

基于神经棒的电力变压器离线图像识别研究与应用

曾 惜¹, 王 冕¹, 王林波¹, 龙思璇¹, 吕 飞², 陈华彬²

(1. 贵州电网贵阳供电局城北分局, 贵州 贵阳 550001;

2. 贵州黔驰信息股份有限公司, 贵州 贵阳 550002)

摘 要:为解决智能移动设备在电力变压器等设备的巡检、运维工作的图像识别中难以适用于无网络的离线环境问题,本文综合考虑电力设备巡检、运维工作的实际需求和真实情况,设计一种基于神经棒的电力变压器离线图像识别系统。首先,引入卷积神经网络算法,构建深度学习图像识别模型,并利用真实图片数据集对模型进行训练调优;然后,创新地将模型集成到神经计算加速棒中,搭建电力变压器离线图像识别系统,进一步解决网络对系统的束缚;最后将本文的基于神经棒的电力变压器离线图像识别系统与现有的4G网环境下移动设备识别系统、离线环境下移动设备识别系统在贵州电网贵阳局城北分局提供的真实图片数据集上进行对比验证,结果表明本文提出的基于神经棒的电力变压器离线图像识别系统具有较高的识别准确率和稳定性。

关键词:变压器;设备识别;神经计算棒;深度学习;图像识别

文章编号:2096-4633(2020)05-0016-07 **中图分类号:**TM41 **文献标志码:**B

DOI:10.19317/j.cnki.1008-083x.2020.05.003

电力设备是涉及国计民生的重要设备,其运行稳定性是供电系统长期、连续供电的重要保障,直接影响着国民经济的健康发展和人民群众的日常生活。因此对电力设备的巡检和运维也显得尤为重要。

图像识别是近几年的最热门技术之一,在电力设备巡检、运维等多种工作中,图像识别技术可以根据现场采集的电力设备图像的特征有针对性提取有价值的信息模式,从而达到设备信息提取、故障检测等多种目的,为电力设备巡检、运维工作提供有力帮助。因此,越来越多的专家学者对如何更好的将图像识别技术应用电力设备巡检、运维等工作展开研究。文献[1]对从变电站设备图像中提取的sift特征与图像的稀疏表示特征相结合组成联合特征,进而使用SVM模型实现变电站图像的识别和分类,经仿真实验证明,该方法稳定高效且识别准确率高;文献[2]提出一种基于一维CNN网络的局部放电时域波形图像识别方法,该方法在对输入图像进行预处理后直接获取一维特性并归一化,然后传递到网络中进行识别,在5种图像数据集上的对比实验表明,该方法准确率明显优于SVM、BP神经网络等模型;文献[3]基于图像处理和深度稀疏降噪技术提出一种电力设备局

部放电图谱智能识别方法,在变电站现场实测图谱数据上的验证结果表明,该方法能很好适用于目前的电力设备图像信息模式识别应用当中;文献[4]充分利用线性修正函数与柔性光滑函数的优势设计了一种神经元激励的方法应用于卷积神经网络中对变电站监控图像进行异常识别,识别效果良好;文献[5]为检测220 kV变电站中GIS设备导体倾斜状态,采用X射线数字成像技术对GIS设备导体进行X射线检测,利用GIS典型缺陷图像自动识别技术对得到的影像进行分类识别,从而实现GIS设备导体倾斜状态确认。

然而,上述学者的研究多用于城区内、变电站内等网络条件好的环境中,而在现实情况下,巡检、运维等工作也经常在网络条件恶劣地区进行,上述基于深度学习进行图像检测、识别任务的智能移动设备都难以进行快速正常工作。另外,利用移动设备采集图像数据,上传数据到互联网图像工作站进行计算也是无法很好保证其巡检任务中产生的图像和数据的信息安全。因此研究移动设备在离线状态下使用深度学习技术进行快速图像识别技术是很有必要的。

本文从深度学习基本原理出发,研究一种能够在离线状态下利用移动设备快速进行高精度图像识

的方法,该方法从深度学习基本原理出发,采集电力变压器设备图像数据训练神经网络模型,并且通过接入神经计算棒完成配置,从而达到在移动设备上的离线实时图像识别,进一步增强图像识别移动设备在无网络场合下的适用性。

