

基于 TensorFlow 的高压输电线路异物识别

龚钢军¹, 张 帅², 吴秋新², 陈志敏¹, 刘 韧³, 苏 畅¹

(1. 华北电力大学 北京市能源电力信息安全工程技术研究中心, 北京 102206;

2. 北京信息科技大学 理学院, 北京 100192; 3. 北京卓识网安技术股份有限公司, 北京 102206)

摘要:针对传统异物识别准确率较低的问题,提出一种基于 TensorFlow 的深度卷积神经网络的异物识别模型。将巡检图像进行图像灰度化和尺寸压缩等预处理,并采用三维块匹配滤波(BM3D)算法进行图像去噪得到实验所需的训练数据。提出基于 TensorFlow 的深度卷积神经网络框架,通过使用框架中的 TensorBoard 模块设计深度卷积神经网络模型结构与优选模型参数,并针对 ReLU 激活函数与特征权重进行理论分析。实验结果表明,经过 15 次迭代训练后,深度卷积神经网络比传统的支持向量机(SVM)、极限学习机(ELM)和 BP 神经网络算法具有更强的巡检图像识别能力;与经典的 LeNet-5 和 VGGNet 模型以及相关文献中的模型相比,所提模型更具有优越性。

关键词:输电线路;异物识别;卷积神经网络;TensorFlow

中图分类号:TM 761

文献标识码:A

DOI:10.16081/j.issn.1006-6047.2019.04.030

0 引言

高压输电线路作为承载能量流传输与互联的骨干网络^[1],对其自身稳定性和安全性有着极高的要求。但由于高压输电线路呈远距离链状分布,空间跨度大、沿途气象和地理环境复杂^[2]、人工巡视维护难度大。因此,国内大量采用无人直升机巡检^[3]和机器人巡检^[4]技术以满足对高压输电线路运行状态的安全监测需求。无人直升机和巡检机器人的广泛应用保障了监测的实时性,增加了高压输电线路的巡检半径,同时也产生了大量巡检图像。因此,对通过图像处理智能算法自动识别输电线路异物,实现输电线路“巡、检”一体化的高压输电线路智能异物识别与运行状态诊断的研究显得尤为重要。

高压输电线路地理跨度大,存在的异物类型主要包括鸟巢、风筝、树枝、塑料袋等。鸟类筑巢所用的树枝、铁丝及其排泄的粪是造成高压输电线路事故的主要原因^[5],因此,本文选取较有代表性的鸟巢和风筝的大量航拍图像进行研究。

目前,高压输电线路异物识别的主要技术为图像分割技术。传统的图像分割方法主要有阈值法、区域法及边界检测法等。如文献[6]进行图像分割,然后采用 Sobel 算子进行边缘检测;文献[7]提出一种基于形态学算法的改进 Otsu 图像分割方法计算灰度图像梯度,避免了 Hough 变换原理适用于二值图的局限性,然而上述分割算法往往基于图像的一些特征,如灰度、形状、颜色和纹理等,不能全面地解决背景复杂和目标重叠问题。文献[8]提出一种线性结构感知的输电线路故障检测算法,利用水平与垂直方向的梯度算子检测直线物体,改进了传统分割算法不能有效检测复杂背景下输电线路异物

的问题。基于机器学习分类的方法将图像分割看作图像单个像素分类问题。如文献[9]通过对航拍视频的关键帧采用帧差法标注异物,提出 K-means 算法聚类分析 ORB 算子精简特征点提高匹配率,具有较高的识别准确率和较快的识别速度。同时还可训练如支持向量机(SVM)^[10]、极限学习机(ELM)^[11]、BP 神经网络等分类器对航拍图像进行逐像素分类。此外还有基于红外检测技术探测输电线路中各种电气设备表面辐射的红外线的算法,如文献[12]提出一种适用于红外摄像头与图像处理的算法,实现异物自动化检测,但存在大气湿度、太阳辐射、环境温度等不确定因素对红外检测影响较大的问题。

随着深度学习与人工智能的发展,卷积神经网络(CNN)在图像处理方面凸显出较大的优势,更适用于图像特征的学习与表达。LeCun 首次提出多层卷积神经网络结构的 LeNet-5 模型,随后涌现出各种更为高效的卷积神经网络模型,如 AlexNet、VGGNet、GoogLeNet v2 和 ResNet 模型。2016 年 AlphaGo^[13]与 2017 年 AlphaGo Zero^[14]的出现标志着人工智能的飞速发展。因此,本文基于 TensorFlow 实现深度卷积神经网络算法,选取较有代表性的高压输电线路异物的大量航拍图像开展高压输电线路异物智能识别的研究。

1 高压输电线路航拍图像识别预处理

1.1 数据增强

采用 Keras 中 ImageDataGenerator 类进行数据增强,通过对原始高压输电线路异物图像进行翻转变化、平移变换、尺度变换、色彩抖动、对比度变化、噪声变换和旋转变换等操作,将 1 491 张原始图像样本扩充至 10 000 张图像样本,其中带有鸟巢与风筝

