

DOI:10.12158/j.2096-3203.2022.06.030

# 基于 CNN 图像识别算法的保护装置智能巡视技术

王业<sup>1</sup>, 崔玉<sup>1</sup>, 陆兆沿<sup>2</sup>, 田明<sup>2</sup>, 张广嘉<sup>2</sup>

(1. 国网江苏省电力有限公司, 江苏 南京 210024;

2. 长园深瑞继保自动化有限公司, 广东 深圳 518057)

**摘要:** 继电保护装置是保障电力系统安全稳定运行的重要环节。随着变电站及继电保护装置的数量大幅增加, 日常巡视工作量已经趋于饱和, 无法保证每次都实现高质量、无死角的巡视, 给保护装置的可靠运行带来了隐患。文中提出基于卷积神经网络(CNN)图像识别算法的保护装置智能巡视技术, 借助安装在屏柜前后的摄像头, 可实现保护装置的无人或少人巡视。首先, 介绍保护装置智能巡视系统, 并对可实现的智能巡视项目进行分析, 引出可利用 CNN 对其进行图像识别; 然后以压板状态识别为例对巡视项目所需要的训练样本集和测试样本集进行介绍, 并给出巡视项目的 CNN 层级; 再利用训练样本集对不同巡视项目的 CNN 进行训练; 最后, 对各网络进行了测试。测试结果表明, 各个巡视项目的神经网络图像识别率都在 96% 以上, 有的可以达到 98%, 识别效果良好。

**关键词:** 卷积神经网络(CNN); 图像识别; 智能巡视; 保护装置; 二次回路

**中图分类号:** TM77

**文献标志码:** A

**文章编号:** 2096-3203(2022)06-0252-06

## 0 引言

截至 2020 年底, 国家电网有限公司 220 kV 及以上交流继电保护装置约 19.98 万台, 直流保护装置近 2 000 台, 220 kV 及以上交流保护与直流保护装置总体数量超过 20 万台, 110 kV 及以下的继电保护装置更是不计其数。根据国家电网有限公司相关规程, 需要定期巡视变电站保护装置, 巨大的保护装置数量大大增加了运行人员的工作强度, 给运维工作带来了极大的负担。一方面, 由于装置数量太多, 运行人员无法保证每次都能够实现高质量、无死角的巡视。其次, 人工巡视不能自动将巡视数据录入保护智能管控平台或统计分析系统, 难以通过大数据、人工智能等技术对巡视数据进行分析, 无法及时或提前发现设备的隐性缺陷。因此, 有必要研究保护装置智能巡视技术, 依靠图像识别、人工智能等技术, 实现变电站保护装置的无人巡视或少人巡视<sup>[1-3]</sup>。

目前, 保护工作者及相关学者对保护装置在线监视技术开展了研究, 并制定了相应规范<sup>[4-11]</sup>。文献[4-5]对智能变电站保护设备在线监视与诊断装置技术进行了规范; 文献[6-9]提出了智能变电站在线智能运维方案, 给出了系统架构及设计方案。但上述文献均未涉及常规变电站, 且所用在线监视及诊断技术只能对保护装置自身的运行情况进行监视, 无法对保护装置外部环境及二次回路等异常情况进行监视。文献[10]提出了对现有保信系统

的功能进行提升, 通过在主站端优化数据采集、加强继电保护基础数据处理来提升系统可靠性, 但并未涉及厂站端保护监视的优化手段。文献[11]给出了基于保信系统的继电保护状态评价系统的完整设计方案, 但该系统需要借助保信系统, 且只能通过保护装置上送的信号来对设备进行评价, 无法对影响设备运行的外在因素(如环境、回路等)进行监视。

文中提出一种基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)图像识别算法的保护装置巡视技术, 在保护屏柜前方和后方布置智能摄像头, 采集保护装置前侧和后侧的图像, 利用 CNN 图像识别技术对保护装置的压板位置、开关把手位置、端子排接线是否脱落、接地铜牌是否脱落、电缆破损等情况进行巡视, 及时发现设备及回路异常, 并进行预警, 实现保护装置缺陷快速响应、隐患精准定位, 使得二次设备巡视工作实现无人化或少人化。