1 变压器智能运维

变压器是电力系统运行中不可或缺的关键设备,其运行状态健康与否对整个电网的安全性、稳定性具有至关重要的影响。本文以电力变压器为例,对基于神经计算棒的移动设备识别系统在电力系统设备中的应用展开研究。

目前,变压器运维工作主要有两种模式,一是定期维修配合事后检修,二是状态检修。受限于技术、施工环境等条件,定期维修配合事后检修是仍然是目前主要的运维模式,这种模式实施方便,具有一定合理性,但是却没有综合考虑设备的实际情况,且检修工作量大,在当前电网规模越来越庞大、复杂的情况下,这种模式已经难以适用^[6]。状态检修是立足于设备当前实际运行状态,凭借现代化的状态监控手段和诊断分析技术对故障早期征兆进行识别,然后根据诊断分析结果有针对性地指定运维策略,可以有效弥补定期维修及事后检修模式的不足。

变压器智能运维是实现变压器实现转台检修的主要方法,也是智能电网建设的重要组成部分,它是指利用大数据、人工智能等计算机技术对变压器运行状态、故障程度、发展趋势进行诊断的一种方法^[7]。目前智能运维方案已经越来越普及,在电网系统有着越来越多的应用^[8-9],但这些方案都依赖互联网开展工作,难以适用于无网络的离线环境。本文致力于研究一种基于神经计算棒加速的电力变压器识别系统,为离线环境下的智能运维提供可靠的解决方案。

2 基于卷积神经网络的深度学习图像识别系统

2.1 卷积神经网络原理分析

深度学习模型表达能力强,适于拟合复杂的特征,因此非常适用于图像处理领域^[10]。然而传统的全连接深度学习模型参数多,计算量大,在图像处理领域并不适用^[11]。与传统深度学习模型不同的是,

卷积神经网络模型假设图像具有局部关联性和特征重复性,即图像像素通常与其邻域像素的关联较大,而其他位置像素的关联较小,且单个卷积核的目标提取特征可能出现在图像的任意位置。卷积神经网络中任一中间输出像素的值只与输入图像中的某个局部有关,这种连接方式避免了全连接需的大量参数的不足,该特点称为卷积神经网络的局部连接。此外,通过卷积核参数复用的方式,还使得卷积神经网络具有了权值共享的特点。

由于卷积神经网络具有局部连接的特点,因此该层的参数个数只与卷积核的大小与个数相关,这种方法适应了图像的局部性特点且大大减少了各层所需的参数个数。此外由于输入图像的各个局部共享权值,使得卷积神经网络提取的特征具有平移不变性,即目标物体在输入图像中变换位置不影响识别效果。卷积神经网络的主要结构为卷积层、池化层和全连接层、全局池化层等用于分类和识别的层次的多层叠加,叠加方法多为顺序连接,每一层卷积和池化层在上一层的输出结果基础上进行新一轮计算。通过多层卷积和池化,逐渐抽象出高层次的图像特征,卷积神经模型能够很好地达到图像特征学习的效果^[12]。

卷积神经网络的卷积层中最主要的步骤即为卷积操作。卷积操作是传统图像处理领域常用的滤波方法,其主要过程为使用卷积核与输入图像的每个像素点及其相邻范围内的像素点对应位置相乘,相乘的结果求和即为输出图像中该位置的像素值。与传统方法不同的是,卷积神经网络中所使用的卷积核各个位置的参数不是预先设定的,而是通过模型训练得到的。通常每层卷积层都设置几十甚至几百个卷积核用于对该层输入的特征进行提取。

池化层主要分为最大池化和平均池化两种,分别是计算局部区域像素值的最大值或平均值,其中局部区域的大小由模型搭建时人工设置的参数决定。池化层的主要功能是减少参数。由于池化操作对于局部区域内的具体位置不敏感,因此进一步为卷积神经网络引入了不变性,即卷积神经网络模型不关注特征的具体位置,只关注特征是否存在。

