

基于机器视觉的配网带电作业机器人障碍物识别

牛振勇^{1†}, 钟晓莹², 卢蓬锋², 郭嘉伟², 江东游²

(1. 广东电网有限责任公司 广州白云供电局, 广东 广州 510400; 2. 广州南方电安科技有限公司, 广东 广州 511493)

摘 要:人眼长时间进行障碍物识别容易出现疲劳,导致障碍物识别误差大,因此提出了基于机器视觉的配网带电作业机器人障碍物识别。通过带电作业机器人搭载的相机,精准采集配网作业时的连续帧图像。利用多尺度 Harris 亚像素角点检测算法。提取图像特征点,并通过改进的 k-d 树最近邻搜索算法匹配特征点,得到匹配特征点对。建立机器人运动变换模型,并通过自适应滤波与阈值分割结合的方法,抑制自运动补偿后图像的背景信息,提取障碍物目标,完成障碍物识别。实验证明:该方法可有效采集配网作业时的图像,并且特征点匹配效果较好,障碍物识别结果与实际情况一致。

关键词:机器视觉;配电网;带电作业;机器人;障碍物识别;特征点提取

中图分类号:TP391

文献标识码:A

Robot Obstacle Recognition for Live Operation in Distribution Network Based on Machine Vision

NIU Zhenyong^{1†}, ZHONG Xiaoying², LU Pengfeng², GUO Jiawei², JIANG Dongyou²

(1. Guangzhou Baiyun Power Supply Bureau, Guangdong Power Grid Co., Ltd., Guangzhou, Guangdong 510400, China;

2. Guangzhou Southern Dianan Technology Co., Ltd., Guangzhou, Guangdong 511493, China)

Abstract: Human eyes are prone to fatigue when identifying obstacles for a long time, resulting in large error in obstacle identification. Therefore, a machine vision based obstacle identification method for live working robots in distribution networks is proposed. The camera carried by the live working robot accurately captures continuous frame images during distribution network operations. Using multi-scale Harris subpixel corner detection algorithm, image feature points are extracted and matched using an improved k-d tree nearest neighbor search algorithm to obtain matching feature point pairs. Establish a robot motion transformation model, and combine adaptive filtering and threshold segmentation to suppress the background information of the image after motion compensation, extract obstacle targets, and complete obstacle recognition. Experiments show that this method can effectively collect images during distribution network operations, and the feature point matching effect is good. The obstacle recognition results are consistent with the actual situation.

Key words: machine vision; distribution network; live working; robot; obstacle identification; feature point extraction

人们对供电质量的要求越来越高,停电既会给企业带来经济损失,还会影响人们的正常生活^[1]。为确保电力设备正常运行,减少停电次数,需要以带电作业的方式检测与维修电力设备^[2]。传统人工的带电作业方式,虽然佩戴绝缘手套、身穿绝缘

服,但危险系数仍然非常高。利用带电作业机器人来替代人工操作,既能降低作业危险性,还可提升工作效率^[3-5]。真实的配电网工作环境较为复杂,该环境中既包含静态障碍物,还包含动态障碍物,这加大了障碍物识别的难度。

收稿日期:2023-04-23

作者简介:牛振勇(1978—),河北沧州人,硕士研究生,高级工程师,研究方向:电力系统规划与运行控制、电力工程机械化施工。

†通信联系人, E-mail: aotang051062458@163.com

为进一步提升配网带电作业机器人作业的安全性,需要研究障碍物识别方法,确保机器人在作业过程中能够及时避障。例如,胡文楠^[6]设计一种基于内容图像检索的机器人障碍物识别方法,摄像机拍摄各个角度的障碍物图像,通过特征提取方法提取图像纹理特征,计算连续两帧图像特征的相似度距离,对比分析两个特征间的相似度距离,完成障碍物识别。实验结果验证了该方法的可行性,且障碍物识别精度较高。胡钊政等人^[7]以水平地面为障碍物参考平面,利用机器人搭载的相机采集障碍物图像,并对采集的图像展开逆投影变换与图像差分,获取逆投影差分图。设定参考平面处的像素值是 0,其余位置的像素值不是 0。通过滤波处理得到参考平面与非参考平面,完成障碍物识别。该方法的障碍物识别精度是 97.3%,识别时间是 46 ms/帧。但这两种方法仅能识别静态障碍物,无法识别动态障碍物,当障碍物是动态的,则这两种方法便无法精准识别障碍物,导致配网带电作业机器人作业的安全性降低。机器视觉在识别障碍物时,具备波动式测量的优势,可获取大量障碍物细节信息^[8,9],且探测范围非常广,可提升障碍物识别精度。为此,研究机器视觉的配网带电作业机器人障碍物识别方法,为确保带电作业机器人作业的安全性提供保障。

