

面向NNBI可视层析模拟重建的SG-DnCNN后处理方法

陈宇鹏^{1,2}, 梁立振^{2,3*}, 王 艳⁴

¹安徽理工大学计算机科学与工程学院, 安徽 淮南

²合肥综合性国家科学中心能源研究院(安徽省能源实验室), 安徽 合肥

³中国科学院等离子体物理研究所, 安徽 合肥

⁴安徽理工大学人工智能学院, 安徽 淮南

收稿日期: 2026年9月6日; 录用日期: 2026年10月7日; 发布日期: 2026年10月15日

摘 要

有限视角与投影噪声降低负离子源中性束注入(negative-ion-based neutral beam injection, NNBI)可视层析质量。提出结构引导去噪卷积神经网络(SG-DnCNN): 感兴趣区域掩膜门控模块(MaskGate)调制ROI特征, 可学习高斯结构先验(GSP)提供束斑包络弱偏置, 后置投影残差一致性修正(PRCC)降低重投影偏差。基于既有960组模拟图像对开展训练和评价, 并与Lee、TV、SART和SART + TV进行比较。PRCC采用独立构建的四方向替代投影模型, 其投影域结果仅用于评价替代观测模型下的相对一致性改善。在48个测试样本上, MaskGate与GSP联合配置在当前模块消融中相较单模块变体取得较低的综合误差; 3次PRCC使MAE、MaxAE和投影域MAE分别下降8.56%、4.71%和1.66%, PSNR约提高0.70 dB, SSIM略有下降。该方法在当前模拟协议下兼顾图像域误差与替代模型下的重投影残差, 但仍需采用同源投影和真实NNBI数据进一步验证。

关键词

负离子源中性束注入, 可视层析, 结构引导去噪, 投影一致性, 图像后处理

An SG-DnCNN Post-Processing Method for Simulated NNBI Visible Tomographic Reconstruction

Yupeng Chen^{1,2}, Lizhen Liang^{2,3*}, Yan Wang⁴

¹School of Computer Science and Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan Anhui

²Institute of Energy, Hefei Comprehensive National Science Center (Anhui Energy Laboratory), Hefei Anhui

*通讯作者。

文章引用: 陈宇鹏, 梁立振, 王艳. 面向 NNBI 可视层析模拟重建的 SG-DnCNN 后处理方法[J]. 计算机科学与应用, 2026, 16(10): 37-45. DOI: 10.12677/csa.2026.1610308

³Institute of Plasma Physics, Chinese Academy of Sciences, Hefei Anhui⁴School of Artificial Intelligence, Anhui University of Science and Technology, Huainan Anhui

Received: September 6, 2026; accepted: October 7, 2026; published: October 15, 2026

Abstract

Limited views and projection noise degrade visible tomography of negative-ion-based neutral beam injection (NNBI). We propose a structure-guided denoising convolutional neural network (SG-DnCNN): ROI-guided MaskGate modulates valid-region features, a learnable Gaussian structural prior (GSP) provides a weak beam-envelope bias, and post-hoc projection residual consistency correction (PRCC) reduces reprojection discrepancy. The models were trained and evaluated on 960 existing simulated image pairs against Lee, TV, SART, and SART + TV. PRCC used an independently constructed four-view surrogate projection model, and its projection-domain result was used only to assess relative reprojection improvement under the surrogate observation model. On 48 test samples, the combined MaskGate-GSP configuration showed lower overall error than the single-module variants within the current module ablation. Three PRCC steps reduced MAE, MaxAE, and projection-domain MAE by 8.56%, 4.71%, and 1.66%, respectively, increased PSNR by approximately 0.70 dB, and slightly decreased SSIM. Under the current simulation protocol, the method balances image-domain error and surrogate-model reprojection consistency; validation with source-matched projections and real NNBI observations remains necessary.

