

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210915

在役高压电缆缓冲层缺陷检测*

陈 研¹,倪 松¹,马天宇¹,陈大兵²,段晓礁¹

(1. 重庆真测科技股份有限公司 重庆 401332; 2. 国网江苏省电力有限公司电力科学研究院 南京 211103)

摘 要:缓冲层烧蚀故障是高压电缆故障的主要因素之一。由于现场环境复杂,而 CT 检测需要对物体实现一定角度的相对旋转,目前尚没有针对在役高压电缆 CT 检测的设备。采用射线源平移扫描局部 CT 成像方式,通过实验仿真和实验平台验证,设计了可用于现场应用的便携式检测系统,实现了在役高压电缆缓冲层缺陷在线 CT 检测。对于 110 kV 高压电缆缓冲层,可检出 $\varnothing 1$ mm 的孔状缺陷,220 kV 高压电缆可检出 $\varnothing 2$ mm 的缺陷。收集 2 016 张带有缺陷的 CT 图像后,结合 802 张同种结构电缆的圆周 CT 图像,采用迁移学习的方法,实现了缺陷自动检测,精确率为 87.6%,召回率为 93.5%,漏检率为 6.5%,接近圆周 CT 的水平。

关键词:局部 CT;高压电缆;缓冲层缺陷;迁移学习

中图分类号: TN911.73 TH744 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Detection of buffer layer defects of in-service high-voltage cables

Chen Yan¹, Ni Song¹, Ma Tianyu¹, Chen Dabing², Duan Xiaojiao¹

(1. Chongqing Zhence Science and Technology Co., Ltd., Chongqing 401332, China;
2. Research Institute, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 211103, China)

Abstract: The ablation fault in the buffer layer is one of the main factors of high-voltage cable fault. Due to the complex on-site environment and the need to achieve a certain angle of relative rotation for CT detection of objects, there is no equipment for CT detection of high-voltage cables in service at present. A portable detection system for on-site application is designed by using the local CT imaging mode of X-ray source translation scanning and verified by experimental simulation and experimental platform, which realizes online CT detection of defects in high-voltage cable buffer layer in service. For the buffer layer of 110 kV high-voltage cable, the hole defect of $\varnothing 1$ mm can be detected, and the defect of $\varnothing 2$ mm can be detected for 220 kV high-voltage cable. After collecting 2 016 CT images with defects, combined with 802 circumferential CT images of cables with the similar structure, the method of migration learning is used to achieve automatic defect detection, with an accuracy rate of 87.6%, a recall rate of 93.5%, and a missed detection rate of 6.5%, which are close to the level of circumferential CT.

Keywords: local computed tomography; high-voltage cables; buffer layer defect; transfer learning

0 引 言

高压电缆是城市大容量电能传输的核心通道,近年来我国 110 kV 及以上高压电缆以 15% 的年均增长率增长,北京、上海等一线城市部分中心城区和中央商务区电缆化率已经超过 90%。交联聚乙烯(cross-linked polyethylene, XLPE)高压电缆由于电气性能优良、传输

容量大、制造工艺简单、安装维护方便等特点,获得了广泛应用。电缆需求量的提高,对供电的安全、稳定和可靠性提出了新的要求。实际运营中的电缆由于受到敷设环境、安装方式、外力破坏等因素影响,故障频繁发生,对电网安全造成极大挑战。其中由电缆缓冲层烧蚀引发本体故障的情况占电缆故障的 40% 以上。因此,及时、准确地诊断缓冲层烧蚀缺陷是电缆运维管理亟需解决的问题。

收稿日期:2022-12-25 Received Date: 2022-12-25

* 基金项目:国家电网有限公司科技项目(5500-202118134A)资助

XLPE 高压电缆主要由导体、导体屏蔽、XLPE 绝缘、绝缘屏蔽、缓冲层、皱纹铝护套和外护层等组成,缓冲层的作用是阻水、屏蔽和缓冲作用,主要有两种结构^[1]。一种是半导电阻水缓冲层结构,主要由半导电橡胶自粘带或半导电缓冲带构成,缓冲带一般由半导电无纺布、聚丙烯酸酯膨胀粉、半导电蓬松棉 3 层组成。另一种是铜丝纤维编织布缓冲层结构。解体缓冲层故障电缆后,在绝缘屏蔽层、缓冲层、金布、皱纹铝护套内壁存在大量白色粉末和烧蚀痕迹。按照缺陷形状,可将电缆外缘缺陷分为条纹式缺陷和孔状缺陷。缓冲层烧蚀会析出点状晶体或片状晶体,主要成分为 Na_2CO_3 、 NaHCO_3 和 Al_2O_3 。晶体的存在也为缺陷识别增加了难度。目前认为烧蚀的主要原因是电容电流集中引起发热、电化学腐蚀、护层与金属护套放电等^[2]。

