



基于计算机视觉的架空输电线路机器人巡检技术综述

李振宇^{1,2}, 郭锐^{1,2}, 赖秋频³, 杨军³, 雍民⁴, 王亮³, 傅思遥³

(1. 国网山东省电力公司电力科学研究院, 山东 济南 250003; 2. 山东鲁能智能公司, 山东 济南 250014;
3. 武汉大学电气工程学院, 湖北 武汉 430072; 4. 国网济南市历城区供电公司, 山东 济南 250100)

摘 要: 架空输电线路是电网安全运行和电能可靠输送的关键, 对其进行定期巡检至关重要。计算机视觉系统具有集成度高、交互性好、自动化程度高、处理速度快等特点, 能够在架空输电线路巡检过程中各类设备的准确识别和故障判断中发挥重要作用, 因此计算机视觉系统在架空输电线路机器人巡检与故障诊断中具有广泛的应用前景。从导线的识别、杆塔识别以及绝缘子串的识别等架空输电线路关键设备方面综述了机器人计算机视觉巡检技术及其研究现状, 分析了多种相应的图像处理方法, 在此基础上对基于机器学习的架空输电线路机器人视觉巡检关键技术进行了总结与展望。

关键词: 计算机视觉; 架空输电线路; 机器人巡检技术; 机器学习; 图像处理; 设备识别

中图分类号: TM755 **文献标志码:** A **DOI:** 10.11930/j.issn.1004-9649.201801094

0 引言

高压输电线路是电力传输的主要途径, 对输电线路定期巡检, 以便及时发现和消除隐患, 对于电力系统预防重大事故有着重要意义^[1-2]。传统的输电线路巡检主要是通过人工方式或直升机, 综合运用感官以及配套的检测仪器对线上设备与杆塔进行以简单定性判断为主的检查。其中人工巡线费用低廉, 但巡线效率低, 复检周期长, 存在劳动强度大、检测质量分散、主观因素多、巡检不到位、难以监控、巡检结果难以数字化等缺陷, 不符合智能电网的发展方向^[3]; 且由于地理环境因素存在巡检盲区, 巡检数据准确率也不高^[4]。直升机巡航效率较高, 但存在飞行安全隐患且费用极其昂贵^[5]。随着科技进步和电力体制改革的不断发展, 以“信息化、数字化、自动化、互动化”为特征的智能电网建设逐渐深入, 为了提高高压输电线路设备的安全可靠运行水平, 基于计算机视觉的输电线路巡检机器人替代人工巡检已经成为未来智能巡检的发展趋势^[6]。

输电线路巡检机器人集成了最新的机电一体化、数据可视化和识别智能化技术, 采用自主或遥控方式, 部分替代人接近架空输电线路设备进

行可见光或红外等检测, 对巡检数据进行对比和趋势分析, 能够及时发现电网运行的事故隐患和故障先兆^[7], 如: 异物、损伤、发热和结冰等^[8]。操作人员只需通过后台基站计算机收到的实时数据、图像等信息, 即可完成设备巡视工作, 从而代替人工巡检。一般而言, 机器人巡线具有近距离、高精度特点, 不存在巡检盲区, 巡检费用相对于直升机低廉很多, 同时, 巡线机器人的视觉系统具有控制简单、成本适中、交互性好、智能化程度高等特点, 因此已成为特种机器领域和输电设备检修领域的研究热点^[9]。

对于架空输电线路, 最重要的 3 种基础设备即是输电导线、杆塔和绝缘子串; 在巡线机器人巡检过程中, 这 3 种设备的识别具有典型性。本文在分析、总结基于计算机视觉的架空输电线路巡检与故障诊断相关领域已有成果的基础上, 对涉及的相关技术进行了梳理, 重点以输电导线、杆塔和绝缘子串为例, 从识别原理、相关算法和研究方向等角度全面分析了基于计算机视觉的机器人巡检技术潜在的机遇和挑战, 并进行了总结与展望。

1 基于计算机视觉的输电导线识别方法

导线是架空线路中的基本设施, 将电能从电

收稿日期: 2018-01-09; 修回日期: 2018-03-26。

基金项目: 国家自然科学基金项目 (51277135)。

厂传送到用户，承接着最基本的电能传输功能。巡检机器人驱动臂的脱线与抱线操作首先都需要在视平面中准确定位导线；然而在野外时，导线通常分布于复杂的环境中，因此巡检机器人沿导线行走时，其摄像机采集的图像中的导线通常会受到如高大建筑、树木、杆塔等背景直线边缘的干扰。因此，在识别导线的过程中往往第一步需要对图像进行预处理，目的是为了解决常见的图像畸变、模糊和光照不均等问题；第二步进行图像增强并通过边缘检测算法对图像进行直线检测，得到直线的参数；第三步再根据导线簇参数的关联性^[10]或先验知识^[11]，利用直线检测算法如 Hough 变换等对直线的参数点进行正弦曲线检测，将导线从干扰直线中提取出来。