Keywords

Negative-Ion-Based Neutral Beam Injection, Visible Tomography, Structure-Guided Denoising, Projection Consistency, Image Post-Processing

Copyright © 2026 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

负离子源中性束注入(NNBI)是磁约束聚变装置等离子体加热与电流驱动的重要手段。加速与输运中的束流偏移、非均匀和束散会影响功率沉积与束线安全,因而需要非干扰地表征其空间分布和演化[1]。

可见相机可采集束流 Ha/Da 发射,多视角视线积分信号经层析反演可表征截面发射率。受观察窗口、视场和束线结构限制,可用视角较少;光强起伏、背景光和探测器响应又会扰动投影,使初始重建出现条纹、边界扩散和局部极端误差[2]。

传统方法中, SART 迭代拟合投影[3], Lee [4]和 TV 分别按局部统计和正则化抑噪,有限视角下仍易过度平滑或残留条纹[5]。DnCNN 以残差学习去噪[6],但缺少观测反馈;投影一致性可作补充[7]。

本文以 SART 初始重建为输入,提出 SG-DnCNN;其中, MaskGate 用于 ROI 特征调制, GSP 提供束斑包络弱结构先验, PRCC 在推理阶段实施有限步投影残差修正。既有八方向模拟图像对用于网络训练与图像域评价。由于原始逐样本投影及对应系统矩阵未完整保存, PRCC 采用独立构建的四方向替代投影模型,其结果仅用于评价替代模型下投影约束带来的相对修正效果,不作为原始观测几何下严格物理一致性的验证。

2. 方法

2.1. 模拟数据集、前向模型与基线重建

本文沿用的模拟数据集包含 960 组 200×200 图像对。项目存档表明，参考发射率模板按高斯束斑阵列生成，并设置 5 组上下区域强度组合(0.5/0.8、0.6/0.9、0.7/1.0、0.8/1.1 和 0.9/1.2)和 2 种发射率模板变体；每种模板包含原始状态与预生成的 90° 旋转状态。既有数据生成协议采用 8 个相机中心方向(0° 、 45° 、 90° 、 135° 、 180° 、 225° 、 270° 和 315°)，每个方向覆盖 60° 视场并设置 120 条射线。投影扰动组合包括 4 档光子计数(8、10、12 和 15)、3 档衰减因子(2.50、2.76 和 3.00)以及 4 档乘性噪声强度(0.08、0.12、0.15 和 0.20)；存档生成程序先进行泊松采样，再叠加乘性高斯扰动，并分别由无噪与含噪投影执行 SART 重建。上述 $5 \times 2 \times 2 \times 4 \times 3 \times 4$ 种组合最终形成 960 组“含噪投影 SART 初始重建 - 无噪参考重建”图像对，用于网络训练和图像域评价。数据集记录的图像分辨率为 200×200 ，SART 迭代次数为 400。需要说明的是，早期数据生成过程中未完整保留与各样本一一对应的原始投影、系统矩阵、随机种子及全部逐样本生成参数，因此本文不据此补充无法核验的束斑数量、位置范围、宽度或系统矩阵细节，也无法在后续 PRCC 阶段恢复完全同源的前向模型。

将发射率离散为 N 个像素、投影离散为 M 条测量，前向模型为：

$$b = Ax, x \in \mathbb{R}^N, A \in \mathbb{R}^{M \times N}, b \in \mathbb{R}^M \quad (1)$$

其中 x 、 A 和 b 分别为发射率、系统矩阵和无噪投影。上述网络输入来自既有八方向模拟协议的 SART 重建。由于未保留与各样本一一对应的原始投影及系统矩阵，PRCC 与投影域评价另按 0° 、 90° 、 180° 和 270° 四个方向独立构建系统矩阵 $A_4 \in \mathbb{R}^{42600 \times 40000}$ ，用于将参考发射率分布及网络重建结果重投影至同一替代观测域。

$$b_{\text{noisy},4} = (A_4 x) \odot (1 + \alpha \varepsilon), \varepsilon \sim N(0,1) \quad (2)$$

式(2)定义四方向替代模型下 PRCC 和投影域评价的含噪观测：理想投影 $A_4 x$ 叠加乘性高斯扰动，得到 $b_{\text{noisy},4}$ ； ε 为标准高斯变量， α 为噪声强度，取 $\alpha = 0.08$ 、0.12、0.15、0.20 四档。扰动后作非负裁剪。该定义服务于统一替代观测模型下的相对比较，不代表对既有八方向样本原始投影噪声的逐样本恢复。

基线方法包括 Lee、TV、SART 和 SART+TV。本文设置外迭代次数为 60、松弛因子为 0.15，并施加固定 ROI 掩膜与 $[0, 1]$ 裁剪；TV 及 SART+TV 的正则化权重设为 0.02，迭代 50 次[3]。Lee 和 TV 处理既有图像域输入，SART 和 SART+TV 从含噪投影重建，各方法共用归一化、ROI 和评价流程。

