

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.190516

# 基于深度神经网络的变电站继电保护装置状态监测技术

吴迪<sup>1</sup>, 汤小兵<sup>2</sup>, 李鹏<sup>3</sup>, 杨增力<sup>1</sup>, 文博<sup>3</sup>, 黎恒焜<sup>3</sup>

(1. 国网湖北省电力有限公司电力调度控制中心, 湖北 武汉 430077; 2. 南京国电南思科技发展股份有限公司, 江苏 南京 211153; 3. 国网湖北省电力有限公司电力科学研究院, 湖北 武汉 430077)

**摘要:** 监测变电站中继电保护装置的实时状态对避免设备损坏或故障, 维持电网稳定运行有重要意义。传统的状态监测依赖于定期的人工检查, 在耗费大量人力的同时, 也难以做到不间断实时监测, 且检测精度容易受到主观因素的限制。针对这一困境, 提出基于深度神经网络与计算机视觉技术的变电站继电保护设备状态监测技术。利用平移变焦摄像机拍摄的变电站实时画面, 首先进行图像去噪, 并利用图像相关性进行图像配准。根据尺度不变特征变换(Scale-Invariant Feature Transform, SIFT)描述, 使用深度神经网络进行图像分类, 识别出设备的状态。同时, 提出一种对标准图像配准框架的修改方案, 使得算法在不同光照条件下具有更高鲁棒性。在实际应用中, 该算法可以达到超过 99%的检测准确率, 大幅提升了变电站的安全性。

**关键词:** 变电站巡视; 继电保护装置; 深度神经网络; 计算机视觉

## State monitoring technology of substation relay protection device based on deep neural network

WU Di<sup>1</sup>, TANG Xiaobing<sup>2</sup>, LI Peng<sup>3</sup>, YANG Zengli<sup>1</sup>, WEN Bo<sup>3</sup>, LI Hengxuan<sup>3</sup>

(1. State Grid Hubei Electric Power Dispatching Control Center, Wuhan 430077, China;

2. SP-NICE Technology Development Co., Ltd., Nanjing 211153, China;

3. State Grid Hubei Electric Power Research Institute, Wuhan 430077, China)

**Abstract:** Monitoring the real-time state of relay protections in electric power distribution substations is of significance for avoiding equipment damage and keeping the safety and stability of electrical network. Traditional state monitoring depends on regular manual inspection, which requires a great of manpower, and the character of real-time and accuracy will be restricted. To overcome this problem, a deep neural network and computer vision based monitoring strategy is proposed. First, it denoises the images collected by pan-tilt-zoom surveillance cameras, and then makes image registration according to correlations among images. Based on Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) descriptor, the convolutional neural network can classify image and recognize the state of relay protections. Meanwhile, a modification of standard image registration framework is proposed to make model be of higher robustness under different lighting conditions. In real-world application, the accuracy of the proposed method can be higher than 99%, effectively improving the safety of substations.

This work is supported by Youth Fund of National Natural Science Foundation of China (No. 61602251).

**Key words:** substations monitoring; relay protections; deep neural network; computer vision

## 0 引言

变电站是电力输送系统的重要组成部分, 负责将高电压转换为中低电压, 并将电力引导至配电线路。变电站中的继电保护装置对于变电站安全具有不可替代的意义。当变电站设备发生故障时, 可以通过继电保护装置及时报警并隔离故障设施, 维持

电网系统的正常运行。因此, 保持变电站继电保护装置的正常工作状态对于电力安全至关重要。但通常情况下, 一个城市可能有几十个变电站, 而一个变电站内也可能有多个继电保护装置, 这使得实时地人为监测所有继电保护装置并不可行<sup>[1-2]</sup>。因此, 传统的做法是定期地进行人工检查, 这不仅耗费大量人力物力, 且可能由于各种因素存在一些难以发现的故障, 例如由于恶劣天气、光照条件或杂乱环境导致的检查失误<sup>[3-4]</sup>。而变电站巡视机器人<sup>[5-6]</sup>或

