



·粒子束及加速器技术·

基于神经网络的大孔径厚针孔成像复原算法研究

李 冬, 盛 亮, 李 阳, 段宝军

(西北核技术研究所 强脉冲辐射环境模拟与效应国家重点实验室, 西安 710024)

摘 要: 为了更好地获取低强度辐射源空间分布图像, 提出一种使用神经网络算法将大孔径厚针孔退化图像复原的方法。建立了孔径 5 mm、10 mm、15 mm 的厚针孔模型, 获得了 3600 个汉字形状辐射源的厚针孔退化图像集。基于 DnCNN 神经网络模型, 建立了大孔径厚针孔退化图像复原神经网络, 并与维纳滤波、Lucy-Richardson 这些传统算法进行了比较。在考虑噪声影响后, 利用迁移学习理论, 对原神经网络模型进行迁移训练, 再对含噪大孔径厚针孔退化图像进行复原。神经网络算法复原的 RMSE 明显低于传统方法, 迁移学习显著减小了噪声的影响。证明了神经网络算法在大孔径厚针孔退化图像复原领域的优越性, 并验证了神经网络方法复原含噪大孔径厚针孔退化图像的可行性。

关键词: 大孔径厚针孔; 神经网络; 图像复原; 迁移学习

中图分类号: TL99

文献标志码: A

doi: 10.11884/HPLPB202234.210345

Research on algorithm for restoration of large aperture and thick pinhole imaging based on neural network

Li Dong, Sheng Liang, Li Yang, Duan Baojun

(State Key Laboratory of Intense Pulsed Radiation Simulation and Effect,
Northwest Institute of Nuclear Technology, Xi'an 710024, China)

Abstract: To obtain the spatial distribution image of low intensity radiation source better, a method is proposed to restore large aperture thick pinhole degraded image using neural network algorithm. The thick pinhole model of 5 mm, 10 mm and 15 mm apertures is established, and the degenerate image sets of thick pinhole for the shape radiation source of 3600 Chinese characters are obtained. Based on the DnCNN neural network model, the neural network for image restoration with large aperture and thick pinhole is obtained, and compared with traditional algorithms such as Wiener filter and Lucy Richardson. After considering the influence of noise, the original neural network model is trained by means of transfer learning theory, and then the degraded image of large aperture pinhole with noise is restored. The RMSE of neural network algorithm is significantly lower than that of the traditional one, and the effect of noise is greatly improved by transfer learning. This paper proves the superiority of neural network algorithm in the field of image restoration with large aperture and thick pinhole, and verifies the feasibility of neural network method to restore the large aperture thick pinhole degraded image with noise.

Key words: large thick aperture, neural network, image reconstruction, transfer learning

脉冲核辐射源成像技术对热核聚变、脉冲核反应堆、脉冲电流驱动辐射源等科学装置的诊断非常重要。1970 年左右, LANL 和 LLNL 实验室开发了针孔成像技术, 用于获取辐射源空间分布的图像^[1], 现仍应用于等离子体辐射特性诊断^[2], 加速器光源焦斑测量^[3]等领域。针孔成像的能通量与针孔孔径成正比, 一般孔径设置为亚 mm 级别^[4], 小孔径限制了射线的探测效率, 会丢失辐射源低强度信息, 而较大孔径能够有效提高成像系统的探测效率, 但其空间分辨率随之降低, 需要发展大孔径厚针孔退化图像的复原算法。

2012 年, AlexNet 在大型图像数据库的分类竞赛中, 以巨大优势夺得榜首, 让卷积神经网络成为图像分类、图像处理等多种热门领域的焦点。在此之后, 各种各样的卷积神经网络模型被相继提出, 有增加网络深度来提升图

* 收稿日期: 2021-08-09; 修订日期: 2021-12-21
基金项目: 卓越青年基金项目 (JQZQ021901)
联系方式: 李 冬, 742944723@qq.com。

像分类准确度的 VGG^[5]、将底层特征图直接映射到高层网络来解决深层网络退化的 ResNet^[6]、使用不同大小卷积核对同一图像进行特征提取的 GoogleNet^[7]，不同的模型对于卷积神经网络有着不同的改进。