电缆检测主要有如下 6 种方法:耐压检测法、局部放电法、时域反射法、频域反射法、涡流法以及 X 射线法等^[3-11]。用于 XLPE 电缆现场测试的主要是局部放电法,该方法主要针对电缆附件的安装缺陷(如杂质、刀痕等),难以检测电缆本体的老化、受潮、铜屏蔽层缺损与腐蚀等绝缘降低缺陷,且检测灵敏度受到现场电磁环境影响。针对缓冲层缺陷检测,可采用线路阻抗共振分析、局部放电检测、电容电流检测及 X 射线成像检测等方法,其中只有 CT 检测可以获得直观的缺陷图像。但由于电缆运行时自身无法旋转,而且现场环境复杂,空间狭小,目前尚未见 CT 应用于在役高压电缆检测的报道。

针对墙角的线缆、管道检测, Schon 等^[12]提出了射线源运动轨迹与探测器相互垂直的直线扫描 CT。Zhang 等^[13]提出了结构对称分布的直线扫描 CT 系统。Liu 等^[14]研究了一种直线 CT 系统,即物体不动,射线源与探测器沿直线同向运动。Yu 等^[15]和李雷等^[16]提出了一种射线源平移扫描 CT 成像方法(source translation computed tomography, STCT),以及针对高压电缆缓冲层缺陷检测的局部 STCT 检测方法(L-STCT)^[17],在 L-STCT 扫描中,物体和探测器保持不动,射线源沿平行于探测器的直线等距平移,以采集不同角度的投影数据。由于探测器尺寸以及射线源移动距离有限,无法获取 180° 的投影数据,是一个典型的有限角成像问题。同时,由于射线源在每个位置发出的射线均无法覆盖整个物体,探测器采集到的投影是横向截断的。

常用的 CT 重建方法主要分解析类和迭代类算法。虽然迭代类算法在有限角^[18-19]和截断^[20-21]相关的病态逆问题上有着更高的灵活性,但其迭代重建过程耗时长,效率低。解析算法的重建效率更高,在工程实践中得到广泛应用。因此,工程应用主要关注解析重建算法。解析算法虽然重建速度快,但是对投影数据的完备性要求高。滤波反投影重建算法(filtered back-projection algorithm,

FBP)是一种常用的经典算法,其滤波步骤需要完整的无截断伪影,直接对截断和有限角投影数据进行重建会在重建图像中引入伪影。

根据有限角成像相关理论^[22-23],有限角伪影主要产生在投影角度覆盖范围的两端,范围内的结构无伪影。因此主要考虑数据截断问题。目前处理数据截断问题常用的方法是直接插值估计缺失的投影数据^[24-26],或使用深度学习方法抑制截断伪影^[27-28]。考虑到实际工程应用,参考 Sourbelle 等^[24]的研究,对截断的数据进行向外插值平滑处理,从而抑制截断伪影。

本文设计了适用于现场复杂条件的便携式源平移扫描局部 CT 成像系统,推导了适用于 L-STCT 的 FBP 算法,结合伪影抑制策略对电缆缓冲层进行解析重建。对 110 kV 和 220 kV 高压电缆缓冲层缺陷进行了检测,获得了与圆周 CT 扫描相近的结果,结合圆周 CT 图像,基于迁移学习实现了缺陷的自动检测,精确率(average precision, AP)和召回率(average recall, AR)接近圆周 CT 结果。

1 原 理

1.1 L-STCT 成像模式

L-STCT 扫描模式中,射线源、探测器放置于物体两侧,射线源沿平行于探测器平面且垂直于电缆方向运动,采集投影数据,如图 1(a)所示。在 L-STCT 中,主要对电缆底部感兴趣区域进行缺陷检测。在 L-STCT 扫描模式中,对于确定的射线源平移轨迹和探测器大小,在射线源上端点-探测器下端点连线与射线源下端点-探测器上端点连线的交点处,投影角度覆盖范围最大。因此,本文将感兴趣的中心放在该交点处,以该点为原点建立笛卡尔坐标系,如图 1(b)所示。

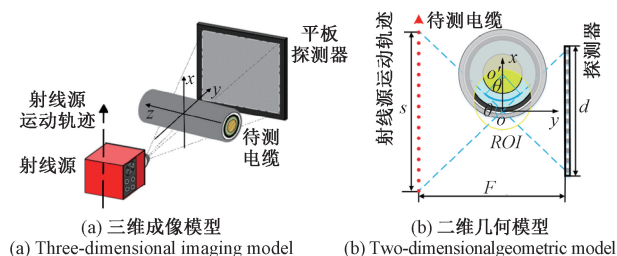


图 1 L-STCT 成像几何

Fig. 1 L-STCT imaging geometry

对于给定射线源轨迹长度 s ,探测器尺寸 d ,探测器到射线源轨迹垂直距离 F ,可以确定坐标系中心到探测器的垂直距离 h 为:

$$h = dF/(s + d) \quad (1)$$

最大投影角度为：

$$\theta = 2\arctan\left(\frac{s + d}{2F}\right) \tag{2}$$

根据 Quinto 的可见边界定理,如果物体某个特征的边界与有限数据集中的一条测量 X 射线相切,那么该边界应该很容易从有限角数据中重建出来,这样的边界称为可见边界。由于电缆主要特征分布在以中心为圆心的同心圆上,根据最大投影角度覆盖范围和可见边界定理,可以得到可见圆弧所对应的圆心角与最大投影角度相等。

