

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.09.024

输电线路螺栓紧固带电作业机器人的视觉搜索、识别与定位方法^{*}

樊绍胜¹ 杨迪¹ 邹德华² 严宇²

(1. 长沙理工大学电气与信息工程学院 长沙 410114; 2. 国家电网湖南省电力公司带电作业中心 长沙 410100)

摘要:在输电线路采用机器人进行螺栓的全自动带电紧固作业是一项非常有挑战性的工作,螺栓的自动紧固首先必须解决螺栓的自动搜索、识别与定位,由于线路环境复杂,这些工作变得十分困难,为此,提出一种新的螺栓视觉搜索识别定位方法,该方法分为两部分,基于参考物的螺栓追踪,通过设定引流线为参考物,先对引流线进行定位,然后沿着引流线方向来搜索螺栓,从而简化螺栓搜索过程,降低螺栓识别难度;基于改进 Hough 变换的螺栓识别算法,通过对经典 Hough 变换的峰值选择策略进行改进来实现螺栓的精确识别,然后利用螺栓头部圆形特征来完成螺栓中心的验证,并通过 HOG 和 SVM 技术来实现目标物体的识别分类,消除外界不相关物体对目标图像的影响,进一步提高识别精度。根据该方法,设计了机器人原理样机并进行了模拟测试和现场测试,测试结果表明,该方法能够高效地实现输电线路螺栓的搜索、识别与定位,极大地提高了机器人的带电作业效率。

关键词: 输电线路;螺栓搜索识别;带电作业;视觉检测

中图分类号: TP242 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Vision-based tracing, recognition and positioning strategy for bolt tightening live working robot on power transmission line

Fan Shaosheng¹ Yang Di¹ Zou Dehua² Yan Yu²

(1. School of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China;

2. Live Working Center of State Grid Hunan Electric Power Company, Changsha 410100, China)

Abstract: Autonomous bolt tightening is a challenging task for maintenance robot on power transmission lines, because bolts could hardly be traced and recognized without manual command. In this paper, a structure of bolt tightening robot and its bolt tracing, recognition and positioning strategy utilizing vision detection are proposed. The bolt tightening robot is equipped with a camera-installed bolt tightening unit which is connected by an arm with three joints, the proposed bolt detecting strategy consists of two steps. First is bolt tracing in which the drainage wire is used as a reference, through the visual detection of the location and direction of the drainage wire, the bolt tracing task can be carried out by tracing along the wire, thus the tracing process is simplified and the difficulty of vision recognition in complicated environment is reduced. The second step is bolt recognizing step in which an improved Hough transform is proposed and the center of the circle shape edge is utilized to verifying the recognizing result. To make the bolt detecting more reliable, an initial classification algorithm utilizing HOG and SVM techniques is applied at the very beginning. The experimental results show that the proposed strategy can detect the bolt efficiently and pave the way for robot-based automatic bolt tightening live work on lines.

Keywords: power transmission lines; bolt tracing and recognition; live working; visual detection

0 引言

螺栓以其结构简单、成本低廉的特点,成为了输电线

路上广泛应用的连接构件^[1]。由于输电线路位于户外,复杂的气候条件会引起输电线路震动、膨胀或收缩,从而导致螺栓松动,造成输电线路安全隐患。螺栓紧固作为输电线路带电检修中较为频繁的一项工作,是输电线路

安全可靠运行的重要保证。

目前,输电线路螺栓紧固基本仍由人工带电作业来完成,在高空、高电压、环境恶劣的高危条件下,人工作业效率低下,且由于特高压电网和多回路杆塔的广泛应用,电压等级越来越高、相间距离越来越近,人工带电作业极为危险,亟需研发螺栓紧固机器人替代人工实现线路的安全高效带电作业。

Cao 等人^[2]针对输电线路作业机器人设计了一种用于螺栓紧固工作的辅助扳手装置。Tani 等人^[3]提出了一种输电线路螺栓机器人结构,并研究了相关控制策略。Pouliot 等人^[4]开发了一种输电线路带电作业机器人的螺栓紧固模块,在简化对中过程的同时,还减小了线路震动对操作的影响,同时还利用多方位设置的视频采集传输系统为操作者提供充分的现场信息,便于机器人的远程操控。上述机器人及辅助装置实现了输电线路的螺栓紧固工作,将人工从高危作业环境中解放出来,但该类机器人智能化程度低,对螺栓的搜索、识别与定位,完全依赖于人工遥控,人工遥控费时费力且受到工作人员熟练度、疲劳度等因素的影响,作业效率低下。

