

基于卷积神经网络的电力杆塔图像智能识别算法研究

刘 姜,郭景武,付子峰,刘春堂,李龙云

国网湖北省电力有限公司检修公司,湖北 武汉 430000

摘 要 目前常用电力杆塔图像智能识别算法受到收敛速度影响,其识别耗时较长且误差率较高。为此,提出基于卷积神经网络的电力杆塔图像智能识别算法研究。以卷积神经网络技术为基础,通过提取电力杆塔原始图像特征,选择多区域图像最优网络。设计实验,通过将研究算法与常用算法进行对比,证明研究的有效性。

关键词 卷积神经网络;智能识别;电力杆塔;算法;最优网络

中图分类号 TP753

DOI 10.19769/j.zdhy.2020.09.021

0 引言

近些年来配电线路总里程的逐渐增加,使得电网规模逐渐扩大。电力系统主要由发电、输电、配电、用电以及相关辅助系统组成,其中输电线路作为发电系统的重要通道,其运行情况对配电以及整体用电网络的运行有着极大影响^[1]。输电线路工作环境大多处于室外环境,工作环境中存在大量不确定影响因素,在其长时间工作后很大概率会出现异常,影响电力系统正常运行。日常输电线路故障以电力杆塔类事故为主,常见故障类型有金具缺失、异物挂塔以及鸟巢挂塔等^[2]。为满足电力杆塔规律性巡检需求,保证电力系统正常运行,提出基于卷积神经网络的电力杆塔图像智能识别算法研究。卷积神经网络作为一种人工神经网络的改进技术,能够自动提取与识别二维图像特征^[3]。将其应用于电力杆塔图像识别中,能够不需要对原始图像进行太多预处理就可以得到图像的不变形特征,对电力杆塔常见故障能够较为快速准确地识别。

1 基于卷积神经网络的电力杆塔图像智能识别算法

1.1 电力杆塔图像特征提取

卷积神经网络技术用于电力杆塔图像识别,利用其技术特点^[4]。在输入电力杆塔未经处理原始图像后,隐层对图像特征进行分类,得到高精度并优化的提取效果,如图1所示。

卷积神经网络中隐层主要用于特征提取,输入原始图像数据后,输出层结构分为A~G几类,其中C层与S层作为重复结构特征提取单元^[5]。经过多次特征提取后,将最后得到特征图进行光栅化处理,得到全连接层。

特征提取中的卷积操作是图像高度鲁棒性结果的关键影响因素之一^[6]。设输入电力杆塔原始图像的卷积层数据为 $m \times m$ 的矩阵 M ,卷积核为 $n \times n$ 的矩阵 C 。使用卷积核对矩阵 M 进行顺序卷积,得到大小结果为 $(m-n+1) \times (m-n+1)$ 特征矩阵 F ,其卷积层计算表达为:

$$F = \text{sigmoid}(\text{con}(M, C) + B_1) \quad (1)$$

式中: B_1 为卷积层偏置矩阵; con 为卷积函数。根据 con 能够实现 M 对 C 的卷积操作^[7]。卷积层偏置矩阵为输入数据 M 与卷积核 C 的卷积结果添加偏置 B_1 ,通过激活函数 sigmoid 得到最后卷积特征图 F 。优化卷积层得到高准确度电力杆塔图像特征提取。

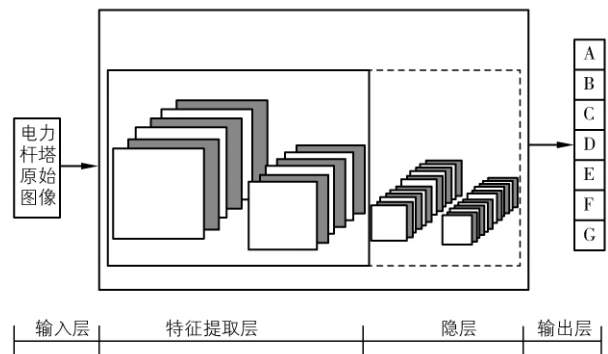


图1 电力杆塔图像特征提取示意图

特征提取隐层中最后一个单元的单感知器完成输出结果映射,其函数表达式为:

$$N_o = \text{sigmoid}(W_n + G + B_2) \quad (2)$$

式中: N_o 为输出分类结果矩阵; W_n 为全连接参数矩阵; G 为全连接层矩阵; B_2 为全连接层偏置矩阵。

全连接层对初步提出得到的电力杆塔图像特征进行进一步处理,降低反馈次数的错误率,加快收敛速度,得到较优提取结果。

1.2 多区域图像最优网络选取

为提高训练速度,随机丢弃部分处理后的图像信息。对经处理后的图像,在训练过程中会随机选择训练区域。测试中针对图像中间区域进行,考虑到提取特征不变对结果的影响,在测试过程中使用多区域计算,对包含图像四角区域、中心区域以及水平反射区域在内的共10个区域进行测试。将这些区域得到的结果平均价作为输出,得到更好的识别效果^[8]。

测试后图像的存储形式为三维立方体形式,因此图像中包含图像的行、列以及数目。在进行图像逻辑回归

收稿日期:2020-05-28

52 2020年第09期

计算时,需要对图像进行水平翻转。同时,识别前需要一个数据增强层,其计算函数为:

$$f(x_i) = \frac{B^{x_i}}{\sum_j B^{x_j}} \quad (3)$$

式中: B 为卷积层; x_i 为输出值。得到其增强函数 $f(x_i)$ 将识别结果转化为 0~1 的数据。在数据增强层中输入 7 个输出层,通过公式(3)生成概率值,将标签与预测结果通过目标优化函数得到分类错误率。