导线识别的方法已经比较成熟，目前提取直线像素包括边缘检测方法和线增强方法。常见的边缘检测方法主要有：Robert 算法、Prewitt 算法、Sobel 算法、Krisch 算法、LoG 算法和 Canny 算法；常见的直线检测算法主要有：Hough 算法、ED-Line 算法、LSD 算法、CBS 算法等^[12]。文献[13-15]对常见的直线检测算法进行了实验对比，结果表明 Hough 算法最稳定。图 1 显示了通过数字形态学腐蚀膨胀和滤波预处理之后使用 Hough 变换得到的结果。



图 1 Hough 变换提取输电线路轮廓

Fig. 1 Hough transform to extract the outline of the transmission line

2 基于计算机视觉的输电线路杆塔识别技术

杆塔是架空电力线路最主要的设备之一，用来支撑导线、避雷线和各类连接金具。巡检图像中杆塔区域的确定对于输电线路巡检有着重要影响。同时，杆塔识别与定位的准确与否也决定着巡检机器人视觉伺服越障的成功率。通过检测图像中的杆塔区域，可以给出检测各类部件的小范围区域。同时，每具杆塔在电力部门都有详细的基建资料可供查询，其中包括其地理信息、

各类线路部件安装数目和位置信息等；依据这些基建所提供的信息，机器人可以更加准确地提取图像中各类部件包括绝缘子、电力线、引流线、地线、防震锤、间隔棒、悬垂线夹等的具体位置及其数量，并且进一步实现各类部件常见故障的智能诊断。

电力杆塔在拍摄中的主要图像特征有：

(1) 电力杆塔在图像中表现为不规则多边形（包括交叉直线段）；

(2) 电力杆塔在图像中表现为密集区域、角点密集区域；

(3) 电力杆塔区域的面积在图像中也较大。

为达到可靠识别电力杆塔的目的，传统思路是通过角点检测方法和数字图像形态学，同时结合电力杆塔在图像中的固有特征，来实现对已知区域形状的轮廓图像中电力杆塔像素的检测^[16-21]。典型方法有角点检测^[22]和图像分割^[23]，如文献[22]中提出使用角点检测模块和模版匹配一起来进行杆塔顶端检测。一般而言此类方法所提取的特征数据较大，容易产生误报，尤其是在多分裂线路和多杆塔区域；如果进行复杂的参数调优或多算法结合，则模版匹配往往不稳定，大多只能在实验室内的理想测试环境中生效。在文献[23]中使用了基于图分割的方法进行图像分割，然而此算法速度极慢，效率较低。

其他数字图像形态学处理技术如直线或边缘检测^[24]、形态学滤波^[25-27]、高斯滤波^[28]等，也都存在预处理复杂、误检率高、性能不稳定等问题。通过以上分析可以得出结论：传统数字图像处理技术并不能够得到很好的效果。

为了解决以上问题，文献[29]通过提取视频中关于杆塔图像的 HOG 鲁棒特征描述多层神经网络（MLP），得到了稳定的分类器。为了提高搜索速度，原始输入图像需要经过两级图像处理：首先对原始图像进行 Sobel 滤波得到边缘信息，再进行 Hough 变换来得到所有直线线段信息；在此基础上对含有杆塔的图像区域进行初步定位，再通过滑动窗技术来扫描所得局部图像区域，通过专门建立的一个两分类的数据集（杆塔与背景）上进行训练，这样分类器就能够可靠地将局部图像所含有的杆塔图像检测出来（如图 2、图 3 所示）。

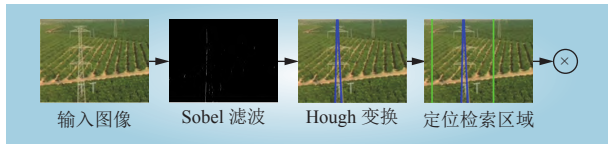


图 2 通过Hough变换定位杆塔区域
Fig. 2 Locate the tower area by Hough transform

为了进行视频跟踪，对每一帧图像都检测一遍是否存在杆塔图像。在杆塔检测出来之后，系统通过层级多、参数多尺度运动信息算法来对杆塔目标进行跟踪，所建的小型杆塔图像数据库示意图参见图 4。表 1 给出了针对不同类型的杆塔所得到的具体识别效果。

