



·粒子束及加速器技术·

基于机器学习的束团横向相空间测量*

韩雨涛¹, 李任恺², 万唯实¹

(1. 上海科技大学 物质科学与技术学院, 上海 201210; 2. 清华大学 工程物理系, 北京 100084)

摘 要: 理论上, 使用断层扫描技术可以得到真实的横向相空间分布。但是想要更加精确地了解分布的细节, 需要解决旋转角度范围受限和投影数目不足的问题。针对这两个问题, 提出了在混合域处理的神经网络模型, 即组合地在正弦域和断层域分别使用插值和去除伪影神经网络。在简单地测量束线以及投影数目比较少(7个)的情况下, 该网络模型也能高质量地重建束团横向相空间分布。并且, 由于选择旋转角度的方式和归一化相空间无关, 因此, 无需测量 Twiss 参数。采用该方法测量束团横向相空间, 一定程度提升了重建质量, 简化了测量的方式。

关键词: 横向相空间; 断层扫描; 机器学习; 神经网络

中图分类号: TL506

文献标志码: A

doi: 10.11884/HPLPB202335.230074

Measurement of transverse phase space based on machine learning

Han Yutao¹, Li Renkai², Wan Weishi¹

(1. School of Physical Science and Technology, ShanghaiTech University, Shanghai 201210, China;

2. Department of Engineering Physics, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Accurate measurement of the transverse phase space distribution of electron beams is of great importance in the design and optimization of accelerators. The computerized tomography theoretically provides the true transverse phase space distribution. However, to understand the details of the distribution more accurately, it is necessary to solve the problems of limited range of rotation angle and insufficient number of projections. In this paper, a neural network model is proposed to address these two problems in the hybrid domains, which combines interpolation and artifact removal neural networks in the sinogram and tomogram domains, respectively. Even with a simple diagnostic beamline and a small number of projections (7), the network model can reconstruct the transverse phase space distribution of beams with high quality. Moreover, since the selection of angles is independent of the normalized phase space, Twiss parameters do not need to be measured. Using the proposed method to measure the transverse phase space improves reconstruction quality to a certain extent and simplifies the measurement process.

Key words: transverse phase space, computerized tomography, machine learning, neural network

电子束团相空间的测量、重建及评估对加速器的设计、优化和对电子束团相空间的操控等方面有着十分重要的意义。自由电子激光装置的运行对电子束流的品质要求十分严格。而束团相空间分布描述着电子束团整体的运动和变化情况, 从而得到各种传输特性^[1]。充分了解相空间分布也能挖掘超快电子衍射和超快电子显微的潜力^[2-3]。汤姆逊散射 X 射线源产生的 X 射线各项参数由电子束和激光束的参数及其相互之间的作用角度决定^[4], 在发射度与 X 射线特征散角相当时, X 射线角强度分布依赖电子束团横向相空间的细节^[5]。此外, 未来先进的加速器实验要求束测系统有对相空间的单束团、实时、非侵入的观察能力^[6]。

电子束团的相空间分布可分为纵向相空间(LPS)分布和横向相空间(TPS)分布。对于前者通常可以采用成熟的“分析磁铁加偏转腔”的方法测量^[7]。对于横向相空间的测量, 有胡椒罐法、四极磁铁强度扫描法、多屏法和断层扫描法等。其中(计算机)断层扫描法(CT)利用相空间在不同旋转角度下的投影对相空间成像, 相比于基于假设相空间分布模型的测量, 可以得到更详细的结果。在研究电子束团的激光整形、空间电荷力的非线性补偿、发射度测量等领域, 也被国际大多数实验室用于束团相空间的重建^[8-12]。

* 收稿日期: 2023-04-04; 修订日期: 2023-08-02
联系方式: 韩雨涛, hanyt@shanghaitech.edu.cn。

CT 技术利用 YAG 荧光屏或者 OTR 靶得到束流剖面, 随之在特定方向积分得到一维投影数据。改变测量束线的参数, 在相空间的不同旋转角度的情况下重复多次得到多个一维投影数据, 再通过重建算法得到横向相空间分布。CT 技术对相空间的重建是由低维数据得到高维信息, 即从一维数据分布得到二维数据分布。理论上, 不失真地重建相空间分布需要在数据完备性上满足 Tuy-Smith 完备性条件^[13]。然而通常情况下, 这是不容易满足的, 具体表现为两点: (1) 旋转角度范围受限; (2) 投影数目不足。这会造成严重的伪影, 甚至不能重建相空间分布。

测量束线和重建算法是利用 CT 法重建横向相空间分布的关键。研究人员尝试使用 7 个四极磁铁获得 180° 的角度旋转范围^[14], 进而避免角度空档。在算法方面, 常见的有滤波反投影 (FBP)^[15]、联合代数重建算法 (SART)^[16] 和最大熵重建法 (MENT)^[17]。这些传统算法基本满足只测量发射度的需求。滤波反投影对噪声抵抗力不强, 而对抗噪声能力强并且对数据完备性要求不高的迭代算法, 以及近些年的主成分分析法^[18]、启发式算法^[11,19] 推断相空间分布都需要较大的计算量, 有些需要借助追迹模拟软件。有一种思路是重建束团归一化横向相空间^[17,20]。实际上这种方法提供一个如何采样投影的策略, 并不是扩大了旋转角度范围^[21]。采用这种方法需要提前测量 Twiss 参数, 并且 Twiss 参数只有在系统是线性并且没有耦合的情况下才有明确定义。基于神经网络的 CT 算法在医学领域有很出众的表现^[22], 2022 年, 研究人员尝试利用神经网络直接由束团剖面数据得到四维的横向相空间分布^[23]。借助神经网络重建相空间分布是一个很好的尝试, 现在正处于原理验证阶段, 其中的算法结构等方面仍需优化。

依据研究现状分析, 我们知道尚需解决旋转角度范围受限、旋转步长大或采样数目少以及需要提前测量 Twiss 参数、重建的相空间中存在伪影的问题。而本文将考虑使用简单的测量束线, 利用神经网络在相对较小的旋转角度范围和较少的投影数目, 以及不提前测量 Twiss 参数的情况下, 重建相空间分布。具体而言, 我们的研究内容是使用单个四极磁铁, 在近似忽略电荷力的情况下, 利用神经网络算法重建束团横向相空间分布。

1 原理方法

1.1 基于断层扫描测量束团横向相空间原理

1917 年, 奥地利数学家 Radon 提出可以依据投影图像重建更高一维度图像的理论^[24]。1973 年前后, Hounsfield 提出断层的概念并发展断层扫描技术^[25], 于 1979 年获得诺贝尔生理学或医学奖。断层扫描技术的应用主要体现在医学成像领域, 根据 X 射线在人体内部组织被吸收的程度不同, 可以利用探测器得到投影图像。同样在 1979 年, 断层扫描技术开始被用于电子束的横向发射度测量^[26]。

