

# 基于机器视觉的电力移动巡检作业安全检测方法研究

郭瑜

(国网金华供电公司,浙江 金华 321001)

**摘要:** 由于传统的电力移动巡检作业安全检测方法中图像带有较高噪声,使得检测结果误报率较高,因此设计一种基于机器视觉的电力移动巡检作业安全检测方法。通过 VFW 体系获取电力移动巡检图像,根据维纳滤波的方法实现巡检图像降噪,应用最大熵去模糊方法完成图像的清晰度提升。利用机器视觉技术提取并匹配巡检图像的特征点,最终完成整体的电力安全检测。仿真分析表明:与传统方法相比,所提方法安全故障的误报率明显降低。

**关键词:** 机器视觉;移动巡检;电力;安全检测;VFW 体系;图像降噪

**中图分类号:** TP751.1 **文献标志码:** B **文章编号:** 1671-5276(2022)06-0231-04

## Research on Safety Detection Method of Power Mobile Inspection Based on Machine Vision

GUO Yu

(State Grid Jinhua Power Supply Company, Jinhua 321001, China)

**Abstract:** To reduce the high false alarm rate of detection result due to the high noise of the image in the traditional safety detection method of power mobile inspection, a safety detection method of power mobile inspection based on machine vision is designed. The power mobile inspection image is obtained through the VFW system, the inspection image noise is reduced by the Wiener filter method, and the maximum entropy deblurring method is applied to improve the definition of the image. Machine vision technology is used to extract and match the feature points of patrol image to complete the overall power security detection. Simulation results show that the false alarm rate of safety fault by the proposed method is significantly reduced compared with the one by traditional method.

**Keywords:** machine vision; mobile inspection; power; security detection; VFW system; image denoising

## 0 引言

人工巡检效率较低,手工记录工作量较大,且存在巡检结果不易存储和搜寻等缺点。移动巡检技术结合了移动终端技术与计算机技术,在石油、电力线路、输送管道等检测方面均得以应用,并逐渐取代传统的人工定期、定时巡检方式<sup>[1]</sup>。移动巡检的出现相比传统巡检方式具有极大优势,不仅不受时间和场所的约束,还有利于巡检效率的有效提高<sup>[2]</sup>。尤其在电力方面,由于配电线路通常情况下设置在户外环境中,并且分布范围比较广,自然因素会对电力配送产生不良干扰<sup>[3]</sup>。这些影响因素会造成电力线路元件老化、腐蚀,如果不及时发现极易造成电力安全故障。除此之外,雷击、强风等自然灾害的外力作用,也会对输配电线路造成各种安全故障,电力移动巡检的应用就必不可少。

文献[4]提出在线监测系统与移动巡检系统相互协同的电力电缆及隧道状态感知方法,通过两者之间的双向协同策略,使其能够在宿主设备故障确认,融合分析和检测系统自检方面相互配合,有效提升电力运维安全检测水平。文献[5]提出了一种联合能量感知、高可靠低时延通信感知和任务优先级感知的选择电力移动巡检作业安全检测。该算法在全局信息未知的情况下,动态优化选择策

略,在最大程度满足长期能耗与高可靠低时延通信约束的同时,实现巡检机器人效用最大化。但是,在以上两种电力移动巡检作业安全检测方法的应用过程中,由于采集信息不准确造成检测结果误差较大<sup>[4]</sup>,机器视觉的应用开始被重视起来。作为人工智能的发展途径之一,机器视觉采用了机器进行精准测量与识别的方法。机器视觉获取巡检图像的方式经由 CMOS、CCD 产品传送<sup>[5]</sup>。处理中心将接收到的图像向数字化信号转换,进而提取图像中特征,最终判别电力安全故障是否存在,实现电力移动巡检作业安全检测,保证电力安全运行。

## 1 基于机器视觉的电力移动巡检作业安全检测方法设计

为更好地完成电力移动巡检作业安全检测方法设计,本文以机器视觉作为核心技术<sup>[6]</sup>。首先利用 VFW (video for windows) 体系获取电力移动巡检图像,对获取的图像进行处理,保证图像的清晰。VFW 是指 Microsoft 推出的关于数字视频的一个软件开发包,并且该软件体系可将所采集的图像视频帧交错存储。在此基础上,基于机器视觉技术对处理后的图像设计电力安全识别方法,最终完成整体的安全检测<sup>[7]</sup>。

