

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508323

# 增强型非局部均值算法去除稀疏采样 X 射线 CT 图像中的混叠伪影\*

姚圣坤<sup>1,2</sup> 王书伟<sup>1,2</sup> 邹杨<sup>1,2</sup> 张家乐<sup>1,2</sup>

(1. 山东师范大学物理与光电学院 济南 250358; 2. 山东省光场调控物理及应用重点实验室 济南 250358)

**摘要:** X 射线计算机断层扫描成像 (computed tomography, CT) 凭借高分辨率与非破坏性特性, 已成为医学诊断、生物研究及工业检测领域的核心工具。然而, 高分辨率 CT 成像依赖密集投影数据采集, 导致成像时间延长, 容易引起被测样品的辐射损伤。为了平衡图像质量与辐射安全, 稀疏采样 CT 可以减少投影数据量, 降低了辐射暴露与成像时间, 但重建图像中会出现严重的混叠伪影, 制约了进一步结构分析。为此, 提出一种增强型非局部均值算法, 结合自适应各向异性视场 (field-of-view, FOV) 核与双边权重函数, 有效抑制稀疏采样 CT 图像中的混叠伪影。该算法通过动态调整 FOV 核捕捉局部结构特征, 较传统各向同性 FOV 核显著提升特征保真度。同时, 该算法基于双边权重策略, 实现了相似图像块获得更高权重, 在保留关键细节的同时增强噪声抑制效果。实验结果表明, 算法在模拟与实验数据集上均显著提升图像质量, 且对原始结构细节的干扰极小。算法在对比度噪声比 (contrast-to-noise ratio, CNR) 与结构相似性 (structural similarity, SSIM) 指标上相比经典非局部均值算法提升 15.9% 与 7.2%, 验证了其在稀疏采样 CT 成像中的应用潜力。所提出的增强型非局部均值算法有效提升图像质量, 为稀疏采样 CT 的伪影抑制提供了有效解决方案。

**关键词:** X 射线 CT; 稀疏采样; 伪影抑制; 非局部均值; 各向异性视场核

中图分类号: TN911.73 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.40

## Enhanced non-local means algorithm for suppressing aliasing artifacts in sparse-sampled X-ray CT images

Yao Shengkun<sup>1,2</sup> Wang Shuwei<sup>1,2</sup> Zou Yang<sup>1,2</sup> Zhang Jiale<sup>1,2</sup>

(1. School of Physics and Optoelectronics, Shandong Normal University, Jinan 250358, China; 2. Shandong Provincial Key Laboratory of Light Field Manipulation Physics and Applications, Jinan 250358, China)

**Abstract:** X-ray computed tomography (CT) has become a fundamental tool in medical diagnosis, biological research, and industrial inspection due to its high resolution and non-destructive nature. However, conventional high-resolution CT imaging relies on dense projection data acquisition, resulting in prolonged imaging times and increased risk of radiation damage to samples. To balance image quality and radiation safety, sparse-sampling CT reduces the amount of projection data, thereby lowering radiation exposure and shortening imaging duration. Yet, this approach often introduces severe aliasing artifacts in reconstructed images, hindering further structural analysis. To address this issue, this study proposes an enhanced non-local means algorithm that incorporates an adaptive anisotropic field-of-view (FOV) kernel and a bilateral weighting function to effectively suppress aliasing artifacts in sparse-sampled CT images. The algorithm dynamically adjusts the FOV kernel to capture local structural features, significantly improving feature fidelity compared to traditional isotropic FOV kernels. Additionally, by employing a bilateral weighting strategy, the algorithm assigns higher weights to similar image patches, enhancing noise suppression while preserving critical details. Experimental results demonstrate that the proposed method substantially improves image quality on both simulated and experimental datasets, with minimal disruption to original structural details. Quantitative evaluation shows improvements of 15.9% in contrast-to-noise ratio (CNR) and 7.2% in structural similarity (SSIM) index compared to the classical non-local means algorithm, confirming its potential for sparse-sampled CT imaging. The proposed enhanced non-local means algorithm effectively improves reconstructed image quality and provides a viable solution for

收稿日期: 2025-04-19 Received Date: 2025-04-19

\* 基金项目: 国家自然科学基金 (12004227) 项目资助

artifact suppression in sparse-sampling CT.

**Keywords:** X-ray CT; sparse sampling; artifacts suppression; non-local means; non-isotropic foveation kernel

## 0 引言

X 射线计算机断层扫描成像 (computed tomography, CT) 凭借其高分辨率、非破坏性三维成像能力,已成为医学诊断、生物研究及工业检测领域的核心工具<sup>[1-4]</sup>。尽管 CT 技术能提供对样本内部结构的精确解析,但其固有缺陷尤其是辐射损伤始终是临床与科研中不可忽视的挑战。当辐射剂量超过样品耐受阈值时,这种损伤将导致不可逆的组织损伤或功能异常<sup>[5-8]</sup>。在医疗场景中,辐射风险的控制与图像质量的平衡成为制约 CT 技术应用的瓶颈。

为了应对这一挑战,稀疏采样技术通过减少投影数据采集量,缩短了成像时间,显著降低了辐射剂量<sup>[9-12]</sup>。然而,CT 投影数据的稀疏化导致采样不足,进而在重建过程中引发条纹伪影、结构模糊等伪影。重建图像中出现的伪影使结构分析变得十分困难,严重制约了图像的定量分析精确程度<sup>[13-15]</sup>。因此,如何在保证数据不完整性的同时消除稀疏采样伪影,成为提升 CT 成像质量的核心课题<sup>[16-17]</sup>。解决该课题将推动 CT 成像技术更安全、更高效地应用于医疗诊断和材料分析等众多领域,从而拓展 CT 在低剂量医疗诊断、辐射敏感材料分析等领域的应用<sup>[18-20]</sup>。

为减少稀疏采样 CT 图像中的伪影,人们开发了多种去噪算法。这些算法利用数学计算和图像处理技术,通过降低噪声和伪影的存在来提高图像质量<sup>[21-23]</sup>。机器学习和深度学习方法,尤其是基于卷积神经网络 (convolutional neural networks, CNN) 的方法,已在稀疏采样 CT 图像去噪方面取得了显著效果<sup>[24-30]</sup>。尽管这些方法很有潜力,但它们受到数据集特异性和神经网络的限制,如果没有有效的数据集供网络学习,神经网络的去噪性能就会急剧下降,无法有效重建精确三维结构。传统的去噪技术有均值滤波、中值滤波、维纳滤波、非局部均值滤波 (non-local mean, NLM) 算法和三维块匹配算法 (block-matching and 3D, BM3D), 这些滤波算法提供了快速有效的解决方案,不需要大量的训练数据集<sup>[31-36]</sup>。其中,NLM 算法依靠非局部相似性和加权聚合,在去除噪声的同时还能保留纹理,较其他算法的性能更加优异<sup>[37-38]</sup>。文献<sup>[39-42]</sup>进一步改进了非局部均值方法,以应对稀疏采样 CT 图像去噪的挑战。

本文提出一种增强型 NLM 算法,针对稀疏采样 CT 图像中由投影不足与探测器响应不均匀引发的混叠伪影。该算法创新性地融合了自适应各向异性视场 (field-of-view, FOV) 核与双边加权约束机制,FOV 核通过动态

调整权重分布,精准捕捉局部结构特征;双边加权则同步约束像素强度与空间相似性,有效区分噪声与真实结构信。该方法在 Shepp-Logan 数值模型与同步辐射实测数据上,均展现出显著的伪影抑制能力,同时保留了关键结构细节。与经典 NLM 算法相比,本方法在对比度噪声比 (contrast-to-noise ratio, CNR) 与结构相似性指标 (structural similarity, SSIM) 上提升 15.9% 与 7.2%,验证了其在稀疏采样 CT 成像中的应用潜力。本文算法各向异性 FOV 核通过局部梯度自适应生成各向异性权重,避免传统高斯核的过度平滑;双边权重同步约束像素强度与结构相似性,解决混叠伪影与结构细节的矛盾;无需训练数据,适用于低剂量 CT 等数据稀缺场景。

## 1 方法

### 1.1 CT 图像中的伪影

CT 图像重建的理论根基建立在中心切片定理与 Radon 变换的数学框架之上<sup>[43]</sup>。Radon 变换通过建立函数与其投影数据的映射关系,为 CT 成像提供了核心数学模型。滤波反投影算法 (filtered back-projection, FBP) 凭借其理论严谨性与计算效率,不仅奠定了 CT 图像重建的理论基础,并显著推动了 X 射线 CT 的工业化进程。然而,传统 FBP 算法虽通过滤波技术抑制了部分伪影,仍难以完全消除由稀疏采样、探测器响应不均匀等因素引发的图像伪影,导致成像质量受损。这些伪影表现为结构异常或噪声干扰,可能削弱图像的 diagnostic 价值与定量分析精度。