由式(2)可以看出,增大射线源平移距离、增大探测器尺寸、缩小射线源轨迹与探测器之间的距离,可以增大投影角度覆盖范围,增大可见边界。

1.2 FBP 重建算法

在 L-STCT 中,将投影数据表示为 $p(\lambda,u)$, 其中, λ 为 X 射线源焦点位置索引, u 为探测器单元位置索引,如图 2 所示。基于平行束 FBP 重建算法,可以得到如下重建公式：

$$f(x,y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} p(\lambda,u) \cdot q(x \cos \varphi + y \sin \varphi - r) dr d\varphi \tag{3}$$

其中, r 表示原点到射线的距离, φ 是射线与 y 轴的夹角。 (r,φ) 是关于 (λ,u) 的函数。

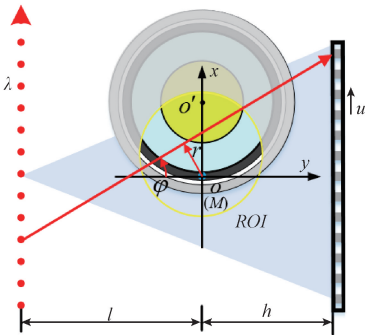


图 2 L-STCT 扫描几何
Fig. 2 L-STCT scanning geometry

$$\varphi = \arctan\left(\frac{u - \lambda}{l + h}\right), r = \frac{ul + \lambda h}{\sqrt{(l + h)^2 + (u - \lambda)^2}} \tag{4}$$

$q(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} |\xi| e^{j2\pi\xi x} d\xi$ 为斜坡滤波器卷积核函数。将式(4)代入式(3)做变量替换,并化简可得：

$$f(x,y) = \frac{l + h}{(y + l)^2} \cdot \iint_{-s-d}^{+s+d} \frac{l + h}{\sqrt{(l + h)^2 + (\lambda - u)^2}} \cdot p(\lambda,u) \cdot q(u' - u) du d\lambda \tag{5}$$

其中：

$$u' = \frac{\lambda(h - y) - x(l + h)}{-y - l} \tag{6}$$

式中： u' 是射线经过重建点 (x,y) 投射在探测器阵列上的局部坐标。

由于 L-STCT 只采集局部区域内的有限角度投影,不可避免的受有限角伪影和截断伪影影响,从而降低重建图像质量和缺陷检测准确性。截断伪影产生的主要原因在于不连续的截断投影在滤波过程中产生的 Gibbs 现象,在重建图像中表现为震荡和高亮条纹。为了减小截断投影不连续的影响,本文利用余弦函数外插技术对投影进行预处理。

2 仿真实验

为了验证 L-STCT 成像方式及其 FBP 重建算法,本文参考电缆实际结构,构建了 110 kV 和 220 kV 两个高压电缆仿真模体,如图 3 所示,其直径分别为 $\varnothing 100$ mm 和 $\varnothing 160$ mm。在实际中,缺陷主要出现在位于电缆底部的缓冲层,以条纹式、烧蚀孔洞和结晶的形式,因此本文在仿真模体底部增加了一处结构用于模拟缺陷。

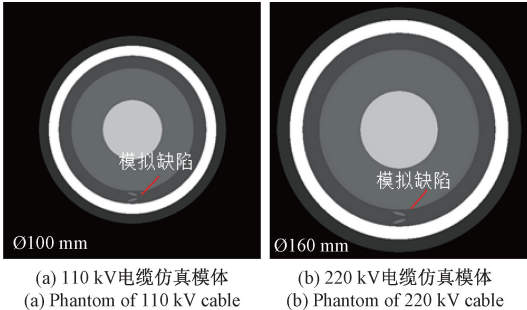


图 3 仿真模体
Fig. 3 Simulation phantom

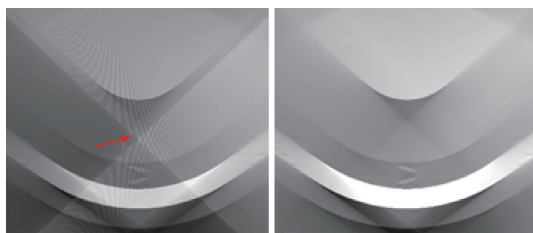
采用表 1 所列的参数进行仿真实验。重建算法在 MATLAB R2018b 上编写调试,电脑配置为 Windows10 64 位系统,8.0 GB 内存,3.4 GHz CPU, NAVIDIA GeForce GT 720。