为顺应构建智能电网要求,提高带电作业的自动化水平,各类运用于输电线路特定目标的自动识别技术成为了研究、开发的热点。已有学者结合视觉识别技术提出了输电线路断股导线的识别方法^[5-7]、绝缘子及其污垢等级识别方法^[8-10]、输电线路障碍物识别方法^[11-13]等,而螺栓的自动搜索识别方法仍然空缺。

本文对螺栓紧固机器人及其末端作业装置进行了设计,并且提出了相应的螺栓搜索识别定位方法。该方法包括两个部分,1)螺栓追踪策略,通过设定引流线为参考物,先定位引流线,然后沿着引流线进行螺栓追踪;2)螺栓识别算法,通过改进经典的 Hough 变换,设计峰值选择策略来实现螺栓识别。模拟测试和现场测试的结果表明,本文设计的机器人以及螺栓搜索识别方法在螺栓紧固工作中取得了较好的效果。

1 螺栓紧固机器人及末端作业装置

输电线路螺栓紧固带电作业机器人整体结构如图 1 所示,主要包括机器人箱体、行走轮、夹爪、等电位轮、机械臂和螺栓紧固作业装置等。行走轮驱动机器人在输电线上行走,行走轮一侧配有夹爪,以确保机器人稳定的带电作业,行走轮另一侧还设计了等电位轮以确保机器人与输电线路等电位,提高机器人控制系统在高电压环境下的电磁防护能力。螺栓紧固作业装置通过三自由度机械臂与机体相连,机械臂上 3 个关节在空间内的组合移动可以带动螺栓紧固装置到达作业区域内的任意位置。

安装于机械臂末端的螺栓紧固作业装置主要包括:

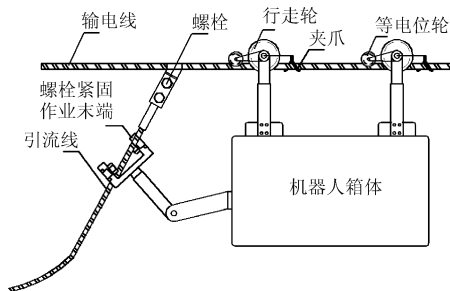


图1 螺栓紧固带电作业机器人结构

Fig.1 Structure of bolt tightening robot on power transmission line

两个扳手套筒、两个摄像头、若干微型电机、若干支撑传动结构等,如图 2 所示,其中摄像头安装在扳手套筒中央。机器人控制器利用本文提出的螺栓识别算法,对两个摄像头传输回来的图像信息进行螺栓的识别与定位,利用螺栓定位信息,结合相应路径规划策略和控制算法,调整机械臂 3 个关节位置,将作业末端与螺栓对准并进而完成螺栓紧固工作。由于输电线路螺栓背景复杂,本文采用近焦摄像头,在获取较为清晰的近距离物体图像的同时,对背景具有一定的虚化作用,从而降低识别难度,提高识别精度。

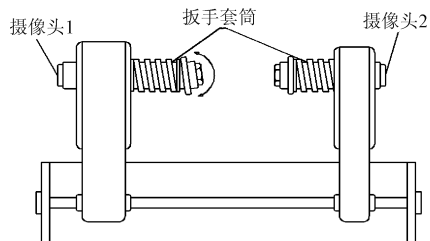


图2 螺栓紧固末端作业装置结构

Fig.2 Details of the bolt tightening unit

2 基于视觉的螺栓搜索、识别方法

本文提出的螺栓搜索、识别方法包括两个部分:螺栓搜索策略和螺栓识别定位算法。螺栓搜索策略针对输电线路结构复杂,螺栓难以直接使用视觉识别的难点,通过设定参考物的方法来简化螺栓的搜索过程,提高搜索效率。螺栓识别算法利用螺栓六边形边缘特征,对 Hough 变换峰值选择策略进行改进以实现对螺栓的精确定位。在搜索过程中,末端紧固装置的摄像头中会出现螺栓、引流线、扳手套筒以及不相关物等类别的物体,为减小不相关物体的影响,提高搜索识别过程的效率和精度,在进行螺栓搜索之前,利用 HOG 和 SVM 技术实现图像目标物的初步分类。基于视觉的螺栓搜索识别方法流程如图 3 所示。