### 1.2 条纹伪影的生成

为了实现被测样品的精确三维 CT 重建,必须确保获取充分的多角度投影数据<sup>[4]</sup>。稀疏采样技术通过减少 CT 成像过程中采集的投影数量,导致数据欠采样,从而无法满足精确重建的采样要求。因此,重建算法必须集成数据补偿机制,通过估算或插值手段弥补信息缺失。然而,此类补偿方法存在固有误差,可能引入条纹伪影。这些伪影通常呈现为线性异常条纹,可能广泛分布于整个图像域或局部区域,与样本真实结构无关,严重干扰图像的准确解析与定量分析。伪影的出现及其结构特征与采样方法紧密相关,当投影数据分布不均或严重匮乏时,伪影在特定角度下显著增强。同时,样品的几何构造内部结构也会影响伪影的形态及分布,例如,具有高对比度边界或复杂内部结构的样品在稀疏采样条件下更容易产生伪影<sup>[44-46]</sup>。

在基于 Radon 变换的 FBP 算法中,精确重建所需的

最小采样频率需结合中心切片定理与奈奎斯特采样定理进行计算<sup>[47]</sup>。其数学表达式为：

$$N_p = \frac{\pi}{2} \frac{D}{P} = \frac{\pi}{2} \cdot N \quad (1)$$

式中： $N_p$  表示精确重建所需的投影数量； $N$  是样本最厚部分的像素数； $D$  是样品厚度； $P$  是探测器像素尺寸。基于式(1)可在无需直接观测图像的情况下，预判重建过程中是否存在条纹伪影风险。

### 1.3 环形伪影和混叠伪影

CT 图像中的环状伪影主要由探测器像元响应不均匀性、硬件电路缺陷或系统噪声等固有因素引发<sup>[48]</sup>。在正弦图中，这类伪影表现为整行探测器像素的异常衰减或增益漂移。当采用 FBP 算法进行图像重建时，这些异常数据会以旋转中心为圆心形成同心环状结构，从而破坏图像结构完整性并降低成像质量<sup>[49]</sup>。尽管常规校正流程（如暗场/明场校准、增益平衡等）可部分抵消系统缺陷与背景噪声的影响，但受限于异常像素值在明视场与暗视场数据中持续存在的特性，此类伪影仍难以被完全消除。此外，在辐射敏感样品成像中广泛应用的稀疏采样技术（如减少投影角度或降低采样率），虽能有效降低辐射剂量并缩短成像时长，却导致线状伪影与环状伪影的叠加耦合，显著干扰图像的可解析性与定量分析。传统重建算法因聚焦单一伪影修复策略，难以同时消除此类混叠伪影并恢复丢失的高频信息。尤其在工业与医疗 CT 的实际应用中，受限于硬件条件或成像需求，原始投影数据往往存在固有匮乏性。因此，开发基于现有重建图像的后处理复原算法具有重要价值，其核心目标是通过算法优化提升图像清晰度，确保在数据有限条件下仍能获得具备科学分析可行性的图像结果。

### 1.4 经典 NLM 算法

NLM 算法作为一种非线性滤波器，其核心原理基于对图像中非局部相似性区域的挖掘。该算法通过计算不同非局部相似区块的加权平均值，并将这些信息融合到目标区块或像素中，实现噪声抑制与结构信息的保留<sup>[50]</sup>。在权重分配机制的设计上，研究者提出了多种相似性度量方法，例如  $L_1$  范数、 $L_2$  范数及加权欧氏距离

等<sup>[51]</sup>。其中，加权高斯欧氏距离因其对局部结构特征的精准捕捉能力而成为更优的度量方式。该方法通过高斯权重分布对像素进行差异化赋权，中心像素权重最高，其周围像素的权重则以中心对称的形式随空间距离呈指数衰减，从而同时强化对局部结构（如边缘、纹理）的敏感性与对噪声的鲁棒性。其数学表达式为：

$$d_e = \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n k(i,j) \cdot (x_2(i,j) - x_1(i,j))^2} \quad (2)$$

式中： $x_1$  和  $x_2$  表示目标去噪块和候选相似块； $m, n$  表示块内像素的数量， $(m, n) \in R_0$  表示像素对的索引； $k$  表示高斯分布权重核函数。

通过利用加权欧氏距离，可以定义块的相似性权重函数如下：

$$\omega(x, y, i, j) = \exp\left(-\frac{d_e}{h^2}\right) \quad (3)$$

式中： $h$  代表平滑参数，用于控制图像的平滑程度。

在 NLM 算法中，滑动窗口通过对图像进行全面扫描，可以为每个局部区域分配相应的权重，然后应用于加权聚合的计算过程。从数学角度来看，NLM 去噪模型可表示为：

$$u(x, y) = \frac{\sum_{(i,j) \in R_0} z(i, j) \omega(x, y, i, j)}{\sum_{(i,j) \in R_0} \omega(x, y, i, j)} \quad (4)$$

式中： $\omega(x, y, i, j)$  可由式(3)得出； $z(i, j)$  特指原始图像中空间坐标  $(i, j)$  处的像素强度值。该去噪模型通过细致地调整局部块之间的权重分布，有效地提高了图像的清晰度，从而达到精细去噪的效果。

### 1.5 基于 FOV 核和双边权重的增强型 NLM 算法

本文针对经典 NLM 算法在处理信息密集、结构复杂的高分辨率 CT 图像时常见的过度平滑缺陷，提出了一种增强型算法（图 1）。该算法通过引入受人类视觉感知启发的各向异性 FOV 核，优化了加权欧氏距离的度量机制，从而更精准地量化局部块间的相似性并动态分配权重。各向异性 FOV 核通过方向敏感性和自适应梯度分析，差异化地强化边缘、纹理等关键结构的权重分配，同时抑制噪声对相似性评估的干扰。

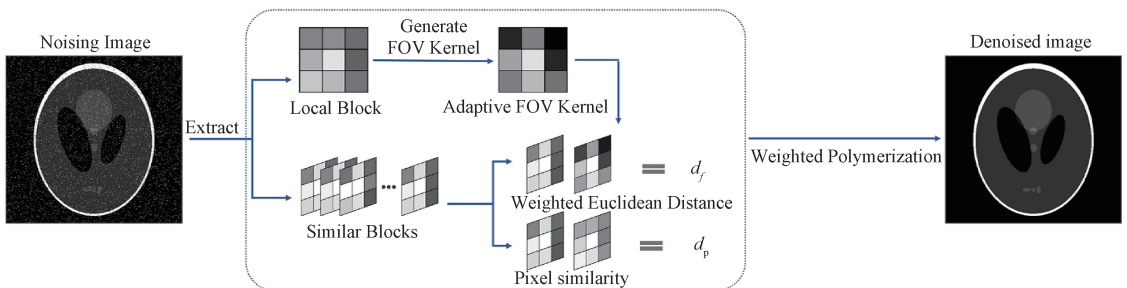


图 1 增强型非局部均值算法框架

Fig. 1 Framework of the enhanced NLM algorithm



此外,本文进一步融合了双边加权思想与中心像素驱动的非局部均值模型,通过双维度评估结构相似性与像素强度相似性,显著提升了去噪精度。该设计在保留经典 NLM 算法全局搜索优势的同时,通过中心像素细化模型对权重系数进行精细化计算,实现了噪声抑制与结构保留的平衡。本文方法在高分辨率 CT 图像中不仅表现出更优的去噪性能,还显著减少了关键结构信息的丢失,尤其在边缘锐度与纹理细节的保真度方面具有明显优势。

### 1) 各向异性 FOV 核

经典 NLM 滤波算法在图像去噪领域表现突出,然而其在处理信息密集、结构复杂的高分辨率 CT 图像时,易因过度平滑导致关键结构信息的丢失。针对这一缺陷,本研究引入受人类视觉特性启发的各向异性 FOV 核,优化加权欧氏距离度量机制,以更精准地评估局部块间的相似性并调控权重分配。该核函数具备三重核心特性,显著提升了算法的结构保留能力。

首先,方向敏感性使各向异性 FOV 核对图像中不同方向的特征呈现差异化响应。例如,对边缘或纹理等特定方向的结构赋予更高权重,从而在去噪过程中优先保留关键结构元素。

其次,其形状自适应性突破了传统高斯核的各向同性限制,能够根据局部特征动态调整核的尺度与形态,有效应对多尺度、多方向的复杂结构。

此外,各向异性 FOV 核通过局部梯度自适应机制,可针对图像不同区域的结构特征进行权重分配,在边缘区域强化拉长结构的区分度,而在均匀区域则通过集中权重提升去噪效率。这种自适应性确保了相似结构间的权重分配更趋合理,从而在抑制噪声的同时保留细节信息。