DnCNN 是近年来所提出的一种卷积神经网络模型^[8]，这种模型在传统的卷积神经网络算法基础上进行了改良，在网络结构中加入了大量的批量归一化，再结合残差学习，大幅度提高了降噪效果并且降低了训练时间。本文使用 DnCNN 的网络模型将 10 mm 级别孔径的厚针孔退化图像复原，并将复原效果与传统算法相比较，还评估了神经网络算法复原含噪大孔径厚针孔退化图像的可行性。

1 厚针孔成像模拟

使用蒙特卡罗软件建立厚针孔成像模型，辐射源为中子，能量为 1.25 MeV，尺寸为 64 mm×64 mm，分辨率为 64×64，每个区域相隔 1 mm，中子在区域内的分布概率是均匀的。为了实现针孔成像，需要使用厚针孔限制具有强穿透能力的辐射，当针孔厚度大于当前辐射五倍平均自由程时可以有效限制，此时可以使用理想厚针孔进行模拟，仅考虑通过针孔的直穿中子。孔径为 5 mm、10 mm、15 mm，辐射源距离孔径中心为 1000 mm，计数区域距离孔径中心为 1000 mm，计数区域为 100 mm×100 mm，分辨率为 100×100，如图 1 所示。

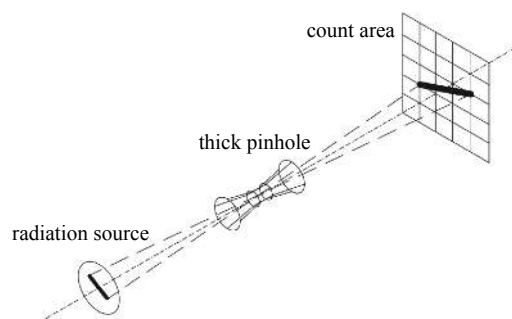


Fig. 1 Thick pinhole simulation model
图 1 模拟厚针孔模型

为了获取神经网络训练、测试所需的数据集，在厚针孔模型的建立过程中，将辐射源设计成分辨率为 64×64 的可变形源。从 HZ64 汉字库中读取 3600 个汉字，将辐射源设定成不同汉字的形状，运行蒙特卡罗程序，便可以得到不同孔径下所需的神经网络训练、测试数据，如图 2 所示。

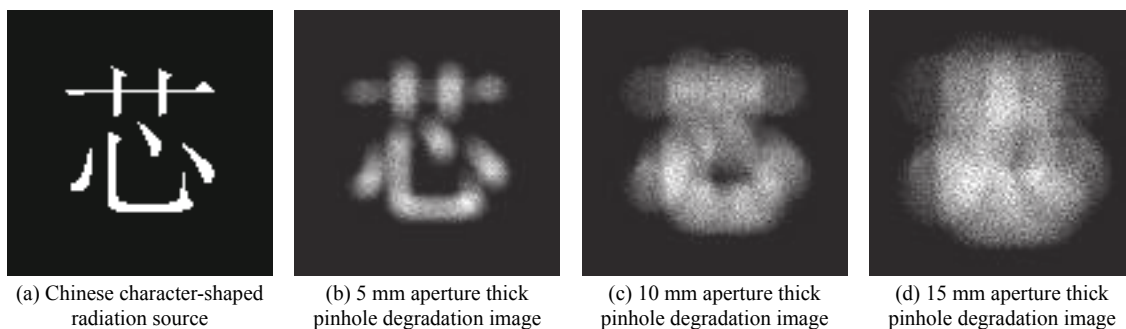


Fig. 2 Monte Carlo software results
图 2 蒙特卡罗软件结果

2 神经网络复原

2.1 DnCNN 的建立

DnCNN 网络使用 3×3 的卷积核进行卷积，没有加入池化层，其网络结构如图 3，第一层是由卷积、修正线性单元组成；中间层全部都是由卷积、批量归一化、修正线性单元组成；底层仅由卷积构成。DnCNN 网络的感受野是由网络深度决定的，感受野为 $(2d+1) \times (2d+1)$ ，其中 d 为网络深度，类比至传统去噪算法中的有效块大小，根据