表 1 仿真实验参数
Table 1 Scanning parameters of simulation

参数	值	值
电缆直径/mm	100	160
射线源到探测器的距离 F /mm	220	220
探测器的宽度 d /mm	210	210
探元尺寸/mm	0.205	0.205
采样点数	500	500
射线源行程 s /mm	200	200
重建矩阵	512×512	512×512

2.1 截断投影对重建结果影响

图4所示为110 kV电缆在有无截断投影校正的重建结果。可以看出,不连续的截断投影会导致重建图像中出现震荡和亮条纹伪影,通过余弦外推可以平滑截断投影,消除不连续导致的Gibbs效应,从而提高图像质量,如图4(b)所示。由于L-STCT只能从有限角度范围内获取投影数据,因此即使通过余弦外推校正后的重建图像仍然会受有限角伪影的影响。减小有限角伪影对感兴趣区域以及缺陷影响的直接方案是增大投影角度覆盖范围,而且增大投影角度覆盖范围能同时增大可见边界的范围。



(a) 原始图像
(a) Original image
(b) 校正后图像
(b) The image after correction

图4 110 kV 电缆局部重建结果

Fig. 4 Local reconstruction results of 110 kV cable

式(2)表明,影响投影角度覆盖范围的因素有射线源平移距离、探测器尺寸、射线源轨迹与探测器之间的距离,通过仿真实验逐一验证了这3个因素对重建图像的影响。

2.2 不同成像参数对实验结果影响

图5所示为改变射线源移动距离 s 的重建结果。射线源移动距离分别从100 mm增加到300 mm。随着射线源移动距离的增大,电缆底部重建出的弧段明显变长,表示缺陷的微小结构逐渐清晰。说明随着射线源移动距离的增大,有效成像区域逐渐增大。通过计算,电缆所能重建的区域对应的圆心角从 70.3° 增大到 98.4° 。



(a) 移动距离100 mm
(a) Moving distance 100 mm
(b) 移动距离300 mm
(b) Moving distance 300 mm

图5 不同射线源移动距离下的重建结果

Fig. 5 Reconstruction results for different source translation distance

图6所示为仅改变探测器宽度 $2d$ 的重建结果。探测器宽度分别为105、315 mm。随着探测器宽度的增大,

电缆所能重建的区域对应的圆心角从 69.4° 增大到 98.9° ,重建区域逐渐增大。



(a) 探测器宽度105 mm
(a) Detector length 105 mm
(b) 探测器宽度315 mm
(b) Detector length 315 mm

图6 不同探测器宽度下的重建结果

Fig. 6 Reconstruction results for different detector size

图7展示了仅改变射线源到探测器的距离(distance from source to detector, SOD)的重建结果。射线源到探测器的距离分别是170、270 mm。可以看到当其他参数不变,仅增大射线源到探测器的距离时,成像区域所对应的圆心角从 100.6° 减小到 74.4° ,重建区域逐渐减小。



(a) 射线源距探测器170 mm
(a) SOD=170 mm
(b) 射线源距探测器270 mm
(b) SOD=270 mm

图7 不同射线源到探测器的距离下的重建结果

Fig. 7 Reconstruction results for different distance from source to detector

综上所述,L-STCT扫描结合所提出的FBP算法能有效重建电缆底部区域,同时通过对截断数据进行平滑处理,可有效地抑制截断伪影,使电缆底部结构和模拟缺陷均清晰可见,验证了方法的可行性。研究了不同参数对成像区域的影响,得出增大探测器宽度和射线源移动距离,减小射线源到探测器的距离可增大L-STCT重建区域。实际工程应用中,可根据现场条件和射线源最大张角等因素对上述参数进行优化。

3 实际实验

3.1 实验平台

为了进一步验证L-STCT扫描及重建算法的实用性,本文搭建了如图8所示的实验平台,包括微焦点射线源、平板探测器和平移台。射线源固定在平移台上进行水平移动采样。由于平移台的行程限制,射线源移动距离设置为240 mm,综合考虑成像效果和检测效率,设置采样

点数为 500,射线源到探测器距离为 220 mm,探测器单元数为 1 024×1 024,单个探测器单元尺寸为 0.205 mm。

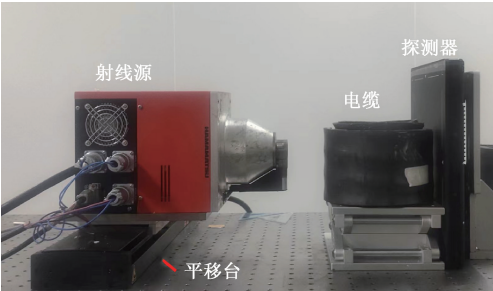


图 8 实际实验平台
Fig. 8 Practical experiment platform

实验样品为实际工作中出现异常的 110 kV 和 220 kV 高压电缆部分。如图 9 所示,经过切割拆解后可看到内部缓冲层结构和随机分布的烧蚀孔缺陷。根据电缆尺寸的不同,分别设置 $\varnothing 100$ mm 电缆检测电流电压为 60 μ A 和 90 kV, $\varnothing 160$ mm 电缆检测电流电压为 90 μ A 和 100 kV。重建矩阵为 1 000×1 000,一共重建 600 层切片图像。