基金项目: 国家自然科学基金青年基金项目资助(61602251)

无人机<sup>[7]</sup>等方案虽然可以一定程度上节省人工成本,但机器人与无人机本身具有较高的造价,因此很难做到全面的实时检测。

随着人工智能技术的流行,出现了各种使用计算机视觉等技术的变电站巡视机制用于克服人工检查的局限。例如,使用实时红外图像分析变电站各类设备的老化情况<sup>[8-9]</sup>以及识别隔离开关的状态等<sup>[10-11]</sup>。这类方法在小规模的数据集上取得了一定的效果<sup>[12-13]</sup>,但并不适合本文讨论的复杂外部环境下的使用场景。针对这些问题,本文提出基于深度神经网络与图像配准技术的变电站继电保护装置状态监测方案。根据平移变焦摄像机不间断拍摄得到的变电站实时画面,通过使用卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)等技术对图像进行分析,可以准确地对装置是否处于正常状态进行鉴别。另一方面,摄像机可以在不中断配电服务的情况下进行安装和维护,且单个摄像机可以监控多个装置,因此这一方案在提高状态监测准确性的同时,也可以大幅节省整个系统的成本。进一步地,针对复杂自然环境下的模型鲁棒性问题,本文提出一种图像配准方案,使得模型可以在多变的光照条件下保持性能。

### 1 技术框架

本文提出基于平移变焦摄像机图像的变电站继电保护装置状态监测方案。根据摄像机的实时画面,首先进行图像去噪声处理,并通过图像配准技术提取图像特征,随后基于卷积神经网络进行状态识别。图 1 给出了完整的技术框架。

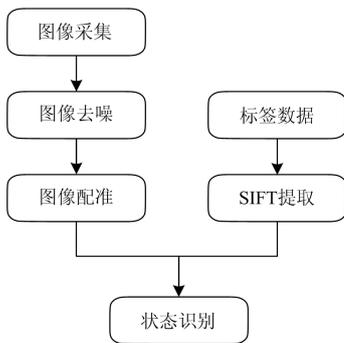


图 1 技术总框架

Fig. 1 Framework of proposed approach

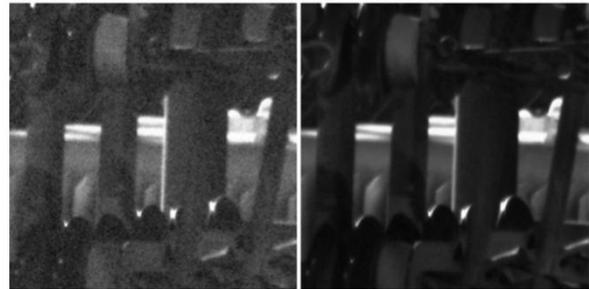
#### 1.1 数据标注

数据标注是系统准备阶段的工作,只在系统部署时进行一次。在这一阶段,对大量带有继电保护装置的变电站图像进行人工标注,即在图像上用线框标记出继电保护装置的位置。由于卷积神经网络

具有很强的特征自动提取能力,因此标记可以是近似的矩形框,而不必准确勾勒出目标的范围。由于数据集的质量对机器学习算法的最终效果有较强影响,因此数据标注工作在保证一定数据量的同时,还需要保证图像的多样性和代表性,即需要使用各种光照等自然条件下的图片。

#### 1.2 图像去噪

为了减少平移变焦摄像机图像中的噪音,特别是低光照条件的模糊情形,输入识别模型的每张图像都使用多次连续拍摄到的图像的平均值(本文测试中使用 100 次连续拍摄的平均值)。这一处理使得在图像中快速移动通过的物体(如雨滴)被充分平滑以至于几乎不可见。图 2 说明了这种简单去噪策略的实际效果,为强调去噪特性,图片选择了噪声最显著的部分。