卷积神经网络一般结构如图1所示,卷积层和池化层出于网络前端部分,主要作用为特征提取,这

两种操作的叠加使用可以从原始信息中过滤出高级特征,去除噪声。为了得到最终的分类或识别结果,需要将抽象后的图像送入分类器或其他专门用于识别的层次。通常在图像识别中完成分类用的层次为全连接层,在其他任务中也可以用全局池化层、单核卷积层等进行替代。

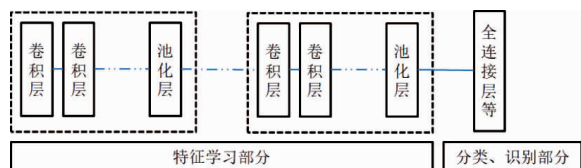


图1 卷积神经网络的一般结构

Fig.1 General structure of convolutional neural network

2.2 卷积神经网络训练过程

卷积神经网络的反向传播程只有在训练环境才需要计算,由于训练花费时间比较长,对于计算资源要求比较高的一般采用离线训练。卷积神经网络进行前向传播的时候按逐次调用每一层的前向传播函数,并取得各层的输出参数,将最后一层与目标函数比较得到损失函数,计算出损失函数的误差,然后反向传播路径到达第一层,沿着梯度下降的方向得到更新参数,进一步降低损失率^[13-14]。损失层(loss layer)对卷积神经网络预测值和真实标签这两个输入数据进行一系列的运算,并得出当前网络的损失函数(loss function),一般记为 $L(\theta)$,其中 θ 表示当前网络权值构成的向量空间,神经网络训练的本质就是在参数空间中学习获得损失函数 $L(\theta)$ 最小的权值 θ_{opt} 。

假设有 K 个类别,Softmax的输出 $P(y=j)$ 计算过程为:

$$P(y=j) = \frac{e^{x^T w_j}}{\sum_{k=1}^K e^{x^T w_k}} \quad (1)$$

Softmax的输出 $P(y=j)$ 意味着输入图像被分到第 j 个类别的概率大小,可以看出该函数是单调函数,输出值随着输入值的增大而增大,输入图像与标签的真实值越接近^[15]。对Softmax的输出计算损失函数的表达式为:

$$L(\theta) = -\frac{1}{N} \sum_{k=1}^K \log [P(j=k)] \quad (2)$$

其中, k 为真实标签值, N 为一个批量的大小。损失函数越大,真实标签上分类概率就会越小,性能越不好。如果LOSS函数值训练很久都不变,说明没有收敛的迹象,应该试着调大学习率或修改参数

初始化方式。

2.3 基于特征融合的卷积神经网络方法

图像融合技术依据处理的层面分别分为像素层面处理、决策层面处理与特征层面处理。像素层面处理是像素级上融合,可以最大限度地对原始数据进行信息互补,进而完成图像。因为使用原始数据进行处理,所以像素级融合可以带有更多细节,但是计算量非常大^[16]。在完成目标提取与分类后,融合系统根据事先确定的准则及每一个融合操作的可信度进行融合处理是决策层面处理。决策层面的处理需要先对数据进行识别,然后对识别的数据进行关联,最终得出融合结果;通过获取形状、边缘及纹理等特征,对特征数据进行识别、提取及几何关联等处理,达到图像融合目的是特征层的处理。特征层的处理既压缩了数据量又保留了重要数据,又利于实时处理。图像的特征层面的处理按照特征种类个数又分为单特征与多特征两种^[17]。

图像分类特征分为全局特征与局部特征两种形式。图像特征中结构、亮度和轮廓等可以反映出图像的整体特性的特征是全局特征;其他如光照、灰度和纹理等只能反映出图像的局部信息的特征是局部特征。图像特征的提取结果影响图像分类的精度,因此,通过图像的多个特征来描述图像,实现特征信息的互补的方式来提高图像分类的精度,是具有可行性的^[18]。