### 1.1 获取电力移动巡检图像

电力安全检测的基础工作为电力移动巡检图像的采集, VFW 作为作用于视频应用程序的软件工具包可以应用在电力巡检图像获取的工作中<sup>[8]</sup>。由于 VFW 相对于其他工具的应用程序编程接口数量更多,使得用户进行视频捕获、编辑的过程更加便利。视频应用程序的开发与使用,在保证正常运行的情况下,将图片获取过程中的硬件设备需求降到较低的状态。此外,利用消息驱动的手段将视频设备的数据存储获取,控制设备数据流。目前来看 VFW 接口包容性很强,可以接受多种视频采集卡驱动程序。VFW 体系结构如图 1 所示,各个组件之间协作配合,实现视频的压缩以及播放<sup>[9]</sup>。

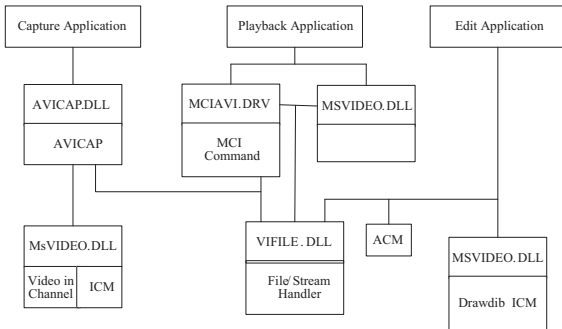


图 1 VFW 体系结构

由图 1 可知,获取电力移动巡检图像,需要利用 VFW 的回调机制,通过 capSetCallbackOnFrame 从视频中采集单帧图像。对图像的采集通过 capCreateCaptureWindow 函数创建采集窗口,将窗口与摄像头的驱动相连接。利用 capPreview 函数设定预览模式,然后设置采集的速率和窗口大小。对采集视频的实时处理<sup>[10]</sup>,采用回调函数注册,从内部实现图像数据的采集,如图 2 所示。

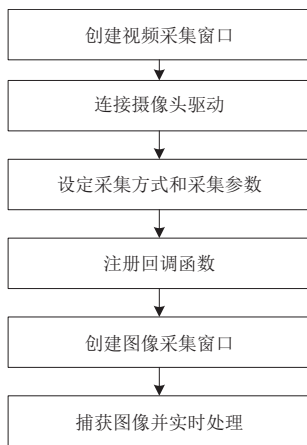


图 2 图像获取流程

### 1.2 预处理巡检图像

采集的图像常常由于环境等外界因素的影响,导致安全检测结果不准确。因此,需要进行巡检图像的预处理。预处理中主要包含降噪、去模糊两个部分。首先,图像的

降噪处理可以提高安全检测效率。由于图像拍摄角度、仪器物理缺陷或者光照等因素的影响,使得获取的巡检图像不清晰。对采集到的图像先进行预处理,滤去噪声,从而提高图像的质量,有利于后续工作进行。通过观察,文中选择维纳滤波的方法实现降噪。这种线性滤波方式在图像处理中,主要作用于图像和干扰噪声都是未知的状况下,想要获得没有被噪声干扰的图像  $f$  的估计值  $g$ ,设计  $f$  与  $g$  的均方差最小值为  $e^2$ :

$$e^2 = E\{(f-g)^2\} \tag{1}$$

具体的滤波步骤如下:

1) 求出每个像素在邻域内的均值  $\mu$  和方差  $\sigma^2$ :

$$\mu = \frac{1}{N_M} \sum_{s,t \in S_{xy}} f(s,t) \tag{2}$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{N_M} \sum_{s,t \in S_{xy}} f(s,t)^2 - \mu^2 \tag{3}$$

式中:  $N_M$  代表邻域;  $S_{xy}$  代表以  $P_{xy}$  为中心的  $N_M$  窗口。则  $P_{xy}$  的灰度值公式为

$$g(x,y) = \mu + \frac{\sigma^2 - v^2}{\sigma^2} (f(x,y) - \mu) \tag{4}$$

式中  $v^2$  表示噪声方差。式(4)中所求的值可以作为像素  $P$  的原始灰度值的代替。维纳滤波的处理效果相对而言是比较优秀的,不仅去除了多余噪声,还将图像的细节尽量保留,为后续的图像识别做了足够准备。此外对于去模糊方面来说,第一步需要进行模糊参数值的确定。由于电力移动巡检作业按照线路进行,因此会呈现出运动趋势,以其中某一段运动为例,进行点扩散函数计算:

$$h(i,j) = \begin{cases} \frac{1}{L} \sqrt{i^2+j^2} \leq \frac{1}{2} \text{ 且 } \frac{i}{j} = -\frac{dy}{dx} \\ 0 \text{ 其他} \end{cases} \tag{5}$$

