

基于深度学习的 3D 激光测量图像反光区域分离方法

Separation Method of Reflective Area of 3D Laser Measurement Image Based on Deep Learning

魏 焱¹ 秦少谦^{1,2} 吕盼粮¹

(1 富煌君达高科技信息技术有限公司先进技术研究中心,安徽 合肥 230000;

2 安徽省合肥师范学院,安徽 合肥 230000)

摘要:提出了基于深度学习的 3D 激光测量图像中反光区域准确且稳定的分离方法。基于深度学习模型 U-net 网络实现了对 3D 激光测量图像中反光区域和激光线区域的语义分割;图像语义分割实现了对测量图像中不同区域的高精度分离。反光区域分离后的图像能够减少反光对中心线提取的干扰,研究结果表明,基于深度学习的激光测量图像区域分割可以更加精确地实现激光条纹的提取,同时保证提取结果的稳定性。单幅激光测量图像的区域分割时间仅为 2.3ms,激光条纹中心提取精度均值为 0.176pixel,标准差为 0.119pixel,有效地保障了激光测量图像中激光条纹中心线的提取精度和鲁棒性。

关键词:图像处理;深度学习;结构光测量;图像分割;反光干扰

Abstract:An accurate and stable separation method for reflective areas in 3D laser measurement images based on deep learning is proposed in this paper. Based on the deep learning model U-net network, the semantic segmentation of the reflective area and the laser line area in the 3D laser measurement image is realized. The image semantic segmentation realizes the high-precision separation of different areas in the measurement image. The separated image of the reflective area can reduce the interference of the reflective on the centerline extraction. The research results show that the laser measurement image segmentation based on deep learning can more accurately achieve the extraction of laser stripes, while ensuring the stability of the extraction results. The segmentation time of a single laser measurement image is only 2.3ms, the average extraction accuracy of the laser stripe center is 0.176pixel, and the standard deviation is 0.119pixel, which effectively guarantees the extraction accuracy and robustness of the laser stripe centerline in the laser measurement image.

Keywords:image process, deep learning, structured-light measurement, image segmentation, reflective interference

1 问题的提出

三维激光扫描技术自上世纪九十年代开始出现后,以其高速、非接触式的测量特性得到不断的发展和应用,现在已广泛用于测绘工程和结构测量等方面^[1-2]。三维激光测量系统工作时,激光束垂直照射到被测物体表面,相机从另一个角度拍摄激光条纹图像,利用被测表面轮廓对光束的调制作用获取物体表面的轮廓信息,再根据几何关系计算获得物体特征点的三维坐标。

理想情况下,拍摄图像中应是照度均匀、方向稳定、结构紧凑的激光条纹,激光条纹的强度呈高斯分布,其高斯分布中心就是测量要获取的特征中心。然而更多情况下,被测物体表面对照射激光存在镜面反射,导致所采集的图像上存在光斑或反光区域,反光区域的存在严重影响到激光条纹中心线的提取,无法准确地分离出图像中的反光区域将无法得到准确的激光条纹中心位置^[3-4]。如图 1 所示,当曝光参数合适,拍摄角度合适时,激光条纹呈现出均匀的光条;当曝光过高时,投射光条粗细不均,且周围呈现散光现象,再使用相同的中心线提取算法,得到的结果会有较大的误差。

对激光测量图像中反光现象的处理一直是三维激光测量技术实用中需要重点优化的问题,传统的固定阈值法或动态阈值法均无法很好地适应多场景下的高光图像处理。而无论是通过对反光区域的信息计算进行区域填补^[5]还是基于反射模型移除高光^[6],都存在计算复杂度的问题,也无法适用于复杂多样的场景;偏振消光的测量方法会导致局部曝光不足,影响成像质量^[7];其他对投射光条的增强、分析同样不具备适应多场景的鲁棒性^[8-10]。本文提出了一种可适用于不同场景下带有高光图像的激光条纹与反光区域分离的方法。