的图像各 3 000 张,无异物的图像 4 000 张,生成结果如图 1 所示。

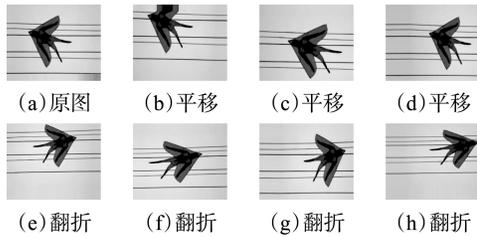


图 1 图像增强

Fig.1 Image augmentation

通过数据增强增加数据样本,大量的训练数据更有利于模型的学习,并在一定程度上减小过拟合的风险,使得模型更加具有鲁棒性。

1.2 数据处理

由于巡检图像的尺寸、格式存在差异,首先对图像样本进行预处理,将样本中的 RGB 图像转化为灰度图像,并将图像大小调整为 224×224。

由于航拍受天气影响较大,如横风、光线等因素,同时预处理后图像将产生大量噪声,因此进行去噪处理。本文采用三维块匹配滤波 BM3D (Block-Matching and 3D filtering) 算法,去噪前、后的样本图分别见附录 A 中的图 A1、A2,图 2 为去噪前后对比。

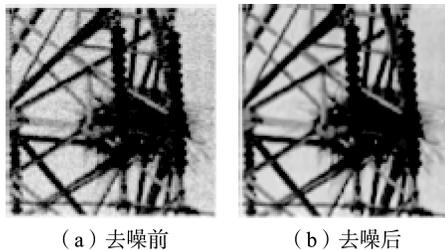


图 2 去噪前后图像对比

Fig.2 Comparison of images between before and after de-noising

2 深度卷积神经网络模型

卷积神经网络是一种多层非全连接神经网络,具备从图像中识别视觉模式的能力,通过对获取的信号进行逐层特征变化,构建含有丰富特征的结构模型,从而实现特征的自动学习^[15]。

2.1 TensorFlow 框架结构

TensorFlow 是 Google 用于数据流图的数值计算开源软件库,其已经成功地实现了深度学习算法,实现异构分布式系统上大规模高效率的学习^[16]。

本文以高压输电线路航拍图像为研究对象,采用 TensorFlow 深度学习框架实现高压输电线路异物识别,通过构建深度卷积神经网络模型,使用航拍图像对模型进行训练,使模型具有自动识别异物的能力。训练过程首先将航拍图像输入模型的卷积层进行特征提取,将提取特征经由激活函数变换后构成卷积特征图(对输入航拍图像特征的响应);然后采

用对应最大池化层进行特征映射,通过对卷积特征图进行下采样后构成池化特征图;最后采用全连接层对所得的池化特征图进行矢量变换,构成特征向量输送给分类层,利用 Softmax 分类器对异物进行分类,从而实现高压输电线路异物的识别。

首先提出基于 TensorFlow 的高压输电线路异物识别的深度卷积神经网络模型的框架结构如图 3 所示。

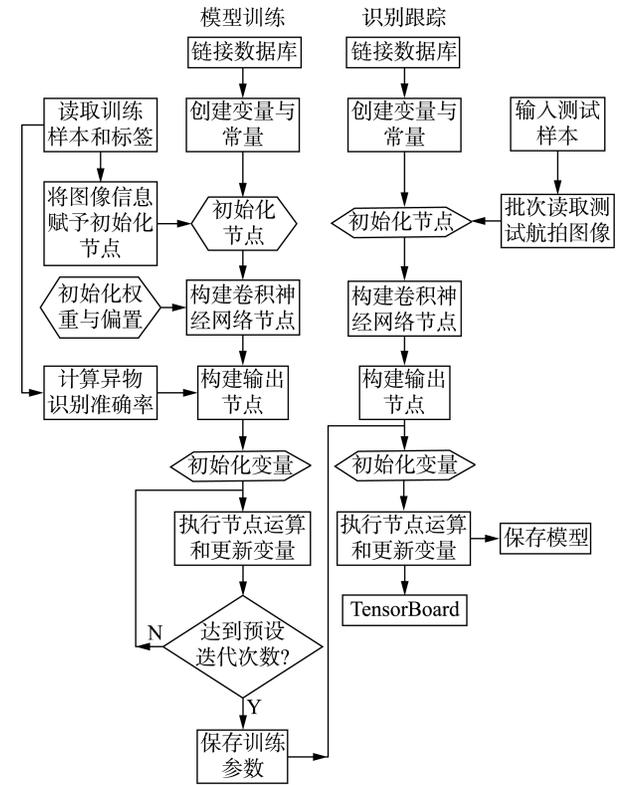


图 3 本文模型框架结构

Fig.3 Frame structure of proposed model

如图 3 所示,该模型框架分为模型训练和识别跟踪 2 个部分,其中,模型训练部分进行模型学习;识别跟踪部分对训练模型进行跟踪,并采用 TensorBoard 模块输出模型训练结果。