式中  $L$  表示像素点的相对位移,也就是图像模糊长度。

2) 应用 Radon 变换的方法获取图像某方向的投影。图像  $f(x,y)$  在  $\theta$  角度上的 Radon 变换如图 3 所示。

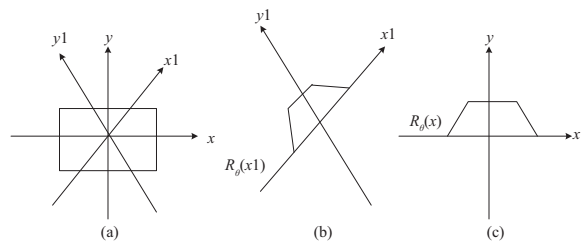


图 3 Radon 运算示意图

通过图 3 所示的 Radon 变换,最终可以确定图像模糊角度。而模糊尺度同样需要公式计算获得,文中将电力巡检速度设为  $Q$ ,  $d$  表示一定时间内的相对位移量,已知  $x$  方向的位移量与  $y$  方向的运动量分别表示为  $a$ 、 $b$ ,并且  $a = d\cos\theta$ ,  $b = d\sin\theta$ 。经过傅里叶变换后显示为

$$H(u,v) = \frac{T}{\pi(ua+vb)} \sin[\pi(ua+vb)] \exp[-j\pi(ua+vb)] \tag{6}$$

$H(u,v)$  的模值表示为

$$|H(u,v)| = \left| \frac{T \sin(\pi Q/S)}{\pi Q/S} \right| \tag{7}$$

3)对于图像模糊的复原处理,本文应用如图4所示的图像最大熵去模糊方法。构建一个退化模型是图像去模糊复原处理的关键,有利于复原效果提升,原始模型经由噪声信号获得失真图像。

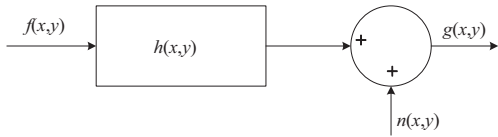


图4 图像的退化模型

图4中, $h(x,y)$ 表示模糊图像,原始图像和噪声信号分别用 $f(x,y)$ 、 $n(x,y)$ 表示。作为一种典型的非线性去模糊复原方法,最大熵去模糊方法的核心在于以给定公式为依托,对图像熵的可行解进行求解,并将求解结果选择最大值。与其他去模糊方法相较,最大熵去模糊方法所需先验知识较少,并具有抑制噪声的优势。在最大熵去模糊方法应用过程中,最需要注意的问题是迭代算法的运用,不合适的迭代算法增加了计算量,造成运算效率的降低。因此,可以通过线性约束的方法,选择高效、快速和稳定的迭代算法。由于电力巡检信息的不确定性使得传统线性滤波的复原效果不佳。最大熵去模糊方法的应用不需要太多信息支持,仅仅依靠改变迭代步长的大小来减少迭代次数,从而获得较好的复原效果,而且复原结果具有分辨率更高、细节更丰富、图像更清晰的优势。

### 1.3 基于机器视觉实现电力安全检测

机器视觉的应用以计算机为核心,面向已经初步处理的电力巡检图像实现自身系统的再处理以及对图像特征点进行识别,判断电力安全故障。文中采用图像分割方法作为识别电力安全故障的基础。所谓的图像分割技术在应用过程中依靠既定规则将巡检图像划分区域,并且区域之间互不重叠但还保持有交集。通常情况下,小部分与周围图像有一定差别的区域所表现出来的特征更受到人们关注,例如图像中的颜色、纹理等。由于特征之间的差别不明显,需要图像分割技术将特征点提取出来。在图像识别中,良好的图像分割处理对于后期的判断结果会产生极大影响。而且,图像分割技术提取出来的特征都是以原始图像作为依据,经由数学的方式表现出来。

适宜的图像分割算法有以下特征:一是经过图像分割后,区域内存在一致的特征点,但连通和小孔不存在于区域内部;二是临近区域内存在特征差异化;三是变现出来区域的界限。以相邻像素值的连续性作为依据,图像分割分成了两大类,分别是边缘检测法和区域生成法。其中图像的边缘检测作用于图像提取、识别,主要面对部分灰度突变的情况。利用图像分割算法,对电力巡检获取图像进行边缘检测是可以实现的。通过图像灰度的变化,呈现出图像的边缘特征的幅值和方向。根据像素点处的微分值判断图像的边界。边缘点灰度抽取后的变化情况、边界点去除、边界点修复这几部分是边缘检测的核心。面向图像中的重要区域处理时,图像特征的提取是基于边缘检测的。将突出显示的边缘和边缘外区域进行剔除,保证在边界的亮度和原图中周围的亮度之间,呈现出正比例关系。