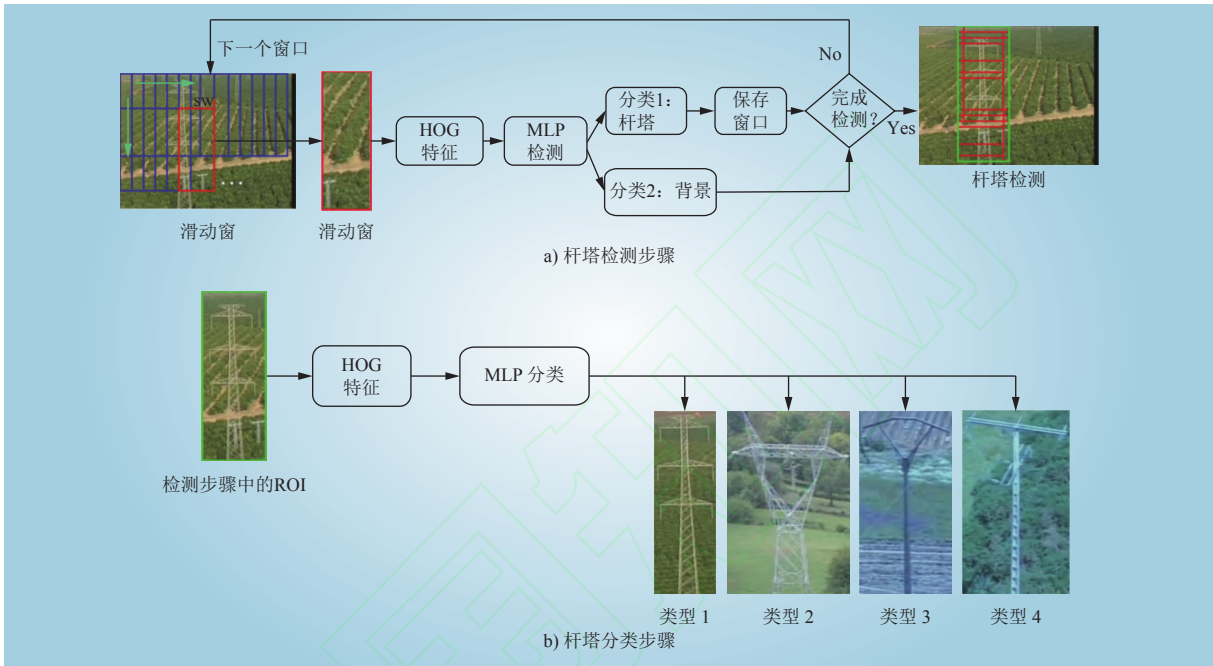


图 3 通过HOG特征算子与多层神经网络分类器进行杆塔识别的系统框图

Fig. 3 A block diagram of tower identification based on HOG feature operator and multi-layer neural network classifier

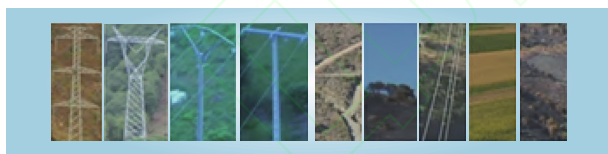


图 4 小型杆塔图像数据库（左图为杆塔，右图为背景）
Fig. 4 Small tower image database (the left for the tower, the right picture for the background)

为了解决误报的问题，提出了使用 Boosting 集成学习迭代方法和投票机制来进行分类特征信息汇总，具体做法是使用 RealBoost 算法对预先建立好的杆塔图像训练集训练不同的分类器（弱分类器），然后把把这些弱分类器集成起来构成一个最终分类器（强分类器），最终得到了低于 3% 的误检率（见图 5）。

表 1 4 种类型的杆塔识别率
Table 1 Four types of tower identification rate

| 实际类/% | 预测类/% | | | |
|-------|-------|-----|-----|-----|
| | 类型1 | 类型2 | 类型3 | 类型4 |
| 类型1 | 98 | 4 | 2 | 2 |
| 类型2 | 0 | 96 | 0 | 0 |
| 类型3 | 0 | 0 | 94 | 6 |
| 类型4 | 2 | 0 | 4 | 92 |

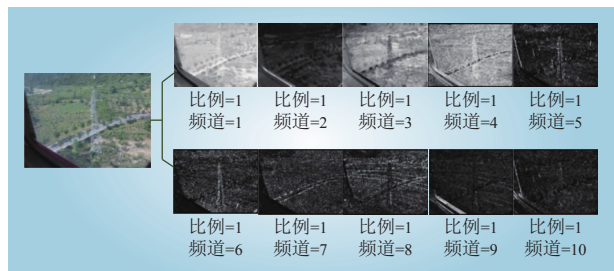


图 5 基于boosting的杆塔监测方法
Fig. 5 Method of monitoring tower based on Boosting

文献[30]提出用直线提取和二维网格特征描述的方法来监督训练 SVM 分类器进行杆塔识别与跟踪,对于二维网格特征描述了使用 ORB 特征。在训练过程中,需要预先标定好杆塔区域和背景区域,再将图像区域网格化并计算 ORB 描述的数量得到 ROI,进而得到特征描述向量(见图 6)。经过训练的 SVM 分类器能很好地识别出杆塔区域(见图 7)。同时做了多种特征描述的性能对比,对比试验结果表明基于 CBS 直线检测加 ORBGRID 特征提取的组合速度最快,但是由于此方法需要对杆塔进行逐帧检测,因此不能很好地处理遮挡与形变问题。