各向异性 FOV 核的生成基于局部块内像素梯度的多方向分析。首先计算垂直、水平及对角线 3 个方向的梯度值,继而通过当前像素与邻域像素的梯度差异构建核函数。生成的各向异性 FOV 核以局部块中心为权重峰值,既完整保留原始结构信息,又通过梯度差异的动态调节实现噪声抑制与结构保护的平衡。该核函数能够有效区分边缘区域的拉长结构与中心区域的均匀结构,使相似结构的权重分配更加精准,最终在 CT 图像去噪中实现了噪声抑制与细节保留的双重优化。

### 2) 双边权重系数和中心像素细化的 NLM 算法

在 NLM 算法中,块匹配的核心挑战在于如何准确评估局部图块的结构相似性。为此,本文引入加权欧氏距离的概念,通过量化块间相似程度并动态调整权重分配,以解决结构匹配的不确定性。然而,图像相似性的判定不仅依赖于结构一致性,还需考虑像素值的相似性特征。

在双边滤波框架中,权重分配由空间相似性与强度

相似性共同决定<sup>[42]</sup>。空间相似性衡量目标像素与邻域像素间的空间距离权重,而强度相似性则通过像素值差异反映块间灰度分布的匹配度。通过融合这两种相似性指标,双边滤波器有效抑制了经典 NLM 滤波的过度平滑效应,在特定噪声场景中展现出优势。

本文借鉴双边滤波的双相似性机制,提出了一种改进的权重函数设计。该方法通过整合像素相似性指数与结构相似性评估,同步提升了去噪性能与边缘细节保护能力。其核心创新在于对相似块间的权重分布进行精细化调控:基于中心像素的细化模型,分别构建针对中心像素与邻域像素的权重系数计算公式。最终的权重函数表达式为:

$$\omega^{en}(x, y, i, j) = \begin{cases} 2\Delta z_{xy}^2, & x, y = i, j \\ 2\Delta z_{xy}^2 + d_f, & \\ \exp\left(-\frac{d_f}{h}\right) \cdot \exp(-d_p), & x, y \neq i, j \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $d_f$  是基于各向异性 FOV 核的加权欧氏距离;  $d_p$  是两个局部区块的像素相似度;  $\Delta z_{xy}^2$  是中心像素差值;  $x, y, i$  和  $j$  是指定局部区块内的中心像素坐标。非局部均值滤波器的输出表示为:

$$\tilde{Z} = \frac{\sum_{(x,y) \in U} Z(x, y) \omega^{en}(x, y, i, j)}{\sum_{(x,y) \in U} \omega^{en}(x, y, i, j)} \quad (6)$$

式中:  $Z(x, y)$  是待去噪图像的像素值。

本文提出了一种基于结构自适应优化的 NLM 算法,通过整合方向敏感的 FOV 核与双边权重函数,显著提升了去噪性能与结构保留能力。该方法通过 FOV 核的各向异性特征与双边权重对强度与结构相似性的双重考量,实现了噪声抑制与原始纹理特征保护的平衡。

首先,从含噪图像中提取局部块,并基于其梯度方向信息自适应生成各向异性 FOV 核。该核的设计通过梯度场的局部方向性约束,增强对图像边缘、纹理等结构特征的敏感性,从而提升对噪声与结构的区分能力。

其次,针对搜索区域内所有局部块,结合生成的 FOV 核与像素间相似性信息计算权重。权重由结构相似性与强度相似性共同决定:结构相似性通过 FOV 核对块内空间梯度分布的加权比对实现,而强度相似性则基于像素灰度值的双边权重函数,最终形成对噪声突变的抑制作用。

最后,对加权后的局部块进行聚合操作,合成去噪后的图像。通过上述设计,算法在抑制噪声的同时,有效避免了经典 NLM 算法因过度平滑导致的纹理丢失问题,实现了噪声抑制与结构保留的平衡,从而在去噪精度与计算效率方面取得显著提升。



## 1.6 评价指标

为了评估本文提出的增强型 NLM 算法与现有的 NLM 算法之间的差异,本文采用了两个定量指标,分别为 CNR 与 SSIM。这两个指标通过模拟和实验数据来衡量图像重建质量。

CNR 是公认的指标评估图像质量<sup>[52]</sup>,专门用于量化图像中对比度与噪点的比率。它衡量目标区域在背景噪声中的突出程度。CNR 的定义是目标区域的平均信号强度与背景区域噪声的标准偏差之比。CNR 的计算公式如下:

$$CNR = \frac{|\mu_a - \mu_b|}{\sigma_b} \quad (7)$$

式中:  $\mu_a$  是目标区域的平均信号强度;  $\mu_b$  是背景区域的平均信号强度;  $\sigma_b$  是背景区域的标准偏差。

SSIM 用于评估去噪后图像的结构保留情况。SSIM 评估两幅图像之间的相似度根据亮度、对比度和结构这 3 个因素来评估两个图像之间的相似性<sup>[53]</sup>。与均方误差 (mean squared error, MSE) 或峰值信噪比 (peak signal-to-noise ratio, PSNR) 等只考虑像素差异的传统指标相比,该指标能更全面地评估视觉质量。SSIM 指数范围从 -1~1, 值为 1 表示完全相同。SSIM 越高表示去噪图像保留了原始图像中更多的结构信息。SSIM 的计算公式如下:

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (8)$$

式中:  $\mu_x$  和  $\mu_y$  表示图像  $x$  和  $y$  的均值;  $\sigma_x^2$  和  $\sigma_y^2$  表示图像  $x$  和  $y$  的方差;  $\sigma_{xy}$  是  $x$  和  $y$  的协方差。  $c_1 = (k_1L)^2$  和  $c_2 = (k_2L)^2$  用于保持参数的稳定性,其中  $L$  表示像素值的动态范围,  $k_1 = 0.01$ ,  $k_2 = 0.03$ 。

## 2 结果与讨论

### 2.1 SLP (Shepp-Logan Phantom) 数值模型

为验证本文增强型 NLM 值算法在抑制稀疏采样 CT 图像伪影中的有效性,本文采用 SLP 数值模型开展仿真实验。原始高分辨率模型尺寸为  $512 \times 512$  pixels, 通过

Radon 变换在  $0^\circ \sim 180^\circ$  角度范围内等间隔生成 1 800 张投影数据。根据式 (1) 计算,  $512 \times 512$  pixels 图像的完全采样所需投影数量约为 540 个。为模拟稀疏采样条件, 从 1 800 张全采样投影中等间隔选取 112 个投影构建稀疏采样 CT 投影数据集 (图 2)。为模拟真实 X 射线 CT 数据中的噪声特征, 在正弦图中引入一条弱化异常直线, 对应重建图像中以投影中心为圆心的环形伪影 (图 2(b) 中红色线条)。这种设计使重建图像同时包含稀疏采样导致的条纹伪影与探测器响应不均匀引发的环形伪影, 形成复合伪影模式。此类混叠伪影的叠加特性更贴近实际 X 射线 CT 图像的伪影表现, 为算法验证提供了更具挑战性的测试场景。

通过对加载环形伪影的 SLP 模型正弦图进行重建 (图 2(b)), 可以观察到稀疏采样导致的条纹伪影呈现从图像中心向外逐渐加剧的分布特征。这一现象可通过傅里叶中心切片定理进行解释, 根据该定理, 图像的傅里叶变换在径向方向的切片对应于其投影数据的傅里叶变换。在傅里叶空间的中心区域, 由于投影数据的采样密度较高, 其对应的数据点足以满足精确重建图像中心结构的需求, 因此无需插值即可恢复原始信息, 从而避免了可见伪影的产生。然而, 随着傅里叶空间中像素位置向边缘移动, 稀疏采样导致的投影数据不足使得该区域无法被完全填充。在远离图像中心的位置, 重建过程必须依赖插值与估计来补偿缺失数据, 且插值程度随距离中心的增加而显著提高。这种插值误差的累积效应直接导致了图像边缘区域条纹伪影的加剧, 形成从中心向外逐渐恶化的特点。

为验证本文提出的增强型 NLM 算法在 CT 图像混叠伪影抑制中的性能, 本文选取 3 种代表性 NLM 算法进行对比, 包括经典 NLM 算法<sup>[54]</sup>、改进的 NLM 算法<sup>[55]</sup>、渐进型 NLM 算法<sup>[56]</sup>, 通过处理含混叠伪影的稀疏 SLP 模型, 对各算法的去噪效果进行定量与定性分析。图 3 和 4 所示为不同算法对伪影图像的处理结果, 其中红色感兴趣区域 (region of interest, ROI) 用于定量评估 (图 5)。对比图 4 表明, 4 种算法均在 ROI 区域内实现了伪影抑制, 但表现存在显著差异, 经典 NLM、改进 NLM 与本文算法在处理稀疏采样引发的条纹伪影及环形伪影时均表现