2.2 算法实现流程

为解决高压输电线路异物识别问题,本文提出一种基于 TensorFlow 的深度卷积神经网络算法,用于识别高压输电线路异物,实现流程如图 4 所示。

算法关键步骤如下。

步骤 1:对比 LeNet-5 与 VGGNet 模型,设计适合高压输电线路异物识别的深度卷积神经网络模型,确定卷积层、池化层及全连接层个数。

步骤 2:通过 TensorFlow 训练优选卷积架构并确定训练样本尺寸,卷积层与池化层的内核大小、数量、步长值、学习率等参数。

步骤 3:基于上述参数上训练模型,以训练准确率和测试准确率为评判标准,优选激活函数。

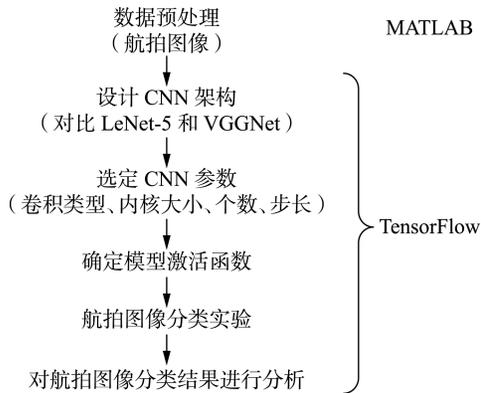


图 4 高压输电线路异物识别策略

Fig.4 Strategy of foreign body identification for HV power transmission lines

2.3 卷积神经网络架构

卷积神经网络由卷积(维数拓展)、激活函数(非线性操作)、池化(特征聚类)和归一化(优化收敛)4个部分构成。根据高压输电线路异物识别的需求,设计满足异物识别的深度卷积神经网络模型,如附录 A 中的图 A3 所示。

图 A3 中,高压输电线路异物识别的深度卷积神经网络模型一共有 13 层结构。前 10 层为 5 层卷积操作以及对应的 5 层池化操作;后 3 层为 3 次全连接映射。模型采用 Same 类型卷积运算,卷积核大小为 3×3 ,步长值为 1;池化层均采用最大池化方法,核的大小为 2×2 ,步长值为 2。选定每层卷积核个数分别为 16、32、64、128、256,因此输入变量格式为 $224 \times 224 \times 1$,经过 5 次卷积与池化操作,变量格式变为 $7 \times 7 \times 256$ 。全连接层参数分别为 4 094、1 024、3。为防止过拟合,在训练过程中,采用 dropout^[17]方法将神经网络单元按照 0.5 的概率将其暂时从网络中丢去;采用 Adam 算法替代传统梯度下降法,基于训练迭代更新网络权重。

下面对选取的 13 层模型进行分析。

根据文献[18],池化层和全连接层仅占整个卷积神经网络训练时间的 5%~10%。因此仅针对卷积神经网络中卷积层的复杂度进行分析。时间复杂度和空间复杂度分别如式(1)、(2)所示。

$$S_{\text{time}} \sim O\left(\sum_{l=1}^D M_l^2 K_l^2 C_{l-1} C_l\right) \quad (1)$$

$$S_{\text{space}} \sim O\left(\sum_{l=1}^D K_l^2 C_{l-1} C_l\right) \quad (2)$$

其中, D 为网络深度; M_l 为第 l 层特征图的边长; K_l 为第 l 层卷积核的边长; C_l 为第 l 层通道数;采用 O 表示法。

针对卷积神经网络的架构进行分析,选定不同层数分别计算时间复杂度与空间复杂度,结果如表 1 所示。

表 1 卷积神经网络不同架构的复杂度对比

Table 1 Comparison of complexity among different architectures of CNN

层数	卷积层	池化层	全连接层	S_{time}	S_{space}
5	1	1	3	1.8×10^6	1.4×10^2
7	2	2	3	1.6×10^7	4.8×10^3
9	3	3	3	3.1×10^7	2.3×10^4
11	4	4	3	4.5×10^7	9.7×10^4
13	5	5	3	6.0×10^7	3.9×10^5
15	6	6	3	7.8×10^7	1.6×10^6
17	7	7	3	9.7×10^7	6.3×10^6

模型的全连接层在卷积神经网络中起到“分类器”的作用,将学到的“分布式特征表示”映射到样本标记空间 Ω 上。若采用 5 层深度卷积神经网络模型,最后将卷积层与池化层输出的 $112 \times 112 \times 16 = 200\ 704$ 个参数映射到空间 Ω 上,参数过多,不宜采用。