这个检测过程可以应用卷积来实现不同方向边缘检测的效果差异。输出图像上的像素变亮,代表着卷积核方向上有着正的像素亮度变化。由于卷积核中系数之和是0,所以对保持不变亮度的区域进行处理,图像像素值会大幅降低。Sobel算子为边缘检测算法,为了保证实际应用中检测效率,采取高效的近似简化算法,如图5所示。

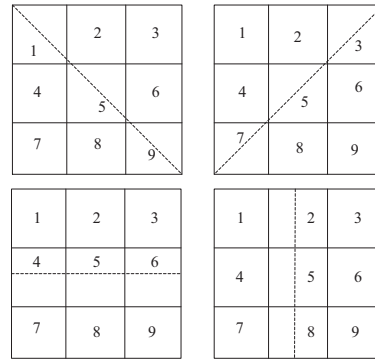


图5 Sobel算子近似法

图5中共有4条虚线经过中心点5,图中的虚线完成了区域的分割,保证了分割后的区域内有3个子区域像素存在。通过计算子区域平均值之差的绝对值,选取计算结果中的最大值,将其设定为中心像素5。将完成计算的输出图像实行阈值化设置,在中心点像素值相比阈值更大的情况下,Sobel算法输出的图像为白颜色,否则像素显示颜色为黑色。最终获取一份包含着边缘信息的黑白二值化图像。

采用双目机器视觉测量方法完成图像特征点的匹配,最终实现电力移动巡检作业安全检测。机器视觉识别电力安全故障的基础,在于对应图像的视差。因此,不同图像之间对应特征点的匹配是机器视觉识别的重要环节。根据研究可以发现在双目机器视觉中,可以采用图像特征匹配、灰度匹配等方法。本文设计的安全检测选取了基于图像特征匹配的方式。由于电力巡检过程中的光照、阴影等外界因素的影响,导致即便同一图像投影,可能也无法在平面上构成具有完全相同特性的对应点。

因此,针对图像中的特征点,同另一幅正常情况下的图像特征点分布情况相匹配,完成电力安全检测的判断。基于机器视觉的特征点匹配过程中,需要一些约束条件作为辅助判断的依靠,有效提升安全检测结果的准确性。本文采用极线约束方法,在双目机器视觉测量中极线几何关系如图6所示。

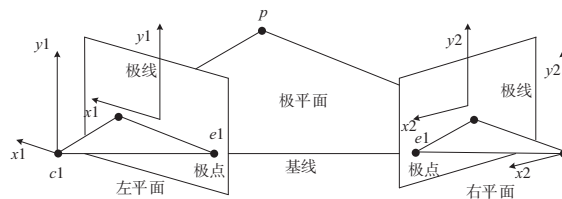


图6 双目立体视觉中极线几何关系

在机器视觉系统完成参数标定后,获得巡检图像的相

关信息参数。根据参数信息,进一步完成基本矩阵的运算处理,选定合理的极线约束关系作用于该视觉系统内部。文中对于图像特征点的匹配,以提取障碍在两幅图像中的几何特征为基础,通过极线约束关系将初始候选匹配关系建立起来,并且对匹配关系进行两个方向性的检验。将测试中不满足条件的匹配关系进行剔除。以区域匹配方式为核心,运算特征点附近子窗口的信息和边缘轮廓,完成匹配相似度和对称性的测试。最后的输出结果确保了特征点匹配结果的正确,完成基于机器视觉的电力移动巡检作业安全检测。

## 2 仿真设计与结果分析

### 2.1 仿真准备

为验证本文设计的安全检测方法在应用中具有良好的性能,进行了仿真分析。用模拟软件模拟电力移动巡检环境,并在此环境下进行安全检测。同时,在模拟的环境中设置一部分影响电力安全输送的故障,验证安全检测方法的检测效果。为了加强仿真的说服力,将本文设计安全检测方法作为实验组测试对象,另外选择两种传统的电力移动巡检作业安全检测方法作为对照组测试对象。通过不同方法实施后,安全检测结果的分析得出实验结论。