## 1 保护装置智能巡视系统

### 1.1 巡视系统介绍

保护装置巡视是指为保证保护装置可靠运行, 定期对装置的运行环境、外观、指示灯、压板、开关把手等情况进行检查, 确保设备没有异常。为实现巡视的无人化或少人化, 开发出一套保护装置智能巡视系统, 在屏柜前方和后方均加装高清智能摄像头、红外测温装置、烟雾传感器、声音传感器等设备, 形成一套智能屏柜监测系统, 通过图像识别、红外测温、烟雾探测和声音识别来实现设备日常巡

视。文中只对图像识别技术进行研究和分析,智能屏柜前后加装的摄像头如图 1 所示。

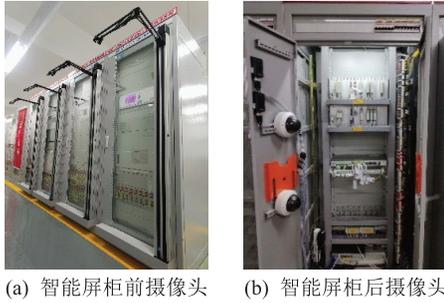


图 1 智能屏柜前后摄像头

Fig.1 Front and rear cameras of intelligent cabinet

由图 1(a)可以看出,智能屏柜前侧安装的是导轨式的短焦摄像头,用于识别保护装置运行指示灯、液晶屏是否正常,压板、开关把手位置是否正确等。由图 1(b)可以看出,智能屏柜后侧安装的是球形摄像头,目的是可以更大范围地扩展屏柜内的可视区域。同时加装照明系统,用于在屏柜后门关闭的时候进行巡视。后摄像头主要用于识别电缆是否存在破损、光纤是否弯折、备用光纤是否无防护帽、接地铜牌是否脱落、屏柜内是否有异物等情况。

## 1.2 巡视项目分析

在智能屏柜前后加装摄像头,可以对保护屏柜内的多个巡视点进行图像识别,判断其是否存在异常。可利用图像识别进行巡视的项目如表 1 所示。

表 1 可利用图像识别进行巡视的项目  
Table 1 Items that can be inspected by image recognition

位置	巡视内容		
屏前	装置指示灯、液晶屏等外观是否异常	开关把手位置是否正确	压板位置是否正确
	端子排接线是否规范	接地铜牌是否脱落	电缆是否破损
屏后	光纤是否弯折	备用光纤是否无防尘帽	屏柜封堵是否正常
	屏柜内是否有异物		

如表 1 所示,考虑到装置运行时有可能出现异常,同时运行或检修人员正常操作或检修时有可能误碰开关把手或屏柜压板,故屏前可以通过摄像头定期对装置指示灯和液晶屏等外观、压板位置、开关把手位置进行图像识别,将识别结果与正确的图像(验收通过时留存的图像)进行比对,及时发现各类异常。同样,考虑到在屏柜后侧有可能出现施工不规范,如电缆线帽号缺失、光纤被弯折等,故后侧通过摄像头定期对这些作业情况进行图像识别,并与正确图像进行比对,及时发现异常。

由于保护屏柜内同时存在保护装置、端子排、电缆、光缆、接地铜牌、标签标识等多种物体,且在空间上均有重合,对图像识别算法提出了较高要求,文中通过现今较为流行的 CNN 对上述巡视项目的样本(图片)进行训练和优化,充分利用 CNN 需要样本少、计算速度快、可识别图像局部特征的优势提升图像识别准确率,进而提高保护装置智能巡视系统的智能化水平。

## 2 CNN 的结构与原理

### 2.1 CNN 的结构

CNN 是深度学习的一个重要分支,近年来在许多领域中得到了广泛应用,其通常由输入层、隐藏层和输出层组成。每一个样本数据都以矩阵形式输入,前一层的输出作为下一层的输入,逐级向后进行运算。通常交替设置卷积层与池化层,然后设置几个全连接层,经过全连接层后二维特征矩阵转化为一维数组,最后使用 softmax 分类器对输出进行分类。与传统人工神经网络相比,其具有以下几个特点。