通过 TensorFlow 实验仿真得到不同层数下的卷积神经网络对异物识别测试准确率如图 5 所示。

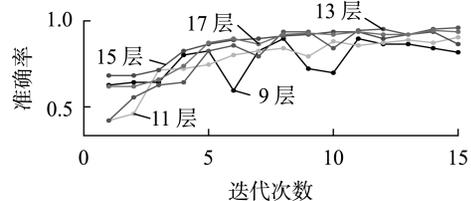


图 5 不同层数下的测试准确率

Fig.5 Test accuracy under different layers

由图 5 可见,随着卷积层数的增加,模型提取特征的能力越来越强,但层数过多会造成模型臃肿以及过拟合现象。因此通过对比计算复杂度、空间复杂度、测试准确率,选定 13 层深度卷积神经网络模型。

通过训练得出当训练次数大于 15 次时会发生过拟合现象;由于输入数据尺寸较大,因此选择较小的学习率和 L2 正则函数。具体参数设定如表 2 所示。表中, L_2 为 L2 正则化函数;learning_rate 为学习率,n_epoch 为迭代次数;batch_size 为批量训练样本个数;dropout_1 为训练时 dropout 所选参数;dropout_2 为测试时 dropout 所选参数。

表 2 卷积神经网络中的参数

Table 2 Parameters of CNN

参数	数值	参数	数值
L_2	0.000 1	batch_size	80
learning_rate	0.000 1	dropout_1	0.5
n_epoth	15	dropout_2	1

3 实验与性能分析

本文算例在单台 2.6 GHz CPU、内存为 8 GB 的个人计算机上完成。其中数据预处理过程采用 MATLAB,实验仿真过程采用 Python 3.6.0 和 Tensor-

Flow 深度学习框架。

本文对 10 000 张高压输电线路航拍图像进行训练,训练样本与测试样本比例为 4:1。其中,带有异物的图像有 6 000 张,将其中的 4 800 张图像作为训练样本,用于训练深度卷积神经网络模型,其他 1 200 张图像作为测试样本,用于检验模型的准确率;无异物的图像 4 000 张,同样将其分为 3 200 张训练样本和 800 张测试样本。

将鸟巢、风筝作为高压线异物识别的特征,训练样本中是否存在异物作为识别图像的唯一标准。训练样本见附录 A 中的图 A4、A5。

3.1 激活函数对结果的影响

在卷积神经网络中,通过引入激活函数来加入非线性因素。其中 ReLU (Rectified Linear Unit) 函数的数学表达式为 $\Phi(x) = \max(0, x)$ 。

由于 ReLU 函数具有分段性质,导致其进行前传、后传、求导都具有分段性质,并且可以改变“梯度”消失现象。

设卷积神经网络中权重为 $W_i (i=1, 2, \dots, n)$, 偏置为 $b_i (i=1, 2, \dots, n)$, 每层经激活函数变换前的数值为 $a_i (i=1, 2, \dots, n)$, 经激活函数计算后的数值为 $f_i (i=1, 2, \dots, n)$, 设输入变量为 x , 则第 1 层的计算结果为:

$$f_1 = f(W_1 x + b_1) \quad (3)$$

第 2 层的计算结果为:

$$f_2 = f(W_2 f(W_1 x + b_1) + b_2) \quad (4)$$

设最终损失函数为 $L(x)$, 则计算参数 W_1 的导数为:

$$\frac{\partial L}{\partial W_1} = \frac{\partial L}{\partial f_2} \frac{\partial f_2}{\partial a_2} W_2 \frac{\partial f_1}{\partial a_1} \frac{\partial a_1}{\partial W_1} \quad (5)$$

对于 Sigmoid 函数, 它的导数取值范围为 $(0, 0.25]$, 则有 $0 < \frac{\partial f_1}{\partial a_1} \leq 0.25, 0 < \frac{\partial f_2}{\partial a_2} \leq 0.25$ 。当卷积层数过多时有:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \prod_{i=1}^n \frac{\partial f_i}{\partial a_i} = 0 \quad (6)$$

此时会发生梯度消失现象, 从而影响模型准确率; 而 ReLU 函数有 $\frac{\partial f_i}{\partial a_i} \in \{0, 1\} (i=1, 2, \dots, n)$ 。因此, 如果该条路径上的值均为 1, 则无论卷积层数增加多少, 深层梯度都会传递到浅层中; 否则表明 ReLU 函数具有稀疏激活性。

下面通过实验仿真验证 ReLU 函数的性能。选取的激活函数有 ReLU 函数、Tanh 函数、ELU 函数、SoftSign 函数和 Sigmoid 函数, 图 6 和图 7 分别为不同激活函数下的训练准确率和测试准确率。