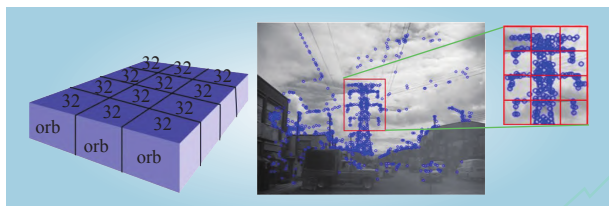


图 6 基于 CBS 的直线检测加 ORBGRID 特征提取进行杆塔定位

Fig. 6 Based on CBS linear detection plus ORBGRID feature extraction for tower positioning



图 7 CBS 直线检测加 ORBGRID 特征提取进行杆塔定位的实验结果

Fig. 7 CBS linear detection plus ORBGRID feature extraction for the experimental results of tower positioning

其他方法包括使用 LiDar 雷达遥感^[31-32]、地理位置信息与空间信息约束^[33]和 3D 绘图信息重建等,但这些方法费用高昂,目前的适用性受到了限制。

3 基于计算机视觉的绝缘子串识别技术

绝缘子串的基本作用是支撑导线和防止电流回地。一个典型挂网绝缘子串的故障分析流程图概述如下^[34-35]:

(1) 预处理。对采集到的绝缘瓷瓶图像进行预处理(包括对原图像的灰度转换、直方图均

衡、白平衡、去噪、分割、形态学处理、区域标记以及边缘跟踪)。

(2) 对预处理后各区域进行特征提取。其目的在于将绝缘子中部的特定区域作为绝缘子定位的依据,利用绝缘瓷瓶特殊的形状信息(如确定圆形度、细长度、占空比、长短径比和不变矩等)进行特征提取。特征描述了应当具备旋转、平移和比例缩放不变性。

(3) 绝缘瓷瓶识别定位。通过预先确定的分类器进行训练,来完成特征区域的识别。同时根据特征区域外包装与绝缘瓷瓶长、宽的比值最终完成绝缘瓷瓶的定位。

(4) 绝缘瓷瓶破损检测。包括瓷瓶表面破损检测及边缘缺口破损检测。先确定表面破损检测区域,并进行边缘检测,再定位出受损瓷瓶。

(5) 通过汇集以上信息,结合《带电设备红外诊断技术应用导则》判断电气设备是否存在故障、故障类型和严重程度的准则,最终判断瓷瓶是否出现破损。

可以看出,目前主流的绝缘子串故障算法还是以传统机器学习思路为主,即特征提取与浅层分类器相结合^[36]。表 2 列出了目前主流的绝缘子串故障诊断(定位与识别)方法^[37]。

需要指出的是,相对于正常工作的绝缘子串等金具,受损的绝缘子串无论在数量上还是类型上都属于绝对少数,因此所能得到的野外工作现场图像信息极其稀少,难以获得更多更完备的野外线上目标故障化图像,使得基于机器学习的绝缘子串故障诊断算法无法得到有效训练并进行推广。为了解决视觉信息获取渠道单一的问题,有研究人员提出使用多传感器多模态信息融合的研究手段^[38-39]。文献[40-42]使用多模态(可见光、红外、紫外)融合的方法来汇集不同特征信息,并使用神经网络进行分类,取得了良好的效果,使分类正确率从 85% 提升到 90%。

4 基于机器学习的架空输电线路机器人视觉巡检技术

近年来机器学习技术逐渐成为基于计算机视觉的线上设备识别与定位系统的趋势。随着大数据时代的到来,通用的解决方案应运而生:建立



表 2 主流的绝缘子串故障诊断（定位与识别）方法
Table 2 The mainstream of the insulator string fault diagnosis (positioning and identification) method

| 检测类型 | 故障诊断算法 | 故障诊断流程 |
|---------|-------------------|------------------------------|
| 直升机空中巡检 | 神经网络 | 两分类三层前馈神经网络分类器 |
| 机器人 | Hough变换 | 改进型Hough变换和颜色特征+SVM分类器 |
| 机器人 | Hough变换+小波分析 | 改进型Hough变换和小波特征+SVM分类器 |
| 机器人 | DOST特征提取 | DOST特征提取+ANFIS（自适应模糊神经推理）分类器 |
| 机器人 | 小波分析 | 小波特征+HM（隐马尔可夫）分类器 |
| 机器人 | 离散正交S变换（DOST）特征提取 | DOST特征提取+SVM分类器 |
| 机器人 | 模糊C均值算法（FCM）图像处理 | FCM轮廓提取+维纳滤波器 |
| 机器人 | LBP特征提取+直方图 | LBP-HF特征提取+SVM分类器 |
| 机器人 | K均值聚类 | 结构几何约束+统计分析 |