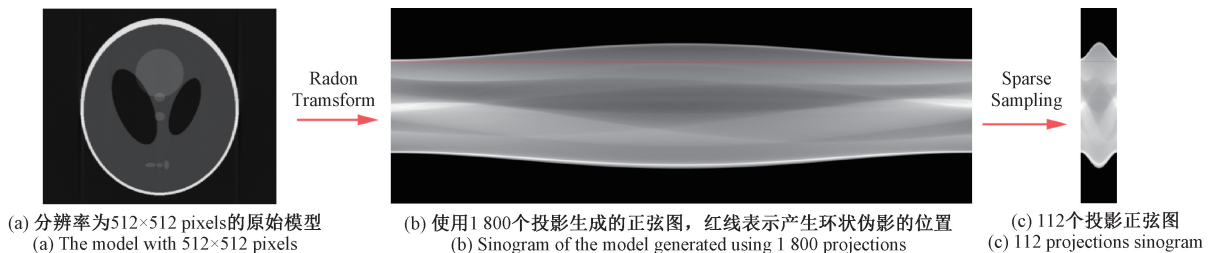


图 2 SLP 模型及其正弦图

Fig. 2 Shepp-logan phantom model and its sinograms

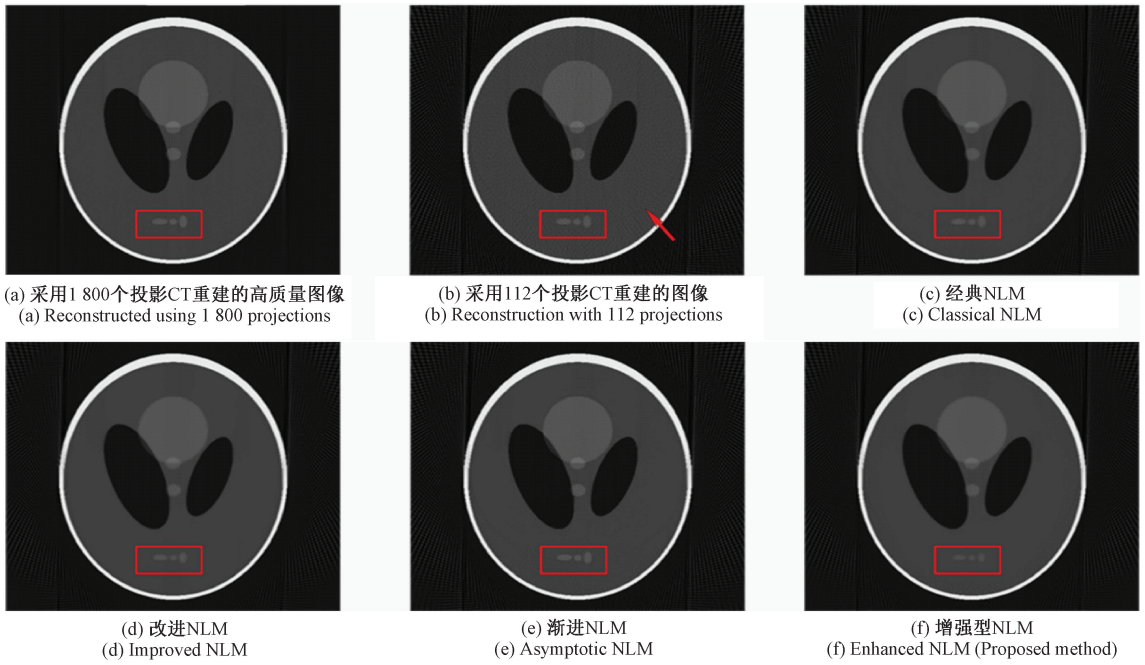


图 3 CT 图像的去噪结果

Fig. 3 Denoising results of CT images

优异,通过 FOV 核的选择与滤波参数的优化,本文算法在保持结构细节与去噪强度之间实现了更优平衡。图 4(c)和(e)表明,虽然经典非局部均值在局部边界清晰度上略占优势,但本文算法在 ROI 区域的整体结构清晰度上更接近完全采样重建图像,像素值恢复的准确性更高。相比之下,渐进型 NLM 算法的去噪效果明显不足,其红色 ROI 区域内的环形伪影残留显著。究其原因,渐进型算法采用高斯核卷积替代法计算局部块的加权欧氏距离,导致伪影特征在卷积过程中被特异性增强并保留。定量

分析图 5 表明,本文增强型算法处理后的 SLP 模型图像结构与原始模型最为接近,性能优势显著。本文方法 SSIM 上相比经典 NLM 算法提升 7.3%,验证了其在低剂量 CT 成像中的应用潜力。此外,与近期基于生成对抗网络的改进方法<sup>[39-40]</sup>相比,本文算法无需训练数据,验证了其通用性优势。尽管 NLM 算法在图像处理效果上可能略逊于部分稀疏重建算法,但作为普适性图像后处理方法,其无需依赖训练数据的特性仍使其在特定场景中具有不可替代性。

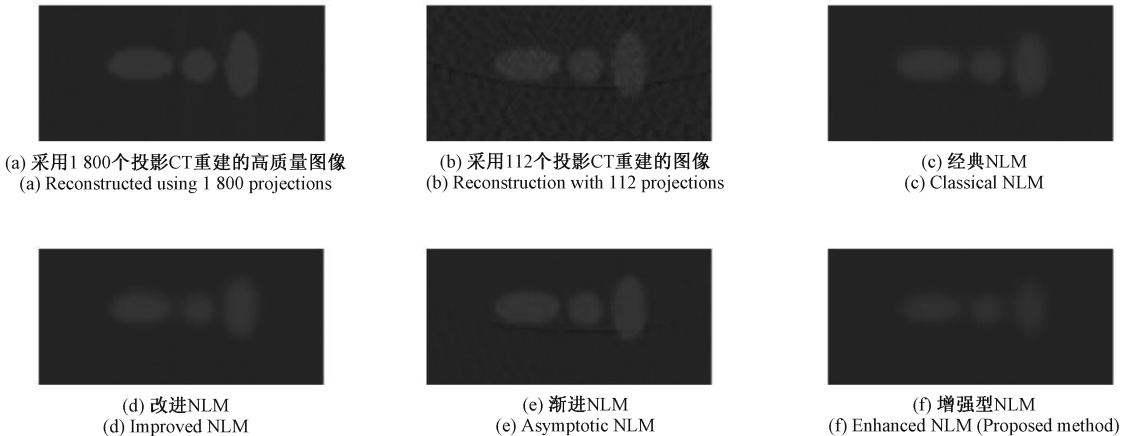


图 4 红框对应区域的放大图像

Fig. 4 Enlarged image of the area corresponding to the red box

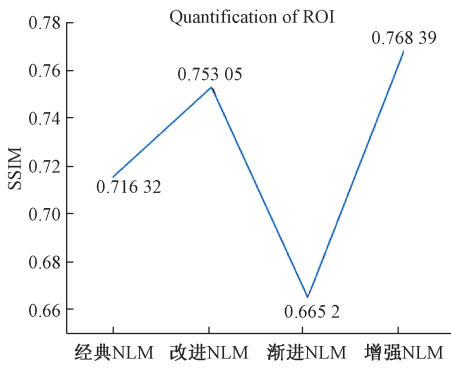


图 5 模拟数据 ROI 区域内 SSIM

Fig. 5 Quantitative characterization of SSIM in the ROI of simulated data

### 2.2 同步辐射 X 射线 CT 数据的实验结果与分析

同步辐射 X 射线 CT 因成像过程中辐射剂量较高,难以对单一样品进行多次重复扫描,且同步辐射装置的机时资源宝贵,无法为同类多组样品提供充足的成像时长。为验证所提出的算法在同步辐射 X 射线 CT 图像混叠伪影抑制中的有效性,本研究在上海光源 X 射线成像及生物学应用光束线站 (<https://cstr.cn/31124.02.SSRF.BL13HB>) 对兔骨样本开展了 CT 成像实验<sup>[57-58]</sup>。

实验中,骨样品在  $0.1^{\circ} \sim 180^{\circ}$  的旋转角度范围内采集 1 800 张投影,单张投影图像尺寸为  $2\ 048 \times 800$  pixels, X 射线能量设置为 15 keV,每帧曝光时间为 50 ms,图 6(a) 为  $0^{\circ}$  投影的原始图像。在 CT 图像重建前,对原始投影数据进行了背景预处理,其公式为式(9)。