(1) 局部连接。在对某一个小区域的特征进行提取时,仅须考虑该小区域及其周边的数据,也就是说网络的每个神经元仅与一部分的上层神经元连接即可<sup>[12]</sup>。

(2) 权值共享。权值共享是指使用同一个卷积核对整个输入数据提取同一个特征,也就是说每一个卷积核共享相同的权重矩阵和偏置项<sup>[13]</sup>。

(3) 池化。池化是指在数据矩阵中相邻的几个数据用同一个替代,抽取部分数据组成新的特征矩阵,能够防止网络过拟合,还可以增强 CNN 对学习目标的平移、形变的鲁棒性<sup>[14]</sup>。

CNN 是一种含有多个隐层的有监督学习神经网络,利用梯度下降法来使代价函数的输出值最小,通过对网络各层间的权重参数逐层逐次反向调整,最终使网络收敛,可通过多次反复训练将网络错误率控制在允许的范围<sup>[15-17]</sup>。

### 2.2 CNN 的原理

CNN 采用反向传播算法进行网络参数训练,其主要步骤如下。

(1) 前向传播。利用前向传导公式  $g(\cdot)$  依次计算各层激活值,计算过程为<sup>[18-19]</sup>:

$$X_{o,l} = g \left( \sum_{i \in m} X_{i,l-1} K_{i,o,l} + B_l \right) \quad (1)$$

式中:  $l$  为网络的第  $l$  层;  $X_{o,l}$ ,  $X_{i,l-1}$  分别为第  $l$  层网络的输出和输入;  $K_{i,o,l}$  为计算每层激活层的加权系

数;  $B_l$  为第  $l$  层的偏置项。

(2) 反向传播。计算输出值与预测输出值之间的残差以及中间隐藏层各个节点的残差  $J$ , 即:

$$J = \frac{1}{2} \| \mathbf{a}_{o,n} - \mathbf{y} \|^2 \quad (2)$$

式中:  $\mathbf{a}_{o,n}$  为第  $n$  个网络输出值;  $\mathbf{y}$  为网络的理想输出值。

(3) 调整权重。计算样本代价函数的偏导数并计算各层之间的新权重值, 若错误率未达到要求, 则继续调整网络间的权重值以拟合输入数据, 直至网络收敛。

### 3 基于 CNN 图像识别算法的保护装置巡视技术

#### 3.1 样本集

由于文中系统需要对不同巡视项目进行图像识别, 不同项目所使用的训练样本集和测试样本集是不同的, 最终训练出来的不同项目的神经网络及参数也有所不同。对屏前及屏后不同巡视项目利用摄像头采集神经网络需要的训练样本集和测试样本集图片, 像素为  $800 \times 600$ 。以识别压板开合状态为例进行样本集采集的介绍, 选取不同颜色、不同类型、 $0^\circ \sim 80^\circ$  断开 ( $0^\circ$  断开为合状态) 等不同状态为研究对象, 对神经网络进行训练, 所采集的部分典型样本如图 2 所示。



图 2 部分压板开合状态典型样本

Fig.2 Typical sample of partial pressing plate opening and closing state

项目共选取了 5 200 个压板分合状态的图片对网络进行训练, 其中合状态 1 300 个, 分状态 3 900 个。另外选取了 800 个测试集对训练好的网络进行测试。其他项目的训练集和测试集样本个数见表 2。

表 2 其他项目训练集和测试集样本个数

Table 2 Number of training and testing samples of other items

位置	项目名称	训练集个数		测试集个数
		正样本	负样本	
屏前	装置外观是否异常	3 000	600	600
	开关把手位置是否正确	2 500	500	400
	压板位置是否正确	4 000	1 200	800
	端子排接线是否规范	2 500	700	600
	接地铜牌是否脱落	2 000	400	400
屏后	电缆是否破损	2 000	200	400
	光纤是否折断	1 800	200	400
	备用光纤是否无防尘罩	2 200	400	600
	屏柜封堵是否正常	1 800	200	400
	柜子内是否有异物	2 000	200	400