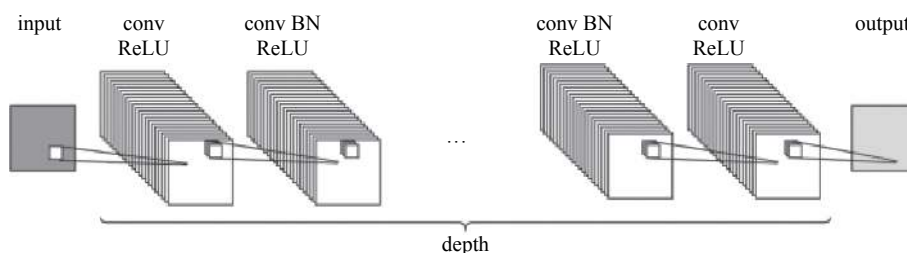


Fig. 3 Diagram of DnCNN network structure
图 3 DnCNN 网络结构图

$2d+1$ 为有效块大小,反推出使用于通用任务的网络深度为 20。DnCNN 网络是用于去噪,所以使用了残差学习,优化目标不是目标图像与网络输出之间的 MSE,而是残差图像与网络输出之间的 MSE,在隐藏层中将复原图像消除掉,而大孔径厚真空退化图像与噪声图像有所不同,残差并不能代表厚针孔退化性能,所以本文直接对于目标图像进行学习。根据输入的厚针孔退化图像尺寸以及输出的目标图像尺寸,根据 DnCNN 的网络结构,建立了 DnCNN 网络模型。在隐藏层中将图像复原,其中批量归一化就是在每一层的非线性处理之前加入标准化、缩放、移位操作来减轻内部协变量的移位,降低了训练时间。

2.2 网络训练

网络模型建立好之后,设置网络的训练操作。设定其梯度下降方法为:带动量的随机梯度下降,从上次迭代到当前训练迭代的梯度步长的贡献为 0.9;用于训练的初始学习率为 0.1,并且在训练期间降低整体学习率;梯度阈值为 0.005;L2 正则化因子为 0.0001。用于每次训练迭代的最小批次的大小为 128;训练最大轮数为 5。导入之前通过模拟所得到的不同孔径下的 3000 对汉字形状辐射源以及与之相对应的厚针孔退化图像,进行神经网络的训练。

2.3 结果测试

在均方根误差出现明显收敛后,停止训练。调用完成训练的神经网络复原 600 组测试数据,复原结果如图 4 所示。

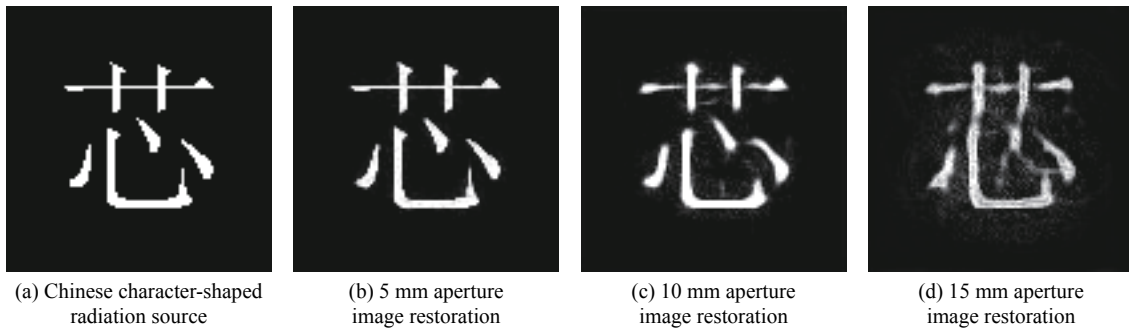


Fig. 4 Training results

图 4 训练结果

不同孔径下的神经网络复原图片,都可以辨别出辐射源的形状,但是随着孔径的增大,噪点逐渐增多,边缘变形逐渐严重。

2.4 评估标准

在文本中,使用 $RMSE$ 作为神经网络训练结果检测的标准,其公式为

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (h(x_i) - y_i)^2} \quad (1)$$