3 基于神经计算棒加速的电力变压器离线图像识别系统框架设计

传统深度学习要求必须使用高性能的GPU、TPU、FPGA等硬件平台作为卷积神经网络计算平台,在移动设备上很难快速运行图像识别系统。NCS(neural compute stick)是因特尔公司推出的基于USB模式的深度学习推理工具和独立的人工智能加速器,为广泛的边缘主机设备提供专用深度神经网络处理功能。在不需连接云端,可以直接在本地编译、部署、事项高性能深度神经网络处理,从而减少开发、调优和部署人工智能应用的障碍。本文使用第一代NSC——Movidius神经计算棒进行加速计算^[19]。

基于上述分析,本文从原始图像出发,设计了一套基于神经计算棒加速的电力变压器分类识别方法。在原始训练数据已经有电力变压器

分类标签。

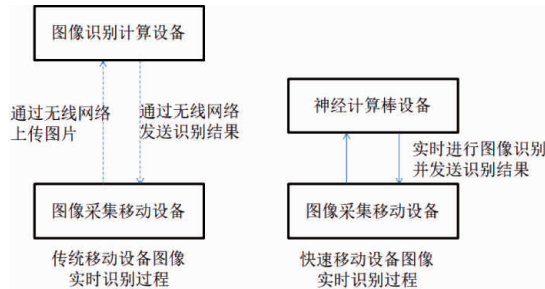


图2 基于神经计算棒的图像识别过程

Fig. 2 Image recognition process based on neural computing stick

实验数据来源于贵州电网贵阳局城北分局提供配网变压器实地采集数据历史记录数据,包含数量为1000张变压器街景照片。训练前使用图像处理工具,将变压器图像部分进行图像处理和存储。具体图像处理部分如图3所示。

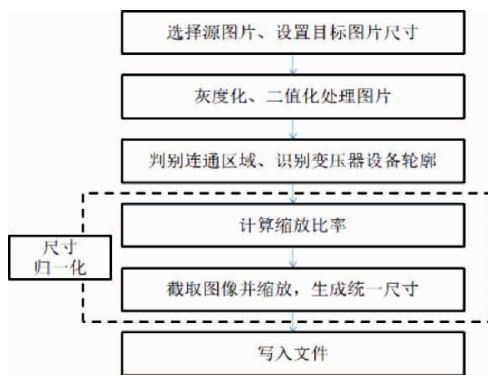


图3 变压器设备图像处理过程

Fig. 3 Image processing of transformer equipment

(1) 选择源图像。预先设置好命名规则、目标图像需要写入的文件目录、目标图像的宽度和高度、变压器类型与源图像;

(2) 使用图像转化函数将源图像。转换成灰度图,使用图像过滤自适应阈值计算,将,灰度图转化成二值图;

(3) 利用膨胀和腐蚀函数对二值图像操作后,并获取其连通区域。过滤掉无效区域得到电力变压器设备的轮廓矩形;

(4) 利用图像缩放居中操作后,计算图像与源图像的宽、高比率;

(5) 利用电力变压器设备的轮廓矩形与缩放宽、高信息生成统一尺寸图像;

(6) 将图像写入文件。本次训练和识别卷积神经网络模型为YOLOv3图像检测识别模型,其中卷

积层为53层。通过输入层将不同尺寸的图片统一转化为 416×416 。

由于计算机显存的容量有限,很难将所有的图像数据都输入显卡进行。所以采用了生成器批量处理图片,即一次只取一定数量的图像进行训练,训练完后再调用生成器进行下一批次图像的训练,直到完成一轮图像数据的训练。根据实验平台的计算性能和实际测试,当每一批次的图像数据为64张时,训练的速度达到最大值。

在图像数据进入卷积层进行训练前,需要调用数据集扩增函数来进行图像的仿射变换,通过小样本集测试发现当错切幅度范围为0.15时,训练产生的模型在测试集上的分类精度最高,所以取数据集扩增函数的参数 $shear_range = 0.15$ 。这样就能使每轮图像数据都有微小且合乎常理的差异,降低模型的过拟合风险。图像识别流程分为两个阶段,样板训练阶段,对大量样板进行预处理、提取图像特征,进行没收分类,从而获得一个样板图像特征库。