#### 3.2 CNN 图像识别模块

图 3 为不同巡视项目各自的 CNN 图像识别原理, 考虑到篇幅, 列举 5 个。首先利用上节选取的不同项目的训练样本集对各项目网络进行训练, 然后用测试样本集对神经网络识别结果的准确性进行评估, 当训练次数或者错误率达到要求后停止训练, 在下一次巡视时可将摄像头拍摄到的实时照片输入神经网络, 得到识别结果。

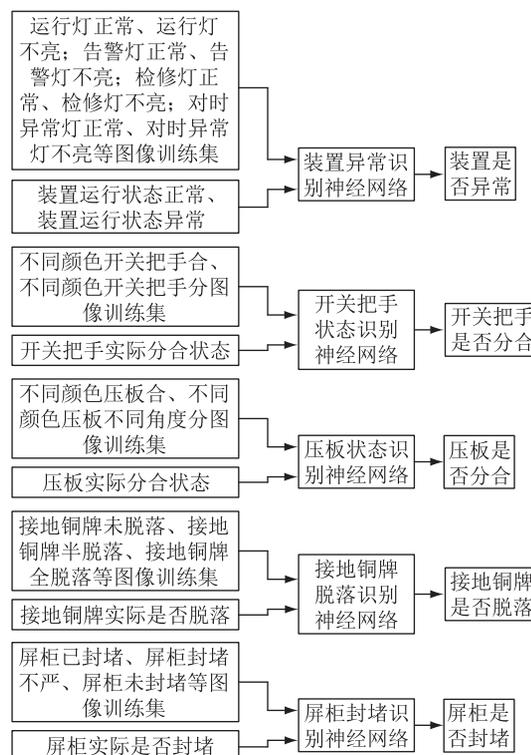


图 3 CNN 图像识别原理

Fig.3 Schematic diagram of CNN image recognition

CNN 的隐层数可根据实际识别图像的特征合理选择, 过多的层数可能会使数据特征提取不充

分。由于本次不同巡视项目神经网络输入的图片样本集分辨率基本一致,均为  $800 \times 600$ ,故将所有神经网络的隐层均设置为 6 层,包含 3 个卷积层和 3 个池化层。

## 4 网络训练及测试

### 4.1 网络训练

将各巡视项目训练样本分别输入至各自的 6 层 CNN 进行训练,网络训练过程如下:

(1) 设置网络初始值,包括网络的初始权重值以及学习率,设置网络结构参数以及学习参数;

(2) 开始训练,将训练集输入网络;

(3) 网络将按照设置的学习参数进行训练,在此次训练中得到网络的输出值和预测值之间的误差;

(4) 将得到的误差值依次反向传播到网络前面的所有层,并按照代价函数输出最小化原则调整各层的权重值;

(5) 判断当前网络的误差是否在允许范围内,若准确率达标,则完成训练,所得网络的结构和权重值可进行正确预测。否则返回步骤(3)。

### 4.2 网络测试结果分析

根据前文所设置的网络隐层数,在实验过程中针对不同巡视项目分别设置不同的网络参数以及学习参数,得到不同参数下的识别准确率,下面以压板状态识别神经网络训练结果为例进行介绍。

表 3 选取了不同网络结构参数、不同卷积核、不同批处理数量、不同训练次数下压板状态识别神经网络的识别准确率进行对比分析。网络结构 8C-2S-16C-2S-16C-2S 里的 C 表示卷积层,S 表示池化层,该网络有 3 个 C 和 3 个 S,表示网络的卷积层和池化层各有 3 个,总共 6 层隐层。3 个卷积层分别有 8 个、16 个和 16 个卷积核,3 个池化层降采样比例均是 2。序号 1 中卷积核 3,3,2 指不同卷积层卷积核的维度分别是 3,3,2。批处理数量是指在训练过程中每次训练输入的训练集数量。

由表 3 可以得到以下结论:

(1) CNN 卷积层和池化层参数的设置、卷积核的大小、批处理数量和训练次数都会对 CNN 图像识别的准确率产生影响。

(2) 由序号 1、2、3 对比可知,当网络结构、批处理数量和训练次数相同时,每个卷积核的维度与准确率有关。

(3) 由序号 1、4 对比可知,当网络结构和卷积核维度均相同时,在合理范围内减小批处理数量,可

表 3 压板状态识别神经网络结构参数及准确率

Table 3 Structural parameters and accuracy rate of neural network for pressure plate state identification