束团完整的横向相空间分布记为 $T(x, y, x', y')$, 其中 x 方向分量记为 $T_1(x, x')$, y 方向分量记为 $T_2(y, y')$ 。在某一测量束线参数下, 在观测靶上采集到的束团横向分布, 即束团剖面记为 $f(x, y)$ 。以 x 方向为例, 将 $f(x, y)$ 对 y 积分可得到 $f(x, y)$ 的投影 $P_1(x)$, 同样也是 $T_1(x, x')$ 在该测量束线参数确定的旋转角度下的投影, 即

$$\int f(x, y) dy = P_1(x) = \int T_1(x, x') dx' \quad (1)$$

改变测量束线参数, 重复得到多个不同旋转角度下的投影, 这些投影组成的图被称为正弦图。随后通过重建算法 (例如 FBP) 即可重建横向相空间分布。在测量实验中, 通常采用螺线管、四极磁铁以及漂移段实现对横向相空间的操作, 根据束流传输原理可以得到旋转的角度及其它对相空间的变形。

1.2 网络模型及其原理

针对角度缺失、投影数目少以及通过传统重建算法后存在伪影等问题, 我们的网络模型分为两个部分: 分别是使用 SART 重建算法前 (正弦域) 的插值网络和其后 (断层域) 的去伪影网络。这种方法被称为混合域处理^[27], 如图 1 所示。

插值网络部分先采用传统的插值方法, 再将插值得到的结果经训练过的神经网络后得到较完整的投影。先采用传统的方法可以填充原本稀疏的投影图像, 降低后续网络的学习难度。另一方面, 网络模型可以弥补传统插值中过于平滑 (双三次插值)、精度低 (最邻近插值)、高频分量损失造成的边缘模糊 (线性插值)^[28] 等问题。考虑到正弦图的数据本身特点^[29], 可以将正弦图中第 i 行第 j 列的数据 $S_{i,j}$ 看作相邻几行元素经过非线性变化得到, 即

$$S_{i,j} = F(W_j * S_{i+i} + b)$$

式中: F 为非线性函数, W 、 b 为权重和偏置。

采用基于卷积神经网络的模型可以很好地解决正弦图插值问题, 在某些场景下甚至达到完整正弦图 90% 的插值率^[29]。从传统的插值得到的正弦图到较完整投影的正弦图, 这个过程可以看作是分辨率的提升。我们采用了

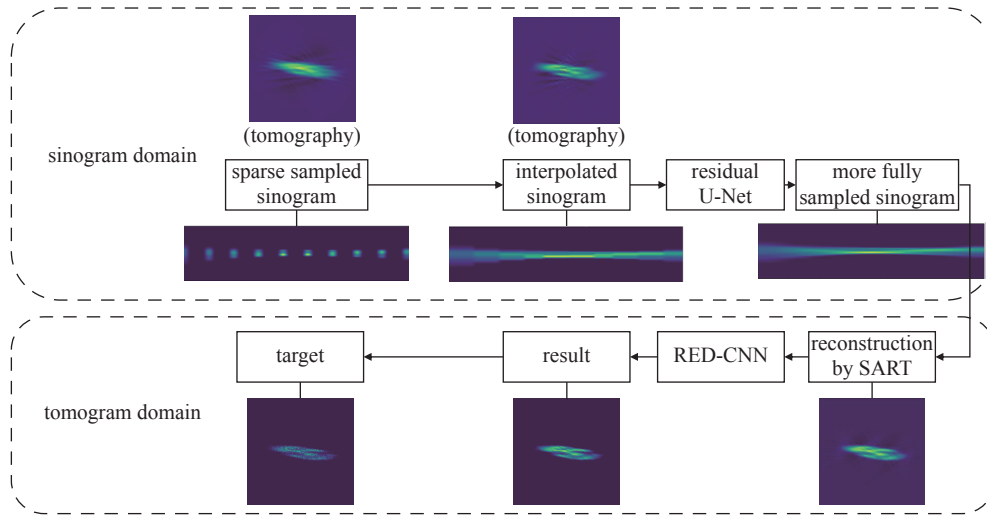


Fig. 1 Flow chart of hybrid domain processing

图 1 混合域处理流程.

Residual U-Net 网络^[30], 其结构如图 2 所示。相比于 U-Net^[31] 网络它多了由输入到输出的短路连接, 减少了网络的学习量。此外, 因为池化和上采样更适合图像分割任务^[32], 网络中的池化和上采样被替代为 2×2 卷积和反卷积, 相关网络参数如表 1 所示。其中 $(k \times k \text{ conv}, n)$ 代表卷积核的大小为 $k \times k$, 个数为 n , s 代表卷积的步长, p 代表卷积的

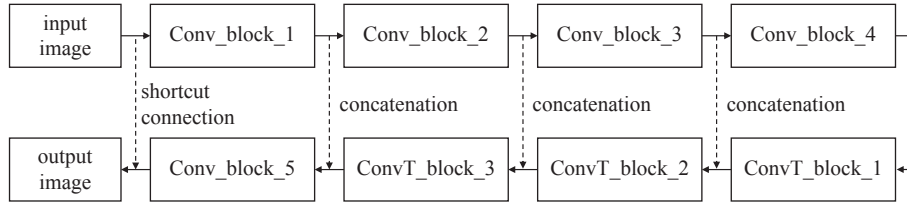


Fig. 2 Diagram of Residual U-Net architecture

图 2 Residual U-Net 结构模型.

表 1 Residual U-Net 网络参数

Table 1 Residual U-Net network parameter settings

name	parameters	output
Conv_block_1	1×1 conv, 64	$200 \times 57, 64$
	3×3 conv, 64	
Conv_block_2	2×3 conv, $s=2, p=0, 64$	$100 \times 28, 64$
	$[3 \times 3 \text{ conv}, 64] \times 2$	
Conv_block_3	2×2 conv, $s=2, p=0, 64$	$50 \times 14, 64$
	$[3 \times 3 \text{ conv}, 64] \times 2$	
Conv_block_4	2×2 conv, $s=2, p=0, 64$	$25 \times 7, 64$
	$[3 \times 3 \text{ conv}, 64] \times 2$	
ConvT_block_1	2×2 convT, $s=2, p=0, 64$	$50 \times 14, 64$
ConvT_block_2	Conv_block_3, concatenation	$100 \times 28, 64$
	$[3 \times 3 \text{ conv}, 64] \times 2$	
ConvT_block_3	2×2 convT, $s=2, p=0, 64$	$200 \times 57, 64$
	Conv_block_2, concatenation	
Conv_block_5	$[3 \times 3 \text{ conv}, 64] \times 2$	$200 \times 57, 1$
	2×3 convT, $s=2, p=0, 64$	
	Conv_block_1, concatenation	
Conv_block_5	3×3 conv, 16	$200 \times 57, 1$
	3×3 conv, 1	
	shortcut connection	

