

LAMIGAUSS: 投影辐射高斯稀疏视图 X 射线层析重建

Chu Chen¹, Ander Biguri², Jean-Michel Morel³, Raymond H. Chan^{3,4}, Carola-Bibiane Schönlieb², and Jizhou Li⁵

¹ Department of Mathematics, City University of Hong Kong, Hong Kong

² Department of Applied Mathematics and Theoretical Physics, University of Cambridge, UK

³ School of Data Science, Lingnan University, Hong Kong

⁴ Department of Operations and Risk Management, Lingnan University, Hong Kong

⁵ Department of Electronic Engineering, The Chinese University of Hong Kong, Hong Kong

ABSTRACT

X 射线层析成像 (CL) 对于微芯片和复合电池材料等应用中平板结构的无损检测至关重要, 在这些应用中, 传统计算机断层扫描 (CT) 由于几何约束而难以发挥作用。然而, 从层析投影重建高质量体积仍然具有挑战性, 尤其是在高度稀疏视角采集条件下。在本文中, 我们提出了一种重建算法 LamiGauss, 它结合了高斯散射辐射光栅化技术, 并配备了一个专门的探测器到世界变换模型, 该模型包含了层析倾角。LamiGauss 利用一种初始化策略, 明确过滤出初步重建中的常见层析伪影, 防止多余的高斯基于假结构分配, 从而集中模型容量来表示真实物体。我们的方法可以直接从稀疏投影进行有效优化, 实现数据有限情况下的准确和高效重建。在合成数据集和实际数据集上的广泛实验表明, 所提出的方法比现有技术更有效且优越。LamiGauss 仅使用 3% 的全视角就实现了优于基于完整数据集优化的迭代方法的性能。

Index Terms— 计算层析成像, 高斯散射, 稀疏视角重建。

1. 介绍

X 射线计算机断层扫描 (CT) 是一种强大的成像技术, 它通过从不同角度重建一系列 2D X 射线投影来实现内部结构的可视化。它已成为包括医学科学 [1]、电池研究 [2]、生物研究 [3] 和工业检查 [4, 5] 在内的广泛领域的不可或缺的工具。然而, 传统的 CT 在检测如印刷电路板、软包电池单元、复合面板或艺术品等扁平片状物体时面临固有的限制。

为应对这一挑战, 计算层析成像 (CL) 采用了一种特殊的扫描几何结构, 其中样本的旋转轴相对于水平面 [6, 7] 倾斜的角度小于 90° , 如图 1(a) 所示。这种配置确保了对于任何给定的旋转角度, X 射线束穿过板状物体的路径相对较短, 显著提高了穿透力和信噪比。这一能力使其在各个领域成功应用成为可能, 包括集成电路的 ptycho 层析成像 [8]、电池组件演变原位监测 [9], 以及大型样品的高分辨率检测 [10, 11]。尽管这种几何结构具有优势, 但在减少扫描时间的高度稀疏视图采集设置下, 高质量 CL 重建仍是一个极具挑战性的逆问题。传统的分析算法, 如 FDK 算法 [12], 计算效率较高, 但当投影受限时会产生严重的条纹伪影。迭代算法 [13, 14, 15] 结合先验知识 (例如, 总变差正则化) 来抑制噪声和伪影, 但通常会遭受过度平滑的纹理和延长的计算时间。

最近, 3D 高斯点绘 (GS) [16] 作为计算机视觉中新视图合成的突破性技术崭露头角。它使用一组各向异性高斯函数表示 3D 场景, 并利用高效的微光栅化器进行渲染, 展示了卓越的渲染质量和速度。这一范式已扩展到 X 射线成像 [17, 18, 19], 在新视图合成方面表现出色。然而, 作为 CT 几何的一般化方法, 这些技术缺乏几何灵活性, 并且在 CL 表示上失败。

我们提出了 LamiGauss, 一个用于从稀疏投影直接高质量 CL 重建的框架。我们的方法引入了一个带有 CL 几何结构的光栅化过程以及一种抑制常见层析成像伪影的初始伪影过滤 (AF), 这使得收敛速度更快且重建效果更好。在合成数据集和真实数据集上的实验表明, LamiGauss 在准确性和效率方面均优于基线方法, 即使只使用 80 个视角也超过了传统方法训练时使用的数千个视角的效果。