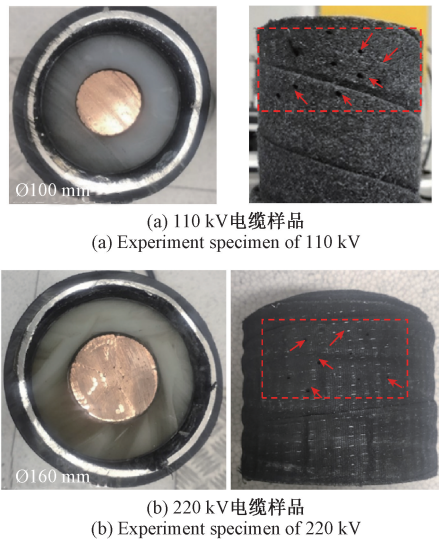


图 9 实际实验样品
Fig. 9 Practical experiment specimen

3.2 实验结果

图 10 为 110 kV 电缆不同层切片重建结果。重建图像中电缆的结构以及线条状缓冲层结构均清晰可见。尽管因扫描方式而存在有限角伪影,但对于缺陷识别影响较小。图中箭头标识为缓冲层孔缺陷,其位置和数量均随机分布于电缆底部。如图 10(f) 所示,其中一个缺陷位置位于成像区域的边缘,与另一个位于中部的缺陷间隔较大。因此,优化参数使得一次 L-STCT 扫描重建尽可

能大的区域能增加缺陷检出概率和检测效率。经过测量,搭建的成像系统最小能识别 $\varnothing 1$ mm 的孔状缺陷。

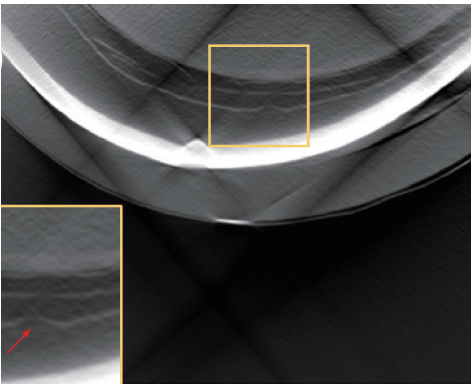


图 10 110 kV 电缆重建结果
Fig. 10 Reconstruction results of 110 kV cable

图 11 为 220 kV 电缆不同层切片重建结果。图中电缆结构清晰可见,箭头标识为缺陷位置。图像中亮点状发散伪影是由于 220 kV 电缆缓冲层采用了铜丝纤维编织布,其内部铜丝产生的金属伪影。因此,尽管对图像截断伪影进行了抑制,但金属丝引入的金属伪影极大地影响了缓冲层结构的重建,增大了烧蚀孔缺陷的识别难度。缺陷识别能力弱于 110 kV 电缆,最小能识别 $\varnothing 2$ mm 的孔缺陷。

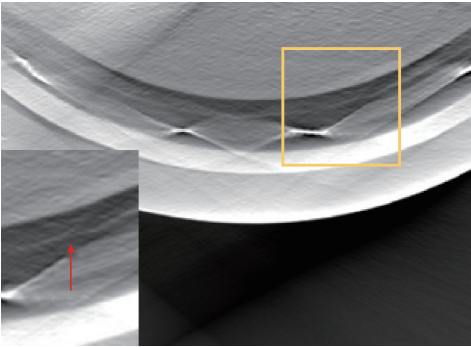


图 11 220 kV 电缆重建结果
Fig. 11 Reconstruction results of 220 kV cable

3.3 现场装置

针对隧道内部高压电缆结构布局复杂、空间有限的特点,采用便携式机械结构来实现现场试验,如图 12 所示,探测器固定在高压电缆后方,射线源安装在直线滑台上,直线滑台安装于立柱上,立柱具有可升降机构,在隧道内部可以通过其升降调节组合立柱的高度,使组合式立柱上部触及隧道顶部,下部触及隧道底部,通过升降机构适当调整,使组合立柱稳定地立于隧道顶与底之间,便于射线源直线扫描。该结构具有重量

