水平降低23%, 并显著缓解金属植入物界面的条纹伪影. 通过协同应用2D-ASG与GSS校正, 光子计数CBCT系统中的HU值不均匀性降低了2/3, 对比度提高了2倍^[47], 并为DE-CBCT的精确物质分解提供了技术基础^[48].

3 数据驱动的计算成像优化策略

人工智能相关重建算法有力推动了CBCT的发展. 剂量优化方面, 借助机器学习模型, 可在降低剂量时减少图像噪声和伪影, 保障图像诊断质量; 定量分析上, 利用人工智能算法精准处理图像数据, 提供更精确的组织密度等信息, 助力临床决策; 伪影去除方面, 深度学习算法可有效识别并抑制金属伪影等图像伪影, 提升图像清晰度. 这些作用促进了CBCT技术在降低剂量、提升图像质量及拓展应用领域的进步.

3.1 投影-图像双域协同高保真重建

CBCT技术在医学成像领域具有重要地位, 但其辐射剂量问题始终是临床应用的一大挑战. 近年来, 人工智能相关重建算法的发展为CBCT的剂量优化提供了新的解决方案. 这些算法的核心在于通过数据驱动的

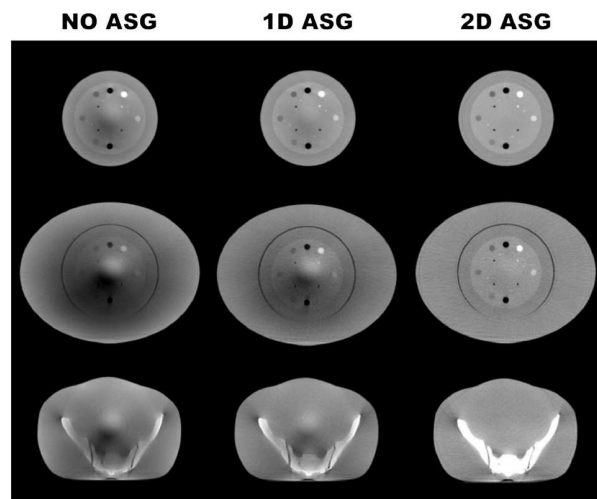


图4 不同反散射网格下的重建体模图像^[41]. 第一行: 小体模; 第二行: 大体模; 第三行: 骨盆体模

Figure 4 Reconstructed phantom images with different anti-scatter grids^[41]. The first row: small phantom; the second row: large phantom; the third row: pelvis phantom

方法, 在降低辐射剂量的同时, 有效平衡图像质量和诊断需求. 卷积神经网络(convolutional neural networks, CNNs)通过对称残差连接与自监督学习策略, 能够从稀疏投影数据中恢复解剖细节, 显著提升图像边缘清晰度. 例如, Jiang等人^[49]提出的SR-CNN模型, 通过增强稀疏视图CBCT图像的边缘清晰度和详细解剖结构, 实现了与全视图CBCT相当的图像质量. 然而, 当采样极为稀疏时, SR-CNN可能会丢失患者特异性信息. 为此, 他们进一步提出了合并编码器CNN, 该方法利用患者特异性先验信息, 从先验CT图像和欠采样CBCT图像中提取特征, 使得重建图像质量与CT相似, 结构清晰准确^[50]. 生成对抗网络(generative adversarial networks, GANs)则通过对抗训练机制, 在投影域或图像域生成高质量合成图像. 例如, CycleGAN^[51]通过循环一致性约束将低剂量CBCT图像映射至高剂量CT等效图像, 从而减少放疗剂量计算误差. 通过将注意机制和循环一致性引入GAN框架, 可以实现无配对训练并提高图像的结构保真度^[52].