输电线路上的大数据图像集（多类别及多样本），包含不同尺度、背景、光照、角度的各类线上设备类型，每一个类别可细分为更多小类。比如绝缘子类别可包括不同方向类、正常光照类、逆光类、红外光类、正常类和破损类等。但随着图像类别的增加，类间差别会逐渐减小，传统方法的识别任务将变得更加困难。然而需要指出的是：这种

多层结构的数据库非常适合机器学习的感知模型（特别是深度学习模型）进行训练学习^[43]。该大规模数据库的建立，将解决一系列输电线分类和识别问题。因此如何建立深度学习模型，在有效时间内高效地处理海量多类别图像数据，并进行准确的目标分类与检测将成为近年来的主流思路（见图 8）。

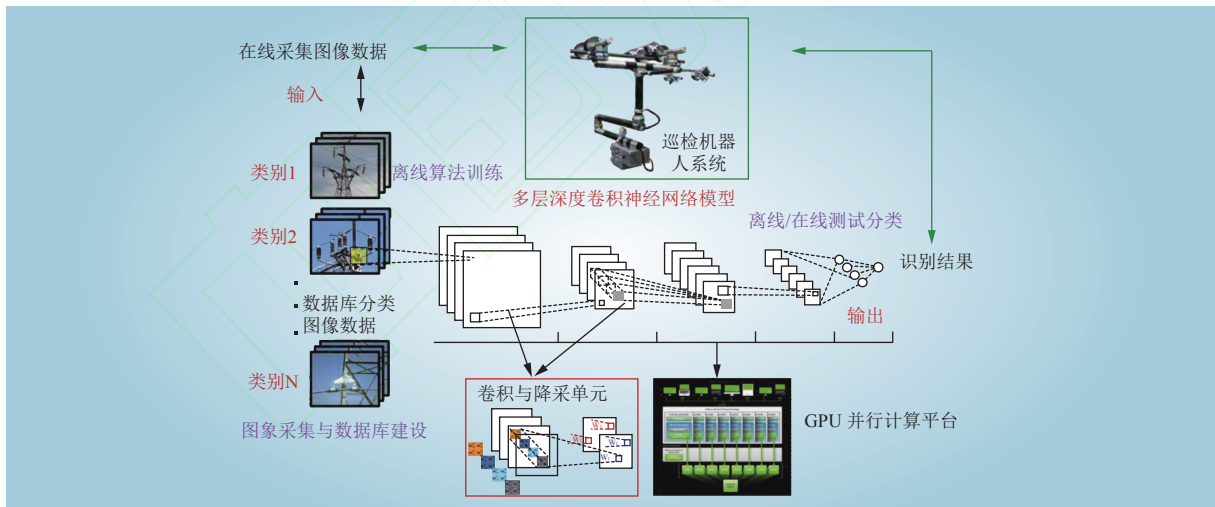


图 8 基于卷积神经网络的视觉检测模型

Fig. 8 Visual inspection model based on convolution neural network

事实上，深度学习具备传统机器学习算法所不具备的大数据处理和快速识别能力。然而将深度学习应用于电力、机械等传统工业领域仍有许多问题需要解决，对于不同场景下数据分布之间的差异、深度模型的运行效率等问题仍需要进一步研究。以输电线路巡检为例，目前几乎所有的深度学习算法都是基于低分辨率的数据库，原因

在于深度学习算法主要关注点在于大尺寸、多纹理物体，如行人、汽车等^[44-45]。而输电线路巡检的图像具有高分辨率、低纹理性、小尺寸的特点，这使得在线巡检更类似于小运动目标检测，困难程度相对较高^[46]。如何通过多级联的检测器与识别器来得到准确可靠的目标信息是未来研究工作的关键。