1 配网带电作业机器人障碍物识别

1.1 机器人自运动补偿

在配网带电作业机器人搭载相机与障碍物移动过程中,机器人与障碍物两种个体会出现独立运动叠加情况,导致障碍物误检与漏检概率提升^[10]。为解决该问题,设计一种自动补偿的配网带电作业机器人障碍物识别方法,先利用机器人搭载的相机采集配网作业时的图像;再匹配连续两帧图像特征点,用于补偿机器人自运动形成的背景像素移动问题;然后通过自适应滤波与阈值分割结合的方法,抑制背景^[11],分割出运动或静止的障碍物目标,完成障碍物识别。

令 t 、 $t + \Delta t$ 时刻机器人运动至位置 (x, y) 、 $(x + \Delta x, y + \Delta y)$;利用机器人搭载相机采集图像 U_1 、 U_2 。其中,时间、位置变化量是 Δt 、 Δx 、 Δy 。由于 U_1 与 U_2 的坐标系不同,因此, U_1 与 U_2 不能直接实施比较。这就需对 U_1 展开大小是 $(\Delta x, \Delta y)$ 的机器人自运动补偿,令补偿后 U_1 的坐

标和 U_2 的坐标相同,即补偿后 U_1 的位置也是 $(x + \Delta x, y + \Delta y)$ 。为避免机器人自运动 $(\Delta x, \Delta y)$ 导致 U_1 内像素移动,需对 U_1 实施坐标变换。

在带电作业机器人与障碍物均不动的情况下,两幅图像内相同特征点的位置也相同^[12]。两幅图像内相同特征点的位置不同时,说明带电机器人是运动的或障碍物是运动的。机器人运动过程中图像背景呈现整体运动状态,障碍物运动过程中图像呈现局部运动状态^[13]。为此,可选取合理的模型描述机器人自运动造成的图像背景整体运动状态,再通过对特征点间的坐标关系得到该模型的参数^[14]。利用该模型补偿 U_1 内的像素坐标,消除机器人自运动的影响,令 U_1 与 U_2 的位置相同。

1.2 图像特征点提取与匹配

利用多尺度 Harris 亚像素角点检测算法,在图像内选择像素精度较高的亚像素特征点,具体步骤如下:

步骤 1:该检测算法是在 Harris 算法的基础上引入尺度空间^[15],公式如下:

$$M_P(x', y', \alpha_i, \alpha_H) = a_H^2 \times g(\alpha_i) \otimes \begin{bmatrix} U_x'(x', y', \alpha_H) U_x' U_y'(x', y', \alpha_H) \\ U_x' U_y'(x', y', \alpha_H) U_y'(x', y', \alpha_H) \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, α_i 是积分尺度; α_H 是微分尺度; $M_P(x', y', \alpha_i, \alpha_H)$ 表示图像 U 的实对称矩阵; (x', y') 表示窗口中心是; g 表示高斯核函数。

步骤 2:对 $U(x', y')$ 展开多尺度高斯平滑处理,求解二阶方向上的尺度空间,令 $U(x', y')$ 的尺度空间是 $P_{x'x'}(\alpha_i)$ 、 $P_{y'y'}(\alpha_i)$ 、 $P_{x'y'}(\alpha_i)$, 计算公式如下:

$$\begin{aligned} P_{x'x'}(\alpha_i) &= g(\alpha_i) \otimes U_{x'}'(\alpha_i)^2 \\ P_{y'y'}(\alpha_i) &= g(\alpha_i) \otimes U_{y'}'(\alpha_i)^2 \\ P_{x'y'}(\alpha_i) &= g(\alpha_i) \otimes U_{x'y'}'(\alpha_i)^2 \end{aligned} \quad (2)$$