除了上述的单独图像域或投影域方法外, 双域协同方法能够充分利用投影域和图像域的信息, 帮助进一步降低辐射剂量. Hu等人^[53]提出的HDNet结合了投影域和图像域的信息, 通过U-Net插值缺失投影、基于FDK的初始重建以及最终的U-Net增强, 实现了图像质量提升和伪影减少. Chao等人^[54]提出的DualCNN框架

在投影域和图像域分别设计CNN, 以消除稀疏视图CBCT中的伪影。他们进一步提出的混合域网络框架Dual-AGNet开发了基于结构相似性和感知损失函数的联合损失函数, 能够更好地保留精细结构并提高视觉质量^[55]。Ketcha等人^[56]提出的双域方法能够去除CBCT中的稀疏采样伪影和金属伪影, 对低剂量CBCT引导的手术和金属植入物评估具有重要的临床意义。上述突破推动了低剂量CBCT重建的变革, 助力CBCT从传统成像向高保真、高效能的临床诊断工具转变, 为医学影像的精准应用开辟了新路径。

3.2 扩散模型驱动的多任务CBCT重建优化

尽管CNN与GAN在投影域或图像域重建中取得了显著成果, 其在极端稀疏采样或复杂伪影场景下仍面临患者特异性信息丢失与结构保真度受限的挑战。近年来, 扩散模型(diffusion model, DM)凭借其概率生成框架与渐进式优化特性, 在医学图像重建领域展现出巨大潜力。Diffusion模型是一类功能强大的生成模型, 通过在正向过程中逐步增加噪声, 然后在逆向过程逐步消除噪声恢复高质量图像^[57]。这一过程赋予其优异的复杂噪声分布拟合能力、生成图像的解剖合理性以及对不完全数据的鲁棒性, 使其在CBCT多任务重建中展现出独特优势。在生成伪CT方面, Fu等人^[58]引入能量引导函数, 在去噪过程中分离域不变特征与CBCT特定噪声, 显著提升跨域转换的解剖学保真度; Hu等人^[59]提出融合视觉转换器与变分信息瓶颈, 通过自注意力机制捕获全局特征并压缩冗余信息, 增强模型对头颈部复杂解剖结构的重建能力; Zhang等人^[60]提出的纹理保留扩散模型则结合自适应高频优化与双模态特征融合, 有效维持软组织纹理细节。在剂量计算关键指标上, Peng等人^[61]提出的diffusion模型生成的伪CT将HU值误差降低至临床可接受范围, 大幅提升放射治疗规划精度。此外, diffusion模型在稀疏CBCT重建中也展现出对病态逆问题的有效求解能力, 为降低辐射剂量与优化扫描流程提供技术路径^[62,63]。

3.3 深度学习重建中的定量精度优化

CBCT广泛用于牙科成像和放疗摆位, 但由于锥形束几何形状的高度散射辐射会使图像质量退化, 降低了CBCT图像中的HU值准确性, 使其在软组织评估、剂量计算和骨密度测量等定量评估上表现出局限性^[64]。基于深度学习的图像增强技术为提升CBCT定量

精度提供了创新解决方案, 其中基于GAN的方法被广泛使用于从CBCT到伪CT图像的转换, 并显示出良好的软组织对比度、剂量计算精度和结构细节^[65,66]。为进一步提升性能, Liu等人^[67]引入注意力机制模块, 将HU值的平均绝对误差从81.06显著降低至56.89, 有效提升了器官边界清晰度与HU预测准确率。Kang等人^[68]则通过整合对比学习框架, 构建了具备语义关系一致性损失函数与空间相关性约束的改进型GAN模型, 并辅以多尺度重建损失函数, 在保持全局结构完整性的同时实现了局部细微特征的精准重建。在骨密度定量分析领域, Yong等人^[69]和Park等人^[70]提出的深度学习系统通过非线性映射优化, 成功提升了骨骼影像的线性度、均匀性及对比度, 该模型在颅骨标本及临床患者数据集中均显示出与标准CT高度一致的骨密度测量结果, 其建立的定量分析体系为骨质疏松症的精确诊断提供了可靠的技术支撑。上述技术突破标志着CBCT正从传统形态学成像向量化诊断范式演进, 为精准医疗提供了新的技术路径。