2.2. 残差主干网络

残差主干参考 DnCNN 结构[6]，内部块采用 GroupNorm 代替批归一化[8]；网络含 17 个 3×3 卷积层，包括首部卷积、15 个 Conv-GN-ReLU 内部块和尾部卷积；隐藏通道 64，GroupNorm 设 8 组、每组 8 通道。消融模型依次记为 DnCNN、DnCNN+GSP、DnCNN+MG 和 SG-DnCNN (MG+GSP)，经 PRCC 修正的最终方法记为 SG-DnCNN+PRCC。

本文处理的是 SART 图像后处理，而非从投影到图像的端到端重建，主要目标是修正有限视角条纹伪影、局部噪声和局部强度误差。DnCNN 的残差学习形式可直接表征 SART 初始重建与参考发射率分布之间的差异；其主干不采用池化、下采样或上采样，能够保持输入空间分辨率，并有助于减少尺度变换对束斑边缘和内部阵列结构的影响。该结构相对紧凑，也便于嵌入 MaskGate 和 GSP，因此本文选择其作为基础主干，但不据此主张其优于未经比较的其他网络。

DnCNN 和 DnCNN+GSP 输入单通道初始图像；DnCNN+MG 和 SG-DnCNN 将初始图像与 ROI 掩

膜沿通道维拼接:

$$x^* = \begin{cases} x_{\text{in}} & \text{DnCNN/DnCNN + GSP,} \\ \text{concat}(x_{\text{in}}, m_{\text{ROI}}) & \text{DnCNN + MG/SG - DnCNN.} \end{cases} \quad (3)$$

其中, $x_{\text{in}} \in \mathbb{R}^{1 \times H \times W}$ 和 $m_{\text{ROI}} \in \{0,1\}^{1 \times H \times W}$ 分别为初始图像与二值 ROI 掩膜, H 和 W 为图像尺寸; 单通道模型与掩膜引导模型的输入维度分别为 $x^* \in \mathbb{R}^{1 \times H \times W}$ 和 $x^* \in \mathbb{R}^{2 \times H \times W}$ 。

尾部卷积预测单通道噪声或伪影残差, 并通过残差相减得到后处理结果:

$$\begin{cases} r = \text{Conv}_{3 \times 3}(h_{16}), \\ \hat{x} = x_{\text{in}} - r. \end{cases} \quad (4)$$