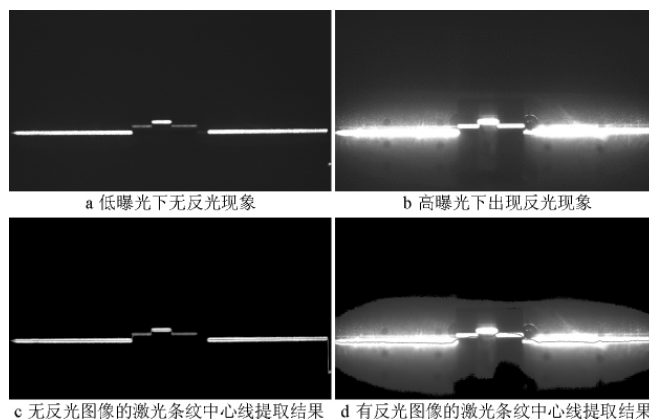


图 1 同一被测物体因曝光过大导致的反光现象对比

2 相关研究工作

在线结构光测量中,激光器投射出一个光平面,光平面与被测物体表面相交形成一特征激光条纹线,由于物体表面的形态不同,形成的激光条纹线也不相同,在相机、激光器的位置和视角都确定的前提下,可以光学三角原理计算出激光条纹线在世界坐标系中的坐标,激光线上的中心点作为特征点形成点云,进而实现被测物体表面的三维测量或三维重建^[11-12]。式(1)为线结构光三维测量的成像模型及光平面方程。原理如图 2 所示。

$$\begin{cases} s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = K[RIT] \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} \\ ax_w + bx_w + cx_w + d = 0 \end{cases} \quad (1)$$

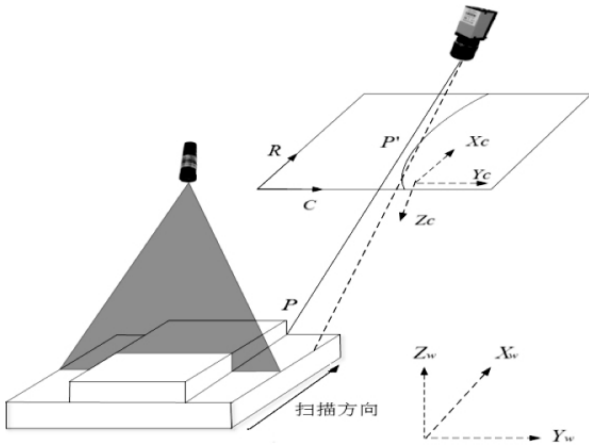


图2 线结构光三维测量原理

获取到激光条纹图像后,通常先检测条纹的边界,然后进行中心线的提取。对于复杂的场景或干扰较多的激光条纹图像,需要根据对应情况使用合适的中心线提取方法。总的来说,对激光条纹中心特征点的三维测量可以分为三步:①提取激光条纹区域;②计算激光条纹中心的图像坐标;③基于几何关系计算条纹中心的空间坐标。

2.1 反光区域的处理

在测量过程中,均匀的漫反射光线在图像传感器中形成的是光滑的图像,因此可以使用传统的二值化方法或光条骨架提取的方法得到激光条纹区域。而不均匀的反射光线会使得激光条纹灰度值明暗不均,部分区域过亮或过暗,甚至出现光斑和反光的伪区域,此时传统的固定阈值的方法难以得到准确的条纹区域,更无法保证后续中心位置计算的准确性。事实上,被测物体表面反射强度的变化、采集时光照的变化、采集设置曝光量的不同都可能导致所拍摄图像中出现高光现象,而无法分离的反光区域会形成伪光带信息,导致最终的测量结果严重与实际偏离。

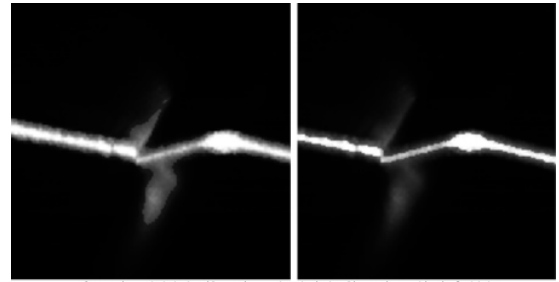
对于高光的处理,可以通过物理设计来消除高光现象,比如使用偏振光或多曝光图像融合技术^[13]。这类方法虽然可以直接获得无反光的激光条纹图像,但是会造成如减少曝光量或处理速度等缺陷,无法适应更广泛的应用场景。而单纯针对反光区域信息的研究来补充完备激光条纹区域信息的方法更难以解决不同光照和曝光的影响。实际处理中,为了保障实时性,均会避免使用计算过于复杂的算法。以固定阈值和动态阈值这两种最常用的方法为例,如图3a所示,在两种不同曝光下,两种方法对激光条纹提取的效果。