3.4 金属伪影抑制策略与算法创新

金属植入物会导致X线迅速衰减, 在CBCT图像上产生伪影, 模糊关键的解剖结构并影响诊断准确性^[71]。除了上述提到的DE-CBCT能够减少金属伪影以外, 人工智能相关算法在减轻CBCT成像中金属伪影方面具有巨大潜力^[72]。其中CNN应用尤其广泛, 主要围绕多域协同处理、迭代优化和新型网络架构三个方向展开创新。在多域协同处理方面, Tang等人^[73]提出的双域处理框架通过投影域线性化校正与图像域的CNN处理相结合, 其性能显著优于传统频域融合法。Ketcha等人^[56]通过独立训练图像域和投影域网络, 有效解决了低剂量CBCT的空间视图伪影问题。迭代优化策略为金属伪影去除提供了新的技术路径。Park等人^[74]提出的迭代框架通过在投影域强制数据一致性约束, 实现了金属伪影抑制与形态结构保留的平衡。新型网络架构的探索持续推进技术边界。Kim等人^[75]通过双网络架构分别处理先验图像和归一化金属伪影抑制结果, 进一步强化了伪影消除效果。Ki等人^[76]提出的双编码器结构在头颈部放疗中增强了CBCT图像的组织辨识与结构勾画能力。此外, Lyu等人^[77]通过投影域细粒度分割实现了术中CBCT的优化, 为机器人辅助脊柱微创手术提供了技术支撑。这些技术进展共同推动着CBCT成像质量的提升, 特别是在复杂金属植入场景下的诊断应用。除

了以上方法外,通过将口腔内光学扫描数据引入diffusion模型的投影域数据的分析和处理中,能够有效减少金属伪影^[78];动物实验也验证了diffusion模型可有效改善硬组织可视化效果,提高图像的对比噪声比^[79].

4 总结与展望

CBCT技术通过硬件革新与智能算法的深度融合,已在降低辐射剂量、提升成像质量及拓展临床应用方面取得显著进展.硬件层面,碳纳米管X射线源阵列与光子计数探测器的应用,不仅解决了传统设备的辐射累积与软组织对比度不足等问题,还为双能成像和金属伪影抑制提供了技术支撑;二维反散射网格与散射校正技术的协同优化,进一步提升了定量分析的可靠性.算法层面,深度学习驱动的低剂量重建、伪影校正及多模态数据融合,突破了传统迭代算法的效率瓶颈,为个性化治疗规划与实时导航奠定了基础.然而,辐射

剂量与图像质量的权衡、定量标准缺失及复杂临床场景的适配性仍是亟待突破的挑战.

未来, CBCT技术将朝着智能化、精准化与多模态融合的方向持续演进.硬件系统的微型化与多源阵列集成有望推动便携式设备的临床应用,同时结合双能/多能成像与磁共振、能谱CT等多模态数据,可增强组织特异性分析与功能成像能力.人工智能算法的自监督学习与联邦学习框架将加速模型泛化,实现跨设备与跨场景的稳定性能;动态剂量调制技术与辐射风险预测模型的结合,则可为患者提供个性化辐射防护方案.此外,随着增强现实技术与术中实时成像的深度融合, CBCT在心血管介入、骨科微创及肿瘤免疫监测等新兴领域的应用潜力将进一步释放.通过硬件-算法-临床的闭环优化, CBCT技术最终将实现“更低剂量、更高精度、更广覆盖”的终极目标,为精准医疗时代提供强有力的影像支持.