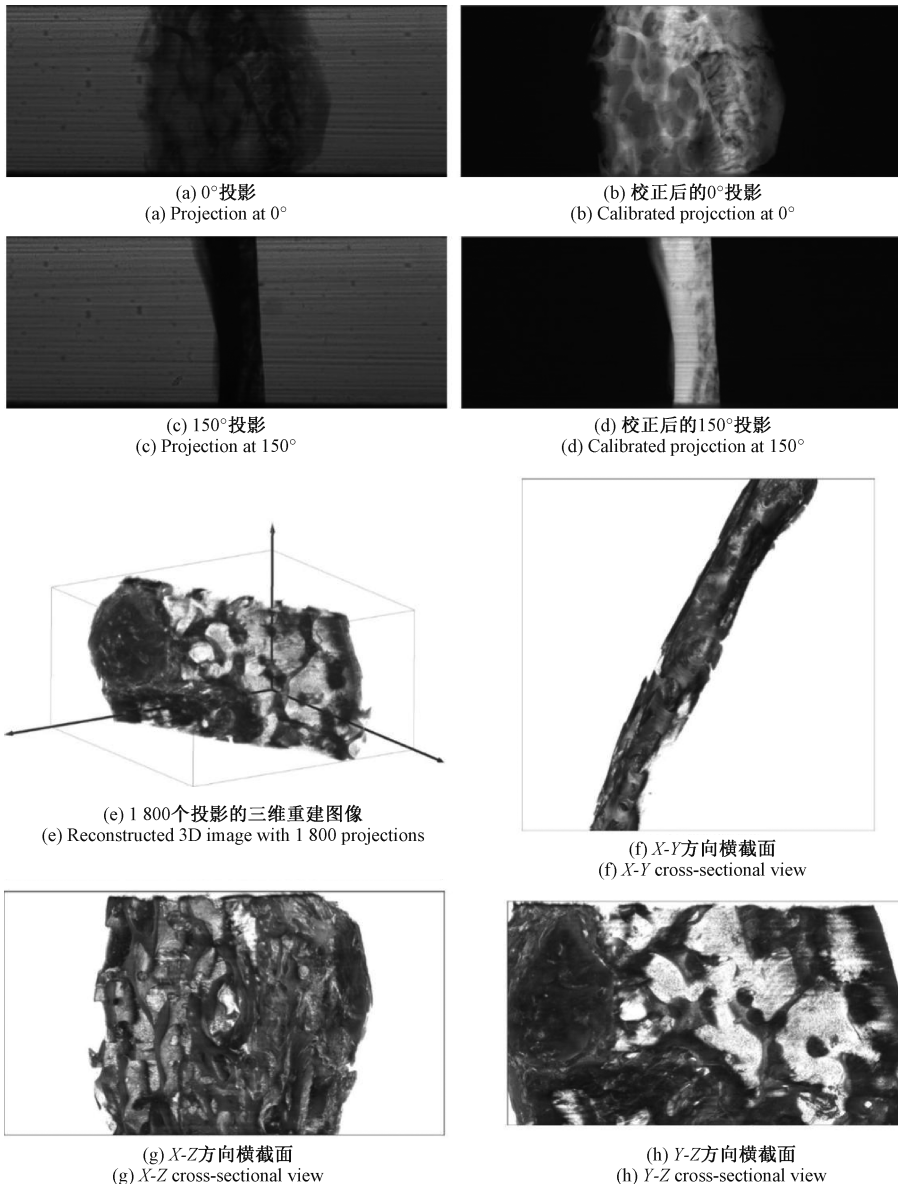


图 6 骨的 CT 投影与三维图像

Fig. 6 Projections and reconstructed 3D images of the bone



$$tomo = -\log \frac{proj - dark}{flat - dark} \tag{9}$$

式中：*tomo* 表示校正后的投影图像；*dark* 表示暗场噪声图像；*flat* 表示明场噪声图像；*proj* 表示原始获取的投影图像。经式(9)校正后的投影图像如图 6(b)和(d)所示。通过 FBP 算法对校正后的投影数据进行三维重建，在垂直方向共获得 800 张切片。使用 Amira 软件对重建结果进行三维可视化。图 6(e)~(h) 清晰呈现了兔骨的三维

结构及其多视角成像效果，骨骼的孔隙结构细节得以完整保留。由 1 800 张投影数据重建的兔骨三维图像如图 7 所示，不同方向的结构特征均得到清晰呈现，背景与 ROI 区域边界区分显著，骨组织结构的还原精度较高。然而，在 X-Y 平面的切片中心区域(绿色方框放大区域)，存在密集分布的环形伪影，其密度较高且特征显著，对局部结构的完整性及整体图像质量产生了一定程度的负面影响。

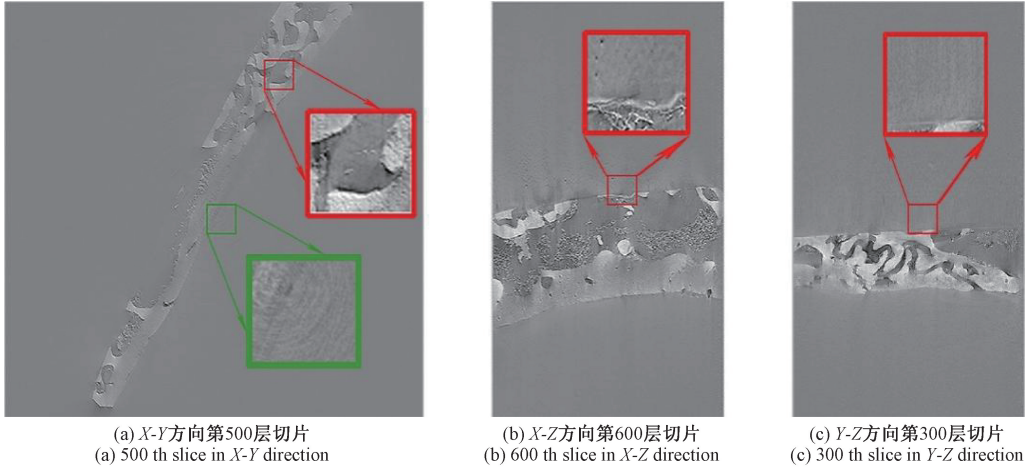


图 7 利用 1 800 张投影重建的 CT 图像

Fig. 7 CT images with 1 800 projections

为模拟稀疏采样条件下的投影数据，本文从 1 800 张采样投影中等间隔选取 450 张图像进行 FBP 重建。单张正弦图尺寸为 2 048×450 pixels，该采样率仅为完全采样频率的 1/4。重建后的切片如图 7 和 8 所示。通过对比图 7 和 8 中不同视角下的三维重建切片，发现 X-Y 平面的切片中，稀疏采样重建图像同时存在环形伪影与条纹伪影。与完全采样重建相比，部分环形伪影因混合伪影特征而失去统计规律性，导致基于极坐标变换和

Radon 变换的经典环形伪影抑制方法难以适用，需采用鲁棒性更强的去噪算法处理此类混叠伪影。在 X-Z 与 Y-Z 平面的切片中，通过红色 ROI 区域的局部放大观察可见，稀疏采样重建图像的样品边界处出现了波纹状伪影，且伪影强度随距图像边缘距离的减小而加剧。尽管 X-Z 与 Y-Z 平面的切片中存在伪影，但其缺乏统计或结构特征。尽管不同切片内的伪影已对图像质量产生影响，但主要伪影特征仍集中于 X-Y 平面的切片中。

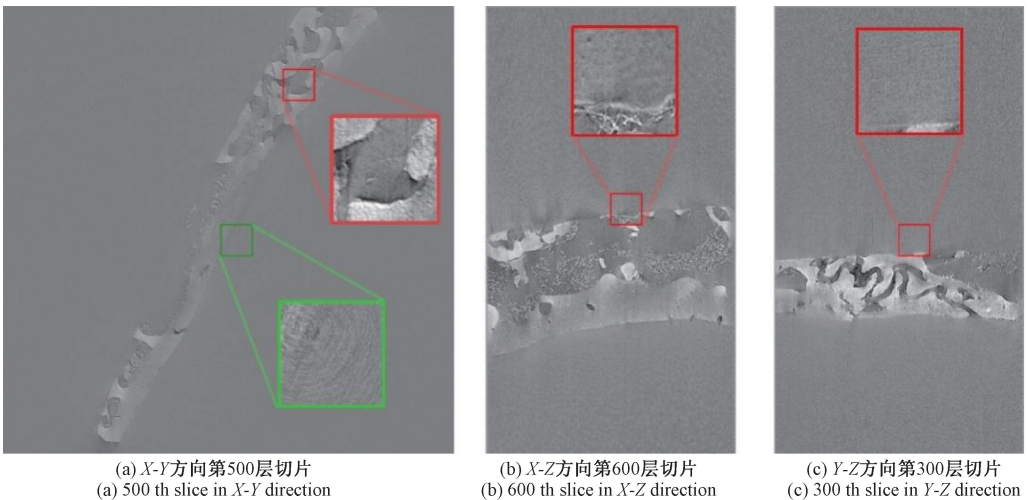


图 8 利用 450 个投影重建的 CT 图像

Fig. 8 CT images with 450 projections

完成稀疏采样 CT 重建后,对 X-Y 平面的切片图像分别采用经典 NLM 算法、改进 NLM 算法、渐进 NLM 算法及本文提出的增强 NLM 算法进行处理。以 1 800 张投影数据重建的切片作为参考图像,对不同算法的重建效果进行对比。选取 800 张稀疏采样重建切片中的第 190 张和第 200 张进行重点分析,其处理结果如图 9 和 10 所示。对比图 9(e)~(f)表明,不同 NLM 算法对 ROI 区域内混叠伪影的抑制效果存在显著差异。在绿色 ROI 区