其中, $U_{x'}'(\alpha_i)$ 、 $U_{y'}'(\alpha_i)$ 分别为 $U(x', y')$ 在 x' 、 y' 处的一阶导数。

高斯滤波处理二阶方向上的尺度空间,公式如下:

$$M_P(\alpha_i) = \begin{bmatrix} P_{x'x'}^{2'}(\alpha_i) & P_{x'y'}^{2'}(\alpha_i) \\ P_{x'y'}^{2'}(\alpha_i) & P_{y'y'}^{2'}(\alpha_i) \end{bmatrix} \quad (3)$$

步骤 3:由 $M_P(\alpha_i)$ 求解特征点响应函数 $R(\alpha_i)$,公式如下:

$$R(\alpha_i) = \frac{P_{x'x'}^{2'}(\alpha_i) P_{y'y'}^{2'}(\alpha_i) - P_{x'y'}^{2'}(\alpha_i)^2}{P_{x'x'}^{2'}(\alpha_i) + P_{y'y'}^{2'}(\alpha_i)} \quad (4)$$

利用非极大值抑制法,由大到小排序 $R(\alpha_i)$,得到初始多尺度特征点。通过自适应阈值法,设置极值点阈值,当 $R(\alpha_i)$ 超过极值点阈值时,则保留该特征点;反之,删除该特征点,获取初始的多尺度特征点。

步骤 4:求解步骤 3 获取初始多尺度特征点,求解该特征点邻域的像素灰度值,对其插值计算。利用二次多项式无限接近自相关函数 $\varphi(x', y')$ 的方式,获取 $\varphi(x', y')$ 的亚像素级坐标, $\varphi(x', y')$ 的计算公式如下:

$$\varphi(x', y') = ax'^2 + by'^2 + cx' \quad (5)$$

其中, a 、 b 、 c 表示未知变量。

通过最小二乘法,得到式(5)的二项多项式,公式如下:

$$\begin{cases} \frac{\partial \varphi(x', y')}{\partial x'} = 2ax' + cy' = 0 \\ \frac{\partial \varphi(x', y')}{\partial y'} = 2by' + cx' = 0 \end{cases} \quad (6)$$

求解式(6)便可获取特征点的亚像素级坐标,完成 Harris 特征点提取。

利用改进 k-d 树的最近邻搜索算法,对提取的特征点进行匹配。具体步骤如下:

步骤 1:在 U_1 内提取特征点,构造 k-d 树。

步骤 2:在 U_2 内提取特征点 Q ,并和 U_1 的特征点实施匹配。

步骤 3:通过 BBF(Best Bin First)算法遍历整颗 k-d 树,求解 Q 和 U_1 内全部特征点间的欧式距离 $D(x', y')$,公式如下:

$$D(x', y') = \sqrt{\sum_{i=1}^n |x'_i - y'_i|^2} \quad (7)$$

其中, x'_i 、 y'_i 分别表示 n 维空间内第 i 维特征点的坐标。

步骤 4:在全部 $D(x', y')$ 内,确定特征点与近邻点、次近邻点间的距离,并计算其比值,如果比值小于设置阈值,那么 Q 和 U_1 内的最近邻点是一对匹配点,反之则不是一对匹配点。以此类推,找到 U_1 与 U_2 内全部特征点的匹配特征点对 $\langle Q_{t-1}, Q_t \rangle$ 。

1.3 配网带电作业机器人运动变换模型的建立

利用 1.2 小节得到的匹配特征点对 $\langle Q_{t-1}, Q_t \rangle$,构造两帧图像间的机器人运动变换模型。

为防止两帧图像因采集时间间隔短出现过拟合现象,选择较为简单的双线性模型,描绘机器人

自运动导致的图像运动现象,即机器人运动变换模型,公式如下:

$$\begin{bmatrix} Q'_x \\ Q'_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \beta_0 Q_{x'}^{-1'} + \beta_1 Q_{y'}^{-1'} + \beta_2 Q_{x'}^{-1'} Q_{y'}^{-1'} \\ \beta_3 Q_{x'}^{-1'} + \beta_4 Q_{y'}^{-1'} + \beta_5 Q_{x'}^{-1'} Q_{y'}^{-1'} \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中, β_0 、 β_1 、 β_2 、 β_3 、 β_4 、 β_5 均表示双线性系数; $Q_{x'}^{-1'}$ 、 $Q_{y'}^{-1'}$ 表示 $t-1$ 时刻的特征点坐标; $Q_{x'}$ 、 $Q_{y'}$ 表示 t 时刻的特征点坐标。利用 β_0 、 β_1 、 β_2 、 β_3 、 β_4 、 β_5 建立两帧图像的变换矩阵 β 。