在用模型进行训练前,需要通过神经网络预编译系统配置模型学习的过程,具体通过神经网络优化器参数指定学习率设定方法。

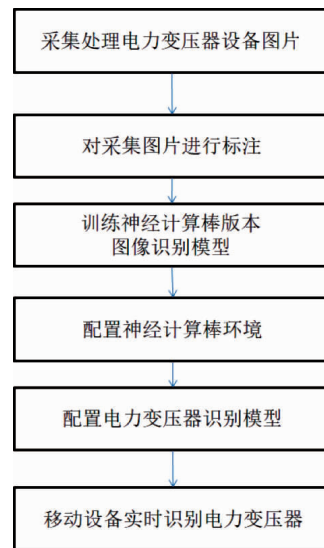


图4 基于神经棒的电力变压器识别过程

Fig. 4 Identification process of power transformer based on neural stick

本文采用openvino框架来训练模型,部署到搭载Movidius神经计算棒的移动设备上。总共分为3个步骤:

(1) 训练。导入电力变电站设备数据集,并在

带 GPU 运算能力的工作站或者服务器上训练,得到 openvino 格式的设备分类识别模型。

(2) 编译。NCS 的 VPU 无法直接运行步骤(1)中训练的 openvino 模型,需要将模型转化为 VPU 支持的专用文件格式。NCS 提供了专门的工具,用于编译、优化 openvino 模型。

(3) 预测。在移动设备上部署神经网络变压器识别模型,加载神经网络图文件到 NCS 进行变压器识别。

4 对比实验与现场运行结果

4.1 对比实验

为验证本文提出的基于神经计算棒加速的电力变压器识别系统性能,分别构建 4G 网环境下移动设备识别系统(系统 1)、离线环境下移动设备识别系统(系统 2)和基于神经计算棒的移动设备识别系统(系统 3)进行变压器识别测试。为保证对其结果的可靠性,本文对三种识别系统统一采用贵州电网贵阳局城北分局提供配网变压器图片数据集,并对数据集进行统一处理,三种系统卷积层统一配置为 53 层,且各系统分别在数据集上进行 20 次验证,并记录每次运行的最高准确率、最低准确率及平均准确率,实验结果如表 1 所示。

表 1 变压器识别测试对比

Tab. 1 Test comparison for transformer identification

系统模型	最高准确率/%	最低准确率/%	平均准确率/%
系统 1	99.5	95.2	97.4
系统 2	97.8	92.1	94.9
系统 3	98.6	96.7	97.0

各系统网络带宽要求和系统达到最优稳定性能实时检测帧率要求如表 2 所示。

表 2 各系统参数配置要求

Tab. 2 Configuration requirements for each system

	实时监测帧率	网络带宽要求	参数位数
系统 1	3.5FPS	230KB/S	32 位
系统 2	0.7FPS	0KB/S	16 位
系统 3	11.0FPS	0KB/S	16 位

由表 1 可知,与离线环境下移动设备识别系统相比,基于神经计算棒加速的电力变压器识别系统

在平均识别准确率上具有一定优势,且最高准确率与最低准确率差值较小,证明系统具有更高的稳定性;与 4G 网环境下移动设备识别系统相比,基于神经计算棒加速的电力变压器识别系统在识别准确率上略有不足,但最高准确率与最低准确率差值较小,具有更高的稳定性。进一步地,分析表 2 数据可以发现,本文设计的基于神经计算棒加速的电力变压器识别系统具有实时监测帧率较高,对网络带宽没有限制且参数位数低等优势。

综上所述,本文设计的基于神经计算棒加速的电力变压器识别系统在具有识别准确率高、性能稳定等优势,对网络带宽等没有任何限制要求。

4.2 现场运行

基于神经计算棒加速的电力变压器识别系统已于 2020 年 3 月在贵州电网贵阳局城北分局辖区内试运行。图 5 为现场系统现场运行图片。



图 5 变压器识别效果图

Fig. 5 Transformer detection effect diagram

根据目前系统试运行效果来看,本文设计的基于神经计算棒加速的电力变压器识别系统识别准确率较高,性能稳定,在无网络几段环境下仍能够保证正常运行,更加符合电网运行、巡检等工作的实际需要。