填充,除标明外卷积的步长和填充都为1。考虑到本文用的投影较少,重建过程使用了SART而非FBP作为重建算法。模拟结果也证明迭代算法比代数算法能得到更好的结果^[21]。

稀疏角伪影是一种具有典型特征的伪影,具有较强的一致性和共性,特征较易学习。因此也可以采用U-Net结构形式的网络去除伪影。而本文采用的是RED-CNN去除伪影^[33]。RED-CNN对断层图抑制噪声的效果已经得到验证,与Residual U-net的不同点在于其将拼接操作替换为相加。由于经SART重建的断层图已经很大程度上还原了原图,因此不采用较长的步长,采用的卷积步长均为1,且没有填充,其网络参数如表2所示。

表 2 RED-CNN 网络参数
Table 2 RED-CNN network parameter settings

name	parameters	output
Conv_1	[5, Conv, 16]×2	192×192, 16
Conv_2	[5, Conv, 16]×2	184×184, 16
Conv_3	[5, Conv, 16]×2	176×176, 16
ConvT_1	[5, ConvT, 16]×2	184×184, 16
ConvT_2	Conv_2, addition [5, convT, 16]×2	192×192, 16
ConvT_3	Conv_1, addition [5, convT1, 1]×2 shortcut connection	200×200, 1

2 数值实验

2.1 测量束线

借鉴已有的测量束线^[12,21,34-35],本文采用了由相对简单的漂移段和四极磁铁组成的测量束线,如图3所示。漂移段1、漂移段2的长度分别为0.1 m和1.7 m,四极磁铁的长度为0.2 m。

在不考虑空间电荷力的情况下,对于x方向聚焦的四极磁铁(聚焦参数 $K > 0$)的传输矩阵

$$M_Q = \begin{pmatrix} C & \frac{S}{\sqrt{|K|}} & 0 & 0 \\ -S\sqrt{|K|} & C & 0 & 0 \\ 0 & 0 & Ch & \frac{Sh}{\sqrt{|K|}} \\ 0 & 0 & Sh\sqrt{|K|} & Ch \end{pmatrix} \quad (2)$$

式中: $C = \cos(0.2\sqrt{|K|})$, $S = \sin(0.2\sqrt{|K|})$, $Ch = \cosh(0.2\sqrt{|K|})$, $Sh = \sinh(0.2\sqrt{|K|})$ 。 $K < 0$ 时,x方向与y方向传输矩阵块交换位置。因此,x方向上从重建点到测量点的传输矩阵M,在 $K > 0$ 时有

$$M = \begin{pmatrix} 1 & 1.7 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos(0.2\sqrt{K}) & \frac{\sin(0.2\sqrt{K})}{\sqrt{K}} \\ -\sin(0.2\sqrt{K})\sqrt{K} & \cos(0.2\sqrt{K}) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0.1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \\ = \begin{pmatrix} \cos(0.2\sqrt{K}) - 1.7\sin(0.2\sqrt{K})\sqrt{K} & 1.8\cos(0.2\sqrt{K}) + \left(\frac{1}{\sqrt{K}} - 0.17\sqrt{K}\right)\sin(0.2\sqrt{K}) \\ -\sin(0.2\sqrt{K})\sqrt{K} & -0.1\sqrt{K}\sin(0.2\sqrt{K}) + \cos(0.2\sqrt{K}) \end{pmatrix} \quad (3)$$

将该矩阵分解为旋转矩阵、缩放矩阵和剪切矩阵^[34],它们分别对相空间做旋转、缩放和剪切。因此,确定四极磁铁聚焦参数K后,可以计算出只经过旋转的相空间的投影。参数K与旋转角度的关系如图4所示,其中曲线 $x-x'$ 与 $y-y'$ 对称分布。

2.2 旋转角度选择

旋转角度范围以及旋转角度的选择都会影响最终重建的结果。这是因为束团横向相空间由于拉伸和剪切的

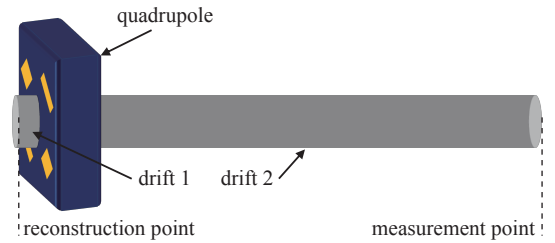


Fig. 3 Layout of tomography section

图 3 测量束线示意图

作用,通常近似长且窄的椭圆分布。椭圆长轴旋转到投影方向所需的角可能在测量束线的旋转角度范围内,也可能不在旋转角度范围内。不在旋转角度范围内时,对长轴方向的信息获取不准确。因此,将数据分为在旋转角度和不在旋转角度范围内两种。从图4可以看出,聚焦参数 K 在 $-10 \sim +10 \text{ m}^{-2}$ 范围内的旋转角度范围为 $30^\circ \sim 150^\circ$,并且在这个区间内 K 的改变可以引起旋转角度更大的改变,因此我们选择这个区间做模拟实验。

而投影的数目以及投影角度的选择策略会影响在投影方向的空间分辨率。Hock 等人建议采用在归一化相空间内以均匀的旋转角度采样的策略^[20]。这是因为归一化相空间近似是圆的,在归一化横向相空间中均匀采样对应到实际横向相空间采样更集中在横向相空间分布的长轴。以图5的相空间分布为例,旋转角度在 $30^\circ \sim 150^\circ$ 的范围内,分别在归一化横向相空间和实际横向相空间内以均匀的旋转角度采样,和以均匀的 K 值采样,它们对应的旋转角度如图6所示。图7为不同采样方式对应的正弦图。可以看出,在归一化横向相空间内以均匀的旋转角度采样确实会更加集中对长轴的投影。不过,采用这种方式采样需要预先知道束团的 Twiss 参数,并且在归一化相空间的旋转角度和 Twiss 参数只有在系统是线性并且没有耦合的情况下才有明确定义。因此,我们尝试不采用这种方式重建束团的横向相空间。