如图3所示,在高曝光下,反光区域较明显,但使用固定阈值的方法无法分离发光区域,使用动态阈值的方法则可以得到较好的分离结果;在低曝光下,反光区域和激光条纹邻接处不明显,固定阈值和动态阈值都无法得到较为理想的分离效果。

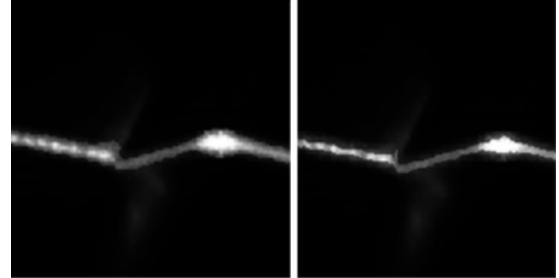
由于实际使用场景的多样性,反光区域的分离需要适应不同光照、不同曝光、不同物体表面等情况,而且还需要保证处理的实时性。

2.2 中心线提取方法

在确定了激光条纹的区域后,可以通过条纹的边界取其中间线作为条纹中心线的位置。也可以通过极值法、灰度重心法、模板匹配法和 Steger 算法等,来计算条纹中心的位置。一般认为对于线结构光测量中激光器的出射光线的强度在其截面上服从高斯分布,因此高斯分布的中心位置就是光条中心的位置,极值法、灰度重心法等都是基于此理论进行中心线的提取。图4是



a 高曝光下固定阈值（左）和动态阈值（右）的分离效果



b 低曝光下固定阈值（左）和动态阈值（右）的分离效果

图3 固定阈值法和动态阈值法的高光处理效果

对T型接头轮廓扫描后使用灰度重心法提取中心线的结果。灰度重心法是按照目标光强分布,以光强为权重计算质心坐标的方法,也叫密度质心算法。灰度重心法需要预先确定参与计算的灰度阈值,以避免边缘误差的影响。

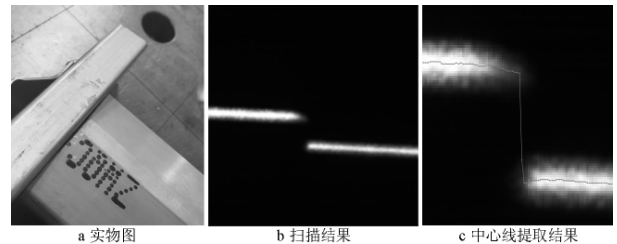


图4 灰度重心法对T型接头轮廓的中心线提取结果

灰度重心法能兼顾实时性和准确性,在中心线提取算法中使用最为广泛,满足绝大多数场景下的使用需求。本文也以灰度重心法作为分光区域分离后中心线提取的方法,以验证本文所提方法对中心线提取精度的提升效果。

3 研究方法

三维激光测量图像是激光反射线经过滤光片后映射到图像传感器上形成的图像。理想情况下,图像中高灰度值区域就是激光条纹,可以直接进行二值化处理;有反光区域时,图像成分可以分为3种:背景区域、激光条纹区域、反光区域。简单的图像成分使之很好地适用于基于深度学习的图像分割模型。

由于需要对图像中每个像素,尤其是反光区域与激光条纹区域邻接处的像素进行分类,因此需要使用像素级的语义分割网络模型。U-net网络^[14]是基于FCN全卷积网络拓展和修改而来,自2015年提出以来,在医学细胞图像的语义分割上一直表现出优秀的分割效果。U-net通过将下采样时的特征图和反卷积时的特征图进行关联,来融合位置信息和语义信息。

U-net依靠其独特的性能特别适用于小样本处理,而且处理速度快、模型体积小、处理准确率高,使得其在实际应用中最为广泛^[15-17]。因此选用U-net作为反光区域图分割的深度学习网络模型结构,具体流程如下:

1)数据准备。使用200幅三维激光测量图像作为反光区域分离应用的模型训练和验证的数据集,图像大小统一为1920×1080,单通道图像。其中近70%图像含有反光区域,近30%图像