原图像 平滑图像

图 2 基于平滑的图像去噪

Fig. 2 Smoothing based image denoising

#### 1.3 图像配准

本文设计的图像配准方案适用于一般的拍摄情形,即允许摄像机处于一定距离外,且使用不同的平移变焦设置监控多个设备。这些设置在使用图像配置重建的过程中引入了一定随机性。一方面,使得机器学习算法可以学习到多样的情形,避免发生过拟合;另一方面,也增加了算法学习的难度<sup>[14]</sup>。但对于本文的目标来说,显然算法对不同情形下图像的处理能力是十分必要的。

由于在测试中观察到的帧变化充分小,可以使用平移来近似,因此采用计算复杂度较低的相位相关算法用于对齐图像<sup>[15]</sup>。算法基于以下思路:平移操作对傅立叶频谱的影响极小,但可以导致相位上出现可测量的变化。给定图像  $f$  与  $g$ , 分别计算其离散傅立叶变换(Discrete Fourier Transform, DFT), 记为  $F\{f\}$  与  $F\{g\}$ , 并得到归一化的交叉功率谱密度  $C$ 。

$$C = \frac{F\{f\}F\{g\}^*}{|F\{f\}F\{g\}^*|} \quad (1)$$

式中:  $F\{g\}^*$  表示复共轭。再取  $C$  的傅立叶反变换得到空域表示  $c$ 。

$$c = F^{-1}\{C\} \quad (2)$$

分别取  $c$  的实部  $c_r$  和虚部  $c_i$  并计算矢量长度就可得到交叉相关图。

$$r(x, y) = \sqrt{c_r(x, y)^2 + c_i(x, y)^2} \quad (3)$$

根据  $r$  中峰值强度相对于原点(通常取图像的几何中心)的偏移可以估计出  $f$  与  $g$  之间的偏移,从而实现亚像素级别精度的图像插值<sup>[16-17]</sup>。

如果图像之间互为循环移位版本,即图像一侧的内容恰好被完整复制到相对的一侧,则这一方法可以精确地确定图像的偏移<sup>[18]</sup>。而实际情形中由于时间差异或摄像机设置的变化,准确的循环移位并不存在。但真实场景下的测试表明,只要图像中的场景保持大致相同,就可以做到较好的估计。然而,在图像之间存在光照的强烈变化时,标准的图像配准做法难以处理这种情形。因此,本文使用了一个修改版本的配准方案:不直接对原始图像做 DFT,而是在其梯度场  $G$  上做 DFT,得到

$$G(x, y) = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2} \quad (4)$$

式中,  $G_x$  与  $G_y$  分别是图像  $f$  的偏导数,计算方式为

$$G_x(x, y) = f(x+1, y) - f(x-1, y) \quad (5)$$

$$G_y(x, y) = f(x, y+1) - f(x, y-1) \quad (6)$$

由于目标边缘上的梯度较强,因此图像配准过程主要受场景结构与物体形状而非具体的像素强度影响。通过对配准方案的这一改进,可以将配准的对象由像素变为像素之间的差值,从而有效地消除光照变化带来的影响。

#### 1.4 SIFT 提取

本文使用改进版本尺度不变的特征描述(Scale-Invariant Feature Transform, SIFT)用于提取图像特征<sup>[19]</sup>。对于图像  $f$  中的每个像素,根据式(4)一式(6)计算该处梯度  $G$  与方向  $\theta$ 。

$$\theta'(x, y) = \begin{cases} \theta(x, y), & \theta(x, y) < \pi \\ \theta(x, y) - \pi, & \pi \leq \theta(x, y) < 2\pi \end{cases} \quad (7)$$