轻、结构简单、操作方便、搭建速度快等优点,能够快速实现局部 CT 扫描。

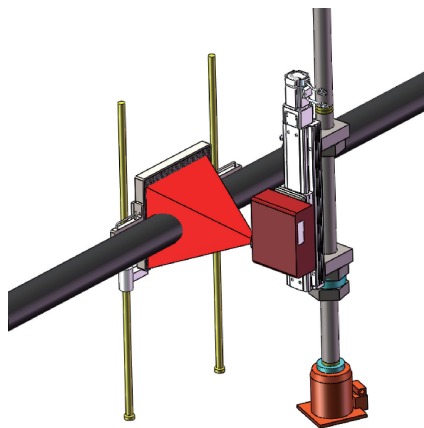


图 12 现场便携装置设计图

Fig. 12 Design drawing of portable device

4 缺陷自动识别

4.1 迁移学习

本文采用的电缆缺陷检测网络为 Cascade R-CNN 网络,其结构如图 13 所示。

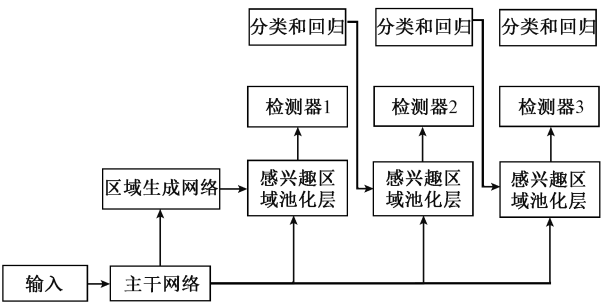


图 13 Cascade R-CNN 缺陷识别网络

Fig. 13 Cascade R-CNN network of defect recognition

由于 L-STCT 受射线源移动距离以及探测器大小限制,其获取的缺陷图像质量在 ROI 区域图像质量较好,但由于投影数据不完备,边缘部分有明显的伪影,无法做到完全与 RCT 图像质量相同。但是缓冲层缺陷在 L-STCT 数据集与 RCT 数据集中表征相似,由此引入了迁移学习的思想,通过迁移学习将已在 RCT 数据集中训练好的模型进行重复利用。经该方法处理后,卷积层能更精确地提取图像特征,检测结果更优。

4.2 对比实验

为了验证迁移学习方法对于电缆缺陷检测精度提升,本文设置了一组对比实验,来验证缺陷识别网络在 3 种不同训练方法下的表现。方法 1 是单独使用 L-STCT

缺陷数据集进行网络训练;方法 2 是以训练好的 RCT 模型作为预训练模型的 L-STCT 数据集迁移学习方法进行网络训练;方法 3 是使用 RCT 缺陷数据集和 L-STCT 缺陷数据集进行网络训练。所使用的 L-STCT 数据集为 2 016 张缺陷图像,RCT 数据集为 820 张缺陷图像,均按训练集:验证集=8:2 的比例划分。所使用的迁移学习预训练模型为已经过完整训练得到的 RCT 模型。对比实验参数设置如表 2 所示。

表 2 对比实验训练参数设置

Table 2 Training parameters setting of the contrast experiment

参数	值
训练轮数	100
批尺寸	1
级联检测头交并比	[0.3,0.4,0.5]
学习率	0.001 25

网络检测效果如图 14 所示。

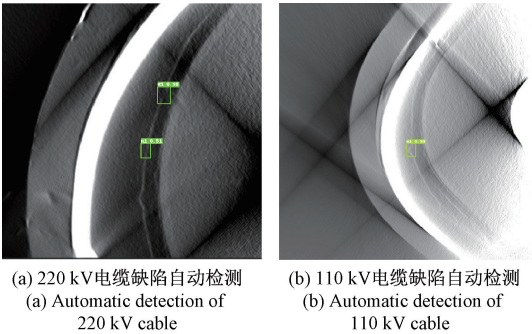


图 14 缺陷自动检测效果

Fig. 14 Diagram of automatic defect detection

3 种训练方法检测结果对比如表 3 所示。

表 3 不同训练方式的识别效果

Table 3 Results of different training methods

方法	精确率	召回率
方法 1(STCT)	0.843	0.907
方法 2(STCT 迁移学习)	0.876	0.935
方 3(STCT+RCT)	0.439	0.529

表 3 中精确率是正样本预测正确的结果与正样本预测正确的结果和预测错误结果的和的比值,反映预测结果错误率。召回率是正样本预测正确的结果与正样本预测正确的结果和正样本预测错误的和的比值,反映预测结果中的漏检率。可以看出迁移学习的方法训练 STCT

数据集时,精确率和召回率都是最高的。而且在控制缺陷漏检的方面表现得很好,漏检率仅有 6.5%。在训练中,电缆 CT 图像的背景和噪声与缺陷很相似,会导致网络误将背景认作缺陷,导致网络的检测精度下降。但对比使用 STCT 数据集,迁移学习训练在精确率和召回率都有提升。方法 3 中,由于 RCT 数据集与 STCT 数据集成像质量不同,且 STCT 数据集中图像大小不一,所以识别精确率和召回率都较低,该方法需要更长的训练时间和更多的数据量作为支撑。