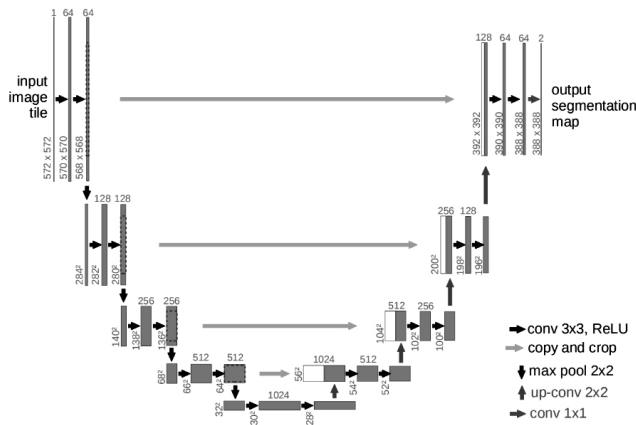


图 5 U-Net 网络模型

则几乎没有反光区域。

2) 训练集制作。从其中随机抽取 70% 作为训练数据, 15% 作为验证数据, 15% 作为测试数据。如图 6 所示, 使用 Labelme (<http://labelme.csail.mit.edu/Release3.0/>; <https://github.com/wkentaro/labelme>) 标注工具进行语义分割的图像标注, 按照激光条纹区域、反光区域进行标注, 各个区域具有近似的灰度特征。

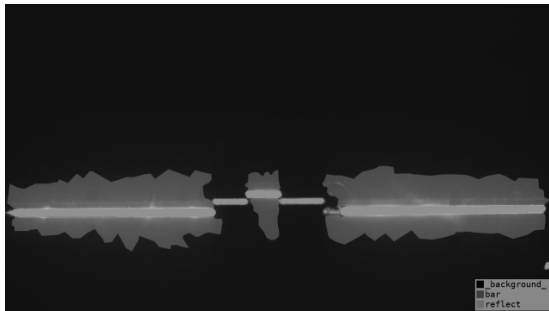


图 6 激光测量图像数据标注

3) 数据预处理。对训练集的数据和标签的像素值进行归一化, 数据标准化, 压缩像素值到 $[0, 1]$, 将其中的一个数据符合标准正态分布。对待输入图像进行剪裁, 并调整图像大小, 使激光测量图像中的轮廓区域尽量在图像总占比最大, 这样可以减少背景的计算损耗, 增加目标区域的比例, 帮助模型收敛, 提高细节处的分割精度。

4) 模型训练。使用 Keras 深度学习开发框架来训练 U-net 深度网络。使用 He initialization 进行网络权重初始化, 激活函数采用 Relu 函数, 使用 Adam 规则进行权重更新; 使用 2 块 NVIDIA Titan Z GPU 来训练及测试 U-net 模型; 使用翻转、剪切、缩放和旋转图像来进行数据增强, 训练时使用随机 patch 进行数据扩充。

5) 实验测试。对测试集进行测试, 对比实际分割效果和标签分割的差别; 对未标签的测量图像进行实际分割-中心线提取处理, 对比原中心线提取结果与反光区域分离后的中心线提取的差别; 选取 100 幅激光图像进行人工标注, 为每一列指定一个基准对比位置, 作为误差检验标准位置, 计算算法提取的中心位置坐标与基准位置坐标的距离均值, 作为激光条纹中心检测的精度。

通过图像分割技术, 可以将原激光测量图像中的反光区域和激光条纹区域分离, 这样就确定了需要处理的激光条纹的边界, 减少了反光区域或噪声的干扰, 对中心线结果提取的精度提升奠定了基础。

4 实验与讨论

本研究的实验数据源自某铁道扫描和焊接扫描的激光图

像, 实验计算平台配置为 Intel Core i7-8550U@2.0GHz×2 CPU、NVIDIA GeForce Titan Z GPU 以及 256GB 内存。

按照上节中阐述的处理流程训练出 U-net 模型, 另外选择非训练集中的 100 张图像进行测试对比人工标注结果, 计算中心线提取的误差。图 7 所示为使用训练模型进行图像分割的结果示例, 图中将激光条纹分割为一类, 将边缘暗淡的区域分割为反光区域。从分割结果上可以清晰地看到激光条纹区域与反光区域的边界, 可以根据分割结果直接针对激光条纹区域进行中心线提取。

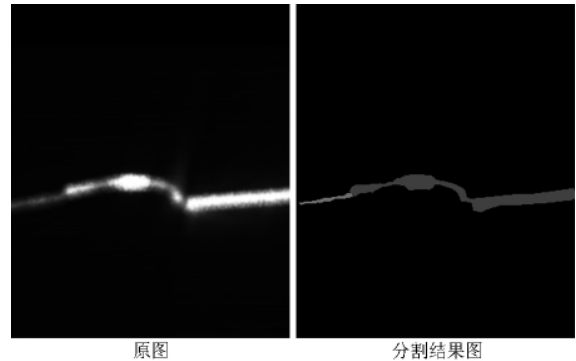


图 7 U-net 图像分割效果图

在对激光测量图像进行图像分割处理时, 由于反光区域通常呈现灰度值较低, 在图像上表现出较为黯淡的区域, 且在轮廓尖端处较多, 因此存在一定的误识别情况。如图 7 所示, 在被测物体表面轮廓的方向改变或材质变化导致该段轮廓在激光测量图像中的成像像素灰度值较低, 表现出类似反光区域的状态, 此时图像分割模型大概率会将其识别为反光区域而非实际的激光条纹区域。这种问题可以通过扩大训练集本来进行改善欠拟合问题。