r 为预测残差, $\hat{x}$ 为后处理输出; 尾部卷积不设归一化或激活, 以保留正、负修正能力。SG-DnCNN 的残差主干结构如图 1 所示。

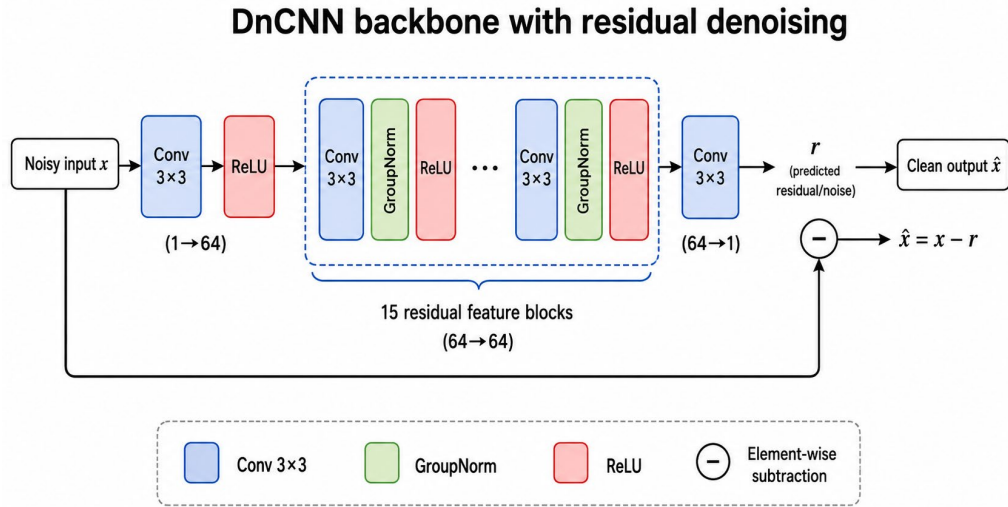


Figure 1. DnCNN residual denoising backbone network

图 1. DnCNN 残差去噪主干网络

2.3. ROI 掩膜引导模块

有效流信息主要位于固定圆形 ROI 内, 而 ROI 外区域主要对应无效背景。为避免简单硬截断造成边界信息损失, MaskGate 不直接将 ROI 外特征置零, 而是利用 ROI 掩膜生成通道相关门控图, 并以残差方式调制原始特征。其计算过程分为门控图生成和残差门控调制两个步骤。首先将输入特征 h 与 ROI 掩膜 m 沿通道维拼接, 再依次通过两个 1×1 卷积、ReLU 和 Sigmoid, 得到与特征通道数一致的门控图:

$$\begin{cases} q = W_1 [\text{concat}(h, m_{\text{ROI}})], \\ g_m = \text{Sigmoid}[W_2 \text{ReLU}(q)]. \end{cases} \quad (5)$$

其中, $h \in \mathbb{R}^{64 \times H \times W}$ 和 $m_{\text{ROI}} \in \{0,1\}^{1 \times H \times W}$ 分别为 64 通道特征与二值 ROI 掩膜; W_1 、 W_2 为 1×1 卷积, $q \in \mathbb{R}^{64 \times H \times W}$ 和 $g_m \in (0,1)^{64 \times H \times W}$ 分别为中间特征与通道门控图。门控图以残差形式作用于输入特征:

$$h_{\text{out}} = h \odot (1 + \text{clamp}(\beta_m, 0, 1) g_m) \quad (6)$$

h_{out} 与 h 维度相同； β_m 为可学习门控幅度， $\text{clamp}(\beta_m, 0, 1)$ 按空间与通道广播。 β_m 初始化为 0，使 MaskGate 在训练初期接近恒等映射。MaskGate 设置在第 2、4、6、8、10、12 和 14 个内部特征提取块之后，前向传播共调用 7 次，以调制 ROI 内有效特征响应。

该间隔式配置覆盖浅层、中层和深层，同时保留相邻 Conv-GN-ReLU 块进行无门控特征更新，避免在每一层重复施加强 ROI 调制，并控制额外参数与计算开销。因而，七次调用是结构覆盖、先验强度与计算复杂度之间的工程折中；本文未进行调用次数和位置的敏感性搜索，不将该配置解释为最优方案。

2.4. 高斯结构先验模块

为向网络提供可学习的束斑集中包络弱偏置，本文构造 GSP 模块；该模块不作为严格物理约束。模块由全局特征预测中心与方向尺度：中心经 $\tanh$ 约束至 $[-1, 1]$ ，尺度经 softplus 后加 10^{-3} 保持为正；各向异性权重为

$$\begin{cases} \eta(u, v) = \frac{(u - c_x)^2}{s_x^2} + \frac{(v - c_y)^2}{s_y^2}, \\ g(u, v) = \exp[-\eta(u, v)]. \end{cases} \quad (7)$$

η 为归一化平方距离； u 、 v 为 $[-1, 1]$ 内的归一化网格坐标； c_x 、 c_y 为由特征预测的权重中心； s_x 、 s_y 为两个方向的正尺度参数。对每个样本， $g \in \mathbb{R}^{1 \times H \times W}$ ，并沿特征通道维广播。

$$h_{prior} = h_{out} + \tanh(\alpha_g)(h_{out} \odot g) \quad (8)$$

其中， h_{out} 为第 8 个内部块后经 MaskGate 调制的特征， g 为高斯结构先验， α_g 为可学习调制参数， $\tanh(\cdot)$ 用于限制先验调制幅度。GSP 仅在第 8 个内部块后调用，MaskGate 与 GSP 的结构及衔接关系如图 2 所示。