域,由于条纹伪影强度高于环形伪影且缺乏统计规律性,经典 NLM 算法与渐进 NLM 算法的重建图像在此区域出现不同程度的模糊现象。相比之下,改进 NLM 算法与本文增强型 NLM 算法在图像清晰度和边界保持方面表现更优,其重建效果明显优于前两者。改进 NLM 算法与本文增强型 NLM 算法在保留结构细节的同时,对条纹伪影的抑制能力更强,有效避免了经典 NLM 算法因过度平滑导致的边缘信息丢失问题。

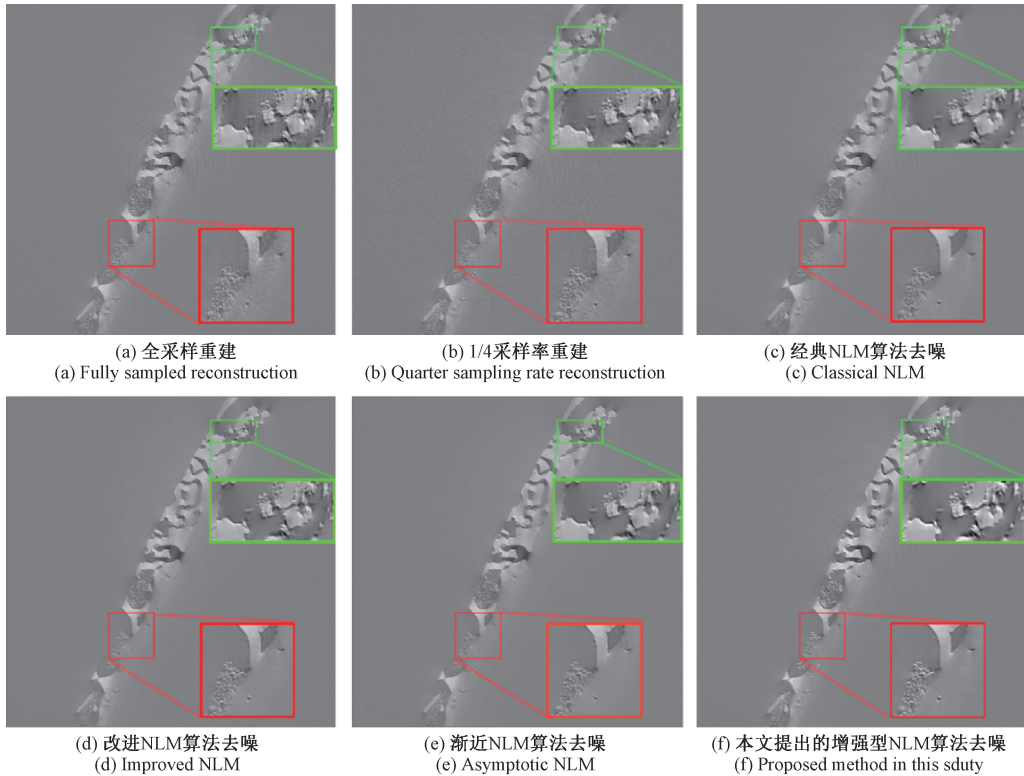


图 9 不同 NLM 去噪算法对第 190 层切片质量的影响

Fig. 9 Effect of different NLM denoising algorithms on the quality of the reconstructed 190th slice

图 10(a)为原始重建图像的伪影特征:红色中心区域存在强度的混叠伪影,且环形伪影种类复杂,部分多像素环形伪影的强度与真实结构强度相近。当采样率降至 1/4 时(图 10(b)),重建图像出现显著退化:尽管红色中心区域的高强度环形伪影被部分抑制,但绿色区域的伪影强度反而增强,稀疏采样导致图像部分结构出现噪声污染。针对这一问题,本文对图 10(b)采用 4 种 NLM 算法进行处理,处理结果如图 10(c)~(f)所示。在红色中心 ROI 区域(图 10(c)~(f)),单像素环形伪影的混叠伪影被有效去除,但多像素环形伪影的处理效果受限。强度接近真实结构的多像素环形伪影仍被保留,这源于其高对比度特征易被误判为有效结构,若进一步增强去噪强度则会导致图像过平滑,造成结构信息与伪影同时丢失。从算法对比来看,经典 NLM 算法(图 10(c))与渐进 NLM 算法(图 10(e))表现相近,两者均能消除绿色 ROI

区域的伪影,但对红色区域的多像素环形伪影抑制不足,不过在结构细节恢复方面有一定改善。改进 NLM 算法(图 10(d))在环形伪影处理上优于前两者,其在绿色 ROI 区域与经典 NLM 算法效果相当,但在红色 ROI 区域中保留了更多精细结构。本文提出的增强型 NLM 算法(图 10(f))表现出最佳综合性能,伪影强度整体降低,图像均匀性显著提升。在绿色 ROI 区域,其与经典 NLM 算法同样实现了结构恢复;而在红色 ROI 区域,该算法在有效去除单像素环形伪影的同时,对多像素环形伪影也实现了部分抑制,从而在结构保留与伪影抑制之间取得更优平衡。

通过定量分析两幅图像中 4 个 ROI 区域的 CNR,开展了不同 NLM 算法重建效果的定量评估(图 11 和 12,黑色柱对应红色 ROI 区域,白色柱对应绿色 ROI 区域)。定量结果表明,本文增强型 NLM 算法在两个关键 ROI 区

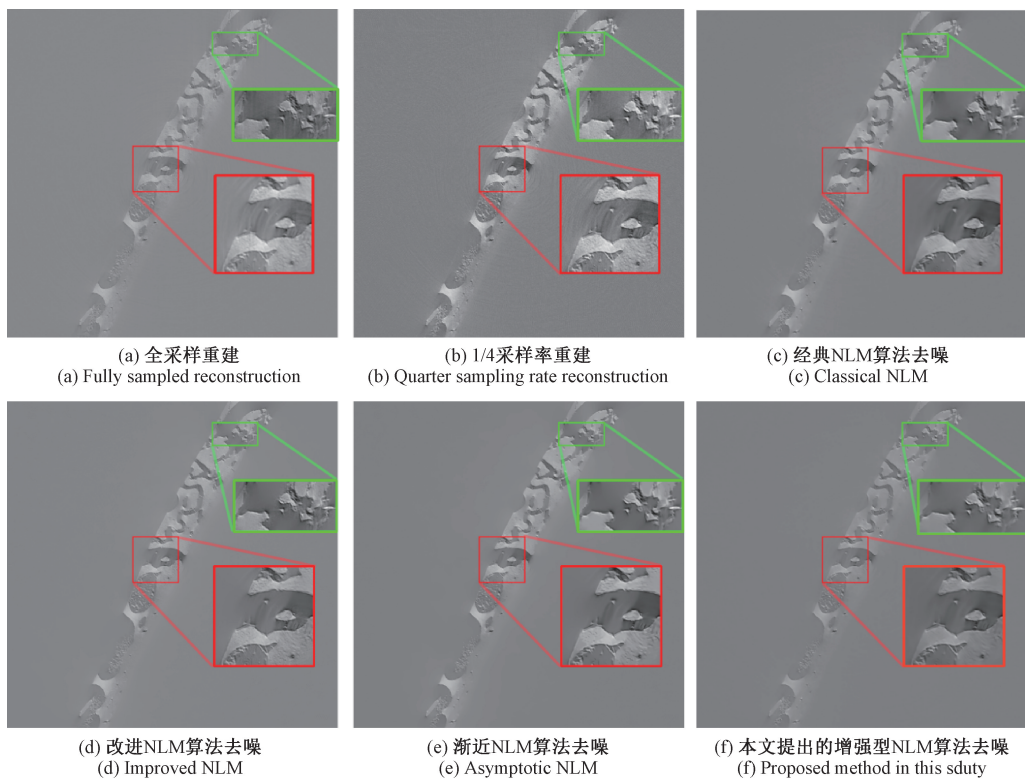


图 10 不同去噪算法对第 200 层切片质量的影响

Fig. 10 Effect of different denoising algorithms on the quality of the reconstructed 200th Slice