式中: m 为图像像素数; $h(x)$ 为神经网络复原像素值; y 为厚针孔退化前像素值。

将不同孔径下的测试数据通过神经网络复原,并与厚针孔退化前像素值相对比,使用 $RMSE$ 作为评判标准,最终获得不同孔径下的 600 组测试数据的 $RMSE$ 再取平均,结果见表 1。本文使用图像为 8 位图像。

表 1 测试数据平均 RMSE

Table 1 RMSE of test data

aperture/mm	average RMSE
5	16.6067
10	30.4662
15	35.3384

2.5 传统算法

在大孔径厚针孔退化图像的复原中,除了使用神经网络算法外,还可以使用维纳滤波、Lucy-Richardson 算法对于大孔径厚针孔图像进行复原^[9]。

2.5.1 维纳滤波

维纳滤波器,是一种最小均方根误差滤波器,其核心思想是寻找一个复原图像,使其与目标图像的均方根误差最小。本文使用定参维纳滤波,改变噪声信号功率比,获得最佳复原效果,如图 5 所示。

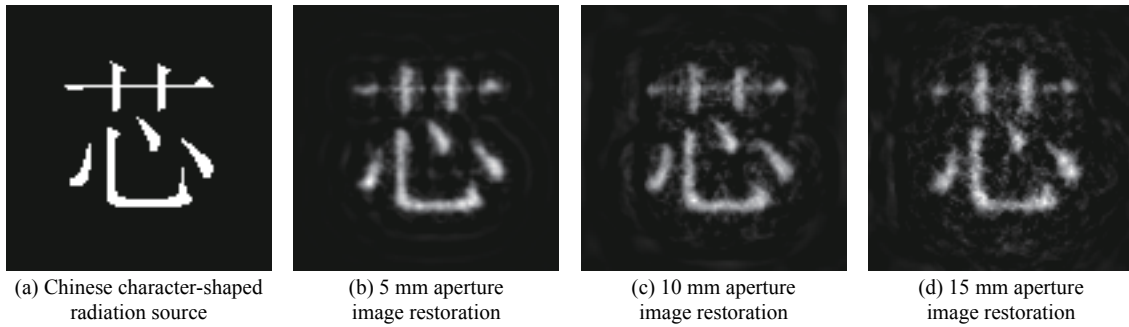


Fig. 5 Wiener filter restoration result

图 5 维纳滤波复原结果

2.5.2 Lucy-Richardson 算法

Lucy-Richardson(L-R)算法是一种迭代算法,其核心是基于贝叶斯分析,方法是采用极大似然估计法进行估计。改变迭代次数,获得最佳复原效果,如图6所示。