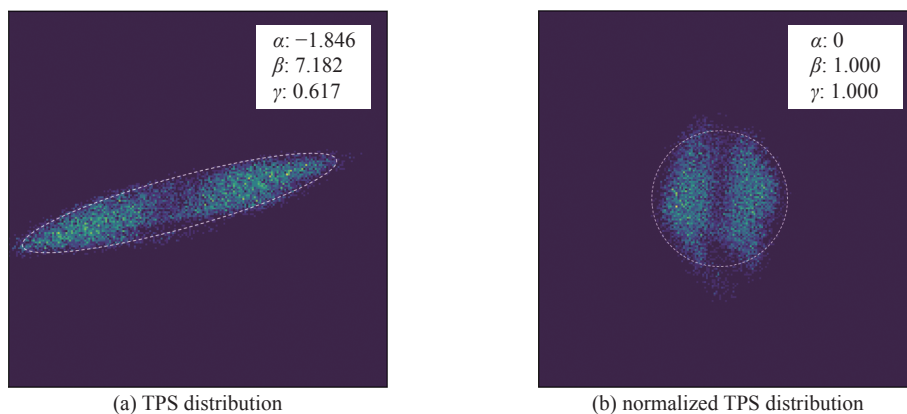


Fig. 5 A TPS distribution and its normalized TPS distribution

图5 某一个相空间分布和它的归一化相空间分布

2.3 数据集

训练数据和测试数据均使用束流追迹软件 ASTRA^[36] 建模得到。ASTRA 的粒子分布文件也可以通过其它软件得到。我们对束团初始相空间分布的设置,也是通过设置粒子分布文件实现的。我们使用 45 个不同的带有细节的激光光斑^[37] 作为束团的初始 $x-y$ 分布,图8为其中两个光斑。它们可以近似地被认为是真实的分布,而不是假设的高斯分布。横向大小分布在 $\pm 0.5 \text{ mm}$ 以内。这些粒子初始运动轨迹的斜率设置为两个高斯分布在不同位置的组合^[38],一共 40 种方式。这样设置束团在横向方向上的初始分布增加了训练数据量,相当于数据增强。宏粒子数设置为 10000 个,总电荷量设置为 2 pC。在纵向上的分布设置为高斯型,束团均方根长度为 0.2 ps。

随后将上述的粒子束团分布作为初始分布,通过一小段传输线。这段传输线是直线段、螺线管以及四极磁铁的组合。通过调节它们的参数得到新的粒子束团分布,作为新的初始分

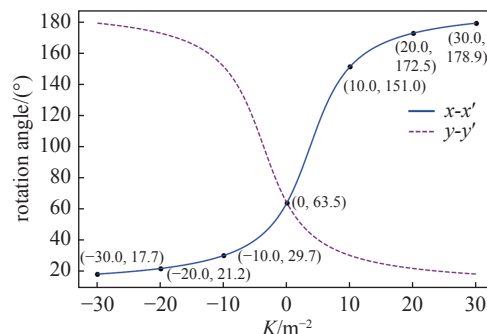


Fig. 4 Function diagram of focusing parameter K and rotation angle

图4 聚焦参数与旋转角度关系

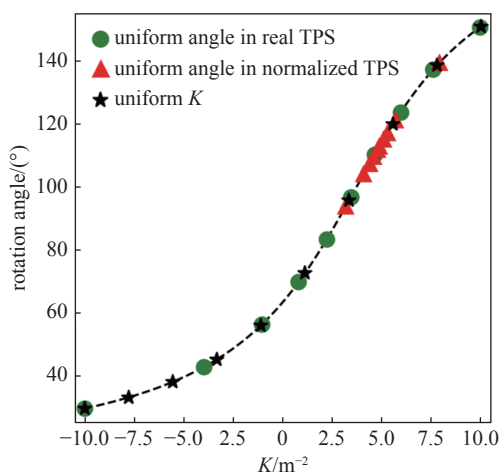


Fig. 6 Rotation angles corresponding to different sampling methods

图6 不同采样方式对应的旋转角度

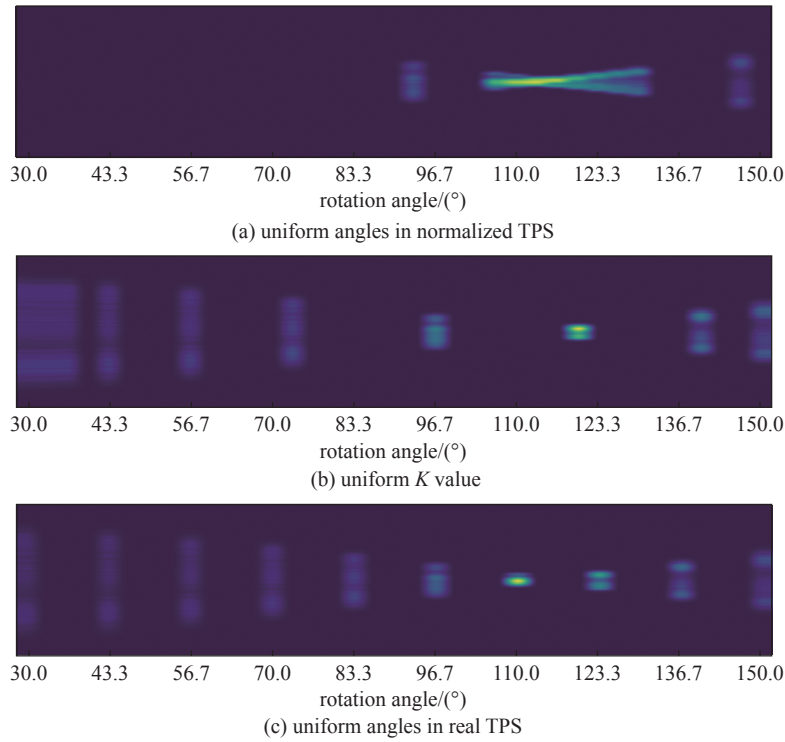


Fig. 7 Sinograms using different sampling methods

图 7 不同采样方式的正弦图

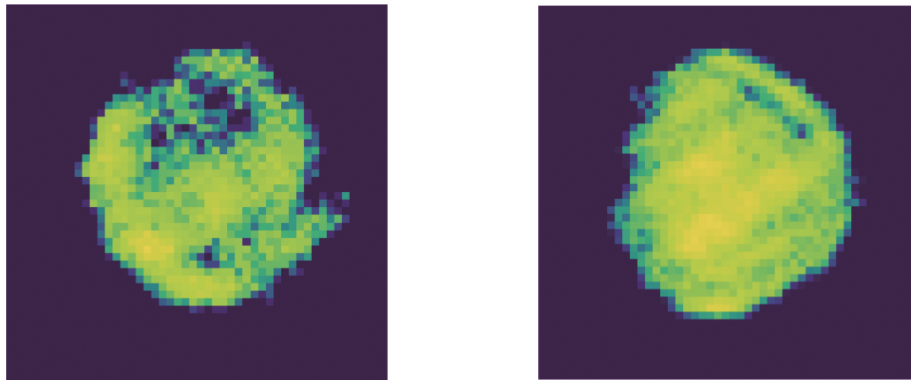


Fig. 8 Two laser spot with details

图 8 两个带有细节的激光光斑.