主要贡献总结如下: (1) 我们提出了 LamiGauss, 这是首个基于 3DGS 的直接 CL 重建框架, 集成了层析倾角变换; (2) 我们引入了伪影过滤 (AF) 初始化方法, 有效防止高斯在层析伪影区域上的浪费分配; (3) 在合成数据和真实数据上进行的广泛实验表明, 我们的方法实现了卓越的重建质量, 特别是在高度稀疏视图设置中。

2. 方法

我们的目标是从一个物体的高度稀疏的 X 射线层析投影 $\{\mathbf{I}_i\}_{i=1, \dots, N}$ 中重建其 3D 衰减系数分布 $\sigma(\mathbf{x})$ 。LamiGauss 由四个关键组件组成: 1) 带有伪影过滤 (AF) 的初始化, 2) 辐射高斯表示, 3) 在层析几何下的 X 射线光栅化过程, 4) 优化。我们流程的概览如图 1 所示。

2.1. 辐射高斯表示法

我们将扫描对象表示为一组可学习的 3D 高斯核 $\mathbb{G}^3 = \{G_i^3\}_{i=1, \dots, M}$, 称为辐射高斯函数遵循 [17, 18]。每个核 G_i^3 定义了一个局部的高斯形状密度场:

$$G_i^3(\mathbf{x}|\rho_i, \mathbf{p}_i, \Sigma_i) = \rho_i \cdot \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mathbf{p}_i)^\top \Sigma_i^{-1}(\mathbf{x} - \mathbf{p}_i)\right), \quad (1)$$

其中 $\rho_i \in \mathbb{R}^+$, $\mathbf{p}_i \in \mathbb{R}^3$ 和 $\Sigma_i \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ 是可学习参数, 分别表示第 i 个高斯分布的中心密度、位置和协方差矩阵。任意点 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^3$ 的总体密度通过累加所有核的贡献来计算:

$$\sigma(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^M G_i^3(\mathbf{x}|\rho_i, \mathbf{p}_i, \Sigma_i). \quad (2)$$

为了稳定性 [16], 协方差矩阵 Σ_i 由一个旋转矩阵 $\mathbf{R}_i$ 和一个缩放矩阵 $\mathbf{S}_i$ 参数化: $\Sigma_i = \mathbf{R}_i \mathbf{S}_i \mathbf{S}_i^\top \mathbf{R}_i^\top$ 。

This work is partially funded by the National Natural Science Foundation of China (Nos. T2422017 and 52303301), the Hong Kong RGC (No. 21204124, CityU11309922 and LU13300125), the Shun Hing Institute of Advanced Engineering, CUHK (No. RNE-p1-25), ITF Grant (No. MHP/054/22, LU BGR 105824), and EPSRC grant EP/W004445/1.

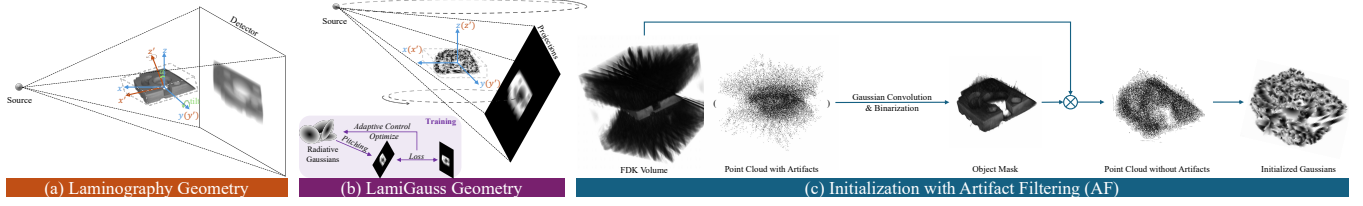


Fig. 1. (a) 层析几何的示意图, (b) 等效的 LamiGauss 成像几何及训练过程, 以及 (c) 其初始化策略和伪影过滤的流程图。

2.2. 层析几何下的 X 射线栅格化

在 X 射线层析成像中, 投影图像 I 捕获了衰减系数的线积分。对于具有近端和远端边界 t_n 和 t_f 的射线 $\mathbf{r}(t) = \mathbf{o} + t\mathbf{d}$, 对数域中的像素值由比尔-朗伯定律给出:

$$I(\mathbf{r}) = \log \left(\frac{I_0}{I'(\mathbf{r})} \right) = \int_{t_n}^{t_f} \sigma(\mathbf{r}(t)) dt, \quad (3)$$

