用于缓解超高分辨率骨小梁计算机断层扫描中空间变化系统模糊的扩散后验采样

T. Ye、G. Shi、A. Sivakumar、F. J. Quevedo Gonzalez、K. F. Moseley、J. A. Carrino、J. H. Siewerdsen 和 W. Zbijewski*

摘要— 目的：**CT空间分辨率会随距等中心距离的增加而下降。本研究评估扩散后验采样（DPS）去模糊能否恢复超高分辨率CT（UHR CT）中偏心骨小梁的结构细节，并使其纹理特征（TFs）与等中心处保持一致。**方法：**DPS将扩散先验与似然项相结合：扩散先验使用来自四根人类股骨的等中心UHR CT骨小梁图像块进行训练，似然项则确保结果与观测图像一致。在一根留出股骨的径向偏移为90、130和160毫米处测试了两种变体：KnownBlurDPS采用根据调制传递函数测量结果推导出的各向异性高斯核；BlindDPS则与图像联合估计核。通过结构相似性（SSIM）、梯度幅值相似性偏差（GMSD），以及40种灰度共生和游程纹理特征的一致性相关系数（CCC），将复原图像块与等中心真实值进行比较。**结果：**两种DPS变体均使SSIM和GMSD改善1–10%，纹理特征平均CCC提高30–130%。在90/130/160毫米处，可重复纹理特征的数量（CCC > 0.80）从未进行去模糊时的13/2/1，增加至KnownBlurDPS的33/35/29和BlindDPS的40/36/16。在90毫米处，使用BlindDPS后，基于纹理特征预测偏移的线性分类器准确率从79%降至随机水平。**结论：**DPS可部分恢复超高分辨率CT中因空间变化模糊而丢失的骨小梁细节和纹理特征可重复性；盲式变体在偏移达130毫米时与采用实测核的变体效果相当。**意义：**DPS去模糊可减轻患者偏心对骨小梁纹理特征的影响，从而有望提高基于纹理特征的CT影像组学的稳健性；其盲式形式无需进行CT系统表征。

索引词—**计算机断层扫描、扩散模型、图像复原、影像组学、空间分辨率、骨小梁。**

I. 引言

近期X射线CT硬件的进步，使多款新型临床系统具备超高分辨率（UHR）能力，例如 Canon Aquilion Precision 和 Siemens Naeotom Alpha。这些设备的成像链包含小焦点的X射线源（例如，Aquilion Precision 上的标称焦点尺寸为 0.4 × 0.5 毫米），以及经过高度优化的能量积分探测器或新型光子计数探测器，使等中心处的探测器像素尺寸达到 0.25 毫米（Aquilion Precision）[1], [2] 和~0.2 毫米（Naeotom Alpha）[3]。由此可分辨的最小细节接近~0.25 毫米，与以往的计算机断层扫描代际相比，~2× 提升了 [1], [2], [3]。采用如此精细的探测器像素后，源侧效应成为影响超高分辨率CT空间分辨率的主导因素，导致系统模糊在整个视野（FOV）内的稳定性不如传统系统。具体而言，超高分辨率CT的径向空间分辨率会随与等中心距离的增加而下降，这主要是因为X射线焦点纵向（层间）方向在轴平面上的投影被拉长；此外，由于每个探测器积分周期内X射线源的运动，视野边缘处的方位角分辨率也会变差[1]。

CT 中空间分辨率非平稳的一个后果是，由 CT图像 得出的定量生物标志物可能会失去可重复性——也就是说，同一底层对象在视野内不同位置会产生不一致的数值。已有研究在骨小梁区域测得的灰度纹理特征（纹理特征）中证实了这一效应：随着目标相对于等中心发生径向偏移，其可重复性会下降（一致性相关系数降低）；与常规正常分辨率（NR）CT 相比，这种下降在超高分辨率（UHR）CT 中更为明显 [4]。

由于纹理特征是用于疾病检测和结局预测的影像组学模型中的常见组成部分，因此其对扫描仪设置以及（如本研究所考察的）在视野中的位置的可重复性，是精准医学中需要考虑的重要因素。在骨科领域，研究已证明，骨小梁的纹理特征与微型CT测得的骨小梁形态相关[5], [6] ，并有助于实现对有无骨质疏松性椎体骨折患者的影像组学鉴别[7]以及椎体失效载荷的估算[8]。为确保此类预测应用不受以下因素影响

稿件提交日期为2026年11月21日。本研究得到美国国立卫生研究院 R01-EB-029446 项目资助。T. Ye、G. Shi 和 A. Sivakumar 任职于美国马里兰州巴尔的摩的约翰斯·霍普金斯大学生物医学工程系。F. J. Quevedo Gonzalez 任职于美国纽约特种外科医院生物力学系。K. F. Moseley 任职于美国马里兰州巴尔的摩的约翰斯·霍普金斯大学内分泌科。J. A. Carrino 任职于美国纽约特种外科医院放射学与成像系。J. H. Siewerdsen 任职于美国得克萨斯州休斯敦德克萨斯大学MD安德森癌症中心成像物理系。*W. Zbijewski 任职于美国马里兰州巴尔的摩约翰斯·霍普金斯大学生物医学工程系（通信电子邮箱：wzbijewski@jhu.edu）。

感兴趣解剖结构在视野中的位置；需要开发能够协调不同径向位移下纹理特征的方法。

扩散后验采样（DPS） [9] 通过将预训练扩散生成先验与似然项相结合来进行图像复原，该似然项用于确保结果与观测测量值一致。DPS 方法无需采用传统复原技术中的手工设计先验，也不需要监督式端到端网络所需的大规模配对训练数据集（DPS 在分布外数据上也可能具有更好的泛化能力）。继此前将 DPS 应用于自然图像去模糊 [9], [10], [11] 和 CT重建 [12], [13], 的研究之后，我们探讨了其在超高分辨率成像中减轻骨小梁空间变化的CT模糊影响的可行性。我们使用相对于等中心处真实值（GT）的常规图像保真度（IF）指标，以及纹理特征可重复性（一致性相关系数，CCC），评估 DPS 的性能。

如果经 DPS 处理的图像在整个视野范围内表现出比原始扫描更好的骨小梁纹理特征可重复性，那么 DPS 去模糊便有望用于 CT数据集中的纹理特征标准化，尤其适用于未能精确控制感兴趣部位位置的情况。目前已有其他纹理特征协调方法。例如，Gang 等人[14] 和 Yuan 等人[15] 消除了已知模糊和噪声对灰度共生矩阵（GLCM）的影响：前者分别在图像域（针对模糊）和灰度共生矩阵域（针对噪声）进行反卷积，后者则采用端到端神经网络。Sadia 等人 [16] 通过使用基于配对数据训练的条件潜在扩散模型合成标准化图像，提高了不同重建设置下灰度共生矩阵和灰度游程矩阵（GLRLM）特征的可重复性。相比之下，我们的方法既不需要配对训练数据，也不需要在盲式形式下预先了解模糊情况。该方法能够生成去模糊图像，随后可用于提取标准化纹理特征，并进行视觉评估及其他下游任务。

以下评估研究比较了DPS的两种变体。在KnownBlurDPS中，假设任意径向位移处的模糊（即DPS似然最大化步骤中的前向算子）可通过物理成像性能测量得知（此处使用来自 [1]的数据）。由于对空间变化的CT模糊进行全面表征可能并不切实际，因此在评估中纳入KnownBlurDPS，主要是将其作为DPS第二种变体——执行盲反卷积的BlindDPS——的理想化参照 [17]。虽然参考文献 [17] 通过额外的扩散模型估计未知核，但我们的方法利用了这样一个事实：CT分辨率的主要非平稳特性可近似为宽度随位移变化的各向异性高斯模糊。图像与这一低维表示可通过基于梯度的优化联合估计，从而无需使用第二个扩散模型。我们在Canon Aquilion Precision超高分辨率CT上采集的人类股骨实验数据中，评估了这两种DPS变体在减轻非平稳CT模糊以及标准化径向位移下骨纹理特征方面的效果。

II. 方法

A. 实验与数据采集

成像数据由Canon Medical Systems（日本）生产的Canon Aquilion Precision CT在超高分辨率模式下采集，该模式采用0.25毫米探测器元件、0.25毫米层厚和0.4 × 0.5毫米焦点，在等中心处实现~0.25毫米的极限细节尺寸 [1], [2], [4]。实验涉及五根人类股骨。成像前，去除每根股骨周围的软组织，并在骨表面附加六个基准标记，以辅助后续的刚性配准步骤（第II-D节）。

分别对置于等中心的五根股骨，以及其中一根股骨（测试骨）在另外八个径向位移位置进行CT扫描；各位置距等中心的距离为60毫米至165毫米，步进为15毫米（图1和图2）。径向位移通过使骨骼平行于CT床面平移来实现。对于每个位置，CT旋转时间均设置为1.5秒的最慢设置，这与骨科应用的高分辨率成像方案一致；在此扫描速度下，射线源运动在每个探测器积分周期内造成的方位模糊会减小，但无法完全消除。使用FC30骨核在129.9毫米视野范围内以1024 × 1024 矩阵重建体积图像，体素尺寸为0.127 × 0.127 × 0.25毫米。

B. *DPS* 去模糊

1) 无条件扩散先验

两种 DPS 变体均使用相同的无条件去噪扩散概率模型（DDPM） [18]，以编码在等中心处采集的骨小梁计算机断层扫描图像块 x_0 的分布 $p(x_0)$。简而言之，该模型通过对每幅干净的训练图像 x_0 依次添加高斯噪声，进行 T 步前向扩散来构建。记第 t 步添加噪声的方差（方差调度）为

$$\beta_s \qquad \beta_t \qquad \alpha_t = 1 - \beta_t \quad \bar{\alpha}_t = \prod_{s=1}^{t} 1 - , \qquad x_t$$

并定义 , ( )，则给定 x_0 时噪声图像的条件分布为:

$$q(x_t|x_0) = \mathrm{N}\left(x_t; \sqrt{\bar{\alpha}_t}x_0, (1 - \bar{\alpha}_t)\mathbf{I}\right), \tag{1}$$