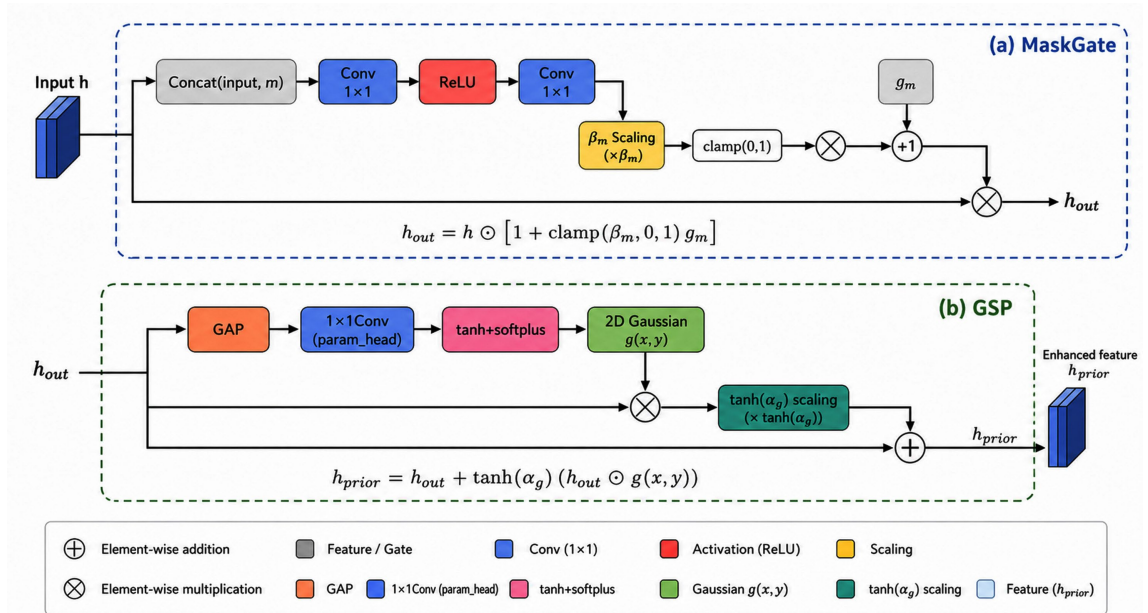


Figure 2. ROI mask guidance and gaussian structure prior module: (a) MaskGate; (b) GSP

图 2. ROI 掩膜引导与高斯结构先验模块：(a) MaskGate；(b) GSP

GSP 作为全局弱结构先验仅在第 8 个内部块后调用：网络前半段先提取局部纹理与噪声特征，中部引入一次束斑包络偏置，后半段继续完成先验融合和细节恢复。过早引入全局先验可能限制局部特征学习，过晚引入则会缩短后续融合与修正路径，因此本文将第 8 块作为局部表征与后续融合之间的工程折中。GSP 通过可学习残差调制施加弱偏置，并非硬性高斯约束；本文未进行插入位置的系统敏感性搜索，不将第 8 块解释为最优位置。

2.5. 训练、投影一致性修正与评价

采用 ROI 掩膜约束的 MSE 与 Charbonnier 联合损失[9]，两项权重分别为 0.7 和 0.3：

$$L = 0.7L_{\text{MSE}} + 0.3L_{\text{Char}} \quad (9)$$

分项损失为：

$$\begin{cases} L_{\text{MSE}} = \text{mean} \left(\left[m_{\text{ROI}} \odot (\hat{x} - x) \right]^2 \right), \\ L_{\text{Char}} = \text{mean} \left(\sqrt{\left[m_{\text{ROI}} \odot (\hat{x} - x) \right]^2 + \varepsilon} \right). \end{cases} \quad (10)$$

掩膜与残差相乘后，两项在全图取均值；稳定常数为 0.000001，未按 ROI 像素数归一化。960 组图像对按文件名以 80%/15%/5%划分为训练集、验证集和测试集(768, 144, 48)，在线增强仅用于训练。圆形 ROI 保留 5%边缘；输入 ROI 经 1%/99%分位截断、稳健 z-score 标准化、[-3, 3]裁剪与[0, 1]映射，参考发射率分布复用相同参数，ROI 外置零。增强包括 90°整数倍旋转、双向翻转与 0.95~1.05 亮度缩放。采用 AdamW 优化器[10]，批量大小为 8，初始学习率为 0.001，采用混合精度训练 100 轮；验证与测试结果取四次旋转预测的均值。