域的 CNR 值显著高于其他算法。本文算法的 CNR 相比经典 NLM 算法提升 15.9%。相较于传统高斯核算法,该方法在利用 FBP 算法从稀疏采样模拟及实验数据中恢复混叠伪影图像时,展现出更高的处理效率与重建精度。因此,该算法可在降低样本辐射剂量与成像时间的同时,保持高质量的图像复原能力。经典 NLM 算法在两组切片中的表现均劣于其他对比算法,可能源于其通过计算图像功率确定相似块权重的机制。尽管该策略在点噪声抑制中表现优异,但在处理 CT 图像中复杂的混叠伪影时存在局限性。相比之下,增强型 NLM 算法采用的各向异性 FOV 核基于结构相似性的权重计算方式,能够更精准地恢复图像结构特征。这种特性使得重建图像的对比度显著提升,在结构复杂且伪影强度与真实结构相近的区域,其图像质量改善效果尤为明显。

本文提出的增强型 NLM 算法通过引入结构特征导向的 FOV 核与双边权重函数,实现了对经典 NLM 算法的优化改进。相较于依赖高斯核的经典 NLM 算法,该方法在稀疏采样条件下利用 FBP 算法重建 CT 图像时,展现出更高的效率与速度优势,尤其在抑制混叠伪影方面表现突出。总之,该方法可有效降低样本辐射剂量与成像时间,同时保持高质量的图像复原能力。

相较于基于深度学习的图像复原技术,本文方法具

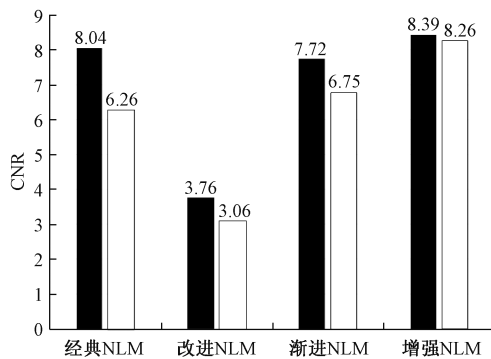


图 11 第 190 张切片 ROI 区域 CNR 定量分析

Fig. 11 Comparison of CNR in the ROI region of the 190th slice processed by different algorithms

有如下显著优势:无需依赖大规模标注数据集即可对任意图像进行处理,显著降低了数据依赖性。此外,增强型 NLM 算法不受图像分辨率或投影数据量的限制,从而拓展了其在多样化成像场景中的适用性。值得注意的是,该算法最初设计用于高斯噪声抑制,现已被优化为一种通用的后处理技术。其独特价值在于,即使原始数据不可获取或成像过程已结束,仍可对图像进行有效增强,保留关键信息的分析价值。

本文增强型 NLM 算法有望与同步代数重建技术等



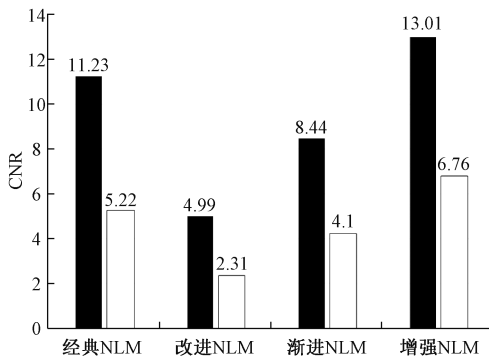


图 12 第 200 张切片 ROI 区域 CNR 定量分析

Fig. 12 Comparison of CNR in the ROI region of the 200th slice processed by different algorithms

传统稀疏投影 CT 重建方法联合应用,有望实现更高分辨率、更快的三维无损成像,为医疗诊断与工业检测领域提供重要的成像技术。

### 3 结 论

本文提出了一种增强型 NLM 算法,旨在解决稀疏采样 CT 图像中混叠伪影的抑制难题。通过融合各向异性 FOV 核与双边加权系数,该算法在提升去噪性能的同时,有效保持了图像结构的完整性。基于模拟数据与同步辐射 X 射线 CT 实验数据的综合评估表明,本文方法在抑制混叠伪影方面具有显著优势。CNR 和 SSIM 的定量分析验证了其在噪声抑制与结构细节保留方面的综合性能。本文提出的增强型 NLM 算法为稀疏采样 CT 的伪影抑制提供了一种后处理解决方法。该方法不仅实现了高质量图像复原,还在减少对密集采样依赖方面展现出潜力,为医疗诊断与材料科学等领域的 CT 成像技术提供了可靠的技术支撑。同时需要考虑到,FOV 核参数依赖局部梯度估计,对极低信噪比图像可能失效,同时本文方法的计算复杂度高于经典 NLM 算法。针对以上问题未来工作可以探索自适应参数优化(如基于噪声水平估计)及图形处理单元加速实现,以及将本文方法拓展至核磁共振成像等其他模态的伪影抑制。

### 参考文献

- [ 1 ] 周兆明, 刘睿, 李亮亮, 等. 钢材微观组织在线无损检测研究进展与展望[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(1): 1-11.
- ZHOU ZH M, LIU R, LI L L, et al. Research progress and prospect of on-line nondestructive testing of steel microstructure. [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(1): 1-11.
- [ 2 ] SUN X Q, LI Y, LI Y H, et al. Reconstruction method

suitable for fast CT imaging[J]. Optics Express, 2024, 32(10): 17072-17087.

- [ 3 ] RAWSON S D, MAKSIMCUKA J, WITHERS P J, et al. X-ray computed tomography in life sciences [J]. BMC Biology, 2020, 18(1): 21.
- [ 4 ] KAK A C, SLANEY M. Principles of Computerized Tomographic Imaging[M]. Philadelphia: SIAM, 2001.
- [ 5 ] MEENTS A, GUTMANN S, WAGNER A, et al. Origin and temperature dependence of radiation damage in biological samples at cryogenic temperatures [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2010, 107(3): 1094-1099.
- [ 6 ] HALIM E, KECHIK M M A, IBAHIM M J, et al. Task-based assessment for radiation dose optimization in CT abdominal examinations: A phantom study[J]. Radiation Physics and Chemistry, 2024, 223: 111966.
- [ 7 ] HUANG X J, MIAO H J, STEINBRENER J, et al. Signal-to-noise and radiation exposure considerations in conventional and diffraction x-ray microscopy[J]. Optics Express, 2009, 17(16): 13541-13553.
- [ 8 ] GRUDZENSKI S, KUEFNER M A, HECKMANN M B, et al. Contrast medium-enhanced radiation damage caused by CT examinations [J]. Radiology, 2009, 253(3): 706-714.
- [ 9 ] GAO Y, BIAN Z Y, HUANG J, et al. Low-dose X-ray computed tomography image reconstruction with a combined low-mAs and sparse-view protocol[J]. Optics Express, 2014, 22(12): 15190-15210.
- [ 10 ] HAN S, ZHAO Y Q, LI F Z, et al. Dual-path deep learning reconstruction framework for propagation-based X-ray phase-contrast computed tomography with sparse-view projections [J]. Optics Letters, 2021, 46(15): 3552-3555.
- [ 11 ] WANG L Y, LIU H K, LI L, et al. Review of sparse optimization-based computed tomography image reconstruction from few-view projections [J]. Acta Physica Sinica, 2014, 63(20): 208702.
- [ 12 ] BUSSY V, VIENNE C, KAFTANDJIAN V. Fast algorithms based on Empirical Interpolation Methods for selecting best projections in sparse-view X-ray computed tomography using a priori information [J]. NDT&E International, 2023, 134: 102768.
- [ 13 ] FAHIMIAN B P, MAO Y, CLOETENS P, et al. Low-dose x-ray phase-contrast and absorption CT using equally sloped tomography[J]. Physics in Medicine & Biology, 2010, 55(18): 5383.
- [ 14 ] KALRA M K, MAHER M M, TOTH T L, et al. Strategies for CT radiation dose optimization [J].