其中，$\boldsymbol{I}$ 为单位矩阵，$\mathrm{N}(x_t; \mu, \Sigma)$ 是均值为 μ、协方差为 Σ，并在 x_t 处取值的高斯概率密度。随后训练网络 $\varepsilon_\theta(x_t, t)$，使其通过最小化 l_1 损失来预测所添加的噪声。

$$\mathrm{L}(\theta) = \mathrm{E}_{t,x_0,\varepsilon}\|\varepsilon - \varepsilon_\theta(x_t, \mathrm{t})\|_1 \tag{2}$$

其中 $x_t = \sqrt{\bar{\alpha}_t}x_0 + \sqrt{1 - \bar{\alpha}_t}\varepsilon$和 $\varepsilon \sim N(0, \mathbf{I})$。随后，可以通过对扩散过程进行反向采样，从图像块分布中获取样本：从 $x_T \sim \mathrm{N}(0, \mathbf{I})$ 开始，每一步移除预测出的噪声，并加回较少量的噪声，

$$x_{t-1} = \frac{1}{\sqrt{\alpha_t}}\left(x_t - \frac{\beta_t}{\sqrt{1 - \bar{\alpha}_t}}\varepsilon_\theta(x_t, t)\right) + \sigma_t z, \ \mathrm{z} \sim \mathrm{N}(0, \mathbf{I}) \tag{3}$$

直到达到 x_0。这里，$\sigma_t^2 = \beta_t(1 - \bar{\alpha}_{t-1})/(1 - \bar{\alpha}_t)$ 是步骤 t 添加的噪声的方差；最后一步不添加噪声。

重要的是，训练好的去噪网络 $\varepsilon_\theta(x_t, t)$ 提供

$p(x_t)$ 的得分估计（对数密度相对于 x_t 的梯度）；$p(x_t)$ 是含噪图像 x_t 的分布，这些图像通过公式 (1) 的前向过程由 $p(x_0)$ 获得，

$$\nabla_{x_t} \log p(x_t) \approx -\frac{\varepsilon_\theta(x_t,t)}{\sqrt{1-\overline{\alpha}_t}}. \tag{4}$$

训练数据和设置详见第 II-C 节。*2)* 已知核去模糊后验采样（*KnownBlurDPS*）

DPS [9] 将无条件采样过程调整为从后验分布 $p(x|y)$ 中抽取样本，其中 y 在本例中是受径向位移模糊影响的测量图像，x 是等中心处未知的骨小梁图像块，即 $p(x_0)$ 的一个样本；为简洁起见，省略下标 0。为此，在每个反向步骤 t中应用贝叶斯定理，根据前向传播的扩散先验得分（$\nabla_{x_t} \log p(x_t)$，式（4））和似然模型 $p(y|x)$，计算后验分布的得分：

$$\nabla_{x_t} \log p(x_t|y) = \nabla_{x_t} \log p(x_t) + \nabla_{x_t} \log p(y|x_t). \tag{5}$$

由于 $p(y|x_t)$ 难以处理，DPS 通过$p(y|\hat{x}_0(x_t))$对其进行近似，即计算在步骤 t 可用的干净图像估计（Tweedie估计）处的似然：

$$\hat{x}_0(x_t) = \frac{x_t - \sqrt{1-\overline{\alpha}_t}\varepsilon_\theta(x_t,t)}{\sqrt{\overline{\alpha}_t}}. \tag{6}$$

我们使用以下前向模型来关联等中心处的潜在图像块 x、距等中心 r 处的径向位移模糊核 $k(r)$，以及r处的测量图像块（记作$y(r)$）：

$$y(r) = k(r) * x + n(r), \tag{7}$$

其中，* 表示卷积，$n(r)$ 表示r处均值为零、方差为 $\sigma_n(r)^2$ 的高斯噪声。为简化起见，我们假设小图像块$y(r)$内的噪声均匀且不相关，因此忽略重建核的影响。由此得到的似然为：

$$p(y|x) \propto \exp\left(-\frac{\|y - k * x\|_2^2}{2{\sigma_n}^2}\right), \tag{8}$$

为清晰起见，此处省略了r。将式 (6)–(8) 代入式 (5)，并假设 k 已知（第 II-B3 节），KnownBlurDPS 的每个反向步骤都由式 (3) 的无条件更新构成，得到一个中间样本 x'_{t-1}，随后进行数据一致性校正，

$$x_{t-1} \leftarrow x'_{t-1} - \alpha\left(\nabla_{\hat{x}_0}\|y - k * \hat{x}_0(x_t)\|_2\right), \tag{9}$$

其中，残差 $k * x_0$ 的 $\mathrm{Gaussian}$ 范数遵循 [9]。按照 [13]，梯度是相对于 $\hat{x}_0$ 计算的，不通过去噪网络进行反向传播。式 (8) 的常数因子 $\frac{1}{2\sigma_n^2}$ 被吸收到步长 α 中。在我们的实现中，式 (9) 的梯度步骤采用 Adam 优化器 [19]，而非普通梯度下降。由于 Adam 通常具有更好的稳定性和收敛速度，因此我们采用了 Adam。每个反向步骤执行一次 Adam 更新，并在步骤间沿用矩估计（衰减率见第 II-D 节）。

遵循 [13],，我们采用了跳跃启动：从输入模糊图像块的前向扩散版本 y, $x_{t_0} \sim \mathrm{q}(x_{t_0}|y)$（将 y 替换为 x_0 后的式（1））在中间步骤 $t_0 \ll \mathrm{T}$ 开始采样，并且只执行最后 t_0 个反向步骤。在使用 DPS 进行 CT 重建时，已有研究表明，跳跃启动既能减少采样步骤的数量，也能通过将采样图像的低频内容锚定到测量数据 y [13]，减少其变化性。

3) 超高分辨率*CT*中移变模糊的已知核设置

KnownBlurDPS 假设 k 是一个位置相关宽度的二元高斯模糊核：

$$k_\omega(u,v,r) = \frac{1}{2\pi\omega_v(r)\omega_u(r)}\exp\left(-\frac{u^2}{2\omega_u(r)^2} - \frac{v^2}{2\omega_v(r)^2}\right), \tag{10}$$

其中，u 图像坐标的单位为毫米，v 图像坐标的单位为毫米，r 图像坐标的单位为毫米，$\omega = (\omega_u(r), \omega_v(r))$ 表示核的相应特征宽度（毫米）。图像坐标定义如下：u 平行于CT床面，因此也平行于测试股骨的平移方向；v 为垂直于该轴的方向，从床面向上。在我们的实验设置中，骨骼直接放置在床面上，抬高幅度极小，$\omega_u(r)$与系统模糊的径向分量相关，$\omega_v(r)$与方位角分量相关。

$k_\omega(u,v,r)$的参数根据文献[1]中报告的机架旋转时间为 1.5 s 时的一维径向和方位角调制传递函数（MTF）得出。具体而言，将在偏移距离为 75、110、145 和 185 毫米处测得的径向和方位角MTF，分别除以偏移距离为 40 毫米处（所报告位置中最接近等中心的位置）对应的MTF进行归一化。随后，对这些归一化后的MTF分别拟合一维高斯函数，其形式为 $\mathrm{MTF}(f) = \exp(-2\pi^2\omega^2 f^2)$，其中$f$ 表示沿相应（径向或方位角）方向的空间频率。由于这种形式的MTF对应于特征宽度为 ω（毫米）的一维高斯点扩散函数（PSF），拟合可直接得到 $k_\omega(u,v,r)$ 中的空间域宽度 $\omega_u(r)$ 和 $\omega_v(r)$（表 I）。

表 I 在选定偏移距离处测得的 10% MTF (f_{10}) 径向和方位频率（从 [1], 中提取），以及相应高斯核的特征宽度。185 毫米处的径向宽度未用于核估计（见正文）。

径向偏移 (mm)	径向 f_{10} (lp/毫米)	方位 f_{10} (lp/毫米)	ω_u (毫米)	ω_v (毫米)
40	1.99	2.00	NA	NA
75	1.95	1.87	0.064	0.076
110	1.85	1.67	0.102	0.124
145	1.68	1.50	0.135	0.157
185	1.16	1.31	0.280	0.191

对于 [1]，中未明确表征的径向位移，特征宽度通过表 I 中最近的两个偏移距离之间进行线性插值获得。唯一例外是 160 毫米处的径向宽度。185 毫米处测得的径向宽度偏离了 75–145 毫米处数值所呈现的线性趋势，因此未予采用。因此，160 毫米处的径向宽度是通过对 75、110 和 145 毫米处的径向宽度进行最小二乘法直线拟合，再外推得到的。最终，90 毫米处的径向宽度和方位角宽度分别为 0.080 和 0.097 毫米，130 毫米处分别为 0.121 和 0.143 毫米，160 毫米处分别为 0.151 和 0.170 毫米。随后，将这些核离散化到 31 × 31 像素网格上，并归一化为单位和。

4) 未知核的后验采样（*BlindDPS*）

在 BlindDPS 中，模糊未知，并与图像一同估计。在原始实现中，[17], DPS 图像

先验与另一个针对模糊核的扩散先验配对。我们采用一种更简单的变体：将核限制为式 (10) 中的二参数高斯，并直接优化 $\omega(r) = (\omega_u(r), \omega_v(r))$。这对每个径向偏移 r 分别进行；因此，在后续推导中省略 r。

在每个反向步骤中，执行式（9）的图像更新后，使用自动微分得到的数据一致性项关于 ω (∇_ω) 的梯度来更新 ω：

$$\omega \leftarrow \omega - \alpha_k(\nabla_\omega \|y - k_\omega * \hat{x}_0(x_t)\|_2), \qquad (11)$$

其中 k 是核步长；与式（9）一样，此步骤使用独立的 Adam 优化器执行，该优化器具有自己的矩估计。

C. 扩散先验训练

训练数据。两个 DPS变体使用相同的扩散先验。该先验分布表示具有最小空间变化模糊的二维骨小梁图像，通过使用未用于测试的四根股骨的等中心扫描轴向切片进行训练而获得。