参考文献

- 1 Robb R A. The dynamic spatial reconstructor: an X-ray video-fluoroscopic CT scanner for dynamic volume imaging of moving organs. *IEEE Trans Med Imag*, 1982, 1: 22–33
- 2 Mozzo P, Procacci C, Tacconi A, et al. A new volumetric CT machine for dental imaging based on the cone-beam technique: Preliminary results. *Eur Radiol*, 1998, 8: 1558–1564
- 3 Venkatesh E, Venkatesh Elluru S. Cone beam computed tomography: basics and applications in dentistry. *J Istanbul Univ Fac Dent*, 2017, 51
- 4 Rashid A, Feinberg L, Fan K. The application of cone beam computed tomography (CBCT) on the diagnosis and management of maxillofacial trauma. *Diagnostics*, 2024, 14: 373
- 5 Verykokou S, Ioannidis C, Angelopoulos C. Evaluation of 3D modeling workflows using dental CBCT data for periodontal regenerative treatment. *JPM*, 2022, 12: 1355
- 6 Patel S, Brown J, Semper M, et al. European Society of Endodontology position statement: use of cone beam computed tomography in Endodontics. *Int Endod J*, 2019, 52: 1675–1678
- 7 Greenberg A. Advanced dental implant placement techniques. *J Istanbul Univ Fac Dent*, 2017, 51(Suppl 1): S76–S89
- 8 Catona G M, Marcu L G. Qualitative and quantitative evaluation of the role of CBCT in rectal cancer radiotherapy. *Radiol Med*, 2025, 130: 150–160
- 9 De Jong R, Visser J, Van Wieringen N, et al. OC-0303 Dosimetric benefit of a clinically applied adaptive plan selection strategy for rectal cancer. *RadioTher Oncol*, 2019, 133: S154–S155
- 10 Haemmerli J, Ferdowsian K, Wessels L, et al. Comparison of intraoperative CT- and cone beam CT-based spinal navigation for the treatment of atlantoaxial instability. *Spine J*, 2023, 23: 1799–1807
- 11 Peroni M, Ciardo D, Spadea M F, et al. Automatic segmentation and online virtualCT in head-and-neck adaptive radiation therapy. *Int J Radiat Oncol Biol Phys*, 2012, 84: e427–e433
- 12 Coolidge W D. A powerful Röntgen ray tube with a pure electron discharge. *Phys Rev*, 1913, 2: 409–430
- 13 Puett C, Inscoe C, Hartman A, et al. An update on carbon nanotube-enabled X-ray sources for biomedical imaging. *WIREs Nanomed Nanobiotechnol*, 2018, 10: e1475
- 14 Cheng Y, Zhou O. Electron field emission from carbon nanotubes. *Comptes Rendus Physique*, 2003, 4: 1021–1033
- 15 Han J S, Lee S H, Go H, et al. High-performance cold cathode X-ray tubes using a carbon nanotube field electron emitter. *ACS Nano*, 2022, 16: 10231–10241
- 16 de Heer W A, Bacsu W S, Châtelain A, et al. Aligned carbon nanotube films: production and optical and electronic properties. *Science*, 1995, 268: 845–847