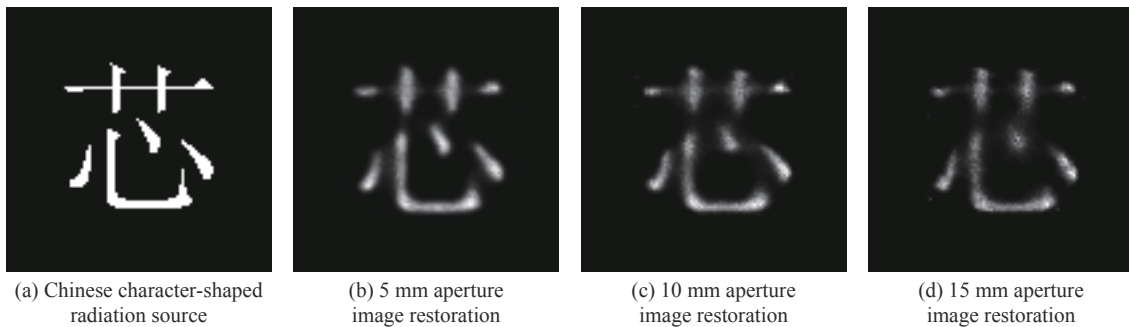


Fig. 6 L-R algorithm restoration results

图 6 L-R 算法复原结果

2.5.3 比较结果

基于先验信息,将最佳参数带入维纳滤波与L-R算法中,使用100组测试数据对神经网络、维纳滤波、L-R算法进行测试,其结果如表2所示。从表2可以得知,在5 mm孔径、10 mm孔径、15 mm孔径中最优的算法都是神经网络算法,其复原结果在三种孔径下都明显优于维纳滤波和L-R算法。

表 2 测试数据平均 RMSE

Table 2 Comparison of average RMSE of test data

aperture/mm	average RMSE		
	Wiener filtering	Lucy-Richardson	neural network
5	46.654 6	48.316 8	16.781 9
10	48.873 6	50.161 2	31.144 2
15	50.613 4	50.845 5	36.294 7

注:加粗字体为每行最优值。

3 含噪大孔径厚针孔图像的复原

真实厚针孔成像是辐射源通过厚针孔,在闪烁体上的成像,再使用摄像机进行捕捉。难以避免地会受到电子噪声、光子噪声、随机噪声等的影响,使得所获得的厚针孔退化图像中夹杂了不必要的干扰信息,严重影响了后续复原过程以及复原结果的准确度,因此,需要考虑噪声对于神经网络算法的影响。

虽然在定义上,噪声是不可预测的,但是在固定厚针孔成像系统中,受到噪声的种类以及噪声概率分布在一定程度上,可以看作是固定不变的,那么便可以使用神经网络对于厚针孔成像图像所受的噪声进行进一步的学习,从而减少噪声对算法的影响。

3.1 噪声作用下的厚针孔成像

在厚针孔成像系统中加入辐射成像中常见的高斯噪声、泊松噪声、椒盐噪声这三种噪声,如图7所示,其中

图 7(a)为添加了均值为 0 的泊松噪声, 图 7(b)为添加了均值为 0, 方差为 0.005 的高斯噪声, 图 7(c)为添加了噪声密度为 0.02 的椒盐噪声。将这三种噪声共同加入到厚针孔的退化图像中, 得到含噪厚针孔退化图像如图 7(d)。

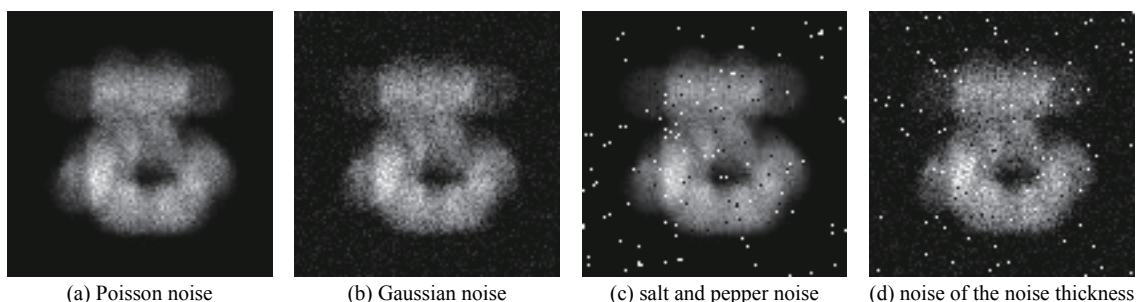


Fig. 7 10 mm aperture thick pinhole degraded image adds noise

图 7 10mm 孔径厚针孔退化图像添加噪声

3.2 含噪厚针孔退化图像的迁移复原

迁移学习是将在已有知识基础上建立的神经网络, 迁移至不同但是相关的领域进行处理^[10], 在基于小规模数据集的图像分类^[11]、图像分析^[12]等领域, 有着巨大的影响。因为其放宽了训练数据和测试数据都具有相同的特征分布这一假设, 所以在一定程度上可以不再需要大量的训练数据也能提高神经网络性能。