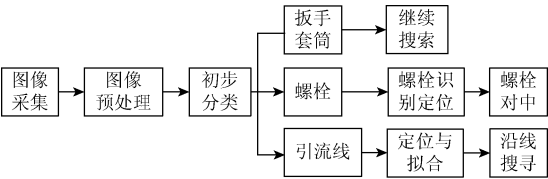


图 3 本文螺栓搜索识别流程

Fig. 3 Flow chart of bolt detecting strategy in this paper

2.1 螺栓搜索策略

输电线路螺栓数量众多,其体积相对于输电线路而言很小,而且背景复杂,采用视觉直接搜寻螺栓难度很大,如图 4 所示。

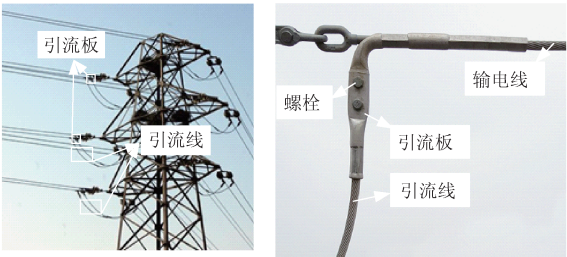


图 4 输电线路以及螺栓连接件的结构

Fig. 4 Power transmission line and the structure of bolt connecting unit

图 4 所示的螺栓连接件,输电导线和引流线通过螺栓固定在引流板上,与螺栓相比,引流线结构简单,且其表面具有独特的纹理,易于搜索、识别。因此可以以引流线为参考物,先对其进行采点识别定位,然后沿着引流线的走向进行螺栓的搜索。分析引流线的结构特点发现,引流线虽整体呈弯曲状,但靠近引流板的部分近似于直线,并和引流板、螺栓共线,为此,本文采用 3 点定线的方法来拟合引流线并确定直线部分,从而实现螺栓的快速搜索。

螺栓搜索策略的具体细节如下:调整机械臂到某一角度,使得机器人沿线路行走时总能搜索到引流线。当引流线第 1 次出现在扳手套筒视野中时,将对引流线进行采点定位,如图 5(a) 所示,此时,取作业末端所处引流线位置为 A 点,同样地,再选取另外两点 B 点、C 点,三点坐标取值以机械臂与箱体连接点为原点,然后,计算 A、B、C 三点中任意一点到其余两点所确定的直线的垂直距离,如计算 C 点到 A、B 两点所确定直线的垂直距离 d_{C-AB} ,如图 5(b) 所示,令 ϵ 为阈值,其大小由图像大小决定。若满足 $d_{C-AB} < \epsilon$,说明 A、B、C 三点位于引流线直线部分(S),通过 3 点坐标,拟合引流线直线部分的位置和走向;若不满足,说明 3 点位于弯曲部分(T),此时需要进行重新采点,重新采点的位置比上一次采点的位置稍高,以加速逼近引流线直线部分。当引流线的位置信息

得到确定后,控制机械臂带动作业末端,沿着引流线方向搜索螺栓。

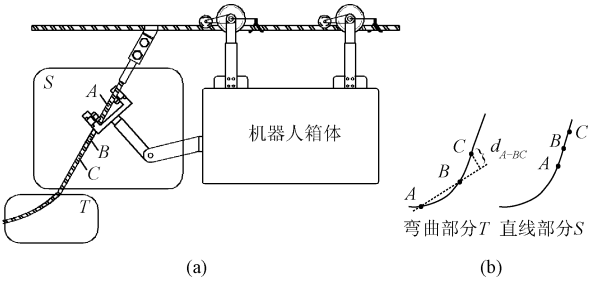


图 5 采点定位示意图

Fig. 5 Schematic diagram of point sampling process

作业末端相对于引流线的倾斜或偏移会影响采点定位的准确性,因此需判断倾斜的角度和偏移的方向,并做出相应微调。由成像原理可知,引流线发生倾斜时,引流线在图像中两端大小不一;发生偏移时,引流线在两个摄像头中粗细不一。根据上述规律,设计如下微调步骤。