- 17 Xu X, Kim J, Laganis P, et al. A tetrahedron beam computed tomography benchtop system with a multiple pixel field emission x-ray tube. *Med Phys*, 2011, 38: 5500–5508
- 18 Posiewnik M, Piotrowski T. A review of cone-beam CT applications for adaptive radiotherapy of prostate cancer. *Phys Med*, 2019, 59: 13–21
- 19 Becker A E, Hernandez A M, Schwoebel P R, et al. Cone beam CT multisource configurations: evaluating image quality, scatter, and dose using phantom imaging and Monte Carlo simulations. *Phys Med Biol*, 2020, 65: 235032
- 20 Xu S, Hu Y, Li B, et al. Volumetric computed tomography with carbon nanotube X-ray source array for improved image quality and accuracy. *Commun Eng*, 2023, 2: 71
- 21 Xu S, Li B, Inscoe C R, et al. Evaluation of the feasibility of a multisource CBCT for maxillofacial imaging. *Phys Med Biol*, 2023, 68: 175012
- 22 Li B, Inscoe C R, Xu S, et al. A carbon nanotube x-ray source array designed for a new multisource cone beam computed tomography scanner. *Phys Med Biol*, 2024, 69: 075028
- 23 Dillon O, Reynolds T, O'Brien R T. X-ray source arrays for volumetric imaging during radiotherapy treatment. *Sci Rep*, 2023, 13: 9776
- 24 Yousefi F, Mohammadi Y, Nikikhah K, et al. Investigating the effectiveness of MAR algorithm on magnitude of artifacts in CBCT images: a systematic review. *Oral Radiol*, 2025, 41: 311–319
- 25 Sajja S, Lee Y, Eriksson M, et al. Technical principles of dual-energy cone beam computed tomography and clinical applications for radiation therapy. *Adv Radiat Oncol*, 2020, 5: 1–16
- 26 Shi L, Lu M, Bennett N R, et al. Characterization and potential applications of a dual-layer flat-panel detector. *Med Phys*, 2020, 47: 3332–3343
- 27 Li H, Giles W, Bowsher J, et al. A dual cone-beam CT system for image guided radiotherapy: initial performance characterization. *Med Phys*, 2013, 40: 021912
- 28 Zbijewski W, Sisniega A, Stayman J W, et al. Dual-energy imaging of bone marrow edema on a dedicated multi-source cone-beam CT system for the extremities. *Proc SPIE Int Soc Opt Eng*, 2015, 9412: 94120V
- 29 Kim H J, Kim J E, Choo J, et al. A clinical pilot study of jawbone mineral density measured by the newly developed dual-energy cone-beam computed tomography method compared to calibrated multislice computed tomography. *Imag Sci Dent*, 2019, 49: 295–299
- 30 Zhang J, Yang G, Cheng Y, et al. Stationary scanning X-ray source based on carbon nanotube field emitters. *Appl Phys Lett*, 2005, 86: 184104
- 31 Li B, Hu Y, Xu S, et al. Low-cost dual-energy CBCT by spectral filtration of a dual focal spot X-ray source. *Sci Rep*, 2024, 14: 9886