通过最小二乘法求解机器人运动变换模型内的参数,建立输入矩阵 X 与向量 Y , X 内的元素是全部 Q_{t-1} 的特征点, Y 内的元素是全部 Q_t 的特征点,则变换矩阵 β 为:

$$\beta = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (9)$$

其中, T 表示转置符号。

1.4 带电作业机器人障碍物识别

利用 1.3 小节建立的带电作业机器人运动变换模型得到变换矩阵 β ,对机器人实施自运动补偿,对于 $t-1$ 时刻采集的配网图像 $U_{t-1}(x, y)$ 内的像素点,利用式(10)对各像素点展开变换,得到自运动补偿后图像 $U'(x, y)$,公式如下:

$$U'(x, y) = \beta \cdot U_{t-1}(x, y) \quad (10)$$

经过自运动补偿后,图像背景、前景灰度值差距较大,运动或静止障碍物目标点及其邻域像素灰度值均较大,即前景就是障碍物,利用自适应滤波与阈值分割结合的方法,抑制自运动补偿后图像的背景信息,提取前景目标,完成障碍物识别。

自运动补偿后图像 $U'(x, y)$ 的表达式如下:

$$U'(x, y) = U_\tau(x, y) + U_o(x, y) + \delta(x, y) \quad (11)$$

其中, $U_\tau(x, y)$ 表示前景即障碍物; $U_o(x, y)$ 表示背景图像; $\delta(x, y)$ 表示噪声。

通过自适应滤波的方式估计 $U'(x, y)$ 的背景,获取滤波图像 $\hat{U}(x, y)$:

$$\hat{U}(x, y) = U_o(x, y) + \hat{\delta}(x, y) \quad (12)$$

其中, $\hat{\delta}(x, y)$ 表示噪声估计结果。

式(11)与式(12)相减获取:

$$U'(x, y) - \hat{U}(x, y) = U_\tau(x, y) + \delta'(x, y) \quad (13)$$

其中, $\delta(x, y)$ 与 $\hat{\delta}(x, y)$ 组成的噪声是 $\delta'(x, y)$ 。

由式(13)可知,自运动补偿后图像和滤波图像

的差,就是存在障碍物的噪声图像,因此,利用阈值分割方法对滤波图像进行障碍物识别。

对于输入的滤波图像 $\hat{U}_t(x,y)$,其输出的障碍物图像为:

$$R_t(x,y)=\begin{cases}1,\hat{U}_t(x,y)\geq\epsilon\\0,\hat{U}_t(x,y)<\epsilon\end{cases}\quad(14)$$

其中, ϵ 表示分割阈值。 ϵ 的计算公式如下:

$$\epsilon=h_t+\theta\cdot w\cdot SNR\cdot\rho_t\quad(15)$$

其中, h_t 表示 t 时刻滤波图像的序列均值; w 表示权重; θ 表示修正系数; ρ_t 表示方差; SNR 表示滤波图像序列的信噪比。

完成阈值分割后,滤波图像会变成存在少数可能障碍物点的二值图像。按照障碍物运动的不间断性与规则性,以及噪声的随机性,采用邻近帧内可能障碍物点间的位置关系确定障碍物,即当下帧内可能障碍物点,在之后帧内出现数次,那么确定该点为障碍物点完成障碍物识别。

2 实验分析

以某配网带电作业机器人为实验对象,该配网线路的排列形式是水平排列,接线方式为横档顺接。带电作业机器人打造的相机是德国 Basler 公司生产的 piA2400-17gc 工业相机。机器人机械臂额定负载是 15 kg。