- 1) 判断引流线在图像两端的大小 L_1 、 L_2 ;
- 2) 旋转作业末端,使相应摄像头靠近 L 较小的一端,远离 L 较大的一端,直到满足 $L_1 \approx L_2$;
- 3) 计算引流线在两个摄像头中的平均宽度 $\overline{L_{c1}}$ 、 $\overline{L_{c2}}$;
- 4) 移动作业末端,使整个作业末端向平均宽度较小的一向移动,直到满足 $\overline{L_{c1}} \approx \overline{L_{c2}}$ 。

上述步骤中的 $\overline{L_c}$ 为 L_1 、 L_2 的平均值,即:

$$\overline{L_c} = \frac{L_1 + L_2}{2} \quad (1)$$

图 6 所示为引流线发生倾斜、偏移时的示意图,引流线倾斜于摄像头 1 的上端,且整体靠近摄像头 1,此时,应调节摄像头顺时针旋转,并调整机械臂带动作业末端向摄像头 2 平移,调整过程如图 7 所示。螺栓搜索总流程如图 8 所示。

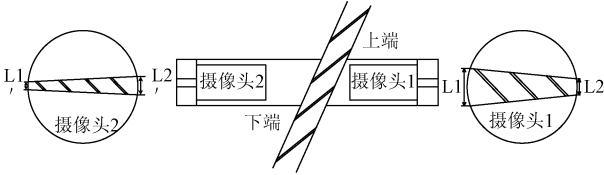


图 6 引流线倾斜示意图

Fig. 6 Schematic diagram of the drainage wire inclination

2.2 螺栓识别算法

由于螺栓及其周围结构基本为灰色调,且自身金属材料容易发生镜面反射,在强光照射以及雨水对光线的反射下,会出现高光干扰区域,单纯的阈值区域提取方法已不适用。为了避免这类情况对螺栓识别准确性的影

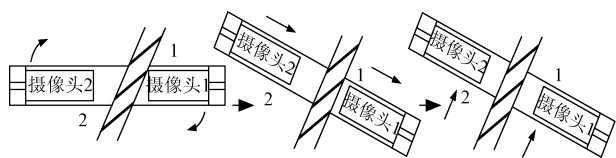


图7 微调流程示意图

Fig. 7 Schematic diagram of the mini-trim process

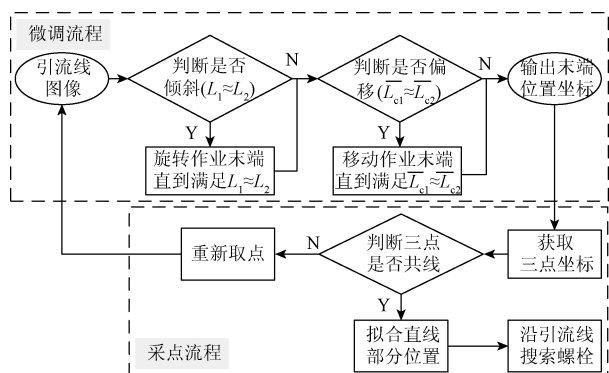


图8 螺栓搜索流程

Fig. 8 Flow chart of bolt searching strategy

响,本文提出螺栓识别算法,利用图像的边缘信息进行螺栓六边形的识别与定位。识别过程主要包括:图像预处理、六边形拟合、中心点计算3个部分,流程如图9所示。

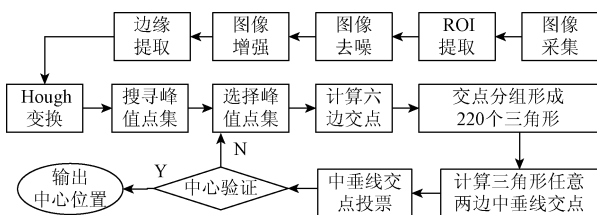


图9 螺栓识别流程

Fig. 9 Flow chart of bolt recognition algorithm

2.2.1 图像预处理

通常来说,通过摄像机采集到的图像由于含有噪点、对比度低、边缘信息不明显等缺点,无法直接进行螺栓六边形拟合,需要对采集到的螺栓图像进行必要的预处理来优化图像信息。本文采用的图像预处理包含4个步骤:ROI区域提取、去噪、对比度增强、边缘提取。

为减小运算量,提高处理速度,本文将视野中央的圆形有效图像截取为待处理区域。国内外学者提出了很多有关去噪、增强等方法,根据本实验设计与应用的需求,在试验过程采用双边滤波来进行图像去噪,采用直方图均衡化方法强化图中线条的对比度,采用“CANNY”算子来提取边缘信息。