- 32 Li B, Spronk D, Luo Y, et al. Feasibility of dual-energy CBCT by spectral filtration of a dual-focus CNT X-ray source. *PLoS One*, 2022, 17: e0262713
- 33 Taylor P A, Hartzell S, Mirandola A, et al. OSLD nanoDot characterization for carbon radiotherapy dosimetry. *Phys Med Biol*, 2024, 69: 115001
- 34 Müller K, Datta S, Ahmad M, et al. Interventional dual-energy imaging—Feasibility of rapid kV-switching on a C-arm CT system. *Med Phys*, 2016, 43: 5537–5546
- 35 Cassetta R, Lehmann M, Haytmyradov M, et al. Fast-switching dual energy cone beam computed tomography using the on-board imager of a commercial linear accelerator. *Phys Med Biol*, 2020, 65: 015013
- 36 Cao Q, Sisniega A, Brehler M, et al. Modeling and evaluation of a high-resolution CMOS detector for cone-beam CT of the extremities. *Med Phys*, 2018, 45: 114–130
- 37 Liang A K, El-Mohri Y, Zhao Q, et al. Count rate capabilities of polycrystalline silicon photon counting detectors for CBCT applications—A theoretical study. *Phys Med Biol*, 2020, 65: 035009
- 38 Hood S, Newall M, Butler P, et al. First linac-mounted photon counting detector for image guided radiotherapy: planar image quality characterization. *Med Phys*, 2025, 52: 1159–1171
- 39 Tanguay J, Yun S, Kim H K, et al. Detective quantum efficiency of photon-counting X-ray detectors. *Med Phys*, 2015, 42: 491–509
- 40 Zhang X, Xie J, Tan Y, et al. Model-based CBCT scatter correction with dual-layer flat-panel detector. *Med Phys*, 2025, 52: 1500–1514
- 41 Alexeev T, Kavanagh B, Miften M, et al. Two-dimensional antiscatter grid: a novel scatter rejection device for Cone-beam computed tomography. *Med Phys*, 2018, 45: 529–534
- 42 Bayat F, Eldib M E, Kavanagh B, et al. Concurrent kilovoltage CBCT imaging and megavoltage beam delivery: suppression of cross-scatter with 2D antiscatter grids and grid-based scatter sampling. *Phys Med Biol*, 2022, 67: 165005
- 43 Li B, Somerkivi V, Bayat F, et al. Effect of a prototype 2-dimensional antiscatter grid on image quality obtained with a dental cone-beam computed tomography scanner. *Imag Sci Dent*, 2025, 55: 37–47
- 44 Altunbas C, Alexeev T, Miften M, et al. Effect of grid geometry on the transmission properties of 2D grids for flat detectors in CBCT. *Phys Med Biol*, 2019, 64: 225006
- 45 Cobos S F, Norley C J, Nikolov H N, et al. 3D-printed large-area focused grid for scatter reduction in cone-beam CT. *Med Phys*, 2023, 50: 240–258
- 46 Yu Z, Park Y, Altunbas C. Simultaneous scatter rejection and correction method using 2D antiscatter grids for CBCT. *Proc SPIE Int Soc Opt Eng*, 2020, 11312: 113122W
- 47 Sabounchi R, Pyakurel U, Bayat F, et al. Effect of scatter suppression with 2D antiscatter grids in photon counting compact CBCT. *Proc SPIE Int*