利用本文方法采集该配网线路的连续两帧图像,采集结果如图 1 所示。

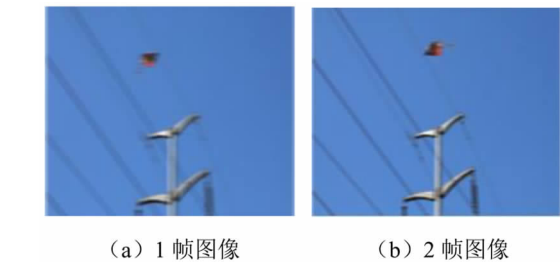


图 1 连续两帧图像采集结果

根据图 1(a)与图 1(b)可知,本文方法可有效利用机器人搭载的工业相机采集配网线路的连续两帧图像,但采集的连续两帧图像存在重影情况。实验证明:本文方法可有效采集连续两帧配网线路图像。

利用本文方法提取图像特征点,并对其进行特征点匹配,特征点提取与匹配如图 2、图 3 所示。

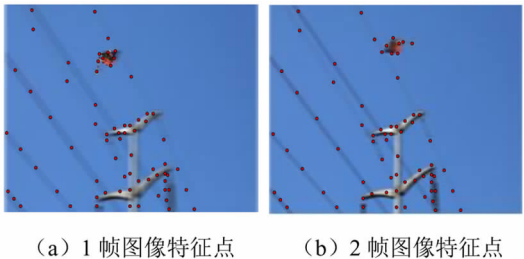


图 2 连续两帧图像特征点提取

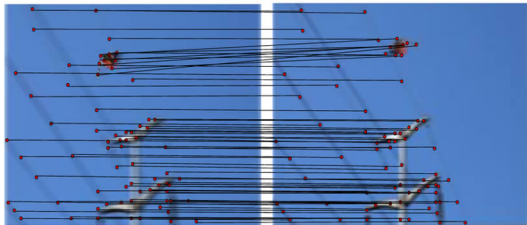


图 3 连续两帧图像特征点匹配结果

根据图 2(a)与图 2(b)可知,本文方法可有效在连续两帧图像内提取特征点,且提取的特征点数量较少,便于后续特征点匹配。根据图 3 可知,本文方法可有效依据提取的特征点进行特征点匹配。实验证明:本文方法具备特征点提取的可行性,并完成特征点匹配。

分析本文方法改进前后的特征点提取效果,分析结果如表 1 所示。

表 1 不同图像情况下特征点提取效果分析结果

图像情况	改进前			改进后		
	1 帧图像	2 帧图像	复现率/%	1 帧图像	2 帧图像	复现率/%
原始图像	182	174	76.3	71	71	93.6
放大图像	205	212	74.2	89	89	97.9
旋转图像	195	187	72.5	78	78	96.9
噪声图像	224	231	78.4	92	92	94.8
光照变化图像	173	185	72.7	65	65	94.5

根据表 1 可知,对于 1 帧图像与 2 帧图像,在不同图像情况时,本文方法改进后提取的特征点数量均明显低于改进前,且 1 帧图像与 2 帧图像提取的特征点数量一致,利于后续特征点匹配计算;改进前 1 帧图像与 2 帧图像间特征点数量相差较大,不利于后续特征点匹配的顺利进行。不同情况时,本文方法改进后提取特征点的复现率均明显高于改进前,改进后的平均复现率是 95.54%,改进前的平均复现率是 74.82%。实验证明:本文方法改进后,可减少特征点提取数量,提升特征点提取的

复现率,具备较优的特征点提取效果。

利用本文方法依据匹配特征点对,建立机器人自运动变换模型,对原始图像进行自运动补偿,原始图像补偿结果如图 4 所示。

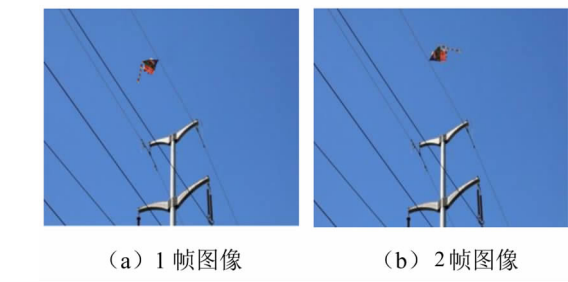


图 4 自运动补偿后的图像

根据图 4 可知,经过本文方法自运动补偿后,机器人采集的图像清晰度明显得到提升,有效去除因机器人移动导致的重影问题。实验证明:应用本文方法自运动补偿图像后,可有效提升图像的清晰度,解决连续两帧图像内的重影问题。