除此之外,传统深度学习算法运行在标准数据库上,这些数据库已经经过参数调优,其图像尺寸、分辨率、光照条件、类别数量等都非常均衡,这样能够最大限度地发挥深度学习的特点^[47-48]。然而对于输电线路巡检领域,目前为止并没有形成统一化与标准化的输电线路目标图像库。而已有的若干图像库受到各种环境条件制约,图像种属信息混乱,不同类别图像数据差异极大,在这样的图像库上训练的机器学习算法往往会出现严重的非均衡化现象,即算法在对某一类别的图像识别效果极好的同时会对另一类别的图像识别精度较低。因此,如何建立输电线路标准化大数据图像集(多类别多样本,并包含不同尺度、背景、光照、角度等的各类线上设备类型)是一个急需解决的问题(如图9所示为输电线路部分标准化图像库)。



图 9 理想的输电线路标准化图像库

Fig. 9 Ideal standardized transmission line image library

此外,以下问题也是基于机器学习的架空输电线路机器人视觉巡检技术需要进一步解决。

(1) 深度学习的训练非常消耗计算资源,而架空输电线巡检机器人的计算能力和体积大小有限,所以如何开发基于嵌入式系统的深度学习算法并部署在线上机器人本体上运行是亟待解决的问题;

(2) 深度学习目前只适用于图像检测和分类,而架空输电线巡检机器人在巡检时必须满足实时检测的工作要求,所以如何实现实时目标跟踪是未来发展的关键;

(3) 巡检机器人在工作时不仅需要识别出输电线路上的各类设备,还应能识别出设备是否故障、何种故障以及故障程度,所以开发基于深度学习的输电线路设备故障检测与识别系统是下一步的发展方向。

5 结语

基于智能视觉处理的输电线路机器人巡检技术已成为未来输电线路状态检修发展的趋势。论文从识别原理、相关算法等角度总结分析了输电导线、杆塔和绝缘子串等架空输电线路基础设备的机器人计算机视觉巡检技术发展现状,比较了各种方法的优缺点,在此基础上提出了一套基于卷积神经网络的输电线路视觉检测框架。

不同于传统自然图像检测,巡检机器人的工作环境恶劣,线上障碍物千差万别,尺度变化极大,光照影响非常明显。考虑到一义多图、一图多物、一物多态、异物相似等多重因素的影响,虽然巡检机器人的视觉系统已经在视觉定位、视觉伺服、局部越障与信息集成等关键技术上取得了一定突破,但是输电线路视觉判断技术仍存在许多技术难点,距实际应用仍有较大差距。将深度学习技术与计算机视觉识别技术相结合,能提高巡检机器人视觉系统的运行质量和效率,保障输电线路的安全稳定运行。因此,基于深度学习的架空输电线路机器人计算机视觉巡检技术是未来具有广阔研究前景的方向。

参考文献:

- [1] 梁立凯. 架空输电线路输电能力的研究[D]. 山东: 山东大学, 2013.
- [2] 叶远波, 孙月琴, 黄太贵, 等. 智能变电站继电保护二次回路在线检测与故障诊断技术[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(20): 148-153.
YE Yuanbo, SUN Yueqin, HUANG Taigui, *et al.* Online state detection and fault diagnosis technology of relay protection secondary circuits in smart substation[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(20): 148-153.
- [3] 秦红霞, 武芳瑛, 彭世宽, 等. 智能电网二次设备运维新技术研讨[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(22): 35-40.
QIN Hongxia, WU fangying, PENG Shikuan, *et al.* New technology research on secondary equipment operation maintenance for smart grid[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(22): 35-40.
- [4] 曾友林. 配电网架空线中无人机巡视应用探究[J]. 科技风, 2017(12): 10.
ZENG Youlin. Exploration of UAV navigation application on overhead transmission line[J]. Technology Wind, 2017(12): 10.