对每个训练用股骨，从骨的近端（股骨头和股骨颈）及远端（髁部）各 20% 的区域提取大小为 128 × 128 像素（16.2 毫米 × × 16.2 毫米）的非重叠图像块，这些区域的骨小梁最为丰富。为减少相邻 0.25 毫米层片之间的冗余，在这些区域内隔层使用轴向层片。

在每个层片中，首先在图像经强度阈值分割后确定的最大连通轮廓所界定的骨轮廓内，按规则网格布置候选图像块。只有当图像块的四个角和四条边的中点均位于骨轮廓内、其中心与所有先前接受的图像块在 u 和 v 方向上的距离均至少为 64 像素、最大强度低于 1500 HU（不含皮质骨），且均值强度高于 150 HU（不以软组织为主）时，才将其纳入训练数据。四根训练用股骨共获得 10,594 个二维轴向图像块。

模型设计与训练流程。噪声预测（去噪）网络 $\varepsilon_\theta(x_t, t)$ 是一个 U-Net，基础通道数为 64，通道倍增系数为 (1, 2, 4, 8, 16)，每个分辨率级别包含一个残差块，在 16 × 16 分辨率处使用自注意力，并采用组归一化（16 组）和 0.2 的丢弃率；该网络处理 128 × 128 单通道图像块，其强度值被裁剪到 [−1000, 1700] HU 窗口，并线性映射到 [−1, 1]。前向过程使用 $T = 1500$ 步和余弦方差调度 [20]。网络使用 Adam 训练了 100,000 次迭代（学习率 4×10^{-5}，批量大小 64），采用式（2）的 l_1 噪声预测损失；采样时使用权重的指数移动平均（衰减率 0.995）。训练在两块 NVIDIA RTX A6000 GPU 上进行。

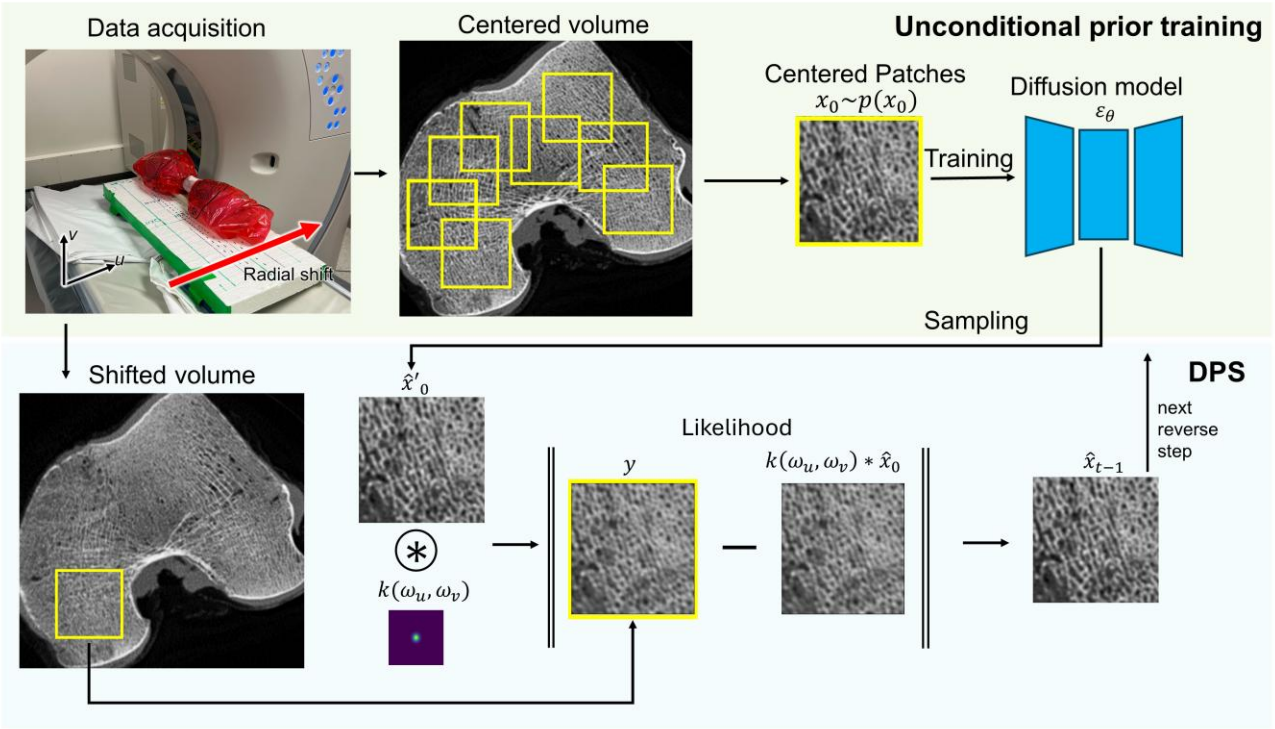

图 1. DPS 训练、部署和验证的工作流程。我们使用四根居中放置的股骨扫描数据，训练了一个无条件扩散模型，用于表征在超高分辨率CT等中心成像的骨小梁图像块。随后，将DPS应用于从测试股骨的超高分辨率CT图像中提取的图像块，以恢复不同径向偏移位置的图像块。在扩散模型采样过程中加入似然更新项，引导图像从目标（等中心）分布生成，并朝着给定观测偏移图像块的后验分布方向调整。模糊参数（取决于径向偏移）或者从分辨率测量中提取（KnownBlurDPS），或者与图像块似然更新联合估计（BlindDPS）。

D. 评估实验

评估流程（图 2）。共选取了 215 个真实值图像块，其中心位于距等中心 0–15 毫米范围内（以确保真实值受空间变化模糊的影响最小）

采用与训练数据相同的流程，在测试股骨的等中心扫描中进行采样。八个偏移扫描中有三个用于评估，所选扫描涵盖了中等至较大的径向位移。对于每个选定的扫描，通过标志点配准估计该体积（移动图像）与居中扫描（固定图像）之间的六自由度（6-DoF）

刚性变换。将该变换的逆应用于真实值图像块坐标，并在这些变换后的坐标处对偏移体积进行线性插值重采样，以获取测试图像块。所得测试图像块在这三个偏移扫描分别为 91、131 和 162 毫米；根据其均值位移取整为 90、130 和 160 毫米，将这三组称为偏移组。下文将这些输入数据集称为 NoDeblur。对于每个偏移组，215 个图像块中有 3 个留作超参数选择，其余 212 个用于最终评估。

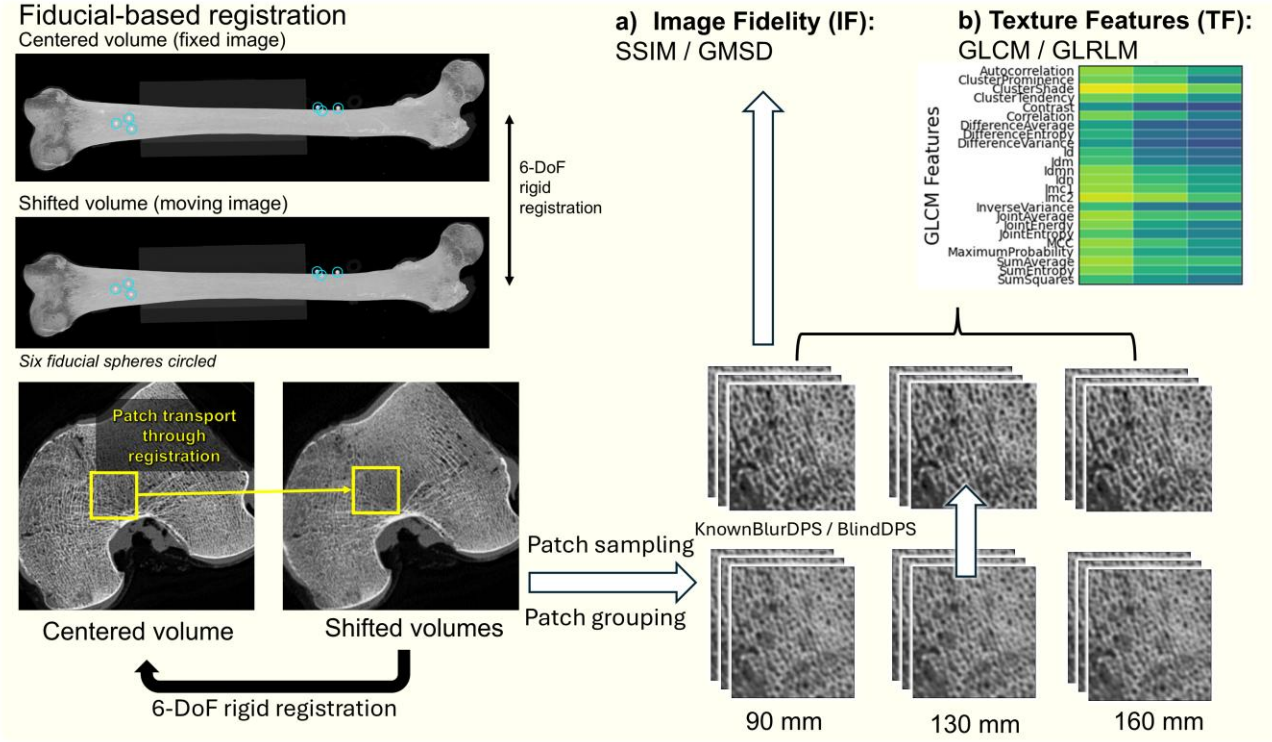

图 2. 评估流程。将测试图像块植入留出的测试股骨中心体积中，并通过基于标志点的刚性配准将其映射至相应的偏移扫描（最大强度投影图中以圆圈标出标志点）。使用 KnownBlurDPS 和 BlindDPS 去模糊后，根据平均径向位移对原始及处理后的偏移图像块进行分组，并与地面真值（居中）图像块进行比较，比较指标包括 (a) 图像保真度指标（SSIM、GMSD）和 (b) 纹理特征一致性（CCC）。