其中 I_0 是初始强度, $I'(\mathbf{r})$ 是检测到的强度。将方程 (2) 代入方程 (3) 得到:

$$I(\mathbf{r}) = \int \sum_{i=1}^M G_i^3(\mathbf{r}(t)) dt = \sum_{i=1}^M \int G_i^3(\mathbf{r}(t)) dt. \quad (4)$$

这使我们能够通过沿光线单独积分每个 3D 高斯分布来实现投影。

我们的层析成像适应的核心在于从世界空间到射线空间的几何变换。与围绕垂直轴旋转的标准锥束 CT 不同, 层析成像采用相对于入射光束倾斜的旋转轴, 样品表面法线大致平行于旋转轴 [6, 20]。

通过引入定义旋转轴 (z') 与探测器平面之间固定倾斜角度的倾角 α , 层析几何的视图变换矩阵 $\mathbf{T}_{CL}$ 变为:

$$\mathbf{T}_{CL} = \begin{bmatrix} \mathbf{W}_{CL} & \mathbf{t}_{CL} \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{t}_{CL} = D_{SO} \begin{bmatrix} -\cos \theta \sin \alpha \\ -\sin \theta \sin \alpha \\ \cos \alpha \end{bmatrix}, \quad (5)$$

$$\mathbf{W}_{CL} = \begin{bmatrix} -\sin \theta & \cos \theta & 0 \\ \cos \theta \sin \alpha & \sin \theta \sin \alpha & -\cos \alpha \\ -\cos \theta \cos \alpha & -\sin \theta \cos \alpha & -\sin \alpha \end{bmatrix}. \quad (6)$$

其中 D_{SO} 是源到物体的距离。因此, 在 CT 中的变换矩阵 [18] 是方程 (6) 当 $\alpha = 0$ 时的平凡情况。世界空间中的点 $\mathbf{p}$ 及其协方差 Σ 被转换到光线空间 $\hat{\mathbf{p}}$ 和 $\hat{\Sigma}$ 中, 使用公式: $\hat{\mathbf{p}} = \phi(\mathbf{p})$, 和 $\hat{\Sigma} = \mathbf{J}\mathbf{W}_{CL}\Sigma\mathbf{W}_{CL}^T\mathbf{J}^T$, 其中 ϕ 是投影映射, $\mathbf{J}$ 是局部仿射逼近 [21] 的雅可比矩阵。LamiGauss 在训练期间的几何结构如图 1(b) 所示。

变换后, 沿着光线方向积分的标准化 3D 高斯函数在探测器平面上产生一个标准化的 2D 高斯函数。随着第 i 个高斯积分为 $\int G_i^3(\mathbf{r}(t)) dt \approx G_i^2(\hat{\mathbf{x}}|\hat{\rho}_i, \hat{\mathbf{p}}_i, \hat{\Sigma}_i)$ 并结合方程 (4), 最终像素值通过累加所有二维高斯的贡献得出:

$$I_r(\mathbf{r}) = \sum_{i=1}^M G_i^2(\hat{\mathbf{x}}|\hat{\rho}_i, \hat{\mathbf{p}}_i, \hat{\Sigma}_i). \quad (7)$$

其中 $\hat{\mathbf{p}}_i$ 和 $\hat{\Sigma}_i$ 分别是通过去掉 $\hat{\mathbf{p}}_i$ 的第三个分量和 $\hat{\Sigma}_i$ 的第三行和列得到的二维位置和协方差, 并且有 $\hat{\rho}_i = \mu_i \rho_i$, $\mu_i = \sqrt{2\pi|\hat{\Sigma}_i|/|\hat{\Sigma}_i|}$ 用于避免积分偏差 [18]。