### 2.2 仿真结果分析

基于上述仿真准备,进行了10次的实验,应用3种方法进行电力移动巡检作业安全检测后,对于安全故障的识别率如表1所示。

表1 3种安全检测方法的故障识别率 单位:%

次数	本文方法	文献[4]方法	文献[5]方法
第1次	95.53	94.79	90.00
第2次	95.10	93.15	91.03
第3次	96.07	90.94	90.98
第4次	97.16	90.93	92.07
第5次	95.28	91.03	91.39
第6次	98.01	92.07	94.02
第7次	97.00	95.00	91.34
第8次	97.39	94.82	90.87
第9次	98.61	95.46	90.96
第10次	96.15	94.14	90.00

通过对表1数据的分析可以发现,3种安全检测方法的识别率都达到了90%以上,并且本文方法相对而言故障识别率稍高一些,保持在95%以上,而其他两种传统方法的电力移动巡检安全故障识别率也相差无几。

根据过往数据分析,可以发现对于电力移动巡检作业安全检测中根据巡检图像识别的安全检测结果,一部分情况下是具有误差的,这种误差的存在造成了工作人员工作压力的增加。因此,在同样的模拟环境下,对3种安全检测方法检测的误差情况进行统计。统计过程中用误报率来表示安全检测结果中正确的数量与总数量的比值,统计结果如图7所示。

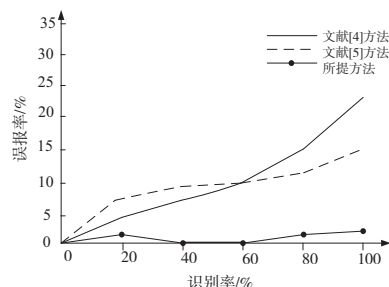


图7 3种安全检测方法的误报率

根据图7可以得出结论,3种电力移动巡检作业安全检测方法的应用中,关于安全问题检测的误差方面,本文检测方法占据明显优势。两种传统的安全检测方法随着安全故障识别率的增长,误报率也在不断上涨。文献[4]方法中,从识别率为40%起误报率就达到了10%,随后增长至23.57%。文献[5]方法的误报率也处在持续增长的状态,最终超过了15%。而本文设计方法随着识别率不断增加,误报率始终稳定在2%以下。这种误报率在电力移动巡检作业中是可以被接受的。综上所述,本文设计的电力移动巡检作业安全检测方法在实际应用中保证安全问题识别率的基础上,大大降低了检测误差,更好地促进了电力系统运转,降低了检测工作人员的压力。

## 3 结语

本文以机器视觉为基础,设计了一种新的电力移动巡检作业安全检测方法。通过对图像的获取、识别判定电力运行状态,最终完成电力移动巡检作业安全检测。通过本文的研究,有效保证了电力安全检测的高效率、低误差。文中设计的检测方法在实际应用中呈现了良好的效果,如果再进行对环境的深入研究,可以实现更加完美的效果。

### 参考文献:

- [1] 朱云,凌志刚,张雨强. 机器视觉技术研究进展及展望[J]. 图学学报,2020,41(6):871-890.
- [2] 马博,李传峰,段纪发,等. 基于机器视觉红枣缺陷检测装置的设计与试验[J]. 农机化研究,2021,43(9):135-140.
- [3] 王祥祥,宫金良,张彦斐. 基于机器视觉的玉米行导航线提取方法[J]. 山东理工大学学报(自然科学版),2021,35(2):19-22,27.
- [4] 徐伟强,魏云冰,路光辉. 电力电缆及隧道在线监测与移动巡检协同策略探讨[J]. 电测与仪表,2019,56(19):121-125.
- [5] 周振宇,陈亚鹏,潘超,等. 面向智能电力巡检的高可靠低时延移动边缘计算技术[J]. 高电压技术,2020,46(6):1895-1902.
- [6] 孙郑芬,吴韶波. 机器视觉技术在工业智能化生产中的应用[J]. 物联网技术,2020,10(8):103-105,108.
- [7] 何新宇,赵时璐,张震,等. 机器视觉的研究及应用发展趋势[J]. 机械设计与制造,2020(10):281-283,287.
- [8] 陈宏军,段文辉,王克谦,等. 基于移动终端的电力红外巡检智能化研究与应用[J]. 科技创新导报,2019,16(2):157-159.
- [9] 吴文宣,李宏发,修榕康,等. 一种多系统融合的电力移动巡检系统研究与设计[J]. 软件,2019,40(3):155-160.
- [10] 宋春华,彭滋知. 机器视觉研究与发展综述[J]. 装备制造技术,2019(6):213-216.

收稿日期:2021-07-09