在实验过程中, 获取厚针孔退化图像极其复杂且耗时, 所以本文仅取 10 张含噪厚针孔退化图像作为训练数据集, 对于原有的神经网络进行迁移训练, 获得含噪厚针孔退化图像的复原神经网络, 其结果如图 8。

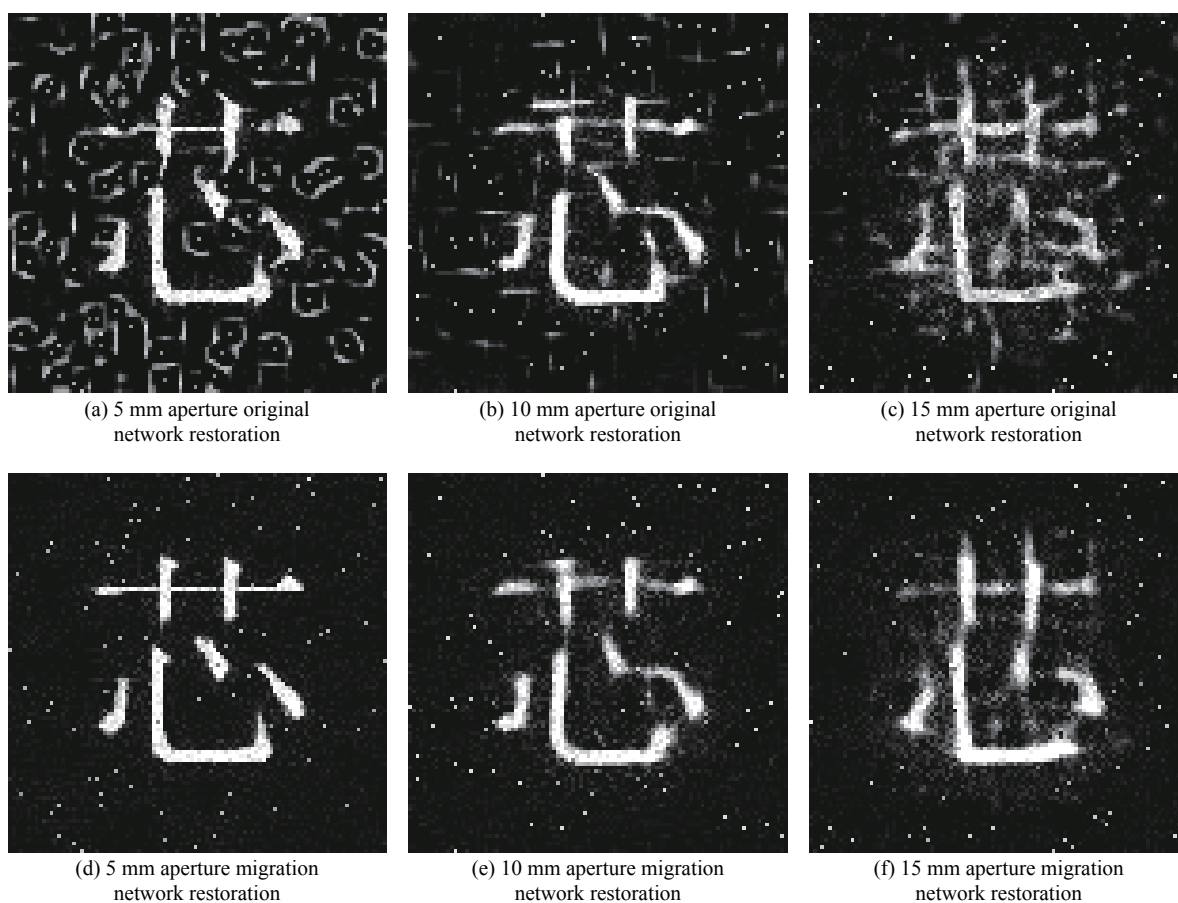


Fig. 8 Neural network restoration results

图 8 神经网络复原结果

由图 8 可见, 迁移训练之后的复原效果明显优于迁移训练前, 辐射源的周围虽然还是有着较多噪点, 但是伪影明显降低, 辐射源边缘更加清晰, 可以更清晰地辨别出辐射源形状, 验证了神经网络算法在复原含噪大孔径厚针孔退化图像方面的可行性。