序号	网络结构	卷积核	批处理数量	训练次数	准确率/%
1	8C-2S-16C-2S-16C-2S	3,3,2	100	100	95.10
2	8C-2S-16C-2S-16C-2S	2,2,1	100	100	77.56
3	8C-2S-16C-2S-16C-2S	3,3,1	100	100	94.13
4	8C-2S-16C-2S-16C-2S	3,3,2	50	100	96.62
5	8C-2S-16C-2S-16C-1S	3,3,2	100	150	97.22
6	8C-2S-16C-2S-16C-2S	3,3,2	100	200	97.78
7	8C-2S-16C-2S-16C-2S	3,3,2	50	200	98.05
8	1C-1S-1C-1S-1C-1S	1,1,1	100	100	67.34

使网络更多次地对权重值进行调整,从而提升网络的准确率。

(4) 由序号 1、5、6 对比可知,对于同一网络,当批处理数量相同时,在一定范围内增加训练次数可使准确率提高,但当训练次数增加到一定值时,其对准确率的影响趋于饱和(序号 4 和 7 对比也可得出该结论)。

(5) 如序号 8 网络结构所示,将 CNN 的各层卷积核个数和池化层采样比例都设置为 1,卷积核与池化矩阵的维度也都取值为 1,相当于输入矩阵没有经过卷积和降采样,直接连接到全连接层,该网络等同于传统人工神经网络。由序号 1、8 对比可知,CNN 相比于传统人工神经网络,在相同批处理数量和训练次数的情况下,其识别准确率远高于传统人工神经网络。

经过多次测试发现当网络结构为 8C-2S-16C-2S-16C-2S,3 个卷积层上的卷积核大小分别为 3,3,2 时,网络性能达到最优。其在批处理数量为 100、训练次数为 100 时,识别准确率可达到 95.1%;当批处理数量降为 50、训练次数为 100 时,准确率可达 96.62%;当批处理数量降为 50、训练次数为 200 时,准确率可达 98.05%。

其他巡视项目训练后最优的网络结构及准确率如表 4 所示。从表 4 可以看出,不同巡视项目的 CNN 经过训练后测试准确率都能保持在 96% 以上。综合上述分析可知,当训练样本足够时,CNN 用于保护装置巡视项目识别具有较高的准确率,可为保护装置无人或少数人巡视提供强有力的技术支撑,实

现保护装置缺陷快速响应、隐患精准定位。以江苏省 110 kV 至 1 000 kV 变电站数量为样本,预计每年可以减少巡视费用上亿元。

表 4 其他巡视项目训练后最优的网络结构及准确率

Table 4 Optimal network structure and correct rate after training of other patrol events

位置	项目名称	网络结构	卷积核	批处理数量	训练次数	准确率/%
屏前	装置异常识别	5C-2S-8C-2S-3C-2S	4,3,2	50	200	97.43
	开关把手状态识别	6C-2S-10C-2S-3C-2S	3,4,2	50	200	96.48
屏后	端子排接线识别	4C-2S-8C-2S-3C-2S	3,2,2	50	200	97.22
	接地铜牌识别	3C-2S-8C-2S-3C-2S	4,4,2	50	200	96.32
	电缆破损识别	4C-2S-4C-2S-2C-2S	3,4,3	50	200	98.12
	光纤折断识别	7C-2S-5C-2S-2C-2S	3,2,2	50	200	96.58
	备用光纤防尘帽识别	6C-2S-6C-2S-3C-2S	4,3,2	50	200	96.77
	屏柜封堵识别	5C-2S-4C-2S-3C-2S	3,3,3	50	200	97.25
	屏柜异物识别	6C-2S-8C-2S-2C-2S	4,3,3	50	200	97.51

## 5 结语

文中提出了一种利用 CNN 对保护巡视项目进行图像识别的方法。首先,对保护装置智能巡视系统进行了介绍,并给出了可用 CNN 进行图像识别的巡视项目;然后提出了可用于巡视项目图像识别的 CNN 结构,给出了不同巡视项目图像识别 CNN 的训练和测试样本集;最后利用训练样本集训练了各巡视项目的 CNN,并对该网络进行了测试。测试结果表明,针对不同巡视项目的神经网络图像识别率都在 96% 以上,效果良好,且该方法具有速度快、准确率高、学习能力强的优点,为实现保护装置的无人巡视和少人巡视奠定了基础。

本文得到国网江苏省电力有限公司科技项目“基于多元数据分析的智能屏柜运维技术研究及应用”(SGJS0000DKJS2000746)资助,谨此致谢!