2.3. 初始化与 artifacts 过滤

高质量的初始化对于基于高斯优化的收敛速度和最终性能至关重要。一种简单的方法是使用 FDK, 但在层析成像中这会导致图像中出现严重的伪影 (见图 1(c)), 从而引入大量错误的基本元素。迭代算法将花费太多时间。为了解决这个问题, 我们提出了一种带有明确 AF 的初始化策略。我们的目标是生成一个稀疏点云, 主要集中在真实物体上, 从而引导后续优化将其资源集中到到有意义的区域。该过程如图 1(c) 所示, 包括以下步骤:

FDK 重建的体积 $\mathbf{V}_{FDK}$ 首先与一个 3D 各向同性高斯核 $\mathcal{K}$ 进行卷积, 以抑制高频层析伪影。

2) 然后使用 Otsu 方法 [22] 对平滑后的体积进行二值化处理, 该方法自动确定一个最优阈值 τ 来区分前景对象和背景及残留伪影, 并产生一个 3D 掩码 $\mathbf{M}$, 大致勾勒出对象的领域:

$$\mathbf{M}(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1 & \text{if } \mathcal{K} * \mathbf{V}_{FDK} \geq \tau \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}. \quad (8)$$

3) 最后, 从掩码区域随机采样 M 个点作为 $\{\mathbf{x}_i\}_{i=1}^M = \mathcal{S}(\{\mathbf{x}|\mathbf{M}(\mathbf{x}) = 1\})$, 其中 $\mathcal{S}$ 是随机采样算子。初始中心密度从 FDK 体积中查询为 $\rho_i = \mathbf{V}_{FDK}(\mathbf{x}_i)$ 。

这一定制的初始化过程确保了高斯函数的有限数量从训练一开始就能被高效分配。

2.4. 优化

我们通过最小化二维渲染损失来优化辐射高斯函数的参数 $\Theta = \{\rho_i, \mathbf{p}_i, \Sigma_i\}$:

$$\mathcal{L}_{\text{total}} = \mathcal{L}_1(I_r, I_m) + \lambda_{\text{ssim}}(1 - \mathcal{L}_{\text{ssim}}(I_r, I_m)) \quad (9)$$

这里, I_r 和 I_m 分别是渲染和测量的投影。 $\mathcal{L}_1$ 和 $\mathcal{L}_{\text{ssim}}$ 是应用于二维图像的 ℓ_1 和 SSIM [23] 损失。一种自适应密度控制策略 [18] 被用于根据光度损失的梯度克隆、分裂或修剪高斯分布, 以更好地表示场景。

3. 实验

3.1. 实验设置

数据集 为了全面评估我们提出的 LamiGauss 的性能, 我们在合成和真实世界的层析数据集上进行了实验。对于合成评估, 我们使用了来自 SciVis 数据集 [24] 的引擎模型, 模拟了一个 30° 倾斜角度的获取, 在 360° 上使用 CIL [25] 进行了 512×512 次投影。对于实际数据, 我们使用乐高积木 [26], 其中包含 2513 个投影 (1148×1596), 在 $\alpha = 30^\circ$ 处获取, 并将所有视角的 CGLS [15] 重建作为参考。我们通过使用均匀子采样的 20、80 和 360 个投影来可视化稀疏视图的表现, 以分析该方法在极端到中度稀疏情况下的鲁棒性。

实现细节 所有方法, FDK [12], FISTA [13], FISTA-TV [14], 以及我们的 LamiGauss, 都是在 PyTorch 中实现的, 利用了 TIGRE 工具箱 [27, 28] 并在一个 NVIDIA RTX