DPS 设置。通过网格搜索在预留图像块上选择采样超参数，使其与 GT 的结构相似性指数（SSIM）均值最大化。对于 KnownBlurDPS，得到的跳启动步为 $t_0 =$ （搜索值：{ }），35 15, 25, 35, 50, 75, 100 图像更新步长为 $\alpha = 4 \times 10^{-3}$ 6×10^{-4} 8 $\times 10^{-4}$ 1×10^{-3} 2×10^{-3} 4×10^{-3} 6×10^{-3} 8×10^{-3}（搜索值：{, , , , , }）。对于每个偏移组，已知核的特征径向宽度和方位角宽度设为根据 [1] 在该组名义平均位移处估算的值。

对于 BlindDPS，t_0 固定为 100，以确保有足够数量的核更新步。所有评估的核步长 α_k均采用优化后的图像步长 α，其值为 2×10^{-3}（搜索值：$\{1, 2, 4, 6, 8\} \times 10^{-3}$）。在核步长（搜索值：$\{0.05, 0.1, 0.5, 1\}$）中，$\alpha_k = 0.5$ 的均值结构相似性指数略高于排名第二的设置 $\alpha_k = 0.1$（0.852 对比 0.849，差异远在图像块间结构相似性指数标准差 0.06 的范围内）。不过，$\alpha_k = 0.1$ 得到的核会随偏移距离平滑变化，而采用 $\alpha_k = 0.5$ 得到的估计值在保留图像块上以及随后对测试图像块进行的一次运行中都不稳定；因此选择了前一种设置。核的初始化值为 $\omega_u = \omega_v = 0.2$ 毫米，前 40 步保持固定，之后 60 步进行更新。对于图像更新（KnownBlurDPS 和 BlindDPS）及核更新（BlindDPS），Adam 的衰减率分别设为 $\beta_1 = 0.9$ 和 $\beta_2 = 0.999$。

*1) IF*指标：结构相似性指数和梯度幅值相似性偏差

对去模糊效果的 IF 评估采用了两个指标：结构相似性指数和梯度幅值相似性偏差（GMSD）[21]。

结构相似性指数在滑动窗口内（此处为 7 × 7 个像素）比较偏移图像块 d 与对应地面真值图像块 g 的局部均值 μ、方差 σ^2 和协方差 σ_{dg}，并对图像块的结果取平均，

$$\mathrm{SSIM}(d,g) = \frac{(2\mu_d\mu_g + C_1)(2\sigma_{dg} + C_2)}{(\mu_d{}^2 + \mu_g{}^2 + C_1)(\sigma_d{}^2 + \sigma_g{}^2 + C_2)}, \qquad (12)$$

其中$_1$ 和$_2$ 是较小的稳定常数。结构相似性指数的取值范围为−1 至 1（相同图像的结构相似性指数为= 1 ）。结构相似性指数计算的数据范围设为每对d, g的联合强度范围。

梯度幅值相似性偏差通过标准差比较两个图像块的梯度幅值 m_d 和 m_g （Sobel算子）：

逐像素梯度幅值相似度（GMS）：

$$\mathrm{GMS}(i) = \frac{2m_d(i)m_g(i) + \mathrm{c}}{m_d{}^2(i) + m_g{}^2(i) + \mathrm{c}},$$

$$\mathrm{GMSD} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(\mathrm{GMS}(i) - \overline{\mathrm{GMS}}\right)^2}, \quad (13)$$

其中，i 是像素索引，N 是像素数，是稳定常数，GMS 是 GMS 均值；$\overline{\mathrm{GMSD}}$ 越低表示保真度越高，相同图像的 GMSD 为 0。与结构相似性指数相比，GMSD 与人类感知质量的吻合度更高 [21]。此外，在骨小梁超分辨率中，基于梯度的指标（而非结构相似性指数）与恢复所得微观结构指标（骨体积分数、骨小梁厚度和骨小梁数）的准确性相关 [22]。

对于每个 IF指标，均基于各图像块的指标值，对不同条件（例如，模糊与去模糊）进行配对比较。首先使用 Shapiro–Wilk检验评估配对差值是否符合正态分布；若未拒绝差值服从正态分布的假设（Shapiro–Wilk p > 0.05），则采用配对t检验，否则采用非参数 Wilcoxon符号秩检验。显著性水平定义为 p < 0.05。

*2) TF*提取与可重复性

从GT中每个测试图像块内的中央二维感兴趣区域（ROI，6 mm × 6 mm），以及未进行DPS去模糊（NoDeblur）和进行去模糊（KnownBlurDPS和BlindDPS）的偏移体积中，提取GLCM和GLRLM纹理特征。通过计算每个径向位移组和处理方法（NoDeblur与DPS去模糊）下，偏移集D与GT集 G中的纹理特征值之间的Lin一致性相关系数（CCC） [23]，对各纹理特征的可重复性进行量化：

$$\mathrm{CCC} = \frac{2\sigma_{D,G}}{\sigma_D{}^2 + \sigma_G{}^2 + (\mu_D - \mu_G)^2}, \quad (14)$$

其中，μ 和σ^2 分别表示每种条件下212个测试图像块中特征的均值和方差，$\sigma_{D,G}$ 表示两种条件之间的协方差。当 CCC > 0.80时，认为纹理特征具有可重复性（CCC = 1 表示与等中心处数值完全一致）。

针对每种纹理特征，采用配对置换检验 [24]检验不同条件之间的一致性相关系数差异（KnownBlurDPS 与 NoDeblur、BlindDPS 与 NoDeblur，以及 BlindDPS 与 KnownBlurDPS）。对于每个图像块，随机交换两种条件，重新计算一致性相关系数差异，并根据 10,000 次此类置换获得双侧 p 值。使用 Benjamini–Hochberg程序 [25] 分别对灰度共生矩阵和灰度游程长度矩阵特征中的多重比较进行校正，以控制假发现率（FDR）。若某种纹理特征经校正后的 p 值（q）低于 0.05，则认为其差异具有统计学当校正后的 p 值（q）低于 0.05 时，结果存在差异。

*3) Prediction of Radial Displ*位移*From Image Patch TF*

*s*与 [4], 中报告的实验类似，我们评估了经过任一版本DPS去模糊处理的图像块是否保留了关于其径向位移的信息。对于每个偏移组，使用纹理特征训练线性支持向量机（SVM），以对以下两类图像块进行分类：（i）该偏移位置与等中心处的NoDeblur数据集；（ii）该偏移位置与等中心处的DPS恢复数据集。通过五折交叉验证估计准确率。通过按照层索引（z）对212个测试图像块位置进行分组来构建各折，使相邻层所属的位置不会同时出现在训练数据和测试数据中。该方法可避免层间TF相关性可能造成的偏差。准确率报告为五折结果的均值和标准差。

在每一折中随机置换所有图像块（训练集和测试集）的类别标签（置换 200 次），并重复交叉验证实验 [26]，以获得机会水平分类准确率的分布。每次置换运行均采用与实际实验相同的统计量进行评分（五折的平均准确率）。所得分布以中位数及第 2.5–97.5 百分位数范围进行汇总，作为基线，用于估计恢复后的纹理特征若与等中心的纹理特征无法区分时，支持向量机的预期表现。

III. 结果

A. 视觉评估

图3展示了90、130和160毫米位移组（各行）的代表性NoDeblur图像块，以及相应的KnownBlurDPS和BlindDPS复原结果与对应的GT（等中心）图像。用于图3的图像块，其去模糊处理前的SSIM接近各自偏移组的中位数SSIM；去模糊后，也接近经DPS处理的偏移组的中位数SSIM（差异在0.01以内）。通过比较每组NoDeblur图像与等中心图像中的骨小梁特征（最左列与最右列），可以明显看出，随着径向位移增加，空间变化的系统分辨率逐渐恶化。与NoDeblur相比，两种DPS去模糊方法均使骨小梁的轮廓更加清晰，在所有位移下均接近GT的效果。然而，尽管两种DPS方法在较大径向位移下带来的锐化效果更为明显，但随着偏移增加，它们准确复现GT中可见松质骨结构的能力通常会下降。从视觉上看，KnownBlurDPS与BlindDPS的输出之间几乎没有差异。

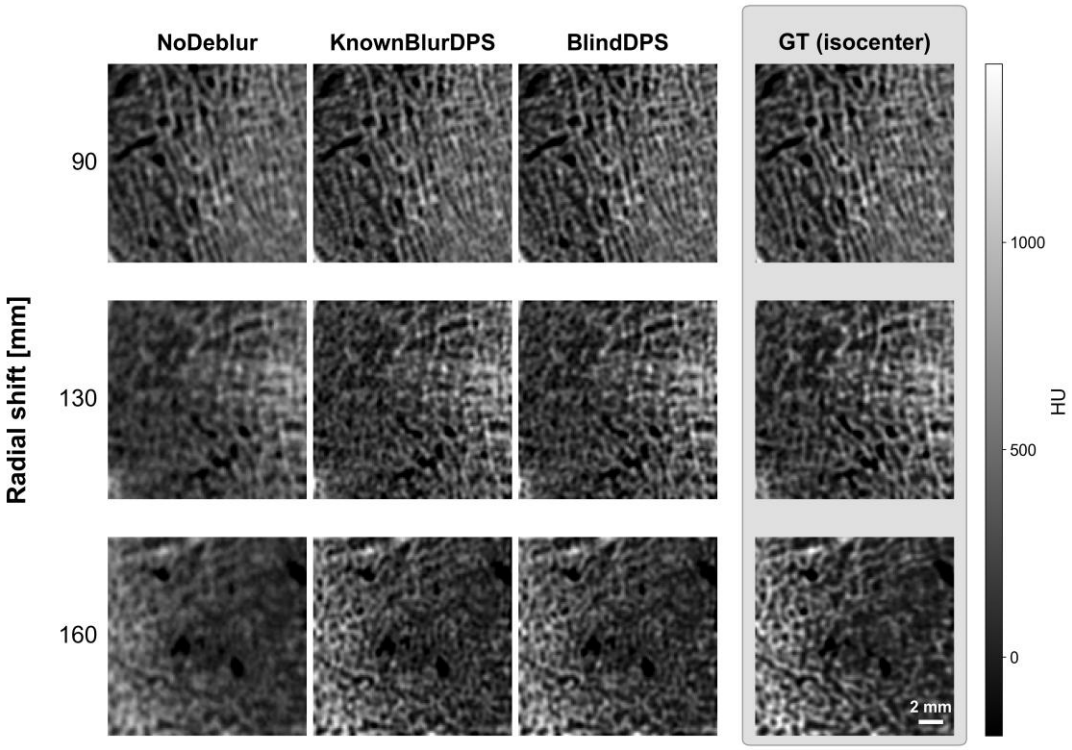

图 3. 径向偏移为 90、130 和 160 毫米时的代表性 NoDeblur 图像块（各行），以及对应的 KnownBlurDPS 和 BlindDPS 结果与等中心处的地面真值图像（灰色方框）。比例尺：2 毫米；灰度以 HU 表示。对于每个偏移量，代表性 NoDeblur 图像块及其复原版本相对于地面真值的结构相似性指数均接近这些条件下该偏移组的中位数结构相似性指数。