在确定训练数据后,考虑到网络收敛性影响,使用激励函数选择最优网络,效果好的激励函数可以提高网络收敛速度。为满足卷积神经网络算法,使用激活函数为 sigmoid 函数。由于 sigmoid 函数不具备稀疏性,因此在识别中加入惩罚因子,训练接近 0 的冗余数据产生数据。最佳点让网络训练收敛快,对图像特征的识别精度高。

2 实验

2.1 实验准备

为分析基于卷积神经网络的电力杆塔图像智能识别算法的实际应用性能,设计本实验。实验采用对比法,对某一地区的电力杆塔运行情况进行识别,实验中测试数据划分为 500 个训练数据、500 个验证数据以及 500 个测试数据。以训练数据作为参数,验证数据用来选择超参数,测试数据用于测试泛化能力。实验使用“误识率”作为测试误差的指标,对比研究算法与振动谱识别算法、全连接识别算法以及深度学习识别算法间的差别。实验中采用统一硬件设置,采用的 GPU 型号为 NVIDIA GeForce 405、CPU 型号为 AMD Phenom(tm) II X4 B97 Processor @3.2GHz 以及 Win7 64 位旗舰版操作系统。根据迭代次数不同,对几组识别算法分别进行三次迭代实验。每次实验选取 50 条训练数据,每次实验对应迭代次数分别为 120、240 以及 360,对比各组识别算法实验结果。

2.2 实验结果对比

不同迭代次数下各识别算法的误识率与耗时如表 1 所示。

分析实验结果可以看出,四种识别算法的总消耗时间都会随着迭代次数的增加呈倍数增长,变化幅度基本保持一致。在每次实验中,同组算法单位周期内时间消耗基本相同,而不同算法在不同迭代次数下误识率存在一定差距。分析表中数据可以看出,相比于深度学习识别算法,振动谱识别算法与全连接识别算法识别准确率得到一定提高,而卷积神经网络识别算法识别准确率最高。相对于深度学习识别算法,全连接识别算法起始阶段均方误差较高,呈现出快速下降趋势。深度学习识别算法均方误差出现交叉点后,其均方误差始终低于深度学习识别算法。振动谱识别算法下降速度高于深度学习识别算法与振动谱识别算法,在其起始均方误差增加。而相比于其他三种识别算法,卷积神经网络误识率较低,且耗时较短,整体性能更加优秀。

表 1 实验结果对比

训练 次数	算法	误识 率 /%	周期耗时 /s		
			第一周期	第二周期	第三周期
第一次	振动谱识别算法	4.07	87.343 9	87.887 4	87.950 8
	全连接识别算法	5.86	87.763 6	87.494 2	87.553 5
	深度学习识别算法	6.10	87.270 1	88.051 8	87.408 2
	卷积神经网络识别算法	4.00	87.319 0	88.404 2	88.404 3
第二次	振动谱识别算法	4.73	87.943 8	87.255 3	—
	全连接识别算法	7.50	88.819 5	88.164 7	—
	深度学习识别算法	7.75	88.603 8	87.900 6	—
	卷积神经网络识别算法	4.69	88.356 9	87.368 4	—
第三次	振动谱识别算法	6.65	88.368 3	—	—
	全连接识别算法	10.30	88.975 2	—	—
	深度学习识别算法	11.3	98.192 2	—	—
	卷积神经网络识别算法	6.61	88.356 9	—	—

3 结语

电力杆塔作为保证电力运输的基础设施,使用机械设备代替人工在复杂环境下进行电力杆塔检测成为目前研究的一个热点。因此,在基于卷积神经网络的电力杆塔图像智能识别算法研究中,根据实际情况,提供电力杆塔正常运行状态图像,利用提取层,深入分析电力杆塔运行状态,得到较为准确的识别结果。但在算法实际应用中需要注意卷积神经网络训练时间的重要性,大规模的卷积神经网络结构需要更长的训练时间,其主要受到训练时网络参数影响,因此在今后的研究中可以从一些方面入手,缩短训练时间,提高整体识别效率。

参考文献

- [1] 李航,历丹,朱晨,等.基于卷积神经网络的图像识别系统[J].电脑知识与技术,2020,16(10):196-197,200.
- [2] 朱兆彤,付学志,胡友峰.一种利用迁移学习训练卷积神经网络的声呐图像识别方法[J].水下无人系统学报,2020,28(1):89-96.
- [3] 邢世宏,施闻明,任荟洁.不同数据集容量下的卷积神经网络图像识别性能[J].舰船科学技术,2019,41(21):188-193.
- [4] 谢璐阳,夏兆君,朱少华,等.基于卷积神经网络的图像识别过拟合问题分析与研究[J].软件工程,2019,22(10):27-29,26.
- [5] 吴海丽.基于卷积神经网络的图像大数据识别[J].山西大同大学学报(自然科学版),2019,35(2):23-25,37.
- [6] 秦东辉,周辉,赵雄波,等.基于卷积神经网络图像识别算法的加速实现方法[J].航天控制,2019,37(1):21-26.
- [7] 高薇,曾健民.基于卷积神经网络算法的图像识别应用研究[J].西安文理学院学报(自然科学版),2019,22(1):10-14.
- [8] 张珂,侯捷.基于改进的卷积神经网络图像识别方法[J].科学技术与工程,2020,20(1):252-257.