2.2.2 六边形拟合

首先,将得到的图像边缘信息转换到 Hough 空间中。

图像空间中的直线以参数形式可表述为:

$$r = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (2)$$

图10所示为图像空间的直线参数,其中, (x, y) 为直线上的点,参数 r 和 θ 为该直线通过原点的垂线段的长度和倾角。图像空间以 x 为横坐标,以 y 为纵坐标, Hough 空间中以参数 θ 为横坐标,以参数 r 为纵坐标。Hough 空间的每一个点为一个累加单元,表示图像中相对应的一条直线。通过式(2)将图像中的边缘信息转换到 Hough 空间。

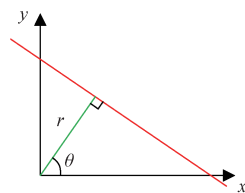


图10 图像空间的直线参数

Fig. 10 Parameters of a line in image space

然后,在 Hough 空间中找到若干组六边形点集。图11所示为图像空间中六边形与 Hough 空间中六边形的转换,其中,Hough 空间中的小方块所突出的6个峰值点就代表图像空间中正六边形的六条边。六边形的每组对边斜率相同,且3组对边斜率角度两两相差 60° ,这一特征也相应地呈现于 Hough 空间中峰值的分布。根据这一特征,改进 Hough 空间的峰值选择策略:首先,在 Hough 空间中找到投票值最高的峰值点,以该峰值点所在角度为基准角度 θ_{ref} ,分别取前后 60° 以及当前角度3个角度,并考虑 5° 裕量取区域如下:

$$\begin{aligned} &(\theta_{\text{ref}} + 5^\circ, \theta_{\text{ref}} - 5^\circ) \\ &(\theta_{\text{ref}} + 60^\circ + 5^\circ, \theta_{\text{ref}} + 60^\circ - 5^\circ) \\ &(\theta_{\text{ref}} - 60^\circ + 5^\circ, \theta_{\text{ref}} - 60^\circ - 5^\circ) \end{aligned}$$

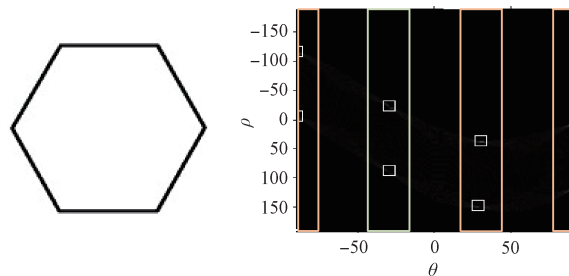


图11 图像空间中的六边形与 Hough 空间中的六边形

Fig. 11 Hexagon in image space and Hough space

3个区域如图11中的长方形框所标示。接下来求每个区域中的两个最大峰值点,由此将获得一组六边点集。然后,再取整个 Hough 空间中的第二大峰值所在角度区域,按照上述方法求3个区域中的6个峰值,以此类推,求取多组六边形点集 $\{p-1, p-2, \dots, p-n\}_i, n$ 为点

集中点的个数, i 为六边形点集的个数。在峰值点选择过程中, 根据经验可得两条峰值选择规则: 每个区域的最高峰值点投票值应高于整个 Hough 空间最高投票值的 60%; 在每个区域选择的两个峰值点中, 第 2 高峰值点投票值应高于第 1 高峰值点投票值的 70%, 否则置空该点, 表示相应边缘未出现。

最后, 选取最能代表图中六边形的点集组, 得到若干组六边形点集, 计算每一组点集的平均投票值, 并选出平均投票值最高的 1 组点集, 即:

$$MeanVotes = \frac{\sum_{i=1}^n v_i}{n} \quad (3)$$

$$Max \{ MeanVotes \} \quad (4)$$

式中: v_i 代表点集中各个点的投票值。平均投票值最高的 1 组, 最有可能代表图中螺栓六边形, 如图 12 中所示第 2 组。

2.2.3 中心点计算

利用以上步骤求得的六边形信息, 返回到图像空间,

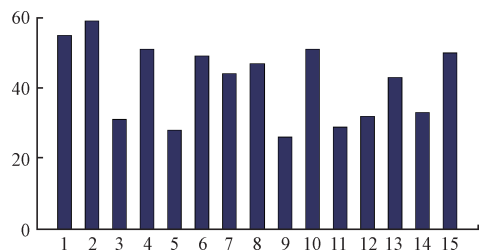


图 12 每组点集的平均投票值

Fig. 12 Mean votes of every set

即为六边形的 6 条边, 然后计算 6 条边两两之间的 12 个交点, 如图 13(a) 所示。将这 12 个点任取 3 个点为 1 组, 则有 $C_{12}^3 = 220$ 组点, 每组点集组成一个三角形 (蓝点), 如图 13(b) 所示, 求三角形任意两条边的中垂线 (红点为中垂线经过的点), 并计算两条中垂线的交点 (黄点)。将这 220 个组合各自形成的三角形按照上述步骤计算中垂线交点, 结果如图 13(c) 所示。