B. 图像保真度评估

在所研究的各偏移组中，与NoDeblur相比，KnownBlurDPS和BlindDPS均持续改善了SSIM和梯度幅值相似性偏差（GMSD），两种DPS变体之间仅存在细微差异（图4）。与图3中观察到的趋势一致，DPS在较大位移（130和160毫米）下的相对收益更为显著，但在最小的90毫米偏移下，复原图像的图像保真度指标仍差于NoDeblur。

结构相似性指数的中位数值从 0.887/0.795/0.702（NoDeblur）提高至 0.901/0.838/0.759（KnownBlurDPS）和 0.901/0.842/0.754（BlindDPS），两种方法的改善幅度均为 0.013–0.057（均显著，$p < 0.05$）。KnownBlurDPS 与 BlindDPS 之间的差异较小，在 90 毫米处无显著差异（$p = 0.55$）；在 130 毫米处差异较小但具有统计学显著性（BlindDPS 较高，$p < 0.05$），在 160 毫米处亦如此（KnownBlurDPS 较高，$p < 0.05$）。

对于 GMSD（数值越低表示 IF 越好），中位数值从 0.152/0.188/0.215（NoDeblur）降至 0.149/0.174/0.192（KnownBlurDPS）和 0.150/0.173/0.194（BlindDPS），对应的降幅为 0.002–0.022（均具有显著性，$p < 0.05$）。KnownBlurDPS 与 BlindDPS 之间的差异较小，但在三个偏移量下均具有显著性（p < .），其中 0 05 90 160 KnownBlurDPS 在和 mm 下较低，而 BlindDPS 在 130 mm 下较低，这与 SSIM 在 130 和 160 mm 下的趋势相同。

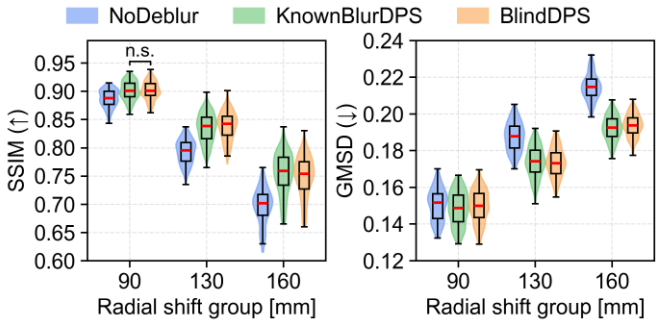

图 4. 在 90、130 和 160 mm 径向位移组中，NoDeblur、KnownBlurDPS 和 BlindDPS 相对于 GT 的 SSIM 和 GMSD。偏移组内唯一不具有显著性的成对差异（90 mm 下 SSIM 中的 BlindDPS 与 KnownBlurDPS，$p = 0.55$）标记为“n.s.”；其他所有成对差异均具有显著性（$p < 0.05$）。

C. 灰度共生矩阵/灰度游程长度矩阵纹理特征的可重复性

图5显示了NoDeblur图像和DPS复原图像中，所有受检纹理特征在不同径向位移组内相对于等中心的一致性相关系数。总体而言，随着径向距离增加，NoDeblur图像块中可重复纹理特征的数量（一致性相关系数 征 > . ）减少，0 80 这与空间变化系统模糊加剧的情况一致。在所有径向位移组中，与NoDeblur相比，KnownBlurDPS和BlindDPS均提高了一致性相关系数及可重复特征的数量。在90/130/160毫米处，40个特征中可重复特征的数量（一致性相关系数 > 0.80）从13/2/1（NoDeblur）增加到33/35/29（KnownBlurDPS）和40/36/16（BlindDPS）。

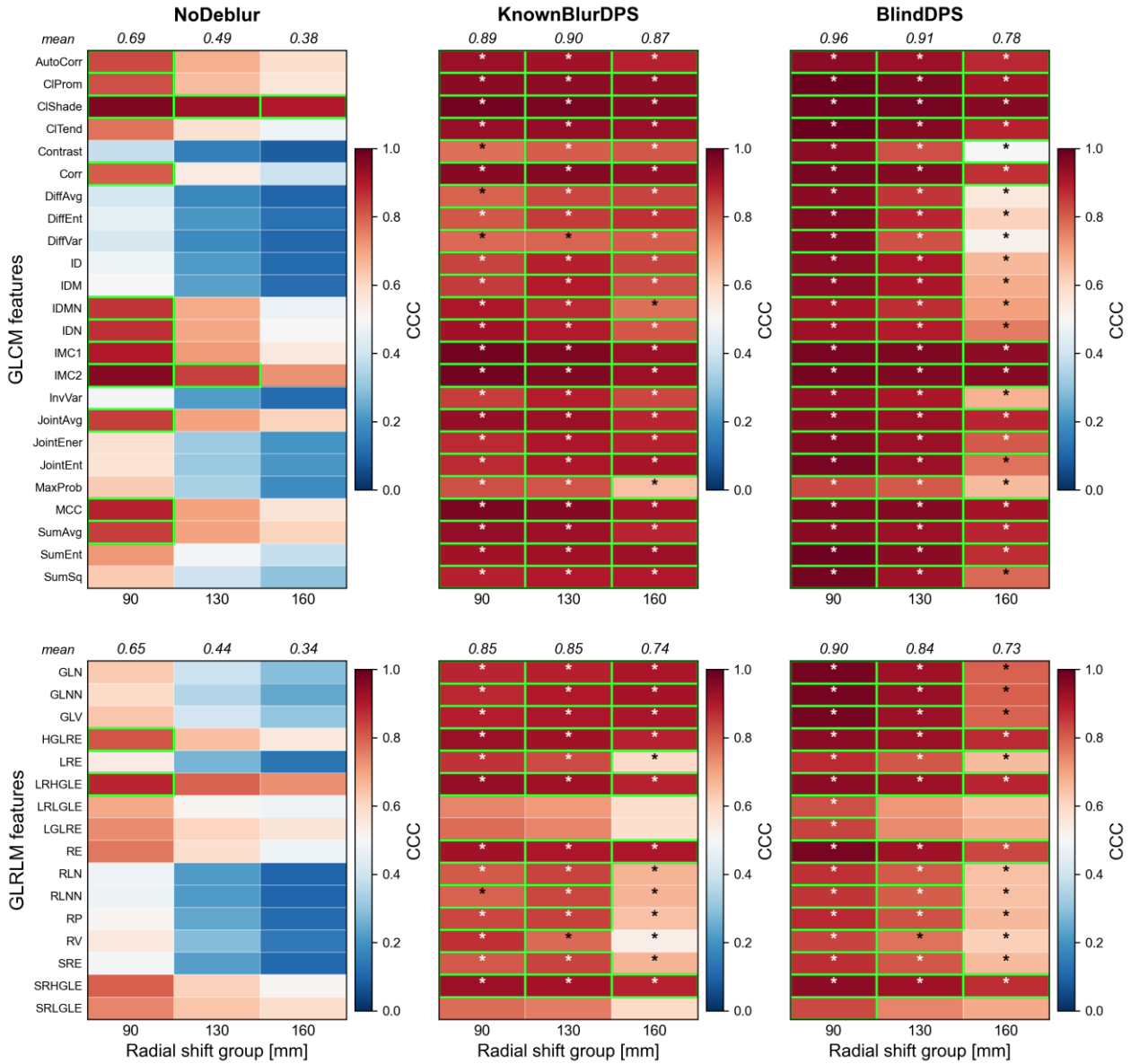

图5. 按偏移组（90、130、160 毫米）展示 NoDeblur、KnownBlurDPS 和 BlindDPS 的灰度共生矩阵及灰度游程长度矩阵纹理特征相对于真实值的一致性相关系数图。绿色轮廓标示一致性相关系数 > 0.80；每列上方的数字为各特征一致性相关系数的均值；星号标示一致性相关系数相较于 NoDeblur 显著提高的特征（配对置换检验，Benjamini–Hochberg q < 0.05）。灰度共生矩阵特征缩写：AutoCorr = 自相关，ClProm = 聚类突出度，ClShade = 簇阴影，ClTend = 聚类趋势，Corr = 相关性，DiffAvg = 差异平均值，DiffEnt = 差异熵，DiffVar = 差异方差，ID = 逆差异，IDM = 逆差异矩，IDMN = 归一化逆差异矩，IDN = 归一化逆差异，IMC1 = 相关信息度量 1，IMC2 = 相关信息度量 2，InvVar = 逆方差，JointAvg = 联合平均值，JointEner = 联合能量，JointEnt = 联合熵，MaxProb = 最大概率，MCC = 最大相关系数，SumAvg = 和平均值，SumEnt = 和熵，SumSq = 平方和。灰度游程长度矩阵特征缩写：GLN = 灰度级非均匀性，GLNN = 归一化灰度级非均匀性，GLV = 灰度级方差，HGLRE = 高灰度级游程强调，LRE = 长游程强调，LRHGLE = 长游程高灰度级强调，LRLGLE = 长游程低灰度级强调，LGLRE = 低灰度级游程强调，RE = 游程熵，RLN = 游程长度非均匀性，RLNN = 归一化游程长度非均匀性，RP = 游程百分比，RV = 游程方差，SRE = 短游程强调，SRHGLE = 短游程高灰度级强调，SRLGLE = 短游程低灰度级强调。