### 参考文献:

[1] 陈国平,王德林,裘愉涛,等. 继电保护面临的挑战与展望[J]. 电力系统自动化,2017,41(16):1-11,26.  
CHEN Guoping, WANG Delin, QIU Yutao, et al. Challenges and development prospects of relay protection technology[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(16): 1-11, 26.

[2] LAAKSONEN H J. Protection principles for future microgrids [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2010, 25(12): 2910-2918.

[3] 张烈,王德林,刘亚东,等. 国家电网 220 kV 及以上交流保护十年运行分析[J]. 电网技术,2017,41(5):1654-1659.  
ZHANG Lie, WANG Delin, LIU Yadong, et al. Analysis on protective relaying and its operation conditions in 220 kV and above AC system of SGCC in past ten years[J]. Power System Technology, 2017, 41(5): 1654-1659.

[4] 智能变电站保护设备在线监视与诊断装置技术规范: Q/GDW11361—2017[S].  
Technical specification for protection equipments' on-line monitoring and diagnosis device in smart substations: Q/GDW11361-2017[S].

[5] 智能变电站继电保护在线监视和智能诊断技术导则: DL/T 1663—2016[S].  
Technical guidelines for on-line monitoring and intelligent diagnosis of relay protection in smart substation: DL/T 1663-2016[S].

[6] 张启芳,杨洪山,郭乃网,等. 基于大数据的电力设备故障诊断与预测研究及应用[C]//2017 智能电网新技术发展与应用研讨会. 北京. 2017:392-395.  
ZHANG Qifang, YANG Hongshan, GUO Naiwang, et al. Research and application of power equipment fault diagnosis and prediction based on big data[C]//2017 Seminar on the Development and Application of New Technologies for Smart Grid. Beijing. 2017:392-395.

[7] 笃峻,叶翔,葛立青,等. 智能变电站继电保护在线运维系统关键技术的研究及实现[J]. 电力自动化设备,2016,36(7):163-168,175.  
DU Jun, YE Xiang, GE Liqing, et al. Key technologies of online maintenance system for relay protections in smart substation and its implementation[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(7): 163-168, 175.

[8] 裘愉涛,周震宇,杨剑友,等. 继电保护远程运维技术研究与应用[J]. 电力系统保护与控制,2018,46(18):17-24.  
QIU Yutao, ZHOU Zhenyu, YANG Jianyou, et al. Research and application of remote operation and maintenance technology of relay protection [J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(18): 17-24.

[9] 曾治安,姚树友,郑晓玲,等. 基于移动互联网技术的继电保护设备智能运维管理模式探讨[J]. 电力系统保护与控制,2019,47(16):80-86.  
ZENG Zhan, YAO Shuyou, ZHENG Xiaoling, et al. Discussion on intelligent operation and maintenance management mode of relay protection equipment based on mobile Internet technology [J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(16): 80-86.

[10] 张华宁,郑少明,王帆,等. 继电保护在线监视与分析系统的功能提升与实践[J]. 电气应用,2015,34(S2):469-474.  
ZHANG Huaning, ZHENG Shaoming, WANG Fan, et al. Function improvement and practice of relay protection online monitoring