- Soc Opt Eng, 2024, 12925: 129253L
- 48 Altunbas C. Feasibility of dual-energy CBCT material decomposition in the human torso with 2D anti-scatter grids and grid-based scatter sampling. *Med Phys*, 2024, 51: 334–347
- 49 Jiang Z, Chen Y, Zhang Y, et al. Augmentation of CBCT reconstructed from under-sampled projections using deep learning. *IEEE Trans Med Imag*, 2019, 38: 2705–2715
- 50 Jiang Z, Zhang Z, Chang Y, et al. Prior image-guided cone-beam computed tomography augmentation from under-sampled projections using a convolutional neural network. *Quant Imag Med Surg*, 2021, 11: 4767–4780
- 51 Chan Y, Li M, Parodi K, et al. Feasibility of CycleGAN enhanced low dose CBCT imaging for prostate radiotherapy dose calculation. *Phys Med Biol*, 2023, 68: 105014
- 52 Hansen D C, Landry G, Kamp F, et al. ScatterNet: a convolutional neural network for cone-beam CT intensity correction. *Med Phys*, 2018, 45: 4916–4926
- 53 Hu D, Liu J, Lv T, et al. Hybrid-domain neural network processing for sparse-view CT reconstruction. *IEEE Trans Radiat Plasma Med Sci*, 2021, 5: 88–98
- 54 Chao L, Wang Z, Zhang H, et al. Sparse-view cone beam CT reconstruction using dual CNNs in projection domain and image domain. *Neurocomputing*, 2022, 493: 536–547
- 55 Chao L, Zhang P, Wang Y, et al. Dual-domain attention-guided convolutional neural network for low-dose cone-beam computed tomography reconstruction. *Knowledge-Based Syst*, 2022, 251: 109295
- 56 Ketcha M D, Marrama M, Souza A, et al. Sinogram + image domain neural network approach for metal artifact reduction in low-dose cone-beam computed tomography. *J Med Imag*, 2021, 8: 052103
- 57 Yang L, Zhang Z, Song Y, et al. Diffusion models: a comprehensive survey of methods and applications. *ACM Comput Surv*, 2024, 56: 1–39
- 58 Fu L, Li X, Cai X, et al. Energy-guided diffusion model for CBCT-to-CT synthesis. *Comput Med Imag Graphics*, 2024, 113: 102344
- 59 Hu C, Cao N, Li X, et al. CBCT-to-CT synthesis using a hybrid U-Net diffusion model based on transformers and information bottleneck theory. *Sci Rep*, 2025, 15: 10816
- 60 Zhang Y, Li L, Wang J, et al. Texture-preserving diffusion model for CBCT-to-CT synthesis. *Med Image Anal*, 2025, 99: 103362
- 61 Peng J, Qiu R L J, Wynne J F, et al. CBCT-Based synthetic CT image generation using conditional denoising diffusion probabilistic model. *Med Phys*, 2024, 51: 1847–1859
- 62 Xie J, Shao H C, Li Y, et al. Prior frequency guided diffusion model for limited angle (LA)-CBCT reconstruction. *Phys Med Biol*, 2024, 69: 135008
- 63 Pan S, Peng J, Gao Y, et al. CBCT reconstruction using single X-ray projection with cycle-domain geometry-integrated denoising diffusion probabilistic models. *IEEE Trans Med Imag*, 2025, 44: 2933–2947
- 64 Bayat F, Ruan D, Miften M, et al. A quantitative CBCT pipeline based on 2D antiscatter grid and grid-based scatter sampling for image-guided radiation therapy. *Med Phys*, 2023, 50: 7980–7995
- 65 Tien H J, Yang H C, Shueng P W, et al. Cone-beam CT image quality improvement using Cycle-Deblur consistent adversarial networks (Cycle-Deblur GAN) for chest CT imaging in breast cancer patients. *Sci Rep*, 2021, 11: 1133
- 66 Zhang Y, Yue N, Su M, et al. Improving CBCT quality to CT level using deep learning with generative adversarial network. *Med Phys*, 2021, 48: 2816–2826
- 67 Liu Y, Lei Y, Wang T, et al. CBCT-based synthetic CT generation using deep-attention cycleGAN for pancreatic adaptive radiotherapy. *Med Phys*, 2020, 47: 2472–2483
- 68 Kang S R, Shin W, Yang S, et al. Structure-preserving quality improvement of cone beam CT images using contrastive learning. *Comput Biol Med*, 2023, 158: 106803
- 69 Yong T H, Yang S, Lee S J, et al. QCBCT-NET for direct measurement of bone mineral density from quantitative cone-beam CT: a human skull phantom study. *Sci Rep*, 2021, 11: 15083
- 70 Park C S, Kang S R, Kim J E, et al. Validation of bone mineral density measurement using quantitative CBCT image based on deep learning. *Sci Rep*, 2023, 13: 11921
- 71 Machado A H, Fardim K A C, de Souza C F, et al. Effect of anatomical region on the formation of metal artefacts produced by dental implants in cone beam computed tomographic images. *DentoMaxillofac Radiol*, 2018, 47: 20170281
- 72 Wajer R, Wajer A, Kazimierczak N, et al. The impact of AI on metal artifacts in CBCT oral cavity imaging. *Diagnostics*, 2024, 14: 1280
- 73 Tang H, Lin Y B, Jiang S D, et al. A new dental CBCT metal artifact reduction method based on a dual-domain processing framework. *Phys Med Biol*, 2023, 68: 175016
- 74 Park H S, Seo J K, Hyun C M, et al. A fidelity-embedded learning for metal artifact reduction in dental CBCT. *Med Phys*, 2022, 49: 5195–5205
- 75 Kim S, Ahn J, Kim B, et al. Convolutional neural network-based metal and streak artifacts reduction in dental CT images with sparse-view