为减小重建结果在四方向替代观测模型下与含噪观测之间的偏差，本文借鉴投影一致性思想[7]，在训练完成后，仅对验证集和测试集输出实施无额外观测权重、列归一化的 PRCC：

$$\begin{cases} r^{(t)} = b_{\text{noisy},4} - A_4 x^{(t)}, \\ D_c = \text{diag} \left(A_4^T 1_{M_4} \right), \\ x^{(t+1)} = x^{(t)} + \gamma D_c^{-1} A_4^T r^{(t)}. \end{cases} \quad (11)$$

每次更新后均施加固定 ROI 掩膜并裁剪至[0, 1]。本文执行 3 次 PRCC 更新，步长为 0.20；该过程仅作为网络输出的有限步一致性后处理，不参与训练，也不恢复既有八方向协议的原始观测。所有输出均裁剪至[0, 1]，并在固定圆形 ROI 内计算 MAE、MaxAE、PSNR 和 SSIM；其中 SSIM 采用高斯窗口并在 ROI 内取均值，PSNR 峰值取 1。替代模型下的重投影一致性定义为：

$$\text{MAE}_{\text{proj}} = \frac{1}{M_4} \left\| A_4 \hat{x} - b_{\text{noisy},4} \right\|_1. \quad (12)$$

3. 结果与讨论

3.1. 总体性能与结构消融

表 1 汇总 48 个测试样本的总体结果，各方法共用归一化、ROI 和评价流程。

需要指出的是，本文投影域评价采用独立构建的四方向替代模型，而网络初始输入来自既有八方向模拟协议，两者并非同源。因此，表 1 中的投影域 MAE 不能解释为原始观测几何下的严格数据一致性，仅反映统一替代观测模型下 PRCC 对重投影残差的相对修正能力。真实 NNBI 条件下的物理一致性仍需 在系统矩阵、投影观测和初始重建完全同源时进一步验证。就当前结果而言，PRCC 使 PSNR 约提高 0.70

dB, SSIM 略有下降; SART 的投影残差较低但图像误差较大, 也说明贴近含噪观测并不等同于恢复参考发射率分布。

Table 1. Overall quantitative results of different methods on the test set (mean $\pm$ standard deviation)

表 1. 不同方法在测试集上的总体定量结果(均值 $\pm$ 标准差)

方法	MAE	MaxAE	PSNR/dB	SSIM	投影域 MAE
Lee	0.04869 $\pm$ 0.01628	0.30001 $\pm$ 0.08218	23.816 $\pm$ 3.008	0.7171 $\pm$ 0.0871	0.01996 $\pm$ 0.00717
TV	0.04686 $\pm$ 0.01642	0.27140 $\pm$ 0.07425	24.308 $\pm$ 3.128	0.7617 $\pm$ 0.0780	0.02002 $\pm$ 0.00717
SART	0.19714 $\pm$ 0.02281	0.96600 $\pm$ 0.02424	11.029 $\pm$ 0.886	0.1892 $\pm$ 0.0416	0.01439 $\pm$ 0.00501
SART + TV	0.17963 $\pm$ 0.02352	0.90493 $\pm$ 0.02713	11.794 $\pm$ 1.009	0.2190 $\pm$ 0.0485	0.01445 $\pm$ 0.00503
SG-DnCNN	0.01815 $\pm$ 0.00360	0.12152 $\pm$ 0.02477	31.858 $\pm$ 1.723	0.9417 $\pm$ 0.0185	0.01574 $\pm$ 0.00480
SG-DnCNN + PRCC	0.01660 $\pm$ 0.00295	0.11580 $\pm$ 0.02402	32.560 $\pm$ 1.553	0.9406 $\pm$ 0.0224	0.01548 $\pm$ 0.00485

Table 2. Network structure ablation results (mean $\pm$ standard deviation)

表 2. 网络结构消融结果(均值 $\pm$ 标准差)

网络配置	MAE	MaxAE	PSNR/dB	SSIM
DnCNN	0.01834 $\pm$ 0.00393	0.12930 $\pm$ 0.02759	31.719 $\pm$ 1.787	0.9308 $\pm$ 0.0211
DnCNN + GSP	0.01949 $\pm$ 0.00374	0.13370 $\pm$ 0.02865	31.391 $\pm$ 1.705	0.9074 $\pm$ 0.0247
DnCNN + MG	0.02188 $\pm$ 0.00395	0.15886 $\pm$ 0.03386	30.245 $\pm$ 1.587	0.8925 $\pm$ 0.0326
SG-DnCNN	0.01815 $\pm$ 0.00360	0.12152 $\pm$ 0.02477	31.858 $\pm$ 1.723	0.9417 $\pm$ 0.0185