5 结 论

本文采用射线源平移直线扫描局部 CT 成像方式,实现了复杂环境下在役高压电缆的 CT 在线检测。对射线源平移距离、探测器尺寸、射线源与探测器的距离等因素进行了分析和仿真实验,推导了 L-STCT 扫描的 FBP 算法,通过对截断数据进行平滑处理,有效地抑制了截断伪影。在搭建的实验平台上,获得了理想的 CT 图像,110 kV 高压电缆可识别 $\varnothing 1$ mm 的孔状缺陷,220 kV 高压电缆可识别 $\varnothing 2$ mm 的孔状缺陷。收集一定数量的缺陷 CT 图像后,采用迁移学习的方法,结合同种结构电缆圆周 CT 数据,实现了缺陷自动检测,精确率 AP 为 87.6%,召回率 AR 为 93.5%,接近圆周 CT 的水平。由于有限角投影角度的限制,目前的重建图像仍然存在较严重的伪影,后续针对性的优化改进后有望进一步提高检测效率。

参考文献

[1] 上海电缆研究所. 电线电缆手册 第 3 册[M]. 北京:机械工业出版社, 2009.

Shanghai Cable Research Institute. Handbook of electric wire and cable, volume 3 [M]. Beijing: Mechanical Industry Press, 2009.

[2] 陈云. 高压 XLPE 电缆缓冲层故障特征与机理[D]. 广州:华南理工大学, 2019.

CHEN Y. Fault characteristic and mechanism of high voltage XLPE cable buffer layer[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2019.

[3] 沈建辉, 邵岩, 谭磊, 等. 电气化铁路 27.5 kV 供电电缆绝缘状态检测现状及发展综述[J]. 电气化铁道, 2021, 32(S1): 114-117.

SHEN J H, SHAO Y, TAN L, et al. Overview of status quo and development of 27.5 kV power supply cable insulation state detection for electrified railway [J]. Electric Railway, 2021, 32(S1): 114-117.

[4] 李艳山. 10 kV 交联聚乙烯电缆振荡波检测案例分析[J]. 安全、健康和环境, 2021, 21(10): 24-27.

LI Y SH. Case study of 10 kV XLPE cable oscillation wave detection[J]. Safety Health & Environment, 2021, 21(10): 24-27.

[5] 金森, 张若兵, 杜钢. 考虑振荡波衰减特性的电缆局放模式识别方法[J]. 高电压技术, 2021, 47(7): 2583-2590.

JIN S, ZHANG R B, DU G. Partial discharge pattern recognition of cables considering attenuation of damped AC voltages [J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(7): 2583-2590.

[6] 王瑶瑶, 姚周飞, 谢伟, 等. 基于时频域反射法的高温超导电缆故障定位研究[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(5): 1540-1546.

WANG Y Y, YAO ZH F, XIE W, et al. Research on fault location of high temperature superconducting cable based on time-frequency domain reflectometry [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(5): 1540-1546.

[7] CHANG S J, LEE C K, LEE C K, et al. Condition monitoring of instrumentation cable splices using Kalman filtering[J]. IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement, 2015, 64(12): 3490-3499.

[8] 王昱皓, 周凯, 汪先进, 等. 基于改进时频域反射法的电力电缆局部缺陷定位[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(7): 2584-2594.

WANG Y H, ZHOU K, WANG X J, et al. Power cable defects location based on improved time-frequency domain reflectometry [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(7): 2584-2594.

[9] 蒲英俊, 刘广兴, 李正利, 等. 涡流检测高压电缆附件铅封缺陷的试验研究[J]. 山东电力技术, 2020, 47(2): 56-60, 69.