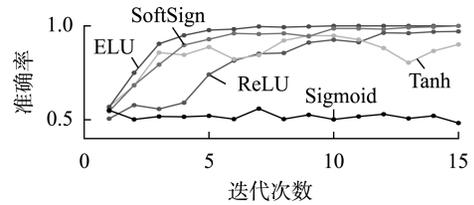


图 6 不同激活函数下的训练准确率

Fig 6 Train accuracy under different activation functions

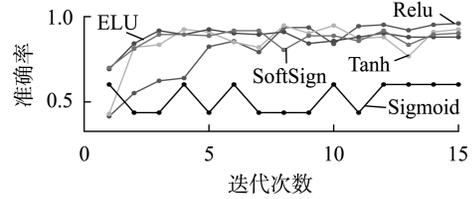


图 7 不同激活函数下的测试准确率

Fig.7 Test accuracy under different activation functions

从图中可以看出, 激活函数对模型识别影响较大: 采用 Sigmoid 函数时, 模型的训练准确率与测试准确率都偏低; 采用 Tanh 函数时, 模型的训练准确率波动较大; 采用 ELU 函数和 SoftSign 函数时, 模型的训练准确率接近 1, 但模型的测试准确率分别为 87.5% 和 89.8%; 采用 ReLU 函数时, 模型不但具有很高的训练准确率, 且测试准确率达到 96.7%。因此 ReLU 函数较其他函数更加适用于卷积神经网络。

3.2 实验结果分析

输入张量 x 经过卷积层运算, 得到特征 Y , 由于输入张量 x_1, x_2, \dots, x_n 之间是独立的, 则输出特征 W_1, W_2, \dots 也是独立的, 其数学表达为:

$$X = \varphi(x, K, b) \quad (7)$$

$$W = \text{ReLU}(X, \theta) \quad (8)$$

其中, X 为输入张量 x 的层次表示特征; K 和 b 分别为卷积核和偏置。

由于输出特征 W_1, W_2, \dots 之间相互独立同分布, 设数学期望为 μ 、方差为 σ^2 , 则特征和 $\sum_{k=1}^n X_k$ 的标准化特征变量 Y_n 为:

$$Y_n = \frac{\sum_{i=1}^n W_i - n\mu}{\sqrt{n}\sigma} \quad (9)$$

根据大数定律, 当分布函数 $F_n(x)$ 满足以下极限式:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} F_n(x) = \lim_{n \rightarrow \infty} P(Y_n \leq x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt \quad (10)$$

即 n 足够大时, Y_n 的分布函数近似于标准正态随机变量的分布函数 $Y_n \sim N(0, 1)$ 。

采用图 3 中的 TensorBoard 模块进行可视化分析, 由该模块得到特征权重分布图, 如图 8 所示。

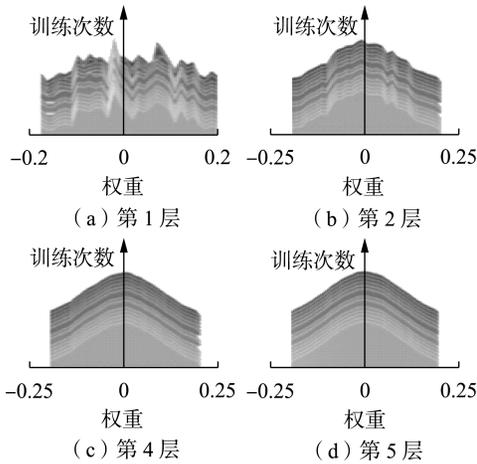


图 8 特征权重分布

Fig.8 Distribution of characteristic weight

由图 8 可知,随着卷积层数的增加,模型中权重的元素越来越趋于正态分布,符合上文中对权重变量的数学推导,进一步表明了深度卷积神经网络模型的有效性,同时表明了深度卷积神经网络框架结构图中 TensorBoard 模块的必要性。

3.3 模型测试

TensorFlow 可以对训练好的模型进行持久化,通过 tf.train.Saver 类实现模型的保存和提取。因此采用本文已经训练好的模型进行测试。

对图像样本进行加工,模拟不同光照强度下的航拍图像,如图 9 所示。

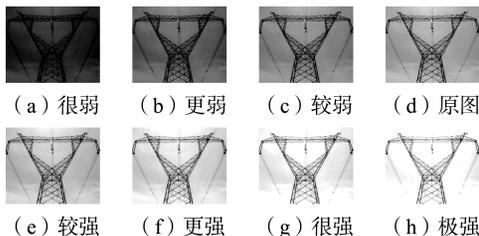


图 9 不同光照强度下的测试图像

Fig.9 Test images of different light intensities

将图像加工成 8 种不同光照强度,每种光照强度各 100 张样本,包含 40 张无异物、30 张带有鸟巢、30 张带有风筝的图像构成,识别结果如表 3 所示。

表 3 识别结果

Table 3 Identification results

光照强度	无异物	鸟巢	风筝	正确总数
很弱	19	13	30	62
更弱	33	22	27	82
较弱	40	28	27	95
原图	39	29	27	95
较强	38	28	27	93
更强	36	24	29	89
很强	32	25	28	85
极强	34	23	26	83

由表 3 可知,光照强度对模型识别具有较大的

影响。模型在光线强度适中时,具有很好的识别能力;在光照条件不足与光照过强时,模型对异物的识别与异物种类的识别能力下降,光线微弱对识别结果的影响较光线过强时的影响更大。