- sampling scheme. [Med Phys](#), 2022, 49: 6253–6277
- 76 Ki J, Lee J M, Lee W, et al. Dual-encoder architecture for metal artifact reduction for kV-cone-beam CT images in head and neck cancer radiotherapy. [Sci Rep](#), 2024, 14: 27907
- 77 Lyu T, Wu Z, Ma G, et al. PDS-MAR: a fine-grained projection-domain segmentation-based metal artifact reduction method for intraoperative CBCT images with guidewires. [Phys Med Biol](#), 2023, 68: 215007
- 78 Wang Y, Liu X, Li L. Metal artifacts reducing method based on diffusion model using intraoral optical scanning data for dental cone-beam CT. [IEEE Trans Med Imag](#), 2024, 44: 3529–3538
- 79 Oliveira M L, Schaub S, Dagassan-Berndt D, et al. Development and evaluation of a deep learning model to reduce exomass-related metal artefacts in cone-beam CT: an *ex vivo* study using porcine mandibles. [DentoMaxillofac Radiol](#), 2025, 54: 109–117

Summary for “锥形束计算机断层扫描的技术革新与临床转化: 多模态硬件集成与成像算法优化”

Technological innovations and clinical translation of cone beam computed tomography: multimodal hardware integration and imaging algorithm optimization

Jiangyuan Shi, Guangjun Li, Ying Song* & Sen Bai*

Department of Radiotherapy Physics & Technology, West China Hospital, Sichuan University, Chengdu 610041, China

* Corresponding authors, E-mail: songying_wch@163.com; baisen@scu.edu.cn

Cone beam computed tomography (CBCT) faces significant challenges in clinical translation, including radiation dose accumulation, metal artifact interference, and insufficient quantitative accuracy. This review comprehensively analyzes recent innovations addressing these limitations through synergistic hardware integration and computational imaging optimization.

Hardware advancements demonstrate paradigm-shifting progress: (1) carbon nanotube (CNT) field-emission X-ray sources enable multi-source array configurations with rapid pulsed operation, reducing radiation exposure by 30%–50% while extending axial coverage. Clinical validations confirm 60% improvement in Hounsfield unit (HU) accuracy and 30%–50% enhancement in soft-tissue contrast-to-noise ratio compared to conventional CBCT. (2) Photon-counting detectors (PCD) eliminate scintillator conversion stages, directly translating X-ray photons into electronic signals to maintain high contrast at ultra-low doses. Experimental studies verify reduced electronic noise and improved Swank noise characteristics. (3) Dual-layer flat-panel detectors (DL-FPD) acquire simultaneous low- and high-energy projections through spectral separation (200/550 μm CsI scintillators + 1 mm Cu filter), achieving iodine quantification errors < 5% for dual-energy CBCT (DE-CBCT). Integration with fast-kV switching further elevates contrast-to-noise ratio (CNR) by 80.5%. (4) Two-dimensional antiscatter grids (2D-ASG) combined with grid-based scatter sampling (GSS) algorithms reduce water phantom CT number nonuniformity from 20 HU to 10 HU (50% improvement) and decrease metal artifact-induced CT value deviations in dental implants from 510 HU to 146 HU.

Algorithmic innovations leverage artificial intelligence for performance breakthroughs: (1) dual-domain reconstruction frameworks synergize projection- and image-domain features using convolutional neural networks (CNNs) and generative adversarial networks (GANs), restoring anatomical details from sparse-view acquisitions (< 50% projections) while maintaining structural fidelity. (2) Diffusion models (DM) resolve ill-posed inverse problems through probabilistic generation, enabling high-fidelity synthetic CT (sCT) conversion with clinically acceptable HU errors for radiotherapy dose calculation. Energy-guided DM architectures further separate domain-invariant features from CBCT-specific noise. (3) Metal artifact reduction integrates DE-CBCT material decomposition (70–150 keV virtual monoenergetic imaging) with attention-guided dual-encoder networks, suppressing streak artifacts by 71% at metal-tissue interfaces. (4) Quantitative accuracy optimization via contrastive learning frameworks improves bone mineral density measurement concordance with standard CT ($R^2 > 0.95$) and reduces HU prediction errors by 30% in soft-tissue segmentation.

Clinical translation is accelerated by these synergies: CNT-based DE-CBCT eliminates metal artifacts in dental restorative assessments, while DL-FPD enables real-time intraoperative guidance for spinal robotics. Future trajectories include portable multi-source CBCT systems, federated learning for cross-institutional model generalization, and augmented reality integration for dynamic dose modulation. These developments establish CBCT as a versatile platform for precision oncology, minimally invasive surgery, and image-guided interventions, ultimately achieving the tripartite goal of “lower radiation, higher quantitative accuracy, and broader clinical applicability”.

cone beam CT, hardware innovation, algorithm optimization, artificial Intelligence

doi: [10.1360/CSB-2025-0608](https://doi.org/10.1360/CSB-2025-0608)