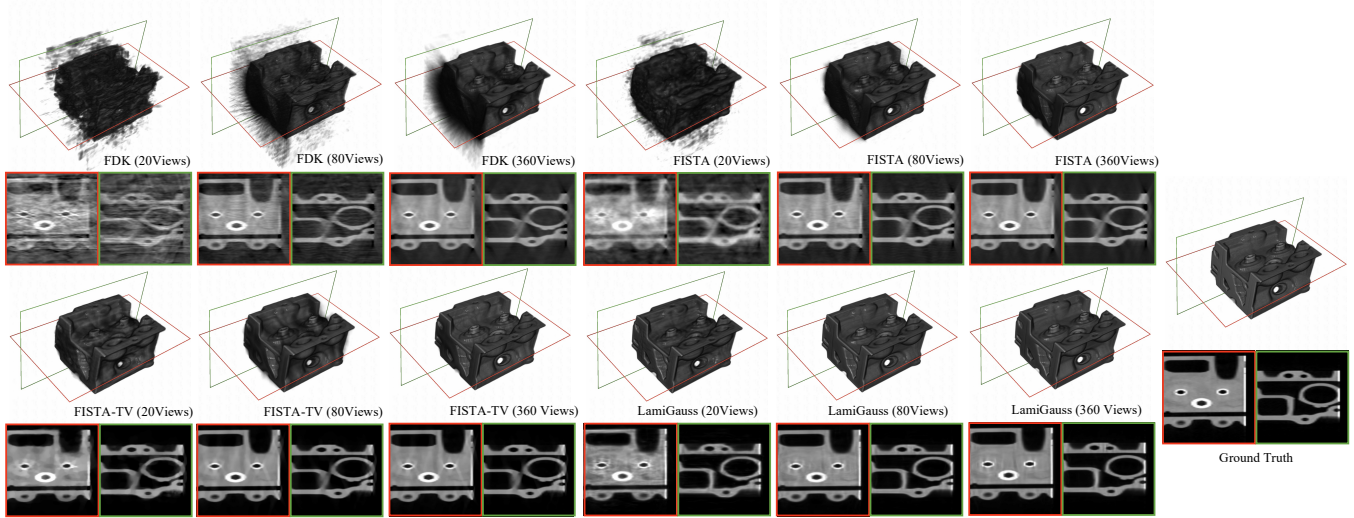


Fig. 2. 不同稀疏视图条件下合成引擎的重建结果可视化。

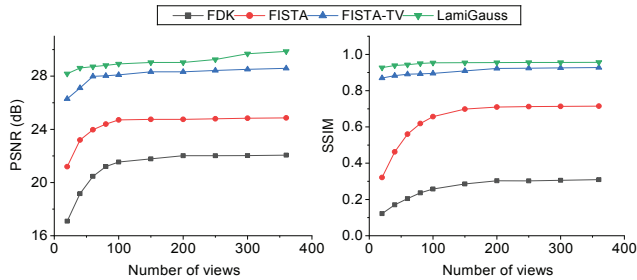


Fig. 3. 不同重建方法在合成引擎上的定量评估，相对于参考投影的数量，其中红色代表 SSIM，蓝色代表 PSNR。我们提出的 LamiGauss 始终优于所有基线。

3090 GPU 上执行。我们使用 Adam 优化器训练模型共 30k 次迭代，初始采用 $M = 30k$ 个高斯分布（第 2.3 节），使用 $\lambda_{ssim} = 0.25$ ，并在 500 到 20k 次迭代之间应用自适应控制，梯度阈值为 5×10^{-5} 。性能评估基于 PSNR（针对三维体积）和 SSIM（平均于二维切片）。

3.2. 模拟

我们首先评估了所提出的 LamiGauss 从合成投影中重建性能。如图 2 所示，在层析成像几何结构和高稀疏性的内在挑战下，经典方法存在显著困难。分析的 FDK 算法产生严重的条纹伪影，掩盖了许多结构细节。而迭代方法如 FISTA 和 FISTA-TV 通过减少噪声改善了 FDK 的结果，但仍会导致特征损失及相邻结构模糊或融合。这些效果在具有内部空腔和复杂管道的对象中尤为明显，并且即使视图数量增加到 360 个也仍然存在。

相比之下，LamiGauss 在所有稀疏度水平上都能产生清晰锐利的重建结果，发动机复杂的内部结构得到了解析，紧密排列的结构之间保持了清晰的分离，并且保留了尖锐的边缘而没有融合。这种能力源于高斯函数的强大表示能力和我们有效的 AF 初始化。

图 3 中的定量结果进一步支持了视觉观察。LamiGauss 在所有测试视图数量下均表现出性能，而其他基线方法在投影数量减少时则显示出显著退化。极端稀疏视图条件下的显著差距突显了该方法从非常有限的学习中学习的强大性和效率。