3.4 对比实验分析

针对同样训练样本,采用主成分分析法进行特征提取,并采用 SVM、ELM 和 BP 神经网络(BPNN)进行特征分类,分类准确率如图 10 所示。

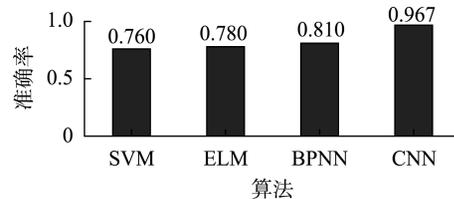


图 10 算法对比

Fig.10 Comparison among algorithms

图 10 表明卷积神经网络对图像分类的能力强于其他 3 种机器学习算法。对比 LeNet-5 和 VGGNet 模型,分别训练 15 次,识别结果如表 4 所示。

表 4 不同卷积神经网络模型的训练结果

Table 4 Training results with methods in related different CNN models

模型	训练准确率/%	测试准确率/%	训练损失	训练时间/s
本文模型	99.46	96.67	1 916.32	1 834
LeNet-5	95.90	87.50	279.83	976
VGGNet	74.46	64.17	4.33×10^8	49 452

采用本文方法与文献[19-20]中方法的高压输电线路异物识别结果对比如表 5 所示。

表 5 与相关文献中方法的对比

Table 5 Comparison with methods in related literatures

模型	训练框架	测试准确率/%	平均检测时间/s
本文模型	TensorFlow	96.67	0.167 2
Fast R-CNN ^[19]	Caffe	92.46	0.180 0
ORB ^[20]	VS 2010	93.60	0.064 0

由表 5 可知,本文算法较使用 Caffe 实现的 Fast R-CNN 算法具有更高的准确率;ORB 算法的识别速度较快于本文算法,但准确率相对较低,综合考虑准确率对项目影响,本文算法仍为最优,且通过增加训练样本和优化模型结构,可进一步提高模型准确率和缩减检测时间。

4 结论

针对巡检图像识别问题,本文基于 TensorFlow 提出了一种用于高压输电线路异物识别的深度卷积神经网络模型。模型的训练准确率为 99.5%,测试准确率为 96.7%。同时,本文证明了 Relu 激活函数的有效性与特征权重矩阵的分布情况,最后针对该模型在不同光照强度下的异物识别能力进行测试,