布,一共 19800 个。另外,对不同的 5 个激光光斑、横向运动轨迹的斜率和传输线参数设置,采用同样的方式得到 2200 个分布作为验证集,以及 2200 个分布作为测试集,并保证没有数据泄露。这些分布即是我们重建的相空间分布。

在前面得到的数据集中,旋转横向相空间分布的长轴到投影方向需要的角度,都在测量束线的 $30^{\circ} \sim 150^{\circ}$ 的旋转范围内。另外,通过四极磁铁的旋转作用,得到分布相同但需要的旋转角度,不在测量束线的旋转范围内的数据,用于研究不在旋转范围内的情况。将它们在 $30^{\circ} \sim 150^{\circ}$ 的范围内分别采样 7 个、10 个和 15 个数据,采样的方式是在实际横向相空间均匀旋转角度采样和以均匀的 K 值采样,得到的正弦图被称为稀疏正弦图。如前所述,随后利用双三次插值将稀疏投影图补充为 25 个、37 个和 57 个。训练集为在有 19800 个分布的总的训练集中随机采样 10000 个,验证集为在有 2200 个分布的总的验证集中随机采样 1000 个,测试数据为在有 2200 个分布的总的测试集中随机采样 1000 个。

2.4 训练方式

研究中,两个神经网络均使用 Pytorch 神经网络框架实现,使用 Adam 优化器来优化损失。插值网络训练轮数设置为 40,先将学习率设为 0.005,衰减系数设为 0.95,10 个训练轮数后学习率为 0.001,最后 10 轮训练学习率设置为 0.0001。分段训练的方法可以随时改变学习率的大小,加快训练速度,并且能够一定程度上避免过拟合的问题。去除伪影网络训练轮数设置为 30,每 10 轮训练一个学习率,分别为 0.01,0.001 和 0.0005。损失函数设置为结

构性相似函数(SSIM)和均方误差(MSE)的组合。

3 结果分析

插值网络的结果如图9、图10所示,直接插值得到的正弦图(图9(c))并不理想,由此重建的相空间断层图(图10(e))中存在有严重的伪影。而经过训练过的插值网络后,可以得到和直接采样的正弦图(图9(a))相差不大的结果(图9(d)),重建得到的相空间断层图(图10(f))也十分接近直接采样的正弦图重建的相空间断层图(图10(b))。这个例子是10个采样数据,每两个中间插值3个数据,一共有37个采样数据。采用同样的插值方法,我们测试过由7个采样数据插值到25个,和由15个采样数据插值到57个。

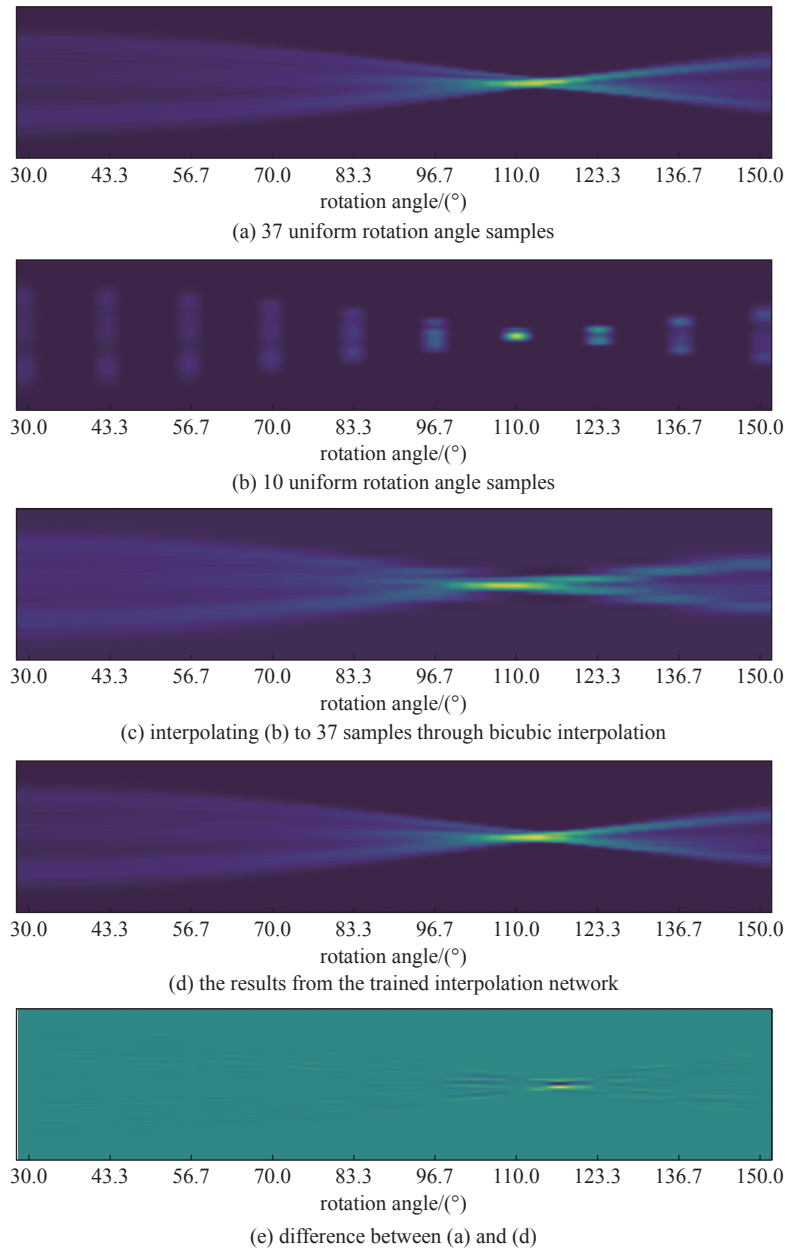


Fig. 9 An example of the interpolation network results in the form of sinogram

图9 插值网络的结果正弦图举例

图11为均匀的 K 值采样举例。由于 K 值与旋转角度不是线性关系,不同采样点之间的旋转角度间隔不一致,因此经双三次插值的结果相比于均匀的旋转角度更差。即使是精心设计插值的算法,得到的结果可能与均匀的旋转角度采样结果接近。因此,我们以均匀的旋转角度为采样的方法得到数值实验。

如图1流程图所示,经过SART算法重建后的断层图仍存在一部分的伪影,去除伪影网络并以此为输入,以原断层图为目标,得到的结果如图12所示。图12(a)为对图10所示例子的重建:对采用10个均匀旋转角度采样,再