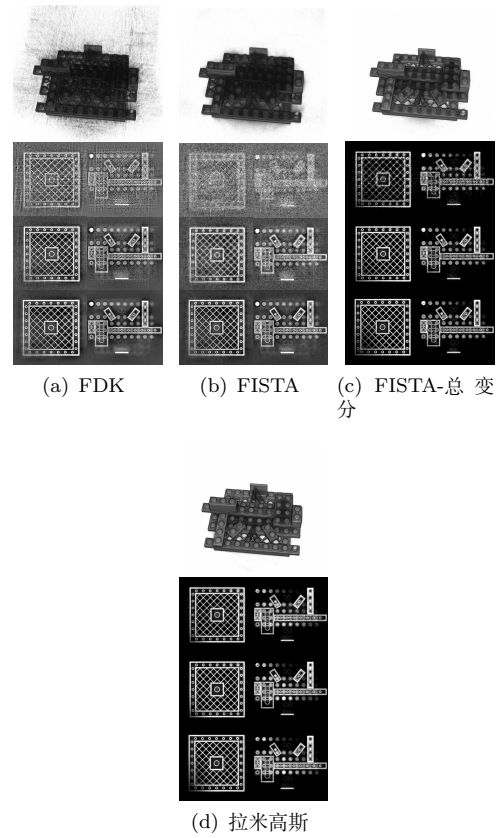
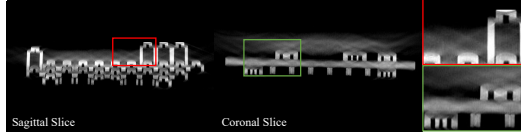


Fig. 4. 视觉比较来自实际层析投影。第一行展示了从 80 个视角重建的各种方法的乐高，其中分别显示了从 20/80/360 个投影获得的两个轴向切片，在接下来的第 2/3/4 行中。



(a) CGLS (2513 次查看)



(b) LamiGauss (80 次查看)

Fig. 5. 层析重建通过 (a) CGLS 使用 2513 个投影和 (b) LamiGauss 使用 80 个投影。右侧放大了边界框区域的细节，展示了 LamiGauss 消除层析伪影的能力。

3.3. 实际获取

LamiGauss 的优异性能在真实世界的数据集乐高上得到了进一步验证。如图 4 中的轴向切片所示，仅使用 20 个视图的 LamiGauss 重建已经超过了利用了 360 个视图的 FDK 和 FISTA 重建的质量。虽然 FISTA-TV 方法在噪声抑制方面优于 FISTA，但其在 20 视图和 80 视图下的结果仍然受到大量斑点纹理的影响，未能恢复干净的结构边界。

我们方法的能力在矢状面和冠状面上得到了最有力的证明 (图 5)。这些视图揭示了物体上方持续存在的模糊带状伪影，这是层析成像几何特征，并且即使在从全投影中重建的 CGLS 中也依然明显存在。值得注意的是，LamiGauss 重建仅基于少量 3% 的投影 (80 个视角) 就完全消除了这些固有的层析成像伪影。这表明我们的方法不仅仅是近似“金标准”，而是有效地学习了物体的无伪影表示。此外，这种质量上的突破是以前所未有的效率实现的。虽然 CGLS 方法需要几个小时才能在全数据集上通过 GPU 加速收敛，但我们的模型可以在大约 10 分钟内生成更优的结果。这一结合了卓越准确性、对极端稀疏性的鲁棒性和计算效率的特点表明 LamiGauss 非常适合 X 射线层析成像重建任务。

3.4. 消融研究

我们评估了工件过滤 (AF) 初始化的有效性。定量结果汇总在表 1 中。比较清楚地表明，采用 AF 为 LamiGauss 框架带来了显著的好处，因为它不仅在同一迭代次数下达到了更优的最终重建质量，而且还表现出明显加快的收敛速度。

Table 1. 带有或不带伪影过滤的消融结果。

Methods	# Iters	PSNR (dB) ↑	SSIM ↑	Time (s)
无 AF	1k	19.9208	0.7489	50
	2k	21.8731	0.8189	118
	5k	22.6186	0.8634	254
w AF	1k	20.6113	0.7638	32
	2k	22.5023	0.8213	67
	5k	24.1821	0.8954	183