由于渐变的方向指示出对比度的变化方向,因此这种在这一修改下明-暗和暗-明转变的效果是相同的。这使得 SIFT 描述不能表示出图像中的纹理,但在目标可能比背景更亮或更暗的情况下具有更高鲁棒性。同时也可以更为简洁,因为相比标准的 SIFT,这一处理只需要更少的直方图来覆盖相同的方向。

#### 1.5 状态识别

本文使用卷积神经网络模型用于识别继电保护装置的状态。尽管在图像分类领域中流行的模型包括大量结构高度复杂的网络<sup>[20]</sup>,但实验表明这些模型反而容易陷入过拟合的困境。因此本文实际采用的使规模相对较小的一类卷积神经网络,其部分参数见表 1。其中 CV 表示卷积层(Convolution Layer),MP 表示最大池化层(Max Pooling Layer),LRN 表示局部响应归一化层(Local Response Normalization layer),FC 表示全连接层(Fully Connection Layer),ReLU 表示线性整流激活函数(Rectified Linear Unit)。

表 1 卷积神经网络结构参数

Table 1 Structure parameters of convolutional neural network

输入规模	操作	激活函数	参数数量
256×256×3	32×CV	ReLU	896
	(3×3×3)		
	MP (2×2)		
128×128×32	LRN	ReLU	4 624
	16×CV		
	(3×3×32)		
64×64×16	MP (2×2)	无	0
	LRN		
	堆叠		
65 536	16×FC	ReLU	1 048 592
	Dropout		
	20%		
16	2×FC	Softmax	34

训练网络时考虑的一个重要因素是需要提供各种照明和天气条件的包括继电保护装置各种状态的图像。由于图像中将有来自相同帧的多个样本,因此还可以对样本图像添加随机修改,以防止模型出现过拟合,可能的修改包括裁剪、模糊、镜像操作和更改亮度。

## 2 实验结果与分析

本文所使用的卷积神经网络模型使用 Python 语言给予流行的开源深度学习库 Tensorflow<sup>[21]</sup>搭建,在图像去噪与特征提取部分使用了著名的开源图像处理库 OpenCV<sup>[22]</sup>。全部实验在 Ubuntu 14.04.5 环境中进行。硬件配置上,使用一台 32 GB 的计算机,并借助一块 NVIDIA 2080Ti GPU 以加速网络的训练过程。

### 2.1 数据集

实验中所使用的数据集包括了 4 台平移变焦摄像机收集到的图像,分辨率为 1920×1080。图像采集到某变电站一个月内拍摄的实时照片,经过挑选,

共保留 18 929 张照片用于模型的训练与测试。数据集中包括了各种强度光照与各种天气条件下的照片, 具有高度代表性与多样性。根据 4:1 的比例, 随机地选择出 3 800 张照片作为测试集, 15 129 张照片作为训练集。

## 2.2 模型测试

为考察本文方法的实际表现, 在训练集上对模型进行了训练并在测试集上进行评估。为尽可能消除数据集选择过程中的不确定性与卷积神经网络参数初始化中的不确定性, 每个测试结果都是由五次测试的结果经过舍弃最高与最低值并取平均值得到的(实验表示, 该值同时也十分接近中位数)。为全面地评估模型的性能, 考察了是否进行图像配准的情形, 同时与经典的支持向量机(Support Vector Machine, SVM)方法<sup>[23]</sup>做对比。表 2 给出了完整实验结果。

表 2 实验结果  
Table 2 Experimental results

算法	是否配准	平均错误数	平均精确率/%
CNN	是	26.33	99.86
CNN	否	81.67	99.57
SVM	是	417.67	97.79
SVM	否	635.44	96.64
SVM + SIFT	是	208	98.90
SVM + SIFT	否	262.67	98.61