- toring and analysis system [J]. *Electrotechnical Application*, 2015, 34(S2): 469-474.
- [11] 王跃强, 廖华兴, 袁晓青, 等. 基于保信系统的继电保护状态评价系统的开发与应用 [J]. *电力系统保护与控制*, 2014, 42(8): 134-139.
- WANG Yueqiang, LIAO Huaxing, YUAN Xiaoqing, et al. Development and application of relay protection condition evaluation system based on fault information processing system [J]. *Power System Protection and Control*, 2014, 42(8): 134-139.
- [12] AREL I, ROSE D C, KARNOWSKI T P. Deep machine learning—a new frontier in artificial intelligence research research frontier [J]. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 2010, 5(4): 13-18.
- [13] WON Y, GADER P D, COFFIELD P C. Morphological shared-weight networks with applications to automatic target recognition [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1997, 8(5): 1195-1203.
- [14] 魏东, 龚庆武, 来文青, 等. 基于卷积神经网络的输电线路区内外故障判断及故障选相方法研究 [J]. *中国电机工程学报*, 2016, 36(S1): 21-28.
- WEI Dong, GONG Qingwu, LAI Wenqing, et al. Research on internal and external fault diagnosis and fault-selection of transmission line based on convolutional neural network [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2016, 36(S1): 21-28.
- [15] AZIMI-SADJADI M R, CITRIN S, SHEEDVASH S. Supervised learning process of multi-layer perceptron neural networks using fast least squares [C]//International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Albuquerque, NM, USA. IEEE, 1990: 1381-1384.
- [16] YU D, HINTON G, MORGAN N, et al. Introduction to the special section on deep learning for speech and language processing [J]. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 2012, 20(1): 4-6.
- [17] NONBOE ANDERSEN L, LARSEN J, HANSEN L K, et al. Adaptive regularization of neural classifiers [C]//Neural Networks for Signal Processing VII. Proceedings of the 1997 IEEE Signal Processing Society Workshop. Amelia Island, FL, USA. IEEE, 1997: 24-33.
- [18] 徐舒玮, 邱才明, 张东霞, 等. 基于深度学习的输电线路故障类型辨识 [J]. *中国电机工程学报*, 2019, 39(1): 65-74, 321.
- XU Shuwei, QIU Caiming, ZHANG Dongxia, et al. A deep learning approach for fault type identification of transmission line [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2019, 39(1): 65-74, 321.
- [19] NOORI M R, SHAHRTASH S M. Combined fault detector and faulted phase selector for transmission lines based on adaptive cumulative sum method [J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2013, 28(3): 1779-1787.

#### 作者简介:



王业

王业(1984),男,博士,高级工程师,从事微机继电保护及直流保护研究及管理工作(E-mail:wangye\_china@126.com);

崔玉(1978),女,学士,高级工程师,从事微机继电保护相关工作;

陆兆沿(1984),男,学士,高级工程师,从事微机继电保护相关工作。

## Intelligent inspection technology of protection device based on convolution neural network image recognition algorithm

WANG Ye<sup>1</sup>, CUI Yu<sup>1</sup>, LU Zhaoyan<sup>2</sup>, TIAN Ming<sup>2</sup>, ZHANG Guangjia<sup>2</sup>

(1. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 210024, China;

2. CYG SUNRI Co., Ltd., Shenzhen 518057, China)

**Abstract:** Relay protection device is an important part to ensure the safe and stable operation of power system. With the rapid increase of the number of substations and relay protection devices, the daily inspection workload of the operation and maintenance personnel has become saturated, which can not guarantee the high quality and no dead angle inspection every time and brings hidden dangers to the reliable operation of the protection devices. In this paper, an intelligent inspection technology of protection device based on convolution neural network image recognition algorithm is proposed. With the help of the cameras installed in the front and back of the cabinet, the unmanned or few people inspection of the protection device can be realized. Firstly, the intelligent inspection system of the protection device is introduced, and the intelligent inspection items that can be realized is analyzed. The conclusion that convolution neural network can be used for image recognition is drawn. Secondly, taking the platen state recognition as an example, the training sample set and test sample set required by the inspection items are introduced, and the convolution neural network level of the inspection items is given. Then the training sample set is used to train the convolution neural network of different inspection items, and finally each network is tested. The test results show that the neural network image recognition rate of each inspection item is above 96%, even 98%, and the recognition effect is good.

**Keywords:** convolution neural network; image recognition; intelligent inspection; protection device; secondary circuit

(编辑 刘晓燕)