利用本文方法对自运动补偿后图像进行障碍物识别,障碍物识别结果如图 5 所示。

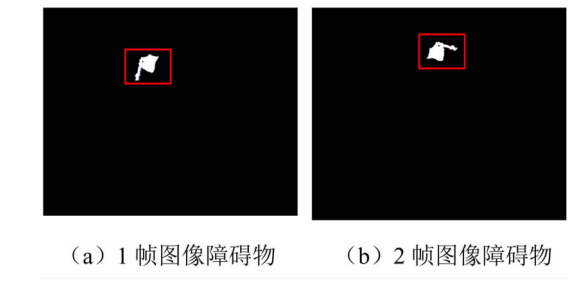


图 5 障碍物识别结果

根据图 5(a)与图 5(b)可知,本文方法可有效在 1 帧与 2 帧图像内识别到障碍物,图中红色方框内的目标就是识别到的障碍物。实验证明:本文方法具备障碍物识别的有效性,当机器人识别到障碍物后,可根据机器人内部的算法进行避障路径规划,提升配电带电作业机器人作业的安全性。

3 结 论

在配网线路维护与检修作业中,应用配网带电作业机器人,可提升工作人员的人身安全,加快配网线路维护与检修效率。配网线路上经常出现障碍物,会降低带电作业机器人作业的安全性,为解决这一问题,研究基于机器视觉的配网带电作业机器人障碍物识别方法,利用机器视觉可获取大量障碍物细节信息的优势,提升障碍物识别精度。

参考文献

[1] 李光茂,杨森,占鹏,等. 配网带电作业机器人系统的设计[J]. 机床与液压,2022,50(9):66—70.

[2] 张静,黄国方,刘晓铭,等. 配网带电作业机器人精准作业定位方法[J]. 电网技术,2022,46(2):812—819.

[3] 张建飞,廖德胜,梅雪川,等. 用于水泥电杆爬杆的配电带电作业机器人研制[J]. 机床与液压,2021,49(15):44—51.

[4] 饶志强,韩昊一,郭毓,等. 带电作业机器人三维环境重建与监控系统设计[J]. 计算机仿真,2020,37(11):334—338+449.

[5] 宋弦,陈锦龙,陈俊全,等. 一种基于 3D 视觉传感器的障碍物检测方法[J]. 应用激光,2020,40(6):1115—1119.

[6] 胡文楠. 基于内容图像检索的机器人障碍物检测方法[J]. 计算机工程与设计,2021,42(3):822—829.

[7] 胡钊政,伍锦祥,肖汉彪,等. 基于逆投影差分的移动机器人障碍物快速检测[J]. 哈尔滨工业大学学报,2022,54(11):95—102.

[8] 袁红斌,曹会群,欧群雍. 基于激光测距雷达和机器视觉的障碍物检测[J]. 现代雷达,2021,43(5):57—62.

[9] 杜年丰,史泽地,陈伟,等. 基于机器视觉的障碍物危险层次划分系统[J]. 电子测量与仪器学报,2021,35(6):17—26.

[10] 张耀威,卞春江,周海,等. 基于图像与点云的三维障碍物检测[J]. 计算机工程与设计,2020,41(4):1169—1173.

[11] 蔡欣展,刘艳艳. 基于自适应筛选 Harris 角点检测的快速图像配准算法[J]. 半导体光电,2020,41(6):875—878.

[12] 吴一全,谢芬. 基于对比度 Harris 的快速鲁棒图像配准算法[J]. 北京理工大学学报,2020,40(3):316—324.

[13] 张世征,刘珊,李保环,等. 一种新的基于正则化协方差矩阵特征值的角点检测算法[J]. 数学的实践与认识,2021,51(11):162—173.

[14] 李炯,赵凯,张志超,等. 一种融合密度聚类与区域生长算法的快速障碍物检测方法[J]. 机器人,2020,42(1):60—70.

[15] 晋玉强,陈麒杰,王陶昱. 基于状态改变的机器人动态障碍物路径规划算法[J]. 南京航空航天大学学报,2020,52(6):861—870.