

图像识别技术在电缆隧道轨道机器人巡检中的应用

杭帅¹, 李军¹, 杨腾腾¹, 段庆权¹, 王宏飞², 韩叶祥², 张明², 杨波¹

(1. 国网徐州供电公司, 江苏徐州 221000; 2. 苏州光格设备有限公司, 江苏 苏州 215000)

Application of Image Recognition Technology in Reboot Inspection of Cable Tunnel Track

HANG Shuai¹, Li Jun¹, YANG Teng-teng¹, DUAN Qing-quan¹, Wang Hong-fei², Han Ye-xiang², Zhang Ming², Yang Bo¹

(1.State Grid Xuzhou Power Supply Company, Xuzhou Jiangsu 221000; 2.Suzhou Guangge Equipment Co.,Ltd)

摘要: 城区架空线入地已成为未来城市输电线路建设的趋势, 综合在线监测系统及智能轨道机器人巡检已经逐步代替人工巡检, 成为未来电缆隧道巡检的主要方式。轨道机器人集成有多类环境传感器、高速摄像机以及红外热成像仪等器件, 通过对现场图像的实时差异化检测功能, 评估现场电力设备及环境潜在的风险, 并给出预警。本文将结合具体项目, 讨论轨道机器人图像识别技术在电力隧道中的应用。

关键词: 电缆隧道; 在线监测; 轨道机器人; 图像识别; 图像差异检测

ABSTRACT: Urban overhead lines moving into the ground has become a trend in the construction of urban power transmission lines in the future. Integrated online monitoring system and intelligent orbital robot inspection have gradually replaced manual inspection and become the main method of future cable tunnel inspection. The potential risks of on-site power equipment and the environment can be assessed through real-time difference detection of field images, and early warnings can be given. This article will talk about the application of orbital robot image recognition technology in power tunnels with specific projects.

KEY WORD: Cable tunnel; online monitoring; orbital robot; image recognition; image difference detection

0 前言

随着城市现代化进程的加快, 城区居民和工业用电量需求不断增加, 这对城区的电力网络负载能力提出了更高的要求。城市的土地资源越来越稀缺, 传统采用铁塔架设输电线路的方式越来越不能满足城市发展的需求, 各大中城市相继提出了将架空输电线路埋入地下的政策, 即构建以电缆为输电载体的地下电力输送网络, 以满足城市对电力消耗日益增长的需求。伴随着城市电缆隧道的快速发展, 电缆隧道的安全隐患和风险也相对增加, 传统定期巡检电缆隧道的方式已经不能满足现实的需要。目前高压电缆隧道综合在线监测系统以及智能轨道机器人已经逐渐取代人工巡检, 成为未来电缆隧道巡检的主要发展趋

势。

特别地, 智能轨道机器人是电网智能化得以实现的重要手段, 是智能电网未来发展的重要方向^[1-2]。隧道轨道机器人集成有环境传感器(有害气体、烟雾、温湿度)等, 定位装置和语音对讲系统, 以及搭载高清摄像机及红外热成像仪, 完全实现了人工巡检的所有工作, 还可以通过现场的图像识别能力, 实现隧道实时监控与红外热成像诊断。

因此, 本文将结合本区域 220kV 彭九线“空地”项目智能化监测系统的建设情况, 着重讨论轨道机器人图像识别技术在电力隧道中的应用。

1 项目工程概况

220kV 彭九线 26#西北侧线下、27#北 150 米处新立一基铁塔、一基电缆终端杆，架空段长度约 0.21km。新立 27#至原 29#终端井新建电缆隧道 0.68km，采用双回路敷设。利用原有电缆通道接至 30#电缆终端，原有通道长度约 0.14km。

新建 220kV 线路导线采用 1*JL/G1A-400/35 钢芯铝绞线，两根地线均采用 OPGW-17-150-36 芯复合光缆。电缆截面选用 2500mm²，型式采用单相铜芯、干式交联聚乙烯绝缘、皱纹铝护套、PE 外护套的 C 类阻燃电缆。



图 1 电缆布线图

Fig.1 Cable routing diagram

220kV 彭九线 23#-29#部分高压线路及铁塔改造工程电缆隧道综合监控系统，主要包括：站控级监控平台、机器人巡检系统、环境监控系统、护层电流监测系统、分布式光纤测温系统、防盗定位应急通信系统、隧道沉降监测系统、电缆局放监测系统、电缆故障定位系统等。



图 2 220kV 彭九线电力电缆隧道在线监测系统及轨道机器人

Fig.2 Online monitoring system and track robot for 220kV pengjiu power cable tunnel

2 图像识别技术研究

2.1 检测目标

目标差异检测主要存在两个难点，因为相机没有固定，所以每次拍摄图片的亮度会不同，即同一物体、同一位置的灰度值在两次拍摄中不一样，如图 3 所示。灰度值改变则无法直接通过灰度值判断两次拍摄的图像中是否出现差异。由图 3，直接使用两次拍摄图像的灰度值做比较，结果是整副图像中都出现了异物，然而这显然是与现实相违背。