5 总结

本文在嵌入式视觉移动设备进行图像识别的背景下,引入卷积神经网络算法搭建模型,并在搭载 Movidius 神经计算棒的树莓派上运行。实验结果表明该算法已经达到了设计目标,可以在无网络的离线环境中稳定运行,且有着令人满意的检测速度。但是单根 NCS 一次只能运行一个模型,所以下一步工作可以考虑用多根 NCS、多线程进行图像识别,以达到更高的速度。

参考文献:

- [1] 楚瀛,李帅奇. 基于联合特征的变电站设备图像识别[J]. 电力科学与技术学报,2018,33(01):102-107.
CHU Ying, LI Shuaiqi. Image recognition of substation equipment based on joint feature[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2018, 33(01): 102-107.
- [2] 万晓琪,宋辉,罗林根,等. 卷积神经网络在局部放电图像模式识别中的应用[J]. 电网技术,2019,43(06):2219-2226
WAN Xiaoqi, SONG Hui, LUO Linggen, et al. Application of convolutional neural networks in pattern recognition of partial discharge image[J]. Power System Technology, 2019, 43(06): 2219-2226.
- [3] 朱旭亮,刘创华,何金,等. 基于图像处理及降噪的局部放电图谱智能识别方法[J]. 电力大数据,2018,21(11):50-56
ZHU Xuliang, LIU Chuanghua, HE jin, et al. Partial discharge pattern intelligent recognition algorithm based on image processing and noise reduction[J]. Power Systems and Big Data, 2018, 21(11): 50-56.
- [4] 廖家齐,钱科军,方华亮,等. 基于泛在电力物联网的电动汽车充电站运维关键技术[J]. 电力建设,2019,40(09):20-26.
LIAO Jiaqi, QIAN Kejun, FANG Hualiang, et al. Key technologies of operation and maintenance of electric vehicle charging stations in ubiquitous power internet of things[J]. Electric Power Construction, 2019, 40(09): 20-26.
- [5] 刘荣海,杨迎春,耿磊昭,等. X射线影像识别技术在GIS缺陷诊断中的作用[J]. 高压电器,2019,55(06):62-69.
LIU Ronghai, YANG Yinchun, GEN Leizhao, et al. Application of X-ray image recognition technology in GIS defect diagnosis[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(06): 62-69.
- [6] 王保义,杨韵洁,张少敏. 改进BP神经网络的SVM变压器故障诊断[J]. 电测与仪表,2018,56(19):53-58.
WANG Baoyi, YANG Yunjie, ZHANG Shaomin. Fault diagnosis of support vector machine transformer based on improved BP neural network[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2018, 56(19): 53-58.
- [7] 孟格格,高强. 基于多层卷积神经网络的变电站异常场景识别算法[J]. 电测与仪表,2018,55(05):46-50
MENG Gege, GAO Qiang. A substation abnormal scene recognition algorithm based on multi-layer convolution neural network[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2018, 55(05): 46-50.
- [8] 李飞,赵大兴. 基于电力物联网和GIS融合的变电智能运检系统研究[J]. 电力大数据,2020,23(02):38-45.
LI Fei, ZHAO Daxing. Research on substation intelligent operation and maintenance system based on power internet of things and combined GIS[J]. Power Systems and Big Data, 2020, 23(02): 38-45.
- [9] 贺建章,王海波,季知祥,等. 面向智能电网的配电变压器重过载影响因素分析[J]. 电网技术,2017,41(01):279-284.
HE Jianzhang, WANG Haibo, JI Zhixiang, et al. Analysis of factors affecting distribution transformer overload in smart grid[J]. Power System Technology, 2017, 41(01): 279-284.
- [10] YAO J C, WANG J J, TSANG I W, et al. Deep learning from noisy image labels with quality embedding[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(04): 1909-1922.
- [11] 段立娟,武春丽,恩擎,等. 基于小波域的深度残差网络图像超分辨率算法[J]. 软件学报,2019,30(04):941-953.
DUAN Lijuan, WU Chunli, EN Qin, et al. Deep residual network in wavelet domain for image super-resolution[J]. Journal of Software, 2019, 30(04): 941-953.
- [12] CHEN L C, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, et al. DeepLab: semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2018, 40(04): 834-848.
- [13] 史建超,胡正伟,贺冬梅,等. 基于深度学习的电力线信道传输特性识别方法[J]. 电网技术,2019,43(12):4283-4290.
SHI Jianchao, HU Zhengwei, HE Dongmei, et al. Transmission characteristic recognition method of power line channel based on deep learning[J]. Power System Technology, 2019, 43(12): 4283-4290.
- [14] 周飞燕,金林鹏,董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报,2017,40(06):1229-1251.
ZHOU Feiyan, JIN Linpeng, DONG Jun, Review of Convolutional Neural Network[J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(06): 1229-1251.
- [15] HORIGUCHI S, IKAMI D, AIZAWA K. Significance of softmax-based features in comparison to distance metric learning-based features[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(05): 1279-1285.
- [16] 高昆仑,杨帅,刘思言,等. 基于一维卷积神经网络的电力系统暂态稳定评估[J]. 电力系统自动化,2019,43(12):18-26.
GAO Kunlun, YANG Shuai, LIU Siyan, et al. Transient stability assessment for power system based on one-dimensional convolutional neural network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(12): 18-26.
- [17] 董潇潇,何小海,吴晓红,等. 基于注意力掩模融合的目标检测算法[J]. 液晶与显示,2019,34(08):825-833.
DONG Xiaoxiao, HE Xiaohai, WU Xiaohong, et al. Object detection algorithm based on attention mask fusion[J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2019, 34(08): 825-833.
- [18] ZHANG Y, WEI X S, WU W J, et al. Weakly supervised fine-grained categorization with part-based image representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(04): 1713-1725.
- [19] 张洋硕,苗壮,王家宝,等. 基于Movidius神经计算棒的行人