图5每列上方给出的特征均值一致性相关系数证实，与NoDeblur相比，KnownBlurDPS和BlindDPS相对于等中心均实现了显著更高的一致性相关系数，其中在130和160毫米处的提升最为明显（在90/130/160毫米处，KnownBlurDPS的GLCM均值一致性相关系数相较NoDeblur分别提高+0.20/+0.42/+0.49，灰度游程长度矩阵分别提高 +0.21/+0.41/+0.40；BlindDPS分别提高 +0.26/+0.43/+0.40和 +0.26/+0.41/+0.39）。采用FDR校正的置换检验结果显示，全部24个GLCM特征均有所改善在每个位移下，两种 DPS 方法的结果均有显著改善（图5中的星号标记）。在16种灰度游程长度矩阵特征中，KnownBlurDPS 在位移为90/130/160毫米时，分别有13/13/13种纹理特征的一致性相关系数取得统计学显著提升。对于 BlindDPS，在位移为90/130/160毫米时，分别有15/13/13种纹理特征显著改善；两种方法均未使任何纹理特征显著下降。

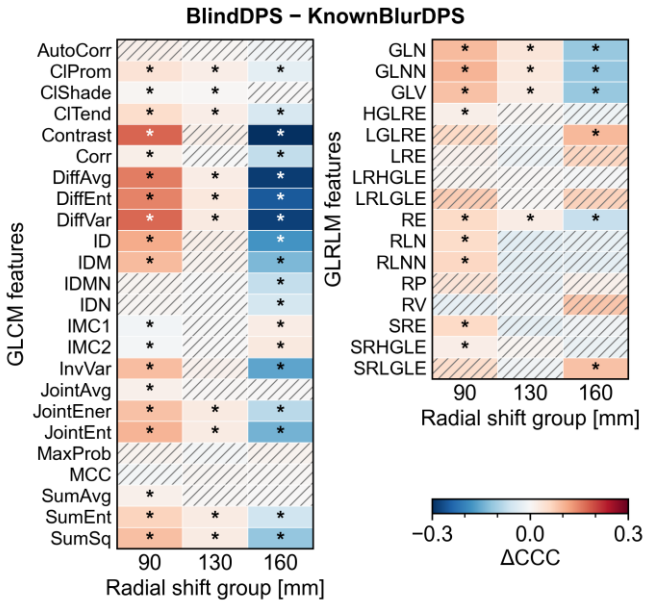

图 6. 对于各个灰度共生矩阵（左）和灰度游程长度矩阵（右）特征及偏移组，BlindDPS 与 KnownBlurDPS 之间的一致性相关系数差异（Δ CCC）。颜色表示效应量（红色：BlindDPS 的一致性相关系数较高；蓝色：KnownBlurDPS 的一致性相关系数较高；白色：无差异）。星号表示经 Benjamini–Hochberg校正后，配对置换检验中差异具有统计学显著性（$q < 0.05$）；带斜线的单元格表示差异不显著。对于 212 个配对图像块，即使是微小差异也可能达到显著性。特征缩写同图5。

图6总结了 KnownBlurDPS 与 BlindDPS 之间的一致性相关系数差值（Δ CCC）。在位移为90毫米时，24种灰度共生矩阵特征中有19种在两种 DPS 方法之间存在显著差异，其中17种有利于 BlindDPS；同样，在位移为130毫米时，有10种特征存在显著差异，且均有利于 BlindDPS。相较之下，在位移为160毫米时，KnownBlurDPS 优于 BlindDPS：在18种存在显著差异的灰度共生矩阵纹理特征中，有16种的一致性相关系数更高。在位移为90毫米时，BlindDPS 在对比度类特征（对比度、差异平均值、差异方差、差异熵和逆差分）上的优势最大（Δ CCC +0.11 至 +0.17）。而在位移为160毫米时，有利于 KnownBlurDPS 的也是同一组特征（以及逆差分矩和逆方差），其 Δ CCC 介于 −0.14 至 −0.31 之间。

对于灰度游程长度矩阵特征，在 90/130/160 毫米处，16 个特征中分别有 9/4/6 个在两种方法间存在显著差异；在 90 和 130 毫米处，BlindDPS 表现更优；在 160 毫米处，六个显著差异中有四个有利于 KnownBlurDPS。

从图 5 中的一致性相关系数均值和图 6 中的 Δ 一致性相关系数可见，在最大偏移量（160 毫米）处，BlindDPS 相较于 KnownBlurDPS 的性能有所下降，灰度共生矩阵纹理特征尤为明显。为更好地了解这两种 DPS变体之间的差异，图 7 将 BlindDPS 得到的模糊核宽度（在所有测试图像块上的分布）与其参考值进行比较；参考值源自调制传递函数测量值，并由 KnownBlurDPS 使用。BlindDPS 得到的模糊核与实验数据基本吻合，但在 90 毫米处往往略宽（在平面内体素尺寸的 ~20% 以内：中位数 $\omega_u = 0.106$ 对 0.080 毫米，$\omega_v = 0.122$ 对 0.097 毫米），在 130 毫米处也略宽（0.125 对 0.121 毫米，0.152 对 0.143 毫米）。然而，在 160 毫米处，BlindDPS 得到的核估计在径向上比调制传递函数导出值更窄。因此，BlindDPS 估计的模糊变得更加比基于 MTF 得出的模糊（$\omega_v/\omega_u = 1.13$）更具各向异性（中位数 $\omega_v/\omega_u = 1.36$）。

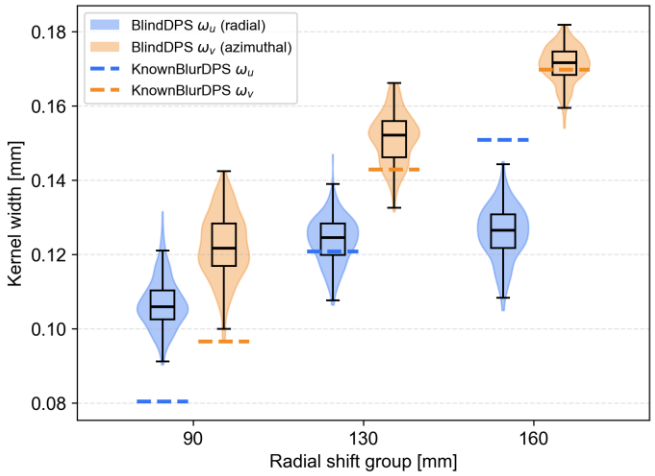

图 7. BlindDPS 对各偏移组中测试图像块估计的模糊核宽度分布（小提琴图和箱线图；径向 ω_u 以蓝色表示，方位角向 ω_v 以橙色表示），并与 KnownBlurDPS 使用的基于测量得出的核参数（虚线）进行比较。

D. 径向位移分类

图8总结了分类实验。需要注意的是，在此设置中，较低的分类准确率（径向位移之间的可分性降低）通常更理想，因为这表明图像块在视野内的位移信息已从纹理特征中部分去除。NoDeblur图像块与其等中心对应图像块可以区分，在90/130/160毫米处的平均准确率分别为0.79/0.91/0.97。两种DPS去模糊方法都降低了可分性；BlindDPS和KnownBlurDPS处理后，准确率分别为0.51/0.67/0.84和0.64/0.67/0.72。只有BlindDPS在90毫米处的数值（0.51）与随机水平无法区分（处于标签置换分布的第2.5至第97.5百分位数范围内，$p = 0.33$）。BlindDPS在90毫米处优于KnownBlurDPS，两种方法在130毫米处表现相当，而KnownBlurDPS在160毫米处表现更好，这与一致性相关系数结果一致（图5）。

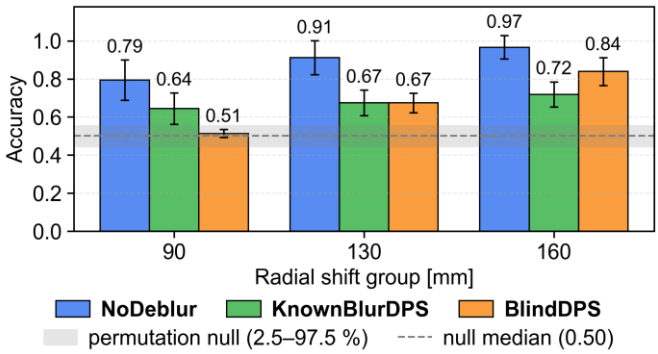

图 8. 线性支持向量机区分各偏移组中 NoDeblur 或经 DPS 恢复的图像块与相同位置地面真值图像块的准确率（柱形：五个交叉验证折的均值；误差线：各折的标准差）。虚线：标签置换零分布的中位数（0.50）；灰色带：其第 2.5–97.5 百分位数范围。