表明除极端光照情况外,模型均具有良好的识别能力,在巡检图像识别上具有优越性。

本文将深度学习技术与计算机视觉识别技术相结合,提高了巡检机器人视觉系统的运行质量和效率,保障了输电线路的安全稳定运行,具有广阔的研究前景。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 杨方,白翠粉,张义斌. 能源互联网的价值与实现架构研究[J]. 中国电机工程学报,2015,35(14):3495-3502.
YANG Fang, BAI Cuifen, ZHANG Yibin. Research on the value and implementation framework of energy internet[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(14):3495-3502.
- [2] 胡毅,刘凯,吴田,等. 输电线路运行安全影响因素分析及防治措施[J]. 高电压技术,2014,40(11):3491-3499.
HU Yi, LIU Kai, WU Tian, et al. Analysis of influential factors on operation safety of transmission line and countermeasures[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(11):3491-3499.
- [3] 彭向阳,陈驰,饶章权,等. 基于无人机多传感器数据采集的电力线路安全巡检及智能诊断[J]. 高电压技术,2015,41(1):159-166.
PENG Xiangyang, CHEN Chi, RAO Zhangquan, et al. Safety inspection and intelligent diagnosis of transmission line based on unmanned helicopter of multi sensor data acquisition[J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(1):159-166.
- [4] 彭向阳,钱金菊,吴功平,等. 架空输电线路机器人全自主巡检系统及示范应用[J]. 高电压技术,2017,43(8):2582-2591.
PENG Xiangyang, QIAN Jinju, WU Gongping, et al. Full automatic inspection system and its demonstration application based on robot for overhead transmission lines[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(8):2582-2591.
- [5] 白丽波,李春雷,祁瑞,等. 对内蒙古中西部地区输电线路鸟害的调查与分析[J]. 内蒙古石油化工,2015(3):43-44.
BAI Libo, LI Chunlei, QI Rui, et al. Investigation and analysis of bird harms in the mid western of Inner Mongolia[J]. Inner Mongolia Petrochemical Industry, 2015(3):43-44.
- [6] 冯玲,黄新波,朱永灿. 基于图像处理的输电线路覆冰厚度测量[J]. 电力自动化设备,2011,31(10):76-80.
FENG Ling, HUANG Xinbo, ZHU Yongcan. Transmission line icing thickness measuring based on image processing[J]. Electric Power Automation Equipment, 2011, 31(10):76-80.
- [7] 金立军,姚春羽,闫书佳,等. 基于航拍图像的输电线路异物识别[J]. 同济大学学报(自然科学版),2013,41(2):277-281.
JIN Lijun, YAO Chunyu, YAN Shujia, et al. Recognition of extra matters on transmission lines based on aerial images[J]. Journal of Tongji University(Natural Science), 2013, 41(2):277-281.
- [8] WANG Wanguo, ZHANG Jingjing, HAN Jun, et al. Broken strand and foreign body fault detection method for power transmission line based on unmanned aerial vehicle image[J]. Journal of Computer Applications, 2015, 35(8):2404-2408.
- [9] JIAO S, WANG H. The research of transmission line foreign body detection based on motion compensation [C]//First International Conference on Multimedia and Image Processing. Bandar Seri Begawan, Brunei Darussalam: IEEE, 2016:10-14.
- [10] 张施令,姚强. 基于WNN-GNN-SVM组合算法的变压器油色谱时间序列预测模型[J]. 电力自动化设备,2018,38(9):1-6.
ZHANG Shiling, YAO Qiang. Predicting model of transformer DGA time series based on WNN-GNN-SVM combined algorithm [J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(9):1-6.
- [11] 陈振,肖先勇,李长松,等. 基于代价敏感极端学习机的电力系统暂态稳定评估方法[J]. 电力自动化设备,2016,36(2):118-123.
CHEN Zhen, XIAO Xianyong, LI Changsong, et al. Power system transient stability assessment based on cost-sensitive extreme learning machine[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(2):118-123.
- [12] SENNI L, RICCI M, PALAZZI A, et al. On-line automatic detection of foreign bodies in biscuits by infrared thermography and image processing[J]. Journal of Food Engineering, 2014, 128(128):146-156.
- [13] SILVER D, HUANG A, MADDISON C J, et al. Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search[J]. Nature, 2016, 529(7587):484-489.
- [14] SILVER D, SCHRITTWIESER J, SIMONYAN K, et al. Mastering the game of Go without human knowledge [J]. Nature, 2017, 550(7676):354-359.
- [15] CHEN Y H, KRISHNA T, EMER J S, et al. Eyeriss: an energy-efficient reconfigurable accelerator for deep convolutional neural networks[J]. IEEE Journal of Solid-State Circuits, 2017, 52(1):127-138.
- [16] ABADI M, AGARWAL A, BARHAM P, et al. TensorFlow: large-scale machine learning on heterogeneous distributed systems [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2016, 35(6):1322-1332.
- [17] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[C]//International Conference on Neural Information Processing Systems. [S.l.]: Curran Associates Inc, 2012:1097-1105.
- [18] HE K, SUN J. Convolutional neural networks at constrained time cost [C]//Computer Vision and Pattern Recognition. Boston, MA, USA: IEEE, 2014:5353-5360.
- [19] 师飘. 输电线路鸟巢的检测算法研究[D]. 北京:北京交通大学, 2017.
SHI Piao. Research on algorithms of bird nest detection on power line [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2017.
- [20] 焦圣喜,王海洋. 基于ORB算法的输电线路异物识别研究[J]. 科学技术与工程, 2016, 16(27):236-240.
JIAO Shengxi, WANG Haiyang. The recognition and tracking of foreign body on transmission line based on ORB algorithm [J]. Science Technology and Engineering, 2016, 16(27):236-240.

作者简介:



龚钢军

龚钢军(1974—),男,河南济源人,副教授,博士,主要研究方向为人工智能、能源电力信息安全(**E-mail**: gong@ncepu.edu.cn);
张帅(1994—),男,河北沧州人,硕士研究生,研究方向为深度学习(**E-mail**: 289427985@qq.com);

吴秋新(1967—),男,江西吉安人,教授,博士,主要研究方向为可信计算、信息安全。

(下转第216页 continued on page 216)

Remote operation and maintenance technology of substation supervisory control system based on GPS

PENG Zhiqiang^{1,2}, ZHANG Qibin³, SU Dawei³, HUO Xuesong³, ZHANG Xiaoyi^{1,2}

(1. State Grid Jiangsu Electric Power Company Limited Research Institute, Nanjing 211103, China

2. Key Laboratory of State Grid Corporation, Substation Intelligent Equipment Experimental Technology Laboratory, Nanjing 211103, China; 3. State Grid Jiangsu Electric Power Company Limited, Nanjing 210024, China)

Abstract: In order to adapt to the unattended substation mode and improve the operation and maintenance efficiency of substation supervisory control system, the ICT (Information and Communication Technology) is adopted to carry out the research and application of remote operation and maintenance technology of substation automation. The architecture of remote operation and maintenance system of substation based on general service protocol in electric power system is designed, the framework of information interaction between main station and substation is established. According to the security requirements of the secondary system of electric power system, the architecture of whole process safety management system, which includes communication layer, protocol layer and application layer, is designed, and the whole process safety management flowchart of service life cycle oriented is proposed. To meet the requirements of remote operation and maintenance of substation supervisory control system, five kinds of application functions of remote operation and maintenance are extracted. According to the technical scheme of remote operation and maintenance, a complete test environment is built, which is used to carry out the remote operation and maintenance interoperability test. The test results prove the feasibility of the technical scheme. The pilot application of technical scheme has been carried out in Nanjing and Suzhou of Jiangsu Power Grid.