4 结 论

为了更好地获取低强度辐射源空间分布的图像,本文提出了使用神经网络算法复原大孔径厚针孔退化图像。使用蒙特卡罗软件获得了所需要的厚针孔退化图像,将神经网络算法与维纳滤波、L-R算法的复原结果相比较,证实了神经网络算法在大孔径厚针孔退化图像复原领域的优越性。并且在退化图像的基础上,添加了特定噪声,通过迁移学习的方法,初步验证了神经网络算法复原含噪大孔径厚针孔退化图像的可行性。

本文使用 DnCNN 网络模型,在大孔径厚针孔退化图像的复原中取得了不错的效果,而 DnCNN 只是近年来所提出的神经网络模型中的一种,神经网络在飞速地发展,逐渐有应用于不同领域的神经网络模型被提出,不同的神经网络模型对于大孔径厚针孔退化图像的复原效果还需进一步研究。

参考文献:

- [1] Berzins G J, Han K S. Pinhole imaging of a test fuel element at the Transient Reactor Test Facility[J]. Nucl Sci Eng, 1978, 65(1): 29-40.
- [2] Bohlin H, Brack F E, M Erveňák, et al. Radiative characterization of supersonic jets and shocks in a laser-plasma experiment[J]. *Plasma Physics and Controlled Fusion*, 2021, 63: 045026.
- [3] 李勤, 王毅, 刘云龙, 等. 针孔法测量X光源焦斑尺寸[J]. 强激光与粒子束, 2021, 33: 044007. (Li Qin, Wang Yi, Liu Yunlong, et al. X-ray spot size measurement with pinhole[J]. *High Power Laser and Particle Beams*, 2021, 33: 044007)
- [4] 宋顾周, 朱宏权, 韩长材, 等. 杆箍缩二极管X射线焦斑的测量[C]//中国核科学技术进展报告——中国核学会2009年学术年会论文集. 2009: 7. (Song Guzhuo, Zhu Hongquan, Han Changcai, et al. X-ray spot measurement for rod-pinch diode radiographic source[C]//Progress Report on China Nuclear Science & Technology — Proceedings of the 2009 Annual Conference of the Chinese Nuclear Society. 2009: 3519-3525)
- [5] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. *Computer Science*, 2014.
- [6] He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2016: 770-778.
- [7] Szegedy C, Liu W, Jia Y, et al. Going deeper with convolutions[M]. IEEE Computer Society, 2014.
- [8] Kai Z, Zuo W, Chen Y, et al. Beyond a Gaussian denoiser: Residual learning of deep CNN for image denoising[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 26(7): 3142-3155.
- [9] 姚志明, 段宝军, 马继明, 等. 大孔径厚针孔成像数值模拟研究[J]. *原子能科学技术*, 2019, 53(2): 379-384. (Yao Zhiming, Duan Baojun, Ma Jiming, et al. Numerical simulation of large thick aperture imaging[J]. *Atomic Energy Science and Technology*, 2019, 53(2): 379-384)
- [10] Pan S J, Qiang Y. A survey on transfer learning[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2010, 22(10): 1345-1359.
- [11] 付晓峰, 吴俊, 牛力. 小数据样本深度迁移网络自发表情分类[J]. *中国图象图形学报*, 2019, 24(5): 93-101. (Fu Xiaofeng, Wu Jun, Niu Li. Classification of small spontaneous expression database based on deep transfer learning network[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2019, 24(5): 93-101)
- [12] 汤鹏杰, 谭云兰, 李金忠. 融合图像场景及物体先验知识的图像描述生成模型[J]. *中国图象图形学报*, 2017, 22(9): 1251-1260. (Tang Pengjie, Tan Yunlan, Li Jinzhong. Image description based on the fusion of scene and object category prior knowledge[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2017, 22(9): 1251-1260)