IV. 讨论

已知核和盲DPS均部分恢复了受空间变化超高分辨率CT系统模糊影响的骨小梁图像块中的精细松质骨结构和图像纹理。与在径向偏移90–160毫米处采集的原始图像相比，两种DPS变体在保真度以及纹理特征相对于等中心处采集的真实数据的可重复性方面均显著更优（SSIM/GMSD的配对检验，以及一致性相关系数的配对置换检验）。与原始图像相比，这些性能指标在130毫米和160毫米处的改善尤为明显，可能是因为这两种设置下的分辨率损失显著大于90毫米偏移时的损失。然而，即使在90毫米处，可重复的纹理特征数量也从NoDeblur的13个增加到KnownBlurDPS的33个和BlindDPS的40个。在所有位移下，DPS对纹理特征可重复性的提升似乎大于对IF得分的提升——纹理特征相对于等中心的平均一致性提高了30–130%，而IF指标仅小幅提升1–10%（尽管具有统计学显著性）。这一观察反映出，纹理特征所捕获的高阶灰度值统计量在一定程度上独立于图像中存在的具体结构，因此，即使形态未能得到正确解析，纹理也可能变得更接近等中心处的纹理。

与DPS和未经处理的偏心图像块之间的比较类似，两种DPS变体之间的差异在纹理特征可重复性方面也比在图像保真度指标方面更为明显：在中等位移（90和130毫米）下，盲方法的CCC更高；而在最严重的模糊（160毫米）下，已知核变体则更稳健。两种方法在不同径向位移下的相对表现可归因于两个因素：1）每个位移对应的已知核，均由调制传递函数测量值推导而来，并以位移为40毫米处的参考调制传递函数进行归一化（这是[1]中提供的最接近等中心的数据点）；2）BlindDPS中的核估计问题可能存在歧义，即较窄的核搭配较模糊的复原图像，以及较宽的核搭配较清晰的复原图像，都可能符合观测到的同一移位骨小梁图像块。第一个因素或可解释为何KnownBlurDPS无法将图像复原至优于位移为40毫米时的分辨率特性，从而相对于在位移为<15 毫米处采集的真实数据，可能存在锐化不足。另一方面，BlindDPS可以调整核以匹配真实数据的模糊程度——其先验分布的分辨率足够高，能够支持此类估计，因为扩散模型是在居中图像块（位移为<40 毫米）上训练的。这一解释与BlindDPS估计的模糊宽度中位数通常大于固定的、按40毫米位移归一化的已知核相一致，但 ω_u 在160毫米处的情况除外（图 7）。相反，在如此大的位移下，盲去模糊可能不再有利（表现为与KnownBlurDPS相比，SSIM/GMSD和灰度共生矩阵CCC较差），这是因为在测量数据所保留的高频信息很少、难以为优化提供指导的情况下，核估计存在歧义。因此，相对于调制传递函数导出值，BlindDPS低估了160毫米处的径向模糊，而其方位角估计则接近调制传递函数导出值，导致图像特征恢复不完整，并可能引入轻微的非物理各向异性。

本研究的主要目标之一是评估 DPS 能否至少在一定程度上协调不同视野位置处骨小梁的纹理特征，从而减轻患者体位对后续影像组学分析性能可能造成的影响。结果表明，纹理特征与等中心的一致性得到显著改善，但改善程度取决于径向偏移。尽管在 90 mm 处可几乎完全恢复可重复性（一致性相关系数 > 0.80），但在所研究的最大径向位移（160 mm）处，结果则较为复杂：40 个特征中有 16 个（包括簇阴影、信息测度相关特征、最大相关系数、相关性、自相关、联合平均/和平均以及高灰度级游程特征）通过任一种 DPS 方法变得可重复。相比之下，在原始 160 mm 数据集中仅有一个特征（簇阴影）具有可重复性，这一结果有所改善；但采用两种方法后，仍有一些纹理特征的一致性低于 0.80：两个灰度共生矩阵特征（逆差分矩归一化和最大概率）、大多数游程长度特征（长游程强调、短游程强调、游程百分比、游程长度非均匀性、游程长度非均匀性归一化、游程方差）以及低灰度级游程特征（低灰度级游程强调、长游程低灰度级强调、短游程低灰度级强调；这些特征在任何偏移量下都仅有轻微改善）。我们推测，与经 DPS 处理后变得可重复的纹理特征相比，这些特征对精细骨小梁结构和低强度骨髓背景更为敏感，因此在较大偏移量下无法实现协调。此时，尽管图像块整体上看起来更清晰（SSIM 和梯度幅值相似性偏差结果可为佐证），DPS 仍只能部分恢复其形态细节。

图8中的分类研究表明，在不使用DPS的情况下，可以从纹理特征中以较高的平均准确率检测骨组织图像块的径向偏移——从90毫米处的~80%到160毫米处的~97%——这凸显了患者位置对影像组学预测模型造成混杂的风险。通过提高纹理特征可重复性，DPS的两种变体均降低了所有位移下的位移分类准确率，尽管在160毫米处该准确率仍为>70%。仅在90毫米处使用BlindDPS时，可分性才降至机会水平。这些结果与一致性相关系数分析一致，并表明DPS去模糊对于等中心 ~130 毫米范围内的纹理特征标准化可能最为有利。为将这一发现置于适当背景下，我们指出，临床CT数据集已报告患者居中误差最高达~60 毫米，其中大多数误差处于10–30毫米范围内[27], [28]。对于脊柱骨小梁评估等应用，由于不同患者的体型和脊柱曲度存在差异，我们预计特定椎体节段的定位还会产生额外的 ~50–100毫米变异。在这种情况下，大多数需要纹理特征协调的病例可能处于中等位移范围内，而DPS（包括BlindDPS）能够在该范围内使几乎所有纹理指标恢复可重复性。

据我们所知，我们的工作首次报告了DPS图像复原用于减轻X射线CT中的非平稳系统模糊的可行性。目前大多数关于X射线CT中DPS的文献都聚焦于使用已知物理系统模型进行图像重建[12], [13], [29]，其中有些还包括平移不变的系统模糊或探测器模糊[13], 。相比之[30]下，我们的方法作用于重建图像，并

展示了在复原过程中联合估计系统模型的可能性，尽管所用的模糊核相对简单（类似于 [31] 的联合重建-散射校正）。一种类似的后重建技术将扩散先验与似然项配对，用于低剂量去噪，但尚未用于去模糊 [32]。已有研究报道了其他基于扩散的方法，用于CT图像的分辨率恢复；然而，与我们的工作不同，这些方法是在配对数据上训练的 [22]，[33]。这些研究均未涉及空间变化模糊。

本研究的另一项独特之处在于，我们的性能评估不仅采用传统的图像保真度指标，还评估了DPS去模糊对纹理图像生物标志物的影响。与先前应用扩散模型提高纹理特征可重复性的研究[16]，（该研究使用条件潜在扩散模型合成标准化CT图像）相比，我们的方法不需要配对训练图像。由于径向偏移仅通过模糊核体现，而BlindDPS会从图像本身估计该模糊核，因此，在等中心训练一次的先验模型即可恢复视野内任意位置的图像块。这些图像还可用于影像组学分析以外的任务。此外，大多数CT纹理特征协调工作（无论采用何种协调技术）都试图解决扫描仪类型[34]，、成像方案（例如成像剂量[35]）或重建设置[16], [36], 变化所造成的影响；而本文提出将DPS用于解决视野内位置变化导致的可重复性下降问题（见 [4]），这一应用似乎独具特色。

需要承认本研究存在若干局限。首先，如前所述，KnownBlurDPS 中使用的核估计以 40 毫米径向偏移为基准进行归一化，而非 GT 图像块的 ~15 毫米位移。不过，由此导致的模糊宽度低估可能为 <10%（根据 [1] 中调制传递函数的变化趋势估算），而当前方法使我们能够避免在现有调制传递函数测量值范围之外进行外推。此外，由于难以在整个视野范围内获取精确的调制传递函数估计值，KnownBlurDPS 可能不切实际。因此，本研究纳入该方法，主要是为了确定评估 BlindDPS 性能的上下界；BlindDPS 可能更适用于临床应用。

我们还注意到，评估过程中，我们将测试股骨的偏心扫描与其等中心真实值体积进行刚性配准，并采用线性插值进行重采样。此步骤对于在呈现相同底层骨小梁结构的图像块之间进行配对的 IF 和 TF 比较是必要的，但可能使偏移骨骼的图像略微模糊。我们认为这种影响较小，因为估算出的刚性变换幅度相对较小（例如，旋转 < 1°）。不过，这可能对 BlindDPS 有利，因为它或许能够自动校正这部分额外模糊。

本研究的另一项局限是，我们仅使用正常股骨进行扩散模型训练和DPS验证。我们认为，对于初步可行性研究而言，这样做是可以接受的，但未来仍需探究扩散先验是否需要纳入病理样本（例如骨质疏松骨或骨关节炎骨）进行扩充，以维持其在一般人群中的性能。还应指出，为了充分利用现有训练数据，我们选择在二维图像切片上进行评估。通过堆叠去模糊切片，可以将所提方法扩展至三维图像复原；不过，为确保切片间一致性，原生三维扩散模型最终或许更为理想。最后，本研究仅使用了来自单一厂商和型号（Canon Precision）的超高分辨率CT数据。然而，该设备的分辨率特性代表了新兴CT系统中的一大类，这些系统具有精细的探测器像素（等中心处为~0.25毫米或更小），包括光子计数CT。所有这些超高分辨率CT系统中的系统模糊可能比传统CT更具移变性，因为其主要由源侧效应决定 [1], 这也说明了采用所提复原技术的必要性。

V. 结论

我们证明了在骨小梁超高分辨率CT中，DPS去模糊能够有效减轻空间变化的系统分辨率所带来的影响。与径向偏移为90–160毫米时采集的未经处理扫描相比，DPS显著提升了图像保真度，并提高了纹理特征相对于等中心处采集的真实值的可重复性。值得注意的是，DPS盲变体的表现与已知核实现相当，尤其是在位移不超过130毫米时。这具有重要的实际意义，因为这表明无需进行广泛的先验系统表征，即可应用DPS去模糊。此前，我们发现空间变化模糊会导致CT视野内不同位置的骨小梁纹理特征可重复性降低；在此基础上，我们应用DPS进行纹理特征标准化。在径向偏移为90毫米时，BlindDPS将GLCM和GLRLM纹理特征的均值一致性相关系数分别从0.69提高至0.96（GLCM）和从0.65提高至0.90（GLRLM）；在130毫米时，则分别从0.49提高至0.91和从0.44提高至0.84。使用BlindDPS后，将90毫米处采集的骨组织图像块与等中心处采集的图像块区分开来的分类准确率从~80%降至随机水平。这些结果表明，在超高分辨率CT中，应考虑采用DPS去模糊来协调纹理特征，以减轻患者偏心的影响；同时也为未来研究提供了方向，即评估该方法在特定临床应用的影像组学模型中的效果。