为了更加明确地对比图像分割反光区域对激光测量的影响, 选择动态阈值的方法作为对比项, 对图像分割处理后的图像中的激光条纹区域进行中心线提取, 分别计算动态阈值算法和提出的方法提取的中心线数据与人工标定的中心线位置数据之间的误差。图 8 表示了动态阈值和提出的方法处理得到的中心线结果。

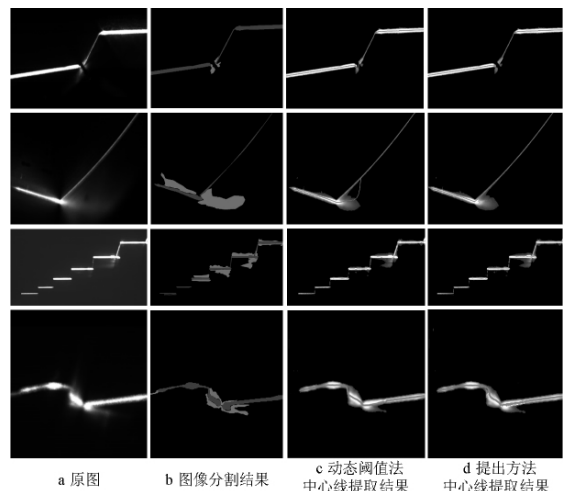


图 8 激光条纹中心线提取对比

从图 8 中可以看出在未分离激光条纹区域和反光区域时, 使用动态阈值算法会将反光区域纳入计算部分, 会在轮廓拐角处形成较大的偏差, 有的甚至将中心位置定位到非条纹区域, 误差较大。而先使用图像分割算法对激光测量图像中的反光区域分离出来, 再对确定好的激光条纹区域进行中心线提取可以避免

开反光区域的干扰,提高了激光条纹中心线的计算准确度。

为避免数据差异化,从测试图像中选取无较大偏差的区域进行动态阈值法中心线提取处理,计算中心线提取误差;同时计算对应的经过图像分割后的图像区域的中心线提取误差,以每块计算区域为一个计算样本,共计算 100 份样本数据,得到的结果如图 9 所示。

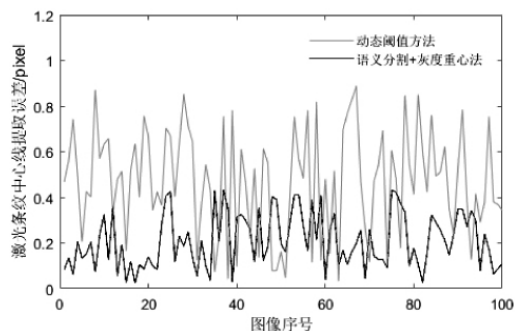


图 9 不同算法进行激光条纹中心提取处理的精度对比

从图 9 中可以看出,即使不考虑那些受反光影响偏离激光条纹的图像区域,其他大部分的区域的中心线提取精度依然会受到反光区域的影响,单纯的动态阈值方法进行中心线提取的误差较大,平均误差在 0.413 像素,而经过语义分割后再对分割出来的激光条纹区域进行中心线提取,得到的平均误差在 0.176 像素。同时增加图像分割处理的中心线提取的误差波动也较小,保证的图像处理的稳定性。

5 结束语

通过对比试验,对分割后的图像进行条纹中心线的提取比单纯的中心线提取方法处理得到的中心线结果精度更高,也更具有稳定性,在实际场景的处理中具有重要使用价值。

参考文献

- [1]肖正伟.三维激光扫描测量技术在工程测量的应用[J].砖瓦,2020(6):101-102
- [2]祝明然.三维激光测量技术在大型复杂钢结构工程建造中的应用[J].测绘通报,2019(8):92-95
- [3]张磊,程筱胜,崔海华,等.面向高光金属表面的激光三维检测算法[J].光电技术应用,2013,28(6):44-48