- Radiology, 2004, 230(3): 619-628.
- [15] TAPFER A, BECH M, VELROYEN A, et al. Experimental results from a preclinical X-ray phase-contrast CT scanner [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2012, 109(39): 15691-15696.
- [16] LI X R, LI Y, CHEN P, et al. Combining convolutional sparse coding with total variation for sparse-view CT reconstruction [J]. Applied Optics, 2022, 61(6): C116-C124.
- [17] POLAT A. Introducing a novel fast algebraic reconstruction technique and advancing 3D image reconstruction in a specialized bioimaging system [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2024, 88: 105322.
- [18] 黄银, 陈波, 钱俊磊, 等. 基于改进 ADNet 网络模型的低剂量 CT 图像降噪方法 [J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(3): 175-181.
- HUANG Y, CHEN B, QIAN J L, et al. Low-dose CT image noise reduction method based on improved ADNet network model [J]. Foreign Electronic Measurement Technology 2023, 42(3): 175-181.
- [19] JIA H, YIN Q, LU M. Blind-noise image denoising with block-matching domain transformation filtering and improved guided filtering [J]. Scientific Reports, 2022, 12(1): 16195.
- [20] YANG D Y, LV W J, ZHANG J H, et al. Low-dose imaging denoising with one pair of noisy images [J]. Optics Express, 2023, 31(9): 14159-14173.
- [21] GUO S L, WANG G W, HAN L N, et al. COVID-19 CT image denoising algorithm based on adaptive threshold and optimized weighted median filter [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2022, 75: 103552.
- [22] WANG C X, CHENG Y F, WANG H Y, et al. Adaptive block-matching and 4D denoising scheme for a distributed vibration sensing system [J]. Optics Express, 2024, 32(15): 26763-26775.
- [23] ZHANG S Y, WANG Z X, YANG H B, et al. Hformer: Highly efficient vision transformer for low-dose CT denoising [J]. Nuclear Science and Technology, 2023, 34(4): 61.
- [24] TIAN C W, FEI L K, ZHENG W X, et al. Deep learning on image denoising: An overview [J]. Neural Networks, 2020, 131: 251-275.
- [25] CHEN L J, ZHENG L, LIAN M S, et al. A C-GAN denoising algorithm in projection domain for micro-CT [J]. Molecular & Cellular Biomechanics, 2020, 17(2): 85-92.
- [26] BATSON J D, ROYER L A. Noise2self: Blind denoising by self-supervision [C]. International Conference on Machine Learning, 2019: 524-533.
- [27] CALVARONS A F. Improved Noise2Noise denoising with limited data [C]. 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 796-805.
- [28] HENDRIKSEN A A, PELT D M, BATENBURG K J. Noise2inverse: Self-supervised deep convolutional denoising for tomography [J]. IEEE Transactions on Computational Imaging, 2020, 6: 1320-1335.
- [29] DUAN X M, DING X F, LI N T, et al. Sparse2Noise: Low-dose synchrotron X-ray tomography without high-quality reference data [J]. Computers in Biology and Medicine, 2023, 165: 107473.
- [30] GRUBER N, SCHWAB J, GIZEWSKI E, et al. Sparse2Inverse: Self-supervised inversion of sparse-view CT data [J]. ArXiv preprint arXiv:240216921, 2024.
- [31] HAN Y, YE J C. Framing U-Net via deep convolutional framelets: Application to sparse-view CT [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2018, 37(6): 1418-1429.
- [32] LI F Z, ZHAO Y Q, HAN S, et al. Physics-informed deep neural network reconstruction framework for propagation-based x ray phase-contrast computed tomography with sparse-view projections [J]. Optics Letters, 2022, 47(16): 4259-4262.
- [33] ERKAN U, THANH D N H, HIEU L M, et al. An iterative mean filter for image denoising [J]. IEEE Access, 2019, 7: 167847-167859.
- [34] ANAM C, ADI K, SUTANTO H, et al. Noise reduction in CT images using a selective mean filter [J]. Journal of Biomedical Physics & Engineering, 2020, 10(5): 623-634.
- [35] FENG L, WANG J. Research on image denoising algorithm based on improved wavelet threshold and non-local mean filtering [C]. 2021 IEEE 6th International Conference on Signal and Image Processing (ICSIP), 2021: 493-497.
- [36] SHI L. A geometric structure based non-local mean image denoising algorithm [J]. IEEE Access, 2023, 11: 91145-91156.
- [37] 钱玉洋, 魏巍, 陈灯. 基于改进 MSR 的锂电池 X 射线图像增强算法 [J]. 电子测量技术, 2022, 45(9): 113-120.
- QIAN Y X, WEI W, CHEN D. X-ray image enhancement algorithm of lithium battery based on improved MSR [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(9): 113-120.

- [38] LI Z B, YU L F, TRZASKO J D, et al. Adaptive nonlocal means filtering based on local noise level for CT denoising[J]. *Medical Physics*, 2014, 41(1): 011908.
- [39] 柴世杰, 黄魁东, 杨富强, 等. 基于多尺度生成对抗网络的锥束 CT 图像耦合伪影校正方法[J]. *仪器仪表学报*, 2024, 45(9): 44-54.  
CHAI SH J, HUANG K D, YANG F Q, et al. Coupled artifacts removal in cone-beam computed tomography images based on multi-scale generative adversarial network[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(9): 44-54.
- [40] 鲁思琪, 周先春, 汪志飞. 改进型自适应全变分图像降噪模型[J]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(6): 236-243.  
LU S Q, ZHOU X CH, WANG ZH F. Improved adaptive total variational image denoising model[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(6): 236-243.
- [41] FOI A, BORACCHI G. Foveated nonlocal self-similarity[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2016, 120(1): 78-110.
- [42] ELAD M. On the origin of the bilateral filter and ways to improve it[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, 11(10): 1141-1151.
- [43] DURRANI T, BISSET D. The Radon transform and its properties[J]. *Geophysics*, 1984, 49(8): 1180-1187.
- [44] ZHAO Y Q, ZHENG M T, LI Y M, et al. Suppressing multi-material and streak artifacts with an accelerated 3D iterative image reconstruction algorithm for in-line X-ray phase-contrast computed tomography [J]. *Optics Express*, 2022, 30(11): 19684-19704.
- [45] ZHANG L, ZHAO H J, ZHOU Z X, et al. Improving spatial resolution with an edge-enhancement model for low-dose propagation-based X-ray phase-contrast computed tomography [J]. *Optics Express*, 2021, 29(23): 37399-37417.
- [46] SIDKY E Y, ANASTASIO M A, PAN X C. Image reconstruction exploiting object sparsity in boundary-enhanced X-ray phase-contrast tomography [J]. *Optics Express*, 2010, 18(10): 10404-10422.
- [47] ZHAO Y Z, BRUN E, COAN P, et al. High-resolution, low-dose phase contrast X-ray tomography for 3D diagnosis of human breast cancers [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2012, 109(45): 18290-18294.
- [48] KAZIMIROV D, POLEVOY D, INGACHEVA A, et al. Adaptive automated sinogram normalization for ring artifacts suppression in CT [J]. *Optics Express*, 2024, 32(10): 17606.
- [49] ZHAO Y, MA C, JI D J, et al. Structure-aware guided filtering for a ring artifact correction in synchrotron x-ray microtomography [J]. *Applied Optics*, 2023, 62(28): 7400.
- [50] ZHANG X B. Center pixel weight based on Wiener filter for non-local means image denoising [J]. *Optik*, 2021, 244: 167557.
- [51] KIM H, CHEN J, WANG A, et al. Non-local total-variation (NLTV) minimization combined with reweighted L1-norm for compressed sensing CT reconstruction [J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2016, 61(18): 6878.
- [52] VARGHESE T, OPHIR J. An analysis of elastographic contrast-to-noise ratio [J]. *Ultrasound in Medicine & Biology*, 1998, 24(6): 915-924.
- [53] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(4): 600-612.
- [54] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A non-local algorithm for image denoising [C]. *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*, 2005: 60-65.
- [55] WU Y, TRACEY B, NATARAJAN P, et al. James—Stein type center pixel weights for non-local means image denoising [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(4): 411-414.
- [56] XIAO X, WANG H, LI J, et al. Asymptotic non-local means image denoising algorithm [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(9): 1952-1960.
- [57] JI J F, GUO H, XUE Y L, et al. The new X-ray imaging and biomedical application beamline BL13HB at SSRF [J]. *Nuclear Science and Technology*, 2023, 34(12): 197.
- [58] XIE H L, DENG B, DU G H, et al. Methodology development and application of X-ray imaging beamline at SSRF [J]. *Nuclear Science and Technology*, 2020, 31(10): 102.

## 作者简介



姚圣坤(通信作者), 2016年于山东大学获得博士学位, 现为山东师范大学副教授, 主要研究方向为X射线CT成像及其应用。

E-mail: yaoshk@sdu.edu.cn

**Yao Shengkun** (Corresponding author)

received his Ph. D. degree from Shandong University in 2016. He is now an associate professor at Shandong Normal University. His main research interests include X-ray CT imaging and its applications.