对来自 50 个视角的引擎物体进行了消融研究。

4. 结论

本文介绍了 LamiGauss，一个用于 X 射线层析成像 (CL) 的高度有效的重建框架，据我们所知，这是首个基于 3D 高斯图点法的方法。我们的关键技术在于将 CL 成像几何学集成到可微渲染管线中，并结合了瑕疵过滤 (AF) 初始化，主动从初

始点云中滤除常见的层析成像瑕疵。这显著提升了优化效率，并且仅使用极稀疏的采样就能在真实数据完整扫描中实现优于其他方法的重建效果，所需计算时间也大大减少。这一卓越结果突显了计算成本、重建保真度和层析成像瑕疵去除之间前所未有的平衡。通过超越长期的黄金标准，我们的工作为高质量和高效的 X 射线 CL 成像建立了新的范式，并具有强烈影响实际应用的巨大潜力。

5. REFERENCES

- [1] Erik L Ritman, “Current status of developments and applications of micro-CT,” *Annual review of biomedical engineering*, vol. 13, no. 1, pp. 531–552, 2011.
- [2] Zhichen Xue, Jizhou Li, Piero Pianetta, and Yijin Liu, “Data-driven lithium-ion battery cathode research with state-of-the-art synchrotron X-ray techniques,” *Accounts of Materials Research*, vol. 3, no. 8, pp. 854–865, 2022.
- [3] Shelley D Rawson, Jekaterina Maksimcuka, Philip J Withers, and Sarah H Cartmell, “X-ray computed tomography in life sciences,” *BMC biology*, vol. 18, no. 1, pp. 21, 2020.
- [4] SR Stock, “X-ray microtomography of materials,” *International materials reviews*, vol. 44, no. 4, pp. 141–164, 1999.
- [5] SR Stock, “Recent advances in X-ray microtomography applied to materials,” *International materials reviews*, vol. 53, no. 3, pp. 129–181, 2008.
- [6] L Helfen, T Baumbach, Petr Mikulik, D Kiel, P Pernot, P Cloetens, and J Baruchel, “High-resolution three-dimensional imaging of flat objects by synchrotron-radiation computed laminography,” *Applied Physics Letters*, vol. 86, no. 7, 2005.
- [7] Neil S O’ Brien, Richard P Boardman, Ian Sinclair, and Thomas Blumensath, “Recent advances in X-ray cone-beam computed laminography,” *Journal of X-ray Science and Technology*, vol. 24, no. 5, pp. 691–707, 2016.
- [8] Iksung Kang, Yi Jiang, Mirko Holler, Manuel Guizar-Sicairos, Anthony FJ Levi, Jeffrey Klug, Stefan Vogt, and George Barbastathis, “Accelerated deep self-supervised ptycho-laminography for three-dimensional nanoscale imaging of integrated circuits,” *Optica*, vol. 10, no. 8, pp. 1000–1008, 2023.
- [9] Guibin Zan, Guannan Qian, Sheraz Gul, Jizhou Li, Katie Matusik, Yong Wang, Sylvia Lewis, Wenbing Yun, Piero Pianetta, David J Vine, et al., “In situ visualization of multicomponents coevolution in a battery pouch cell,” *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 119, no. 29, pp. e2203199119, 2022.
- [10] Viktor Nikitin, “Tomocupy—efficient gpu-based tomographic reconstruction with asynchronous data processing,” *Synchrotron Radiation*, vol. 30, no. 1, pp. 179–191, 2023.
- [11] Viktor Nikitin, Gregg Wildenberg, Alberto Mittone, Pavel Shevchenko, Alex Deriy, and Francesco De Carlo, “Laminography as a tool for imaging large-size samples with high resolution,” *Synchrotron Radiation*, vol. 31, no. 4, pp. 851–866, 2024.