- [5] 耿欣, 周延泽. 巡线机器人的爬行方案设计[J]. 机器人技术与应用, 2002(4): 19-21.
GENG Xin, ZHOU Yanze. Crawler robot crawling program design[J]. Robot Technique and Application, 2002(4): 19-21.
- [6] 彭向阳, 吴功平, 金亮. 架空输电线路智能机器人全自主巡检技术及应用[J]. 南方电网技术, 2017, 11(4): 14-22.
PENG Xiangyang, WU Gongping, JIN Liang. Full-automatic inspection technology of intelligent robot for overhead transmission lines and its application[J]. Southern Power System Technology, 2017, 11(4): 14-22.
- [7] 姜臻, 苗世洪, 刘沛. 基于故障可观性的输电线路故障定位方法[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(15): 1-9.
JIANG Zhen, MIAO Shihong, LIU Pei. Fault observability model based fault location technique for transmission grids[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(15): 1-9.
- [8] 李正. 高压输电线路自主巡检机器人的研究[D]. 上海: 上海大学, 2013.
- [9] 童祖兵. 巡线机器人视觉导航研究[D]. 安徽: 安徽工业大学, 2016.
- [10] FU S, LI W, ZHANG Y, *et al.* Structure-constrained obstacles recognition for power transmission line inspection robot [C]//International Conference on Intelligent Robots and Systems, IEEE Xplore, 2006: 3363-3368.
- [11] LI Z, LIU Y, HAYWARD R, *et al.* Knowledge-based power line detection for UAV surveillance and inspection systems[C]//Image and Vision Computing New Zealand, Ivcnz 2008, International Conference, IEEE, 2009: 1-6.
- [12] SHARMA H, DUTTA T. Image analysis-based automatic utility pole detection for remote surveillance[C]//International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications, IEEE, 2015: 1-7.
- [13] YAN S, JIN L, DUAN S, *et al.* Power line image segmentation and extra matter recognition based on improved Otsu algorithm[C]//International Conference on Electric Power Equipment - Switching Technology, IEEE, 2014: 1-4.
- [14] TONG W G, LI B S, YUAN J S, *et al.* Transmission line extraction and recognition from natural complex background[C]//International Conference on Machine Learning and Cybernetics, IEEE, 2009: 2473-2477.
- [15] YAO N, HONG G, GUO Y, *et al.* The detection of extra matters on the transmission lines based on the filter response and appearance[C]//International Symposium on Computational Intelligence & Design, IEEE, 2015: 542 - 545.
- [16] MURTHY V S, GUPTA S, MOHANTA D K. Digital image processing approach using combined wavelet hidden markov model for well-being analysis of insulators[J]. Iet Image Processing, 2011, 5(2): 171-183.
- [17] LI B, WU D, YANG C, *et al.* A method of insulator detection from video sequence[C]//2012 4th International Symposium on Information Science and Engineering, ISISE, Shanghai, China, 2012: 386-389.
- [18] ZHANG X, AN J, CHEN F. A simple method of tempered glass insulator recognition from airborne image [C]//International Conference on Optoelectronics and Image Processing. IEEE, 2011: 127-130.
- [19] HE S Y, WANG L, XIA Y, *et al.* Insulator recognition based on moments invariant features and cascade adaboost classifier[C]//2013 2nd International Conference on Mechatronics and Control Engineering, ICMCE 2013, Dalian, China, 2013: 362-367.
- [20] LI W, YE G, HUANG F, *et al.* Recognition of insulator based on developed MPEG-7 texture feature[C]//International Congress on Image and Signal Processing, IEEE, 2010: 265-268.
- [21] YAO C Y, JIN L J, YAN S J. Recognition of insulator string in power grid patrol images[J]. Journal of System Simulation, 2012(9): 1-6.
- [22] GOLIGHTLY I, JONES D. Corner detection and matching for visual tracking during power line inspection[J]. Image & Vision Computing, 2003, 21(9): 827-840.
- [23] SONG Z. Power pole detection based on graph cut[M]. 2008.
- [24] WU Q, AN J. An active contour model based on texture distribution for extracting inhomogeneous insulators from aerial images[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2014, 52(6): 3613-3626.
- [25] CETIN B, BIKDASH M, MCINERNEY M. Automated electric utility pole detection from aerial images[C]//Southeastcon, 2009, IEEE, 2009: 44-49.
- [26] Yao X, Guo L, Zhao T. Power Line Detection Based on Region Growing and Ridge-Based Line Detector[C]//Proceedings of 2013 Chinese Intelligent Automation Conference, Springer Berlin Heidelberg, 2013: 431-437.
- [27] Bhujade R M, Adithya V, Hrishikesh S, *et al.* Detection of Power-Lines in Complex Natural Surroundings[C]//International Conference on Information Technology Convergence and Services. 2014: 101-108.
- [28] SONG B, LI X. Power line detection from optical images[J]. Neurocomputing, 2014, 129(SI): 350-361.
- [29] MARTINEZ C, SAMPEDRO C, CHAUHAN A, *et al.* Towards