参考文献

[1] A. M. Hernandez, P. Wu, M. Mahesh, J. H. Siewerdsen, and J. M. Boone,《高分辨率CT系统三维调制传递函数的位置和方向依赖性》，医学物理，第48卷，第6期，第2760–2771页，2021年6月，doi: 10.1002/mp.14789。[2] L. J. Oostveen, K. L. Boedeker, M. Brink, M. Prokop, F. De Lange, and I. Sechopoulos,《超高分辨率CT扫描仪的物理评估》，欧洲放射学，第30卷，第5期，第2552–2560页，2020年5月，doi: 10.1007/s00330-019-06635-5。[3] K. Rajendran 等，《首台临床光子计数探测器CT系统：技术评估》，放射学，第303卷，第1期，第130–138页，2022年4月，doi: 10.1148/radiol.212579。[4] G. Shi 等，《非平稳系统模糊对常规及超高分辨率CT中松质骨影像组学纹理特征的影响》，医学物理，第52卷，第7期，第e17943页，2025年7月，doi: 10.1002/mp.17943。

[5] S. S. Karhula 等，《利用临床计算机断层成像量化骨的亚分辨率三维形态》，《生物医学工程年鉴》，第48卷，第2期，第595–605页，2020年2月，doi: 10.1007/s10439-019-02374-2。[6] C. Showalter, B. D. Clymer, B. Richmond, and K. Powell，《在临床CT分辨率下评估的松质骨芯样本的三维纹理分析》，《国际骨质疏松症》，第17卷，第2期，第259–266页，2006年2月，doi: 10.1007/s00198-005-1994-1。[7] F. Poullain 等，《机会性磁共振成像和CT扫描中的椎体骨小梁纹理分析可区分有无骨质疏松性椎体骨折的患者：一项初步研究》，《欧洲放射学杂志》，第158卷，文章编号110642，2023年1月，doi: 10.1016/j.ejrad.2022.110642。[8] M. B. Nagarajan 等，《利用容积定量计算机断层成像表征骨小梁结构以评估椎体骨折风险》，载于《医学成像2015：分子、结构与功能成像中的生物医学应用》，B. Gimi 和 R. C. Molthen 编，佛罗里达州奥兰多，美国：SPIE，2015年3月，第94171E页。doi: 10.1117/12.2082059。[9] H. Chung, J. Kim, M. T. McCann, M. L. Klasky, and J. C. Ye，《一般噪声逆问题的扩散后验采样》，2024年5月20日，arXiv: arXiv:2209.14687。doi: 10.48550/arXiv.2209.14687。[10] C. Saharia, J. Ho, W. Chan, T. Salimans, D. J. Fleet, and M. Norouzi，《通过迭代细化实现图像超分辨率》，2021年，arXiv: arXiv:2104.07636。doi: 10.48550/arXiv.2104.07636。[11] B. Kawar, M. Elad, S. Ermon, and J. Song，《去噪扩散恢复模型》，《神经信息处理系统进展》，第35卷，第23593–23606页，2022年12月。[12] S. Li, X. Jiang, M. Tivnan, G. J. Gang, Y. Shen, and J. W. Stayman，《基于非线性测量模型条件化的扩散后验采样进行CT重建》，《医学成像杂志》，第11卷，第4期，文章编号043504，2024年8月，doi: 10.1117/1.JMI.11.4.043504。[13] X. Jiang, S. Li, P. Teng, G. Gang, and J. W. Stayman，《基于非线性模型的扩散后验采样CT重建策略》，2024年7月17日，arXiv: arXiv:2407.12956。doi: 10.48550/arXiv.2407.12956。[14] G. J. Gang, R. Deshpande, and J. W. Stayman，《存在模糊和噪声时基于直方图和灰度共生矩阵的影像组学标准化》，《医学物理与生物医学工程》，第66卷，第7期，文章编号074004，2021年4月，doi: 10.1088/1361-6560/abeea5。[15] Y. Yuan, J. W. Stayman, and G. J. Gang，《端到端深度学习恢复模糊和含噪图像中的灰度共生矩阵特征》，载于《医学成像2024：计算机辅助诊断》，S. M. Astley 和 W. Chen 编，美国加利福尼亚州圣迭戈：SPIE，2024年4月，第129271C页。doi: 10.1117/12.3006205。[16] R. T. Sadia, J. Zhang, and J. Chen，《用于增强医学图像特征提取的多尺度潜在扩散模型》，2024年12月24日，arXiv: arXiv:2410.04000。doi: 10.48550/arXiv.2410.04000。[17] H. Chung, J. Kim, S. Kim, and J. C. Ye，《用于盲逆问题的算子与图像并行扩散模型》，2022年，arXiv: arXiv:2211.10656。doi: 10.48550/arXiv.2211.10656。[18] J. Ho, A. Jain, and P. Abbeel，《去噪扩散概率模型》，2020年12月16日，arXiv: arXiv:2006.11239。doi: 10.48550/arXiv.2006.11239。[19] D. P. Kingma and J. Ba，《Adam：一种随机优化方法》，2014年，arXiv: arXiv:1412.6980。doi: 10.48550/arXiv.1412.6980。[20] A. Nichol and P. Dhariwal，《改进的去噪扩散概率模型》，2021年2月18日，arXiv: arXiv:2102.09672。doi: 10.48550/arXiv.2102.09672。[21] W. Xue, L. Zhang, X. Mou, and A. C. Bovik，《梯度幅度相似性偏差：一种高效的感知图像质量指数》，IEEE《图像处理汇刊》，第23卷，第2期，第684–695页，2014年2月，doi: 10.1109/TIP.2013.2293423。[22] T. J. Chan and C. S. Rajapakse，《用于从CT图像恢复骨微结构的超分辨率扩散模型》，《放射学：人工智能》，第5卷，第6期，文章编号e220251，2023年11月，doi: 10.1148/ryai.220251。[23] L. I.-K. Lin，《用于评估可重复性的一致性相关系数》，《生物计量学》，第45卷，第1期，第255–268页，1989年3月，doi: 10.2307/2532051。[24] M. D. Ernst，《置换方法：精确推断的基础》，《统计科学》，第19卷，第4期，第676–685页，2004年11月，doi: 10.1214/088342304000000396。[25] Y. Benjamini and Y. Hochberg，《控制错误发现率：一种实用且有效的多重检验方法》，《英国皇家统计学会杂志B辑：统计方法论》，第57卷，第1期，第289–300页，1995年1月，doi: 10.1111/j.2517-6161.1995.tb02031.x。[26] M. Ojala 和 G. C. Garriga，《用于研究分类器性能的置换检验》，机器学习研究期刊，第 11 卷，第 62 期，第 1833–1863 页，2010年。[27] T. Toth、Z. Ge 和 M. P. Daly，《患者居中对CT剂量和图像噪声的影响》，医学物理，第 34 卷，第 7 期，第 3093–3101 页，2007年7月，doi: 10.1118/1.2748113。[28] T. P. Szczykutowicz、A. DuPlissis 和 P. J. Pickhardt，《多排螺旋CT中患者体位对CT值和图像噪声均匀性的影响》，美国放射学杂志，第 208 卷，第 5 期，第 1064–1072 页，2017年5月，doi：10.2214/AJR.16.17215。[29] H. Chung、D. Ryu、M. T. McCann、M. L. Klasky 和 J. C. Ye，《使用预训练二维扩散模型求解三维逆问题》，载于*2023*年*IEEE/CVF*计算机视觉与模式识别会议 *(CVPR)*，加拿大不列颠哥伦比亚省温哥华：IEEE，2023年6月，第 22542–22551 页。doi: 10.1109/CVPR52729.2023.02159。[30] S. Li、X. Jiang、Y. Shen 和 J. W. Stayman，《采用含探测器模糊建模的非线性扩散后验采样进行CT重建》，载于第八届*X*射线计算机断层成像国际会议论文集，德国班贝格，2024年8月，第 30–33 页。[31] A. Lorenzon、X. Jiang、G. J. Gang 和 J. W. Stayman，《用于锥束CT联合图像重建与散射估计的扩散后验采样框架》，医学物理，第 53 卷，第 11 期，文章 e70755，2026年11月，doi: 10.1002/mp.70755。[32] X. Liu、Y. Xie、J. Cheng、S. Diao、S. Tan 和 X. Liang，《用于零样本低剂量CT图像去噪的扩散概率先验》，2023年7月14日，*arXiv*：arXiv:2305.15887。doi：10.48550/arXiv.2305.15887。[33] M. Tivnan 等，《傅里叶扩散模型：一种在基于分数的随机图像生成中控制调制传递函数和噪声功率谱的方法》，*IEEE*医学影像汇刊，第 44 卷，第 9 期，第 3694–3704 页，2025年9月，doi: 10.1109/TMI.2025.3553805。[34] A. Ibrahim 等，《在体模数据集上应用整合影像组学特征可变可重复性与可协调性的工作流程》，*PLOS ONE*，第 16 卷，第 5 期，文章 e0251147，2021年5月，doi: 10.1371/journal.pone.0251147。[35] J. Chen、L. Wee、A. Dekker 和 I. Bermejo，《使用循环生成对抗网络提升低剂量CT影像组学的可重复性和性能》，应用临床医学物理学杂志，第 23 卷，第 10 期，文章 e13739，2022年10月，doi：10.1002/acm2.13739。[36] T. Refaee 等，《CT重建核以及预处理与后处理对手工设计的影像组学特征可重复性的影响》，个性化医学杂志，第 12 卷，第 4 期，文章 553，2022年3月，doi: 10.3390/jpm12040553。