从表 2 中结果可以发现, 两种模型在不同场景下都具有较高的准确度, 但以卷积神经网络为代表的深度学习的方法依然具有较明显的优势。并且, 图像配准过程对于模型分类性能的提升有一定帮助, 反映了数据集质量对预测结果的重要意义。然而, 深度学习模型在有效提升精确率的同时, 牺牲了一定的模型可解释性。在实际测试中发现, 相比于处在图像中央区域的目标, 本文设计的模型对处于图像边缘的继电保护装置的状态识别精确率存在一定程度的下降, 这一现象暂时无法全面解释, 将在后续工作中进一步研究。

## 3 结语

针对变电站继电保护装置的状态监测问题, 本文提出基于深度神经网络的自动监测方案。利用平移变焦摄像机拍摄的变电站实时画面, 首先基于图像平滑进行去噪声处理, 随后, 本文设计了一种图像配准方案, 能有效地对变电站实时图像这一类特殊图像进行对齐和配准, 提升图像质量。基于尺度不变特征变换与卷积神经网络, 模型能以较高的精确率识别出图像中继电保护装置的状态。在实验与

实际测试中, 本文提出的自动监测方案都有较好的表现。后续的研究中, 在进一步提升模型性能的同时, 可期待设计出具有更高可解释性的识别模型, 使模型更具可靠性。

## 参考文献

- [1] 薛钟, 董贝, 张云, 等. 继电保护装置研发的资源配置技术研究[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(4): 144-149.  
XUE Zhong, DONG Bei, ZHANG Yun, et al. Resource configuration technical research for relay protection device[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(4): 144-149.
- [2] 王德林, 裘愉涛, 凌光, 等. 变电站即插即用就地化保护的应用方案和经济性比较[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(16): 12-19.  
WANG Delin, QIU Yutao, LING Guang, et al. Application scheme and economical comparison of plug and play and outdoor installation protection in substation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(16): 12-19.
- [3] 贾树森, 董祥宁, 王安山, 等. 基于大数据统计分析的变电站巡视质量控制策略[J]. 电力大数据, 2018, 21(11): 63-67.  
JIA Shusen, DONG Xiangning, WANG Anshan, et al. The strategy of substation patrol quality control based on the big data statistical analysis[J]. Power Systems and Big Data, 2018, 21(11): 63-67.
- [4] 张旭泽, 郑永康, 康小宁, 等. 智能变电站继电保护系统所面临的若干问题[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(6): 90-96.  
ZHANG Xuze, ZHENG Yongkang, KANG Xiaoning, et al. Several problems of intelligent substation relay protection system[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(6): 90-96.
- [5] HU Minhao, WANG Haibin, WANG Qi, et al. Status recognition of isolator technology based on substation inspection robot[C] // 2018 IEEE International Conference of Safety Produce Informatization, December 10-12, 2018, Chongqing, China.
- [6] 马一鸣. 智能巡检机器人在无人值守变电站的应用[D]. 北京: 华北电力大学, 2017.  
MA Yiming. The application of intelligent inspection robot in unattended substation[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2017.
- [7] 孟延辉, 赵冀宁, 付炜平, 等. 无人机在变电站巡检中的应用研究[J]. 电工技术, 2018, 21(1): 97-98.  
MENG Yanhui, ZHAO Jining, FU Weiping, et al. Application research of unmanned aerial vehicle