Key words: remote operation and maintenance; intelligent substation; supervisory control system; general service protocol; interoperability test

(上接第 209 页 continued from page 209)

Foreign body identification based on TensorFlow for high voltage transmission line

GONG Gangjun¹, ZHANG Shuai², WU Qiuxin², CHEN Zhimin¹, LIU Ren³, SU Chang¹

(1. Beijing Engineering Research Center of Energy Electric Power Information Security, North China Electric Power University, Beijing 102206, China; 2. School of Applied Science, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China;

3. Beijing Excellent Network Security Technology Corp., Ltd., Beijing 102206, China)

Abstract: Aiming at the low accuracy rate of traditional foreign body identification, a foreign body identification model based on TensorFlow-based deep CNN (Convolutional Neural Network) is proposed. The inspection image is pre-processed by image graying and size compression, and BM3D algorithm is used for image denoising to get the training data needed in the experiment. A deep CNN framework based on TensorFlow is proposed. By using the TensorBoard module in the framework, the model structure is designed and parameters of the deep CNN are selected, and the ReLU activation function and feature weight are analyzed theoretically. The experimental results show that after fifteen times of iteration training, the deep CNN has better recognition ability than the traditional SVM, ELM and BP neural network; compared with the classical LeNet-5 model, VGGNet model and models in the related literatures, the proposed model has more advantages.

Key words: power transmission lines; foreign body identification; convolutional neural network; TensorFlow

附录

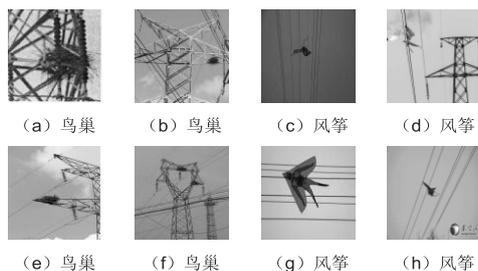


图 A1 去噪前图像

Fig. A1 Images before de-noising

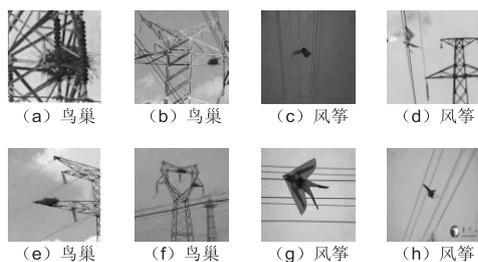


图 A2 去噪后图像

Fig.A2 De-noised image

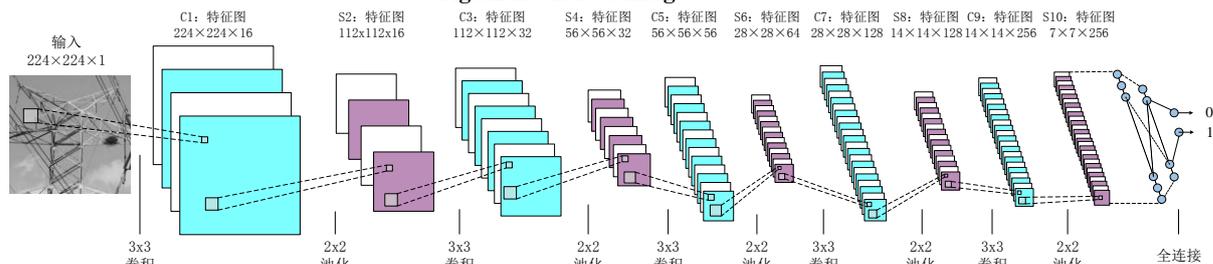


图 A3 高压输电线路异物识别的卷积神经网络

Fig. A3 CNN for foreign body identification of HV power transmission lines

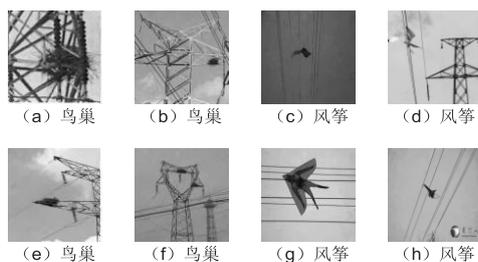


图 A4 带有异物的训练样本

Fig.A4 Training samples with foreign objects

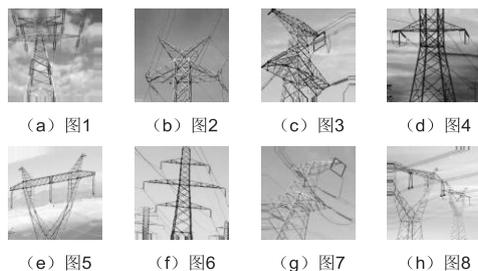


图 A5 无异物的训练样本

Fig.A5 Training samples without foreign objects