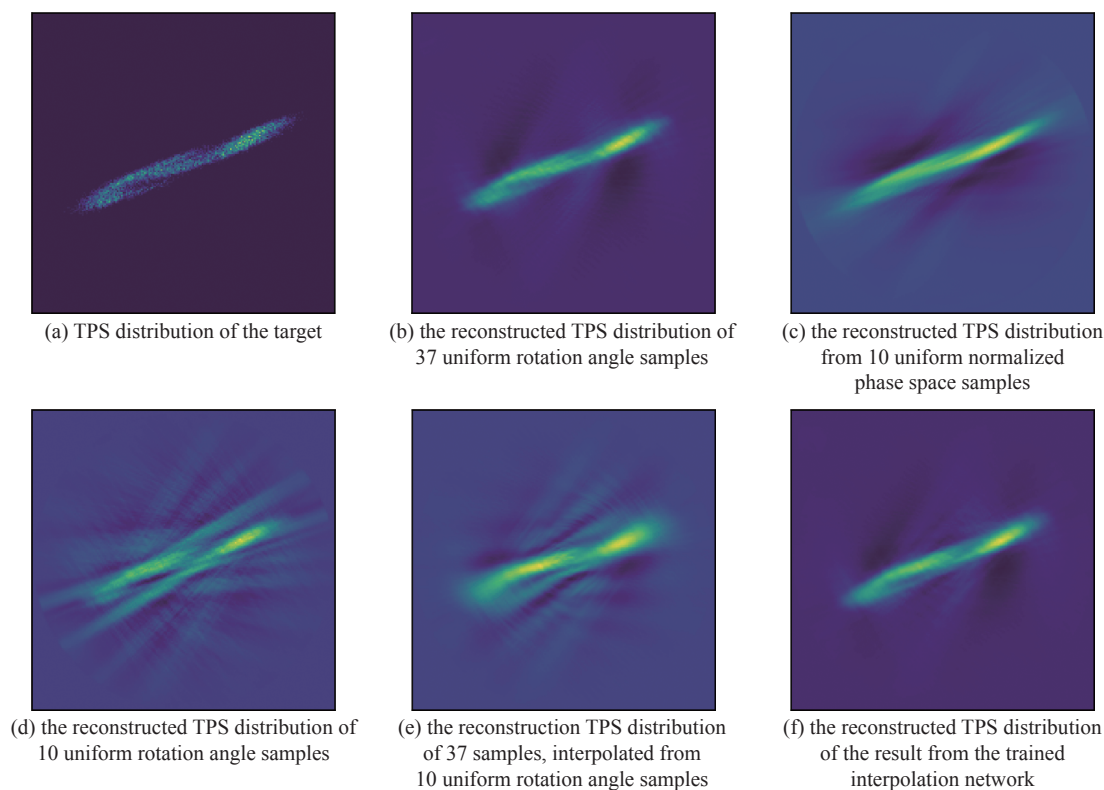


Fig. 10 An example of the interpolation network results in the form of tomography

图 10 插值网络结果断层图举例

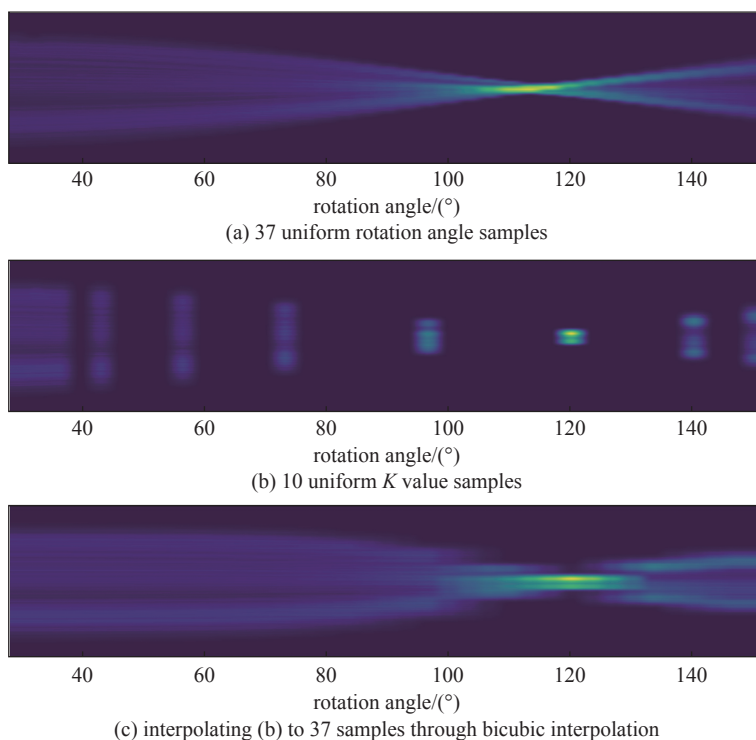


Fig. 11 Uniform K value sampling and its interpolation

图 11 均匀的 K 值采样及其插值

经过插值网络补充到 37 个采样数据后重建的断层图去除伪影。得到的结果几乎没有明显的伪影,能够重现相空间中原有的细节。图 12(b)、(c)为对测试集中随机的一个断层图去除伪影。这个横向相空间分布的长轴旋转到投影方向需要的角度,在测量束线的旋转范围内。图(b)中去除伪影前的断层图是由 10 个均匀旋转角度采样,经插值网络补充到 37 个采样数据后重建的断层图。而图(c)中去除伪影前的断层图,是由 7 个均匀旋转角度采样,