- [4]任福元,许增朴,于德敏,等.光三维测量中影响光条中心提取的因素及对策[J].微计算机信息,2006(32):259-261,279
- [5]姚莉,马利庄,白极,等.基于多光源与补色相结合的方法去除金属表面高光[J].中国图象图形学报,2006(11):32-36,132
- [6]Shafer S A. Using color to separate reflection components[J]. Color Research and Application,1985,10(4):210-218
- [7]Nayar S K, Fang X S, et al. Separation of reflection components using color and polarization [J].International Journal of Computer Vision,1996,21(3):163-186
- [8]Yang S M, Cho M H, Lee H Y, et al. Weld line detection and process control for welding automation [J].Measurement Science and Technology, 2007, 18(3):819-826
- [9]Ridler T W, Calvard S. Picture thresholding using an iterative selection method[J].IEEE Transaction on Systems Man & Cybernetics, 1978, 8(8):630-632
- [10]Usamentiaga R,Molleda J,Garcia D F.Fast and robust laser stripe extraction for 3D reconstruction in industrial environment[J]. Machine Vision and Application,2012,23(1):179-196
- [11]崔凤奎,宋战波,王晓强,等.三维表面粗糙度激光三角法测量原理研究[J].矿山机械,2010,14(38):30-33
- [12]刘维,韩旭东,艾华.激光三角法在位移测量中的应用[J].光学精密工程,2004,12(4):104-107
- [13]唐瑞尹.复杂光学特性表面视觉测量关键技术研究[D].天津:天津大学,2017
- [14]Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net:Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation[C]//18th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI), 2015,9351:234-241
- [15]Falk Thorsten,Mai Dominic,Bensch Robert,et al.U-Net:deep learning for cell counting,detection, and morphometry [J]. NATURE METHODS, 2019,16(1):67
- [16]Zhang Zhengxin,Liu Qingjie,Wang Yunhong.Road Extraction by Deep Residual U-Net[C]//IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters,2018,15(5):749-753
- [17]徐江川,金国强,朱天奕,等.基于深度学习 U-Net 模型的石块图像分割算法[J].工业控制计算机,2018,31(4):98-99,102

[收稿日期:2020.7.6]

(上接第 46 页)

约了常规实验装置的硬件资源,大大降低了维护成本和空间成本;④实验平台只需配有相应软件的计算机即可运行,每位学生可通过学号、密码登录平台,完成实验后提交实验结果供老师检查批阅,大大提高了实验的效率和效果。

参考文献

- [1]张恒旭,于学良,刘玉田.全球能源互联网对电气人才培养新需求[J].电气电子教学学报,2017,39(2):10-13
- [2]曲艳华.电气工程优秀创新工程人才培养模式初探[J].福建论坛(社科教育版),2009(12):127-128
- [3]李慧.高校电气工程专业人才培养与企业需求对接研究[J].科技创新导报,2012(32):130
- [4]马楠,姜臣林,熊北平.区域高校实验室发展现状分析[J].实验技术与管理,2016,33(10):249-251,261
- [5]吴玉剑,焦宇,汪金辉,等.高校实验室现状分析及发展探讨[J].实验室研究与探索,2014,33(10):239-241

- [6]刘艳莉,金文,王成山,等.电力系统仿真控制综合实验平台建设与实践[J].实验室研究与探索,2011,30(6):122-125
- [7]甘辉霞.电气工程实验教学模式探索与实践[J].中国电力教育,2012(33):65-66
- [8]陈晓英,孙颖丽,任国臣,等.电气工程虚拟仿真综合实验平台建设方案[J].高教学刊,2016(16):52-53
- [9]马幼捷,安小东,周雪松.电气工程虚拟实验技术的研究[J].电测与仪表,2006(5):1-4,50
- [10]乐江源.基于 CORBA 技术的电力系统仿真平台的研究与实现[D].南京:南京航空航天大学,2004
- [11]孙静,周元钧,张磊.基于 Matlab 的电力系统仿真平台[J].电气电子教学学报,2009,31(4):57-59
- [12]李笑帆.基于 Matlab 的微电网孤岛运行仿真研究[J].能源研究与信息,2016,32(4):240-244
- [13]雷振伍,吴秀冰,孙德辉,等.基于 PCS7 和 Simulink 的过程控制虚拟仿真实验平台开发[J].实验技术与管理,2016,33(1):135-139

[收稿日期:2020.7.29]