单模块变体均未超过基础 DnCNN, MaskGate 与 GSP 联合配置在表 2 所列模块消融协议中取得最好的总体结果, 提示 ROI 选择性调制与束斑包络弱偏置在当前模拟条件下具有互补作用。表 2 比较的是模块有无, 并未覆盖 MaskGate 调用次数、门控位置或 GSP 插入位置的系统敏感性, 因此不能据此认定当前七次门控和第 8 块 GSP 为最优配置。

3.2. 噪声鲁棒性与定性分析

表 3 给出四档噪声结果。随 α 增大, MAE 总体升高, PSNR 和 SSIM 总体下降; PRCC 在各档均降低 MAE 并提高 PSNR。

Table 3. Test set results under different noise intensities

表 3. 不同噪声强度下的测试集结果

噪声强度 α	方法	MAE	PSNR/dB	SSIM
0.08	SG-DnCNN	0.01681	32.528	0.9559
0.08	SG-DnCNN + PRCC	0.01489	33.464	0.9533
0.12	SG-DnCNN	0.01653	32.675	0.9477
0.12	SG-DnCNN + PRCC	0.01510	33.326	0.9514
0.15	SG-DnCNN	0.01808	31.806	0.9394
0.15	SG-DnCNN + PRCC	0.01680	32.398	0.9378
0.20	SG-DnCNN	0.02117	30.425	0.9237
0.20	SG-DnCNN + PRCC	0.01959	31.050	0.9200

随噪声强度增大,重建误差总体增加,PSNR 和 SSIM 总体下降。PRCC 在各噪声档位下均降低 MAE 并提高 PSNR,但 SSIM 仅在 $\alpha = 0.12$ 时上升,其余噪声档位略有下降。由图 3 可见,PRCC 修正前后束流主体轮廓及阵列结构基本一致,未引入明显形态畸变;其改善主要体现为局部强度误差和四方向替代模型下重投影残差的减小。因此,PRCC 在当前协议中仅作为有限步相对修正,其结果不构成原始八方向观测几何下的严格物理一致性验证。

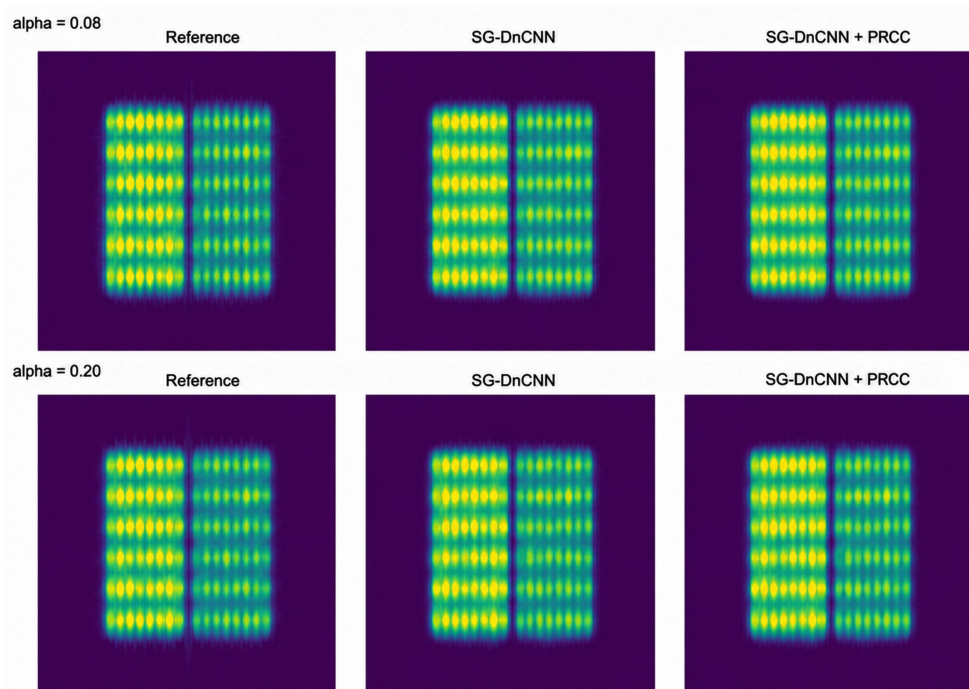


Figure 3. Reconstruction results of representative test samples under different noise intensities. The top and bottom rows correspond to $\alpha = 0.08$ and $\alpha = 0.20$, respectively, with each column representing the reference distribution, SG-DnCNN, and SG-DnCNN + PRCC results in sequence