PU Y J, LIU G X, LI ZH L, et al. Experimental study

- on eddy current testing of lead sealing defects in high voltage cable accessories[J]. *Shangdong Electric Power*, 2020, 47(2): 56-60,69.
- [10] 曹俊平,孙兴涛,王少华,等. 基于涡流技术的高压电缆铅封裂纹缺陷检测研究[J]. *高压电器*, 2020, 56(8): 168-175.
- CAO J P, SUN X T, WANG SH H, et al. Research on crack detection of high voltage cable lead sealing based on eddy current technology[J]. *High Voltage Apparatus*, 2020, 56(8): 168-175.
- [11] 李成钢,陈大兵,张建国. X射线数字成像技术在电力电缆现场检测中的应用[J]. *无损检测*, 2015, 37(2): 74-77.
- LI CH G, CHEN D B, ZHANG J G. Application of X-ray digital imaging technology in the field testing of power cable[J]. *Nondestructive Testing*, 2015, 37(2): 74-77.
- [12] SCHON T, FUCHS T, HANKE R, et al. A translation-based data acquisition method for computed tomography: Theoretical analysis and simulation study[J]. *Medical Physics*, 2013, 40(8): 081922.
- [13] ZHANG T, XING Y X, ZHANG L, et al. Stationary computed tomography with source and detector in linear symmetric geometry: Direct filtered backprojection reconstruction[J]. *Medical Physics*, 2020, 47(5): 2222-2236.
- [14] LIU B D, ZENG L. Parallel SART algorithm of linear scan cone-beam CT for fixed pipeline[J]. *Journal of X-ray Science and Technology*, 2009, 17(3): 221-232.
- [15] YU H J, LI L, TAN C D, et al. X-ray source translation based computed tomography (STCT) [J]. *Optics Express*, 2021, 29(13): 19743-19758.
- [16] 李雷,余海军,谭川东,等. 射线源平移扫描CT解析重建算法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(2): 187-195.
- LI L, YU H J, TAN CH D, et al. Analytical reconstruction algorithm of source translation based CT[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(2): 187-195.
- [17] 廖明娟,李雷,段晓礁,等. 源平移扫描局部CT成像及其检测在役高压电缆[J]. *光学学报*, 2022, 42(16): 1611002.
- LIAO M J, LI L, DUAN X J, et al. Local source-translation CT imaging for testing in-service high-voltage cables[J]. *Acta Optica Sinica*, 2022, 42(16): 1611002.
- [18] XU J Q, ZHAO Y S, LI H W, et al. An image reconstruction model regularized by edge-preserving diffusion and smoothing for limited-angle computed tomography[J]. *Inverse Problems*, 2019, 35(8): 085004.
- [19] CHEN Z, JIN X, LI L, et al. A limited-angle CT reconstruction method based on anisotropic TV minimization[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2013, 58(7): 2119-2141.
- [20] CHEN Y, BUDDE A, LI K, et al. A platform-independent method to reduce CT truncation artifacts using discriminative dictionary representations [J]. *Medical Physics*, 2017, 44(1): 121-131.
- [21] ZHANG B, ZENG G L. Two-dimensional iterative region-of-interest (ROI) reconstruction from truncated projection data[J]. *Medical Physics*, 2007, 34(3): 935-944.
- [22] FRIKEL J, QUINTO E T. Characterization and reduction of artifacts in limited angle tomography [J]. *Inverse Problems*, 2013, 29(12): 125007.
- [23] QUINTO E T. Artifacts and visible singularities in limited data X-ray tomography[J]. *Sensing and Imaging*, 2017, 18(1): 1-14.
- [24] SOURBELLE K, KACHELRISS M, KALENDER W A. Reconstruction from truncated projections in CT using adaptive detruncation[J]. *European Radiology*, 2005, 15(5): 1008-1014.
- [25] OHNESORGE B, FLOHR T, SCHWARZ K, et al. Efficient correction for CT image artifacts caused by objects extending outside the scan field of view [J]. *Medical Physics*, 2000, 27(1): 39-46.
- [26] HSIEH J, CHAO E, THIBAUT J, et al. A novel reconstruction algorithm to extend the CT scan field-of-view[J]. *Medical Physics*, 2004, 31(9): 2385-2391.

- [27] KHURAL B S, BAER-BECK M, FOURNIE E, et al. Deep learning-based extended field of view computed tomography image reconstruction: Influence of network design on image estimation outside the scan field of view[J]. Biomedical Physics & Engineering Express, 2022, 8(2): 025021.
- [28] HUANG Y, PREUHS A, MANHART M, et al. Data extrapolation from learned prior images for truncation correction in computed tomography [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2021, 40 (11): 3042-3053.

作者简介



陈研,2004 年于兰州大学获得学士学位,2012 年于中国科学院研究生院获得博士学位,现为重庆真测科技股份有限公司中级工程师,主要研究方向为 X 射线数字成像技术及应用。

E-mail: chenyan_yoyo@aliyun.com

Chen Yan received his B. Sc. degree from Lanzhou University in 2004, and received his Ph. D. degree from University of Chinese Academy of Sciences in 2012. He is currently a middle title engineer at Chongqing Zhence Science and Technology Co., Ltd. His main research interests include X-ray digital radiography technology and application.



陈大兵,2000 年于武汉水利电力大学获得学士学位,2003 年于武汉大学获得硕士学位,现为国网江苏省电力有限公司电力科学研究院正高级工程师,主要研究方向为电力设备检验检测与评价。

E-mail: dabingchen@163.com

Chen Dabing received his B. Sc. degree from the School of Power and Mechanical Engineering in 2000, and received his M. Sc. degree from Wuhan University in 2003. He is currently a senior engineer at Electric Power Research Institute of Jiangsu Electric Power Co., Ltd. His main research interests include detection and evaluation of power equipment.



段晓礁(通信作者),2004 年于北京师范大学获得学士学位,2009 年于北京师范大学获得博士学位,现为重庆大学副研究员,主要研究方向为工业 CT 技术。

E-mail: duan721@163.com

Duan Xiaojiao (Corresponding author) received his B. Sc. degree and Ph. D. degree both from Beijing Normal University in 2004 and 2009, respectively. He is currently an associate research fellow at Chongqing University. His main research interest is industrial computed tomography.