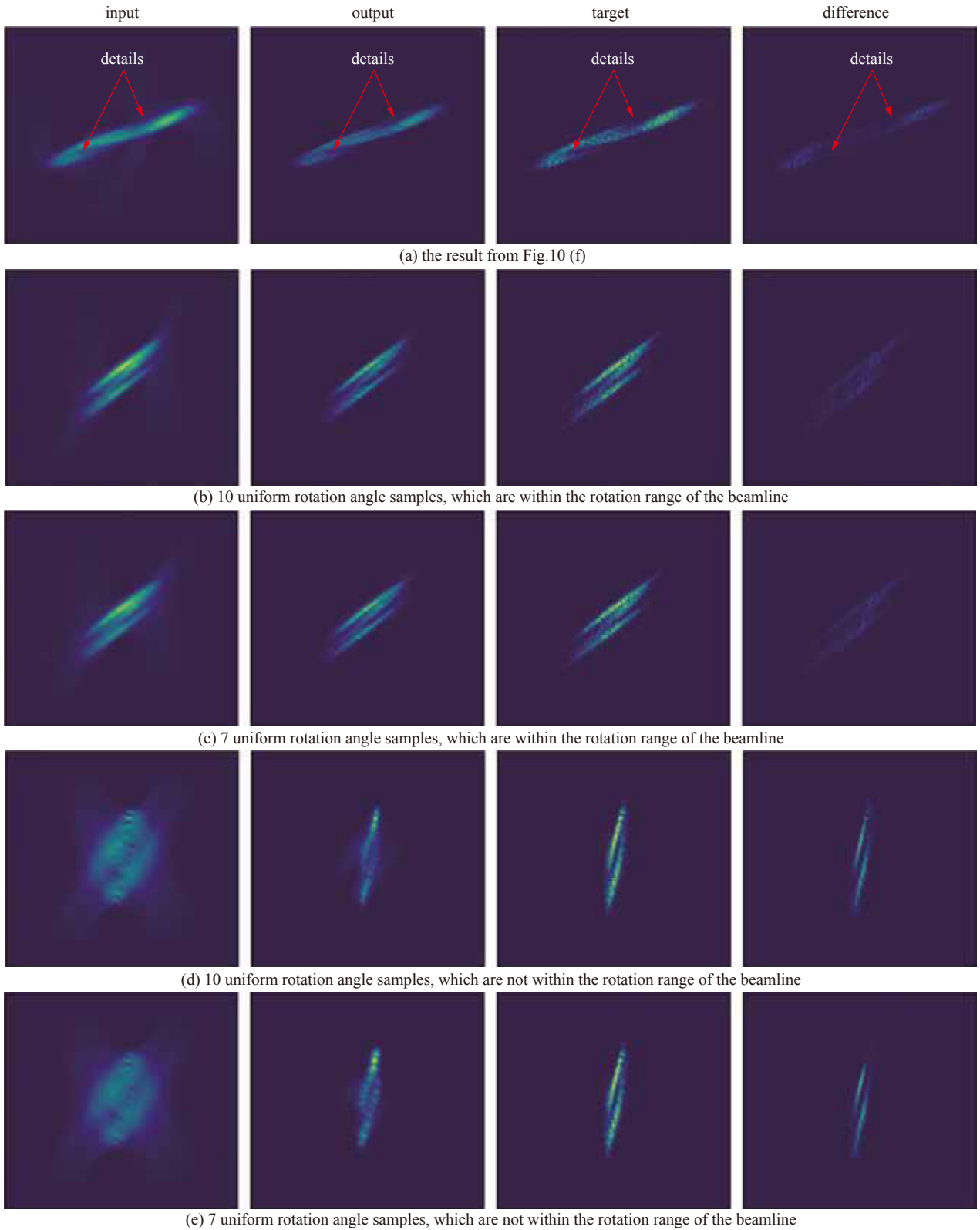


Fig. 12 Examples of the results from removing artifacts network

图 12 去除伪影网络的结果举例.

经插值网络补充到 25 个采样数据后重建的断层图。可以看出,即使只有 7 个均匀旋转角度采样,也能重建相空间断层图。获取(d)、(e)的方式与(b)、(c)一样,区别在于(d)、(e)的横向相空间分布的长轴旋转到投影方向需要的角度,在测量束线的旋转范围外。由于这个原因,由(d)、(e)正弦图重建的断层图本身有严重的伪影和失真。去除伪影网络只能重建大致的形状,不能精确还原细节部分。但对比(d)、(e)发现,7 个采样数目相比于 10 个采样数目,重建结果没有明显的变差。由此可见,旋转角度范围受限造成的信息丢失不能通过插值的方式弥补。设计

专门的测量束线或者增大 K 值的范围可以解决这个问题。不过本文中简单的四极磁铁和漂移段的组合已经可以适用于大多数的应用场景。

误差的来源可能有空间电荷力的影响、束流抖动、测量误差等。使用 ASTRA 束流模拟软件时考虑了空间电荷力对束流的影响,但是采用的是线性传输的传输矩阵,后续可以考虑加入空间电荷力的影响调整传输矩阵。并且电子能量为 MeV,束团电荷量在 2.5 pC 时,能够控制空间电荷力导致的发射度增长在 3% 以内^[39]。基于 CT 的测量是多发束团测量,但实际上束团之间存在一定程度的抖动。这种抖动可能对结果产生影响。测量过程中的误差也是结果可能受到的影响因素之一。使用 OTR 屏或其它测量屏时,屏幕的分辨率以及其它相关因素可能导致测量结果的偏差。为了减小测量误差的影响,可以考虑提高分辨率或采用校正方法等途径。

4 结 论

本文提出一种基于深度学习和混合域处理的神经网络模型,首先对束团横向相空间的正弦图插值,然后去除断层图伪影。实验结果显示:使用单个四极磁铁和漂移段的组合,可以采用相对简单的均匀旋转相空间角度的方式,即使仅采用 7 个投影也能在经过训练完的插值和去除伪影网络后,重建细节质量较高的横向相空间分布。对横向相空间分布的长轴旋转到投影方向需要的角度,不在测量束线的旋转范围内的情况,也能一定程度重建横向相空间分布,可以适用大多数相空间测量情况。采用的旋转投影角度方式不牵扯归一化相空间,因此不需要预先测量 Twiss 参数,可以应对无法测量 Twiss 参数的情况。不过,采用重建归一化相空间与本文的方法并不矛盾,可以结合使用。相信在不久的将来,会有更多先进实验采用机器学习辅助束流诊断及优化,最终发展出虚拟束流诊断。对于相空间的了解,会逐步从平均束团测量走到单束团测量、逐束团预测和操控。

参考文献:

- [1] 赵振堂. 先进 X 射线光源加速器原理与关键技术[M]. 上海: 上海交通大学出版社, 2020: 164-165. (Zhao Zhen tang. Principles and key technologies of advanced X-ray light source accelerators[M]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University Press, 2020: 164-165)
- [2] Gordon M, Li W H, Andorf M B, et al. Four-dimensional emittance measurements of ultrafast electron diffraction optics corrected up to sextupole order[J]. *Physical Review Accelerators and Beams*, 2022, 25: 084001.
- [3] Feist A, Bach N, Rubiano da Silva N, et al. Ultrafast transmission electron microscopy using a laser-driven field emitter: femtosecond resolution with a high coherence electron beam[J]. *Ultramicroscopy*, 2017, 176: 63-73.
- [4] 杜应超, 黄文会, 唐传祥, 等. 汤姆逊散射 X 射线源初步实验中电子束参数测量及其对 X 射线性能影响的研究[J]. *高能物理与核物理*, 2006, 30(s1): 84-86. (Du Yingchao, Huang Wenhui, Tang Chuanxiang, et al. Preliminary experiments of Thomson scattering X-ray source: measurements of electron beam's parameters and their influence on the X-ray performance[J]. *High Energy Physics and Nuclear Physics*, 2006, 30(s1): 84-86)
- [5] Brown W J, Anderson S G, Barty C P J, et al. Experimental characterization of an ultrafast Thomson scattering X-ray source with three-dimensional time and frequency-domain analysis[J]. *Physical Review Accelerators and Beams*, 2004, 7: 060702.
- [6] Nagaitsev S, Huang Z, Power J, et al. Accelerator and beam physics research goals and opportunities[R]. FERMLAB-FN-1123, 2021.
- [7] Behrens C, Decker F J, Ding Y, et al. Few-femtosecond time-resolved measurements of X-ray free-electron lasers[J]. *Nature Communications*, 2014, 5: 3762.
- [8] Rao Y N, Baartman R. Transverse phase space tomography in TRIUMF injection beamline[C]//Proceedings of IPAC2011. 2011.
- [9] Yu Qinglin, Gu Duan, Zhang Meng, et al. Transverse phase space reconstruction study in Shanghai soft X-ray FEL facility[J]. *Nuclear Science and Techniques*, 2018, 29: 9.
- [10] McKee C B, O'Shea P G, Madey J M J. Phase space tomography of relativistic electron beams[J]. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, 1995, 358(1/3): 264-267.
- [11] Hermann B, Guzenko V A, Hürzeler O R, et al. Electron beam transverse phase space tomography using nanofabricated wire scanners with submicrometer resolution[J]. *Physical Review Accelerators and Beams*, 2021, 24: 022802.
- [12] 杜应超, 向导, 黄文会, 等. 基于 CT 算法的束团横向相空间测量[J]. *高能物理与核物理*, 2006, 30(9): 888-891. (Du Yingchao, Xiang Dao, Huang Wenhui, et al. Transverse phase space measurement based on computerized tomography[J]. *High Energy Physics and Nuclear Physics*, 2006, 30(9): 888-891)
- [13] Tuy H K. An inversion formula for cone-beam reconstruction[J]. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 1983, 43(3): 546-552.
- [14] Romanov A. Beam phase space tomography at fast electron linac at Fermilab[R]. FERMLAB-CONF-18-321-AD, 2018.
- [15] Stratakis D, Kishek R A, Li H, et al. Tomography as a diagnostic tool for phase space mapping of intense particle beams[J]. *Physical Review Accelerators and Beams*, 2006, 9: 112801.
- [16] Andersen A H, Kak A C. Simultaneous algebraic reconstruction technique (SART): a superior implementation of the ART algorithm[J]. *Ultrasonic Imaging*, 1984, 6(1): 81-94.
- [17] Hock K M, Ibsen M G. A study of the maximum entropy technique for phase space tomography[J]. *Journal of Instrumentation*, 2013, 8: P02003.
- [18] Scheinker A, Cropp F, Paiagua S, et al. Adaptive deep learning for time-varying systems with hidden parameters: predicting changing input beam distributions

- of compact particle accelerators[J]. 2021,doi: 10.21203/rs.3.rs-373311/v1.
- [19] Wang Minwen, Wang Zhongming, Wang Di, et al. Four-dimensional phase space measurement using multiple two-dimensional profiles[J]. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, 2019, 943: 162438.
- [20] Hock K M, Ibison M G, Holder D J, et al. Beam tomography in transverse normalised phase space[J]. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, 2011, 642(1): 36-44.
- [21] 于清林. 束团横向相空间重建技术研究[D]. 上海: 中国科学院大学(中国科学院上海应用物理研究所), 2018. (Yu Qinglin. Study on beam transverse phase space reconstruction technology[D]. Shanghai: Chinese Academy of Sciences (Shanghai Institute of Applied Physics), 2018)
- [22] Wang Ge, Ye J C, De Man B. Deep learning for tomographic image reconstruction[J]. *Nature Machine Intelligence*, 2020, 2(12): 737-748.
- [23] Wolski A, Johnson M A, King M, et al. Transverse phase space tomography in an accelerator test facility using image compression and machine learning[J]. *Physical Review Accelerators and Beams*, 2022, 25: 122803.
- [24] Radon J. Über die Bestimmung von Funktionen durch ihre Integralwerte längs gewisser Mannigfaltigkeiten[J]. *Berichte über die Verhandlungen der Gesellschaft der Wissenschaften zu Leipzig. Journal of Mathematical Physics*, 1917, 69: 262-277.
- [25] Hounsfield G N. Computerized transverse axial scanning (tomography): Part 1. Description of system[J]. *The British Journal of Radiology*, 1973, 46(552): 1016-1022.
- [26] Sander O R, Minerbo G N, Jameson R A, et al. Beam tomography in two and four dimensions [100 MeV H⁺ beams and 750 keV H⁻ beams] [R]. LA-UR-79-2540; CONF-790927-20, 1979: 6.
- [27] Lee D, Choi S, Kim H J. High quality imaging from sparsely sampled computed tomography data with deep learning and wavelet transform in various domains[J]. *Medical Physics*, 2019, 46(1): 104-115.
- [28] 刘勇. 插值技术及其在 CT 重建中的应用[D]. 天津: 天津职业技术师范大学, 2022. (Liu Yong. Interpolation technology and its application in CT reconstruction[D]. Tianjin: Tianjin University of Technology and Education, 2022)
- [29] Kalke M, Siltanen S. Sinogram interpolation method for sparse-angle tomography[J]. *Applied Mathematics*, 2014, 5(3): 423-441.
- [30] Han Y S, Yoo J, Ye J C. Deep residual learning for compressed sensing CT reconstruction via persistent homology analysis[DB/OL]. arXiv preprint arXiv: 1611.06391, 2016.
- [31] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//Proceedings of the 18th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. 2015.
- [32] Yu Yang, Gong Zhiqiang, Zhong Ping, et al. Unsupervised representation learning with deep convolutional neural network for remote sensing images[C]//Proceedings of the 9th International Conference on Image and Graphics. 2017.
- [33] Chen Hu, Zhang Yi, Kalra M K, et al. Low-dose CT with a residual encoder-decoder convolutional neural network[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2017, 36(12): 2524-2535.
- [34] Xiang Dao, Du Yingchao, Yan Lixin, et al. Transverse phase space tomography using a solenoid applied to a thermal emittance measurement[J]. *Physical Review Accelerators and Beams*, 2009, 12: 022801.
- [35] Roussel R, Edelen A, Mayes C, et al. Phase space reconstruction from accelerator beam measurements using neural networks and differentiable simulations[DB/OL]. arXiv preprint arXiv: 2209.04505, 2023.
- [36] ASTRA. Klaus floettmann DESY[CP/OL]. Hamburg, Germany: DESY, 2017. <https://www.desy.de/~mpyflo/>.
- [37] Gupta L. Measured Data set[Z/OL]. V1. Harvard Dataverse, 2021. <https://doi.org/10.7910/DVN/MVE1YC>.
- [38] Hock K M, Wolski A. Tomographic reconstruction of the full 4D transverse phase space[J]. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, 2013, 726: 8-16.
- [39] 杜应超. 基于 CT 算法的高亮度电子束六维相空间分布的测量研究[R]. 2011: 8. (Du Yingchao. Measurement of six dimensional phase space distribution of high brightness electron beam based on CT algorithm[R]. 2011: 8)