- inspection in substation[J]. *Electric Engineering*, 2018, 21(1): 97-98.
- [8] XU Changfu, BO Bin, TAO Fengbo, et al. Research of substation equipment abnormality identification based on image processing[C] // 2017 International Conference on Smart Grid and Electrical Automation, May 27-28, 2017, Changsha, China.
- [9] 漆灿, 李庆武, 郑云海, 等. 基于智能视觉物联网的变电站红外监测系统[J]. *电力系统保护与控制*, 2018, 46(15): 135-141.  
QI Can, LI Qingwu, ZHENG Yunhai, et al. Infrared monitoring system for substation based on intelligent visual internet of things[J]. *Power System Protection and Control*, 2018, 46(15): 135-141.
- [10] CHEN Hongkai, ZHAO Xiaoguang, TAN Min, et al. Computer vision-based detection and state recognition for disconnecting switch in substation automation[J]. *International Journal of Robotics and Automation*, 2017, 32(1): 1-12.
- [11] 谭锦鹏, 温才权, 李月华, 等. 串补隔离开关操作引起二次设备故障分析[J]. *中国电力*, 2017, 50(11): 134-138.  
TAN Jinpeng, WEN Caiquan, LI Yuehua, et al. Analysis on common faults of phasor measurement unit caused by series-compensation isolation switch[J]. *Electric Power*, 2017, 50(11): 134-138.
- [12] YANG Yingyi, NIE Ming, MAI Xiaoming, et al. An image recognition method of substation switch state based on robot vision[C] // 2018 International Conference on Power System Technology, November 6-8, 2018, Guangzhou, China.
- [13] 陶莉, 朱小光, 王善红. 掌上电力巡检系统的设计与实现[J]. *中国电力*, 2017, 50(9): 84-88.  
TAO Li, ZHU Xiaoguang, WANG Shanhong. Design and implementation of the hand held power substation inspection system[J]. *Electric Power*, 2017, 50(9): 84-88.
- [14] 林翰. 多摄像头全景图像拼接的实时视频处理技术研究[D]. 厦门: 华侨大学, 2017.  
LIN Han. The technology of multiple cameras panoramic image mosaicking real-time video processing[D]. Xiamen: Huaqiao University, 2017.
- [15] 厉丹, 肖理庆, 田隽, 等. 基于改进相位相关与特征点配准的多图拼接算法[J]. *计算机科学*, 2018, 45(1): 313-319.  
LI Dan, XIAO Liqing, TIAN Jun, et al. Multi-images mosaic algorithm based on improved phase correlation and feature point registration[J]. *Computer Science*, 2018, 45(1): 313-319.
- [16] MA J, ZHOU H, ZHAO J, et al. Robust feature matching for remote sensing image registration via locally linear transforming[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(12): 6469-6481.
- [17] 李锋, 董峰, 冯旗, 等. 一种改进相位相关算法的亚像素移检测方法[J]. *红外技术*, 2018, 40(8): 805-811.  
LI Feng, DONG Feng, FENG Qi, et al. A subpixel image shift detection method based on improved phase correlation algorithm[J]. *Infrared Technology*, 2018, 40(8): 805-811.
- [18] 翟海天. 图像超分辨率重建关键技术研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2016.  
ZHAI Haitian. Research on key technology of image super resolution reconstruction[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2016.
- [19] LOWE D. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [20] 张顺, 龚怡宏, 王进军. 深度卷积神经网络的发展及其在计算机视觉领域的应用[J]. *计算机学报*, 2019, 42(3): 453-482.  
ZHANG Shun, GONG Yihong, WANG Jinjun. The development of deep convolution neural network and its applications on computer vision[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2019, 42(3): 453-482.
- [21] ABADI M, BERHAM P, CHEN J, et al. Tensorflow: a system for large-scale machine learning[C] // USENIX Symposium on Operating Systems Design and Implementation, USENIX, 2016.
- [22] OpenCV: open source computer vision library[EB/OL]. <https://opencv.org>.
- [23] ROURAY S, RAY A K, MISHRA C, et al. Efficient hybrid image denoising scheme based on SVM classification[J]. *Optik*, 2018, 157(1): 503-511.
- 
- 收稿日期: 2019-05-09; 修回日期: 2019-06-25  
作者简介:  
吴迪(1978—), 男, 硕士研究生, 高级工程师, 主要从事继电保护运行管理及技术应用工作; E-mail: 41717956@qq.com  
汤小兵(1980—), 男, 本科, 高级工程师, 主要从事电力系统自动化设备运维、电网故障分析工作;  
李鹏(1983—), 男, 硕士研究生, 高级工程师, 从事继电保护及自动化工作。
- (编辑 张爱琴)