图3. 不同噪声强度下代表性测试样本的重建结果。上、下两行分别对应 $\alpha = 0.08$ 和 $\alpha = 0.20$, 各列依次为参考分布、SG-DnCNN和SG-DnCNN + PRCC结果

4. 结论

本文提出面向 NNBI 有限视角 SART 模拟重建的 SG-DnCNN 后处理方法。MaskGate 与 GSP 联合配置在当前模块消融协议中取得最好的总体结果;PRCC 进一步降低图像误差及四方向替代模型下的重投影残差,但伴随轻微的 SSIM 权衡。由于 PRCC 模型与既有 SART 输入的数据生成协议非同源,当前投影域结果不能作为原始观测几何下严格物理一致性的验证。后续工作需在完整保留系统矩阵、投影观测和初始重建的条件下采用同源投影,并开展按基础样本分组的独立评价、MaskGate 与 GSP 结构敏感性分析以及真实 NNBI 观测验证。

基金项目

国家自然科学基金资助项目(12405234);脉冲中性束注入系统研发项目(25KHH163)。

参考文献

- [1] 余珮炫,魏会领,邹桂清,等. HL-2A 装置 NBI 加热束线束光学特性[J]. 强激光与粒子束, 2016, 28(5): 85-89.

-
- [2] Ugoletti, M., Agostini, M., Brombin, M., Molon, F., Pasqualotto, R. and Serianni, G. (2021) First Results of SPIDER Beam Characterization through the Visible Tomography. *Fusion Engineering and Design*, **169**, Article ID: 112667. <https://doi.org/10.1016/j.fusengdes.2021.112667>
 - [3] Andersen, A.H. and Kak, A.C. (1984) Simultaneous Algebraic Reconstruction Technique (SART): A Superior Implementation of the Art Algorithm. *Ultrasonic Imaging*, **6**, 81-94. <https://doi.org/10.1177/016173468400600107>
 - [4] Lee, J. (1980) Digital Image Enhancement and Noise Filtering by Use of Local Statistics. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **2**, 165-168. <https://doi.org/10.1109/tpami.1980.4766994>
 - [5] Rudin, L.I., Osher, S. and Fatemi, E. (1992) Nonlinear Total Variation Based Noise Removal Algorithms. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, **60**, 259-268. [https://doi.org/10.1016/0167-2789\(92\)90242-f](https://doi.org/10.1016/0167-2789(92)90242-f)
 - [6] Zhang, K., Zuo, W., Chen, Y., Meng, D. and Zhang, L. (2017) Beyond a Gaussian Denoiser: Residual Learning of Deep CNN for Image Denoising. *IEEE Transactions on Image Processing*, **26**, 3142-3155. <https://doi.org/10.1109/tip.2017.2662206>
 - [7] Gupta, H., Jin, K.H., Nguyen, H.Q., McCann, M.T. and Unser, M. (2018) CNN-Based Projected Gradient Descent for Consistent CT Image Reconstruction. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, **37**, 1440-1453. <https://doi.org/10.1109/tmi.2018.2832656>
 - [8] Wu, Y. and He, K. (2018) Group Normalization. In: Ferrari, V., Hebert, M., Sminchisescu, C. and Weiss, Y., Eds., *Computer Vision—ECCV 2018*, Springer, 3-19. https://doi.org/10.1007/978-3-030-01261-8_1
 - [9] Charbonnier, P., Blanc-Feraud, L., Aubert, G. and Barlaud, M. (1994) Two Deterministic Half-Quadratic Regularization Algorithms for Computed Imaging. *Proceedings of 1st International Conference on Image Processing*, Austin, 13-16 November 1994, 168-172. <https://doi.org/10.1109/icip.1994.413553>
 - [10] Loshchilov, I. and Hutter, F. (2019) Decoupled Weight Decay Regularization. arXiv: 1711.05101.