- [12] Lee A Feldkamp, Lloyd C Davis, and James W Kress, "Practical cone-beam algorithm," *Journal of the Optical Society of America A*, vol. 1, no. 6, pp. 612–619, 1984.
- [13] Amir Beck and Marc Teboulle, "A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems," *SIAM journal on imaging sciences*, vol. 2, no. 1, pp. 183–202, 2009.
- [14] Amir Beck and Marc Teboulle, "Fast gradient-based algorithms for constrained total variation image denoising and deblurring problems," *IEEE transactions on image processing*, vol. 18, no. 11, pp. 2419–2434, 2009.
- [15] Magnus R Hestenes, Eduard Stiefel, et al., "Methods of conjugate gradients for solving linear systems," *Journal of research of the National Bureau of Standards*, vol. 49, no. 6, pp. 409–436, 1952.
- [16] Bernhard Kerbl, Georgios Kopanas, Thomas Leimkühler, and George Drettakis, "3D gaussian splatting for real-time radiance field rendering," *ACM Transactions on Graphics*, vol. 42, no. 4, July 2023.
- [17] Yuanhao Cai, Yixun Liang, Jiahao Wang, Angtian Wang, Yulun Zhang, Xiaokang Yang, Zongwei Zhou, and Alan Yuille, "Radiative gaussian splatting for efficient x-ray novel view synthesis," in *European Conference on Computer Vision*. Springer, 2024, pp. 283–299.
- [18] Ruyi Zha, Tao Jun Lin, Yuanhao Cai, Jiwen Cao, Yanhao Zhang, and Hongdong Li, "R2-Gaussian: Rectifying radiative gaussian splatting for tomographic reconstruction," *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 37, pp. 44907–44934, 2024.
- [19] Zhongpai Gao, Benjamin Planche, Meng Zheng, Xiao Chen, Terrence Chen, and Ziyang Wu, "DDGS-CT: Direction-disentangled gaussian splatting for realistic volume rendering," *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 37, pp. 39281–39302, 2024.
- [20] Feng Xu, Lukas Helfen, Tilo Baumbach, and Heikki Suhonen, "Comparison of image quality in computed laminography and tomography," *Optics Express*, vol. 20, no. 2, pp. 794–806, 2012.
- [21] Matthias Zwicker, Hanspeter Pfister, Jeroen Van Baar, and Markus Gross, "EWA splatting," *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, vol. 8, no. 3, pp. 223–238, 2002.
- [22] Nobuyuki Otsu et al., "A threshold selection method from gray-level histograms," *Automatica*, vol. 11, no. 285–296, pp. 23–27, 1975.
- [23] Zhou Wang, Alan C Bovik, Hamid R Sheikh, and Eero P Simoncelli, "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity," *IEEE transactions on image processing*, vol. 13, no. 4, pp. 600–612, 2004.
- [24] Pavol Klacansky, "Open SciVis datasets," December 2017, <https://klacansky.com/open-scivis-datasets/>.
- [25] Jakob S Jørgensen, Evelina Ametova, Genoveva Burca, Gemma Fardell, Evangelos Papoutsellis, Edoardo Pasca, Kris Thielemans, Martin Turner, Ryan Warr, William RB Lionheart, et al., "Core Imaging Library-Part I: a versatile python framework for tomographic imaging," *Philosophical Transactions of the Royal Society A*, vol. 379, no. 2204, pp. 20200192, 2021.
- [26] Sarah L Fisher, DJ Holmes, Jakob Sauer Jørgensen, Parmesh Gajjar, Julia Behnsen, William RB Lionheart, and Philip J Withers, "Laminography in the lab: imaging planar objects using a conventional x-ray CT scanner," *Measurement Science and Technology*, vol. 30, no. 3, pp. 035401, 2019.
- [27] Ander Biguri, Manjit Dosanjh, Steven Hancock, and Manuchehr Soleimani, "TIGRE: a MATLAB-GPU toolbox for CBCT image reconstruction," *Biomedical Physics & Engineering Express*, vol. 2, no. 5, pp. 055010, sep 2016.
- [28] Ander Biguri, Tomoyuki Sadakane, Reuben Lindroos, Yi Liu, Malena Sabaté Landman, Yi Du, Manasavee Lohvithee, Stefanie Kaser, Sepideh Hatamikia, Robert Bryll, Emilien Valat, Sarinrat Wonglee, Thomas Blumensath, and Carola-Bibiane Schönlieb, "TIGRE v3: Efficient and easy to use iterative computed tomographic reconstruction toolbox for real datasets," *Engineering Research Express*, vol. 7, no. 1, pp. 015011, mar 2025.