图 3 不同时间拍摄图片（相机的位置、角度发生变化，且两幅图片亮度不同）

Fig.3 Pictures taken at different times (the position and angle of the camera change, and the brightness of the two pictures is different)

另外，由于机器人定位误差（2-4cm）、相机角度微小旋转、相机距离拍摄物体较近（0.5m-2m）导致视差较大等因素，机器人两次拍摄的物体会发生旋转、平移、缩放等变化问题，除此之外还会发生时刻 1 中出现的物体或者物体的部分没有出现在时刻 2 的图片中，时刻 1 中没有出现的物体或者物体的部分出现在时刻 2 中的现象。

2.2 解决方案

先使用图像配准来矫正相机的位移和旋转，使得两部分图像的大部分区域对齐；其次虽然图像亮度的变化改变了物体的灰度值，但是物体的结构、轮廓等信息并没有发生较大改变，因此再使用局部区域相似度来进行差异检测；最后再使用图像的分割、腐蚀、膨胀等操作进一步确定区域是否为差异性区域。

2.3 特征检测的步骤

特征检测主要有以下 3 个步骤：

1) 尺度空间的极值检测。搜索所有尺度空间上的图像，通过高斯微分函数来识别潜在的对尺度和选择不变的兴趣点。

2) 特征点定位。在每个候选的位置上, 通过一个拟合精细模型来确定位置尺度, 关键点的选取依据他们的稳定程度。

3) 特征点描述。每个特征点周围的邻域内, 在选定的尺度上测量图像的局部梯度, 这些梯度被转换成一种表示, 这种表示允许比较大的局部形状变形和光照变换。

2.3.1 构造尺度空间

通过图像的模糊程度来模拟人在距离物体由远到近时物体在视网膜上成像过程, 距离物体越近, 其尺寸越大图像也越模糊, 这就是高斯尺度空间, 即使用不同的参数模糊图像(分辨率不变), 是尺度空间的另一种表现形式。图像和高斯函数进行卷积运算能够对图像进行模糊, 使用不同的“高斯核”可得到不同模糊程度的图像。一副图像其高斯尺度空间可由其和不同的高斯卷积得到:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y)$$

σ 称为尺度空间因子, 它是高斯正态分布的标准差, 反映图像被模糊的程度, 其值越大图像越模糊, 对应的尺度也就越大。 $L(x, y, \sigma)$ 代表着图像的高斯尺度空间。构建尺度空间的目的是为了检测出在不同的尺度下都存在的特征点。

2.3.2 空间特征点定位

为了寻找尺度空间的极值点(特征点), 每个像素点要和其图像域(同一尺度空间)和尺度域(相邻的尺度空间)的所有相邻点进行比较, 当其大于(或者小于)所有相邻点时, 改点就是极值点。如图所示, 中间的检测点要和其所在图像的 3×3 邻域8个像素点, 以及其相邻的上下两层的 3×3 邻域18个像素点, 共26个像素点进行比较。从上面的描述中可以知道, 每组图像的第一层和最后一层是无法进行比较取得极值的。为了满足尺度变换的连续性, 每一组图像的顶层继续使用高斯模糊生成3幅图像, 则高斯金字塔每

组有 $S+3$ 层图像, DoG金字塔的每组有 $S+2$ 组

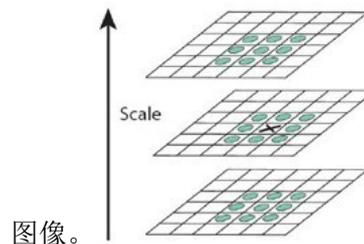


图4 尺度空间中的特征点

Fig.4 Feature points in scale space

2.3.3 生成特征描述

通过以上步骤已经找到了 SIFT 特征点位置、尺度和方向信息, 下面就需要使用一组向量来描述关键点, 即生成特征点描述子, 这个描述符不只包含特征点, 也含有特征点周围对其有贡献的像素点。描述子应具有较高的独立性, 以保证匹配率。

特征描述符的生成大致有三个步骤:

1) 校正旋转主方向, 确保旋转不变性。

生成描述子, 最终形成一个128维的特征向量

2) 归一化处理, 将特征向量长度进行归一化处理, 进一步去除光照的影响。

3) 为了保证特征矢量的旋转不变性, 要以特征点为中心, 在附近邻域内将坐标轴旋转 θ (特征点的主方向)角度, 即将坐标轴旋转为特征点的主方向。旋转后像素的新坐标为:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$$

旋转后以主方向为中心取 8×8 的窗口。由图5, 左图的中央为当前关键点的位置, 每个小格代表为关键点邻域所在尺度空间的一个像素, 求取每个像素的梯度幅值与梯度方向, 箭头方向代表该像素的梯度方向, 长度代表梯度幅值, 然后利用高斯窗口对其进行加权运算。最后在每个 4×4 的小块上绘制8个方向的梯度直方图, 计算每个梯度方向的累加值, 即可形成一个种子点, 如右图所示。每个特征点由4个种子点组成, 每个种子点有8个方向的向量信息。这种邻域方向性信息联合增强了算法的抗噪声能力, 同时对含有定位误差的特征匹配提供了比较理性的容错