检测方法[J]. 计算机应用, 2019, 39(08): 2230-2234.

ZHANG Yangshuo, MIAO Zhuang, WANG Jiabao, et al. Pedestrian detection method based on Movidius neural computing stick [J].

Journal of Computer Applications, 2019, 39(08): 2230-2234.

作者简介:



曾 惜(1988), 男, 本科, 高级工程师, 主要从事配电网运行管理工作。

收稿日期: 2020-04-08

(本文责任编辑: 范 斌)

Research and application of off-line image recognition of power transformer based on neural rod

ZENG Xi¹, WANG Mian¹, WANG Linbo¹, LONG Sixuan¹, LV Fei², CHEN Huabin²

(1. Chengbei Branch of Guiyang Power Supply Bureau of Guizhou Power Grid Co., Ltd., Guizhou 550001 Guizhou, China;

2. Guizhou Qianchi Information Co., Ltd., Guiyang 550002 Guizhou, China)

Abstract: In order to solve the problem that intelligent mobile devices are difficult to be applied to the off-line environment without network in the image recognition of inspection and operation and maintenance of power transformer and other equipment, this paper designs an off-line image recognition system of power transformer based on neural rod, considering the actual needs and real situation of inspection and operation and maintenance of power equipment. First, the convolution neural network algorithm is introduced to build the deep learning image recognition model, and the real image data set is used to train and optimize the model. then, the model is innovatively integrated into the neural computing accelerator, and the off-line image recognition system of power transformer is built to further solve the constraints of the network on the system. finally, the off-line image recognition system of power transformer based on neural rod is compared with the existing mobile device recognition system in 4G network environment and the mobile device recognition system in off-line environment on the real picture data set provided by Chengbei branch of Guiyang power supply bureau. The results show that the off-line image recognition system of power transformer based on neural rod proposed in this paper has High recognition accuracy and stability.

Key words: transformer; equipment recognition; neural computing rod; deep learning; image recognition