- autonomous detection and tracking of electric towers for aerial power line inspection[C]//International Conference on Unmanned Aircraft Systems. IEEE, 2014: 284-295.
- [30] CERÓN A, MONDRAGÓN I, PRIETO F. Real-time transmission tower detection from video based on a feature descriptor[J]. *Iet Computer Vision*, 2017, 11(1): 33-42.
- [31] GUO B, LI Q, HUANG X, *et al.* An improved method for power-line reconstruction from point cloud data[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(1): 36.
- [32] ZHANG Y, YUAN X, FANG Y, *et al.* UAV low altitude photogrammetry for power line inspection[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2017, 6(1): 14.
- [33] 柳长安, 叶文, 吴华, 等. 融合地理位置信息的电力杆塔检测[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2013, 41(S1): 208-210, 214.
- LIU Changan, YE Wen, WU Hua. Detection of power poles based on fusion of geographical location information[J]. *Huazhong University of Sci. & Tech.(Natural Science Edition)*, 2013, 41(S1): 208 - 210, 214.
- [34] 朱珠. 图像处理技术在架空线路绝缘子破损检测系统中的应用研究[D]. 江苏: 江苏大学, 2008.
- [35] LI Z, YAO J, YANG Y, *et al.* Complex wavelet-domain local adaptive denoising method for insulator infrared thermal image based on MAP estimation[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2009, 30(10): 2070-2075.
- [36] LIN J, HAN J, CHEN F, *et al.* Defects detection of glass insulator based on color image[J]. *Power System Technology*, 2011, 35(1): 127-133.
- [37] PRASAD S. Review on machine vision based insulator inspection systems for power distribution system[J]. *Journal of Engineering Science & Technology Review*, 2016, 9(5): 135-141.
- [38] ZHAO J, LIU X, SUN J, *et al.* Detecting insulators in the image of overhead transmission lines[C]//*Intelligent Computing Technology*. Springer Berlin Heidelberg, 2012: 442-450.
- [39] ZHANG X, AN J, WU Q. Method for recognizing insulator from airborne image[C]//*Fifth International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation*, IEEE Computer Society, 2012: 604-607.
- [40] JIN L, AI J, TIAN Z, *et al.* Pollution state detection of insulators based on multisource imaging and information fusion[C]//*IEEE International Conference on Dielectrics*, IEEE, 2016: 544-547.
- [41] JIN L, ZHANG D. Contamination grades recognition of ceramic insulators using fused features of infrared and ultraviolet images[J]. *Energies*, 2015, 8(2): 837-858.
- [42] LI Z, YAO J, YANG Y, *et al.* Complex wavelet-domain local adaptive denoising method for insulator infrared thermal image based on MAP estimation[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2009, 30(10): 2070-2075.
- [43] 刘大伟, 韩玲, 韩晓勇. 基于深度学习的高分辨率遥感影像分类研究[J]. *光学学报*, 2016(4): 298-306.
- LIU Dawei, HAN Ling, HAN Xiaoyong. Study on high resolution remote sensing image classification based on depth learning[J]. *Acta Optica Sinica*, 2016(4): 298-306.
- [44] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]//*IEEE Computer Society Conference on Computer Vision & Pattern Recognition*, IEEE Computer Society, 2005: 886-893.
- [45] HUYNH C K, LE T S, HAMAMOTO K. Convolutional neural network for motorbike detection in dense traffic[C]//*IEEE Sixth International Conference on Communications and Electronics*, IEEE, 2016.
- [46] RUSSAKOVSKY O, DENG J, SU H, *et al.* ImageNet large scale visual recognition challenge[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2015, 115(3): 211-252.
- [47] KARPATY A, TODERICI G, SHETTY S, *et al.* Large-scale video classification with convolutional neural networks[C]//*Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 2014: 1725-1732.
- [48] DONG C, CHEN C L, HE K, *et al.* Learning a deep convolutional network for image super-resolution[C]//*Computer Vision - ECCV 2014*, Springer International Publishing, 2014: 184-199.

作者简介:

李振宇 (1990—), 男, 工程师, 从事图像处理与模式识别研究, E-mail: 846472189@qq.com。

(责任编辑 张子龙)

Survey of Inspection Technology of Overhead Transmission Line Robot Based on Computer Vision



LI Zhenyu^{1,2}, GUO Rui^{1,2}, LAI Qiupin³, YANG Jun³, YONG Min⁴, WANG Liang³, FU Siyao³

(1. Shandong Electric Power Company Research Institute of State Grid of China, Jinan 250003, China;

2. Shandong Luneng Smart Company, Jinan 250014, China; 3. School of Electrical Engineering Wuhan University, Wuhan 430072, China;

4. Licheng District Power Supply Company of Jinan City of State Grid of China, Jinan 250100, China)

Abstract: Overhead transmission lines are the key to safe operation of power grid and reliable transmission of electric power, and it is very important to carry out regular inspection. The computer vision system has the characteristics of high integration, good interactivity, high degree of automation and fast processing speed, it can play an important role in the accurate identification and fault judgment of all kinds of equipment during the inspection process of overhead transmission lines, therefore, the computer vision system has a wide range of applications in the overhead transmission line robot inspection and fault diagnosis. In this paper, the robot computer vision inspection technology and its research status are summarized from the aspects of wire identification, tower identification and insulator string identification, the corresponding image processing methods are analyzed, on this basis, the overhead transmission line robot visual inspection key technology has been summarized and foreseen.

This work is supported by National Natural Science Foundation Project (No.51277135)

Keywords: computer vision; overhead transmission line; robot inspection technology; machine learning; image processing; device identification