性。

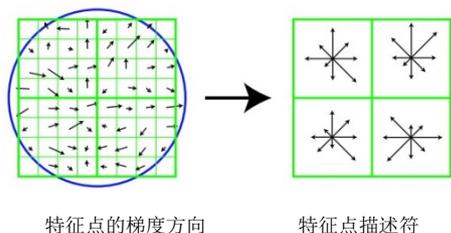


图5 特征点描述

Fig.5 Description of feature points

2.4 实验结果

本文选取了隧道内 200 多个不同位置的标准图像和日常巡检图像,标准图像是在施工结束后由巡检机器人拍摄的隧道内无异常图像,巡检图像是在标准图像拍摄结束后日常巡检过程中拍摄的图像,实验内容是将日常巡检图像输入图像检测系统,由系统根据算法与标准图像自动对比分析检测出存在异常的图像。

表1 行驶速度与准确率的关系

Tab.1 Relationship between driving speed and accuracy

速度 (米/秒)	图像分辨率	拍摄速度 (帧/秒)	准确率
0.5m/s	1280*720	15fps	≥93%
1m/s	1280*720	15fps	≥85%
2m/s	640*480	25fps	≥50%

准确率主要受误报率的影响:正常情况漏报率很低,有差异的部分基本不会漏,没有差异的图像由于转弯,行驶中由轨道和制动的原因导致的震动对图像影响较大,会产生误报。另外,速度加快以后图像产生运动模糊也是产生误报的原因,这些问题使用相应的去模糊算法消除即可。

3 轨道机器人图像识别实例

针对高压电缆隧道内可能出现的异物遗留和外来人员进入(如图6所示)等各种情况,准确及时地识别并提示相关管理人员进行确认非常关键。确认后的数据分为两类,一类是正确无误、存在异常的图像,这一类数据将归入图像异常库中,另一类数据是存在差异但不属于异常的图像,比如施工后增加了新的电缆或设备,这类数据将归入标准图像库中,凡是存入标准图像库

中的系统再发现类似图像将视其为正常图像处理。随着这两种数据的不断积累,识别准确率会不断提升。



图6 施工物品遗留和外来人员进入

Fig.6 Construction items left behind and foreign personnel entering

4 结论及意义

本文采用轨道机器人图像识别技术在220kV彭九线电力隧道中进行应用,并已经顺利投入运行。它既能替代人工完成日常的巡检任务,又能智能识别出电力电缆及隧道中可能存在异常问题,将有效减轻电力运检人员的工作压力。

致谢

在论文完成之际,我特别要感谢苏州光格设备有限公司给予的热情帮助和悉心指导,无论是在现场联调实验,还是在结果分析等方面,都给与了极大的帮助。在论文的写作过程中,也得到了许多同事的宝贵建议和支持,在此一并致以诚挚的谢意。

参考文献

- [1]黄山,吴振升,任志刚等,电力智能巡检机器人研究综述[J].电测与仪表,2019,57(12):26.
- [2]严有祥,陈朝晖,陈日坤等,轨道式电缆隧道智能巡检与灭火机器人系统[C].福建省电机工程学会2018年学术年会获奖论文集,2019,264
- [3]马莉,韩燮,主成分分析法(PCA)在SIFT匹配算法中的应用[J].电视技术,2019,1:129-132
- [4]David G. Lowe,"Distinctive image features from scale-invariant keypoints,"International Journal of Computer Vision, 60, 2 (2004), pp. 91-110
- [5]Arya, S., Mount, D.M., Netanyahu, N.S., Silverman, R., and Wu, A.Y. 1998. An optimal algorithm for approximate nearest neighbor searching. Journal of the ACM:891-923

作者简介:

杭帅(1977年-),男,江苏徐州,本科,高级工程师/高级技师,从事高压电缆运行和检修工作;

杨腾腾(1987年-),男,江苏徐州,硕士研究生,工程师,从事输电运检管理工作;

李军(1975年-),男,江苏徐州,本科,工程师,从事工程验收及生产准备工作;

段庆权(1987年-),男,河南南阳,硕士研究生,高级工程师,从



事高压电缆运行和检修工作:

王宏飞(1985年),男,博士,苏州光格设备有限公司研发副总监,从事物联网系统研发工作

韩叶祥(1983年),男,硕士,高级工程师,苏州光格设备有限公司研发副总监,从事电力设备状态在线监测类产品研究与开发

张明(1975年),男,本科,苏州光格设备有限公司算法工程师,从事机器视觉算法的研发工作

杨波(1994年-),男,江苏徐州,本科,工程师,从事高压电缆运行和检修工作