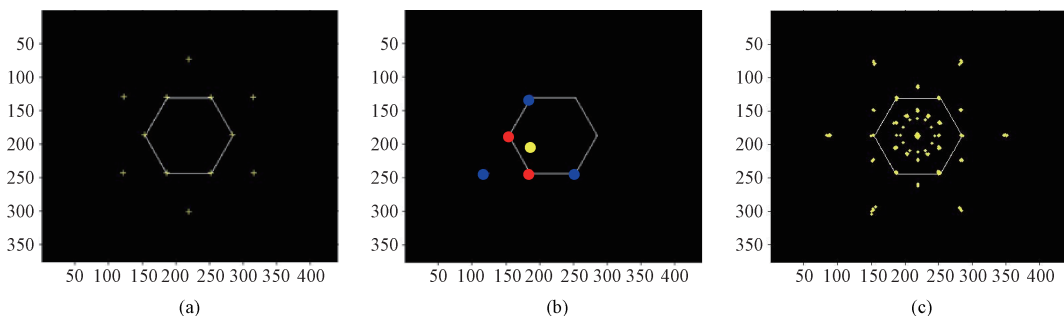


图 13 中心点计算

Fig. 13 Center points computation

计算出的中垂线交点是一个准确的像素点位置, 仅给该点投票值加 1 的方法会放大误差带来的影响, 降低最后投票结果的准确性。为此, 本文采用高斯模板来进行累加, 在以中垂线交点为中心的子矩阵中加上大小相等的高斯模板矩阵, 模板公式即:

$$G(i, j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{i^2 + j^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

式中: σ 为高斯模板的标准差, σ 越大, 模板越分散, σ 越小, 模板越集中, 根据不同的图像大小, 应选择合适的 σ 值来达到最佳的投票效果。例如, 计算出的中垂线交点若为 (52, 33), 选则中心点投票空间中以 (52, 33) 为中心的子矩阵, 大小与高斯模板一致, 然后在这个子矩阵上加上高斯模板, 即:

$$\mathbf{A}(x, y) = \mathbf{A}(x, y) + \mathbf{G}(i, j) \quad (6)$$

式中: $\mathbf{A}(x, y)$ 为子矩阵, $\mathbf{G}(i, j)$ 为高斯模板矩阵。高斯模板的使用可以减小微小误差带来的中心累加误差, 突出交点集中的位置, 便于中心点的判断。当所有的中

垂线交点都完成投票之后, 六边形的中心点将以最高投票值的形式凸显出来, 如图 14 所示。

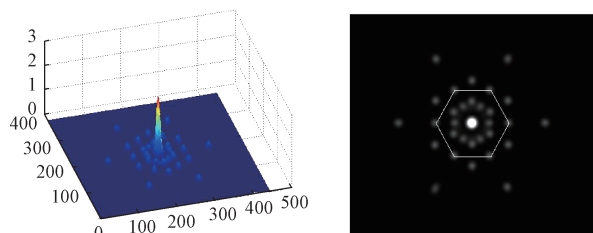


图 14 中心点投票

Fig. 14 Center points voting

2.2.4 中心点验证

不理想的光照条件会给螺栓中心拟合带来很大误差, 且当螺栓仅出现小部分于图中时, 过少的边缘线条以及背景线条的干扰会导致拟合结果出现误差, 必须进行中心点的验证。

一般来说,输电线路上的螺栓头都有一个圆形面,即使在较差的光照下,或者螺栓仅部分位于图中情况下,经过预处理、边缘提取,这个圆形面会或多或少以圆形边缘或者多段圆弧的形式显示出来。将这些圆形边缘或多段圆弧对应的圆中心位置作为中心点验证的参考,即判断六边形中心和圆弧中心是否满足如下条件:

$$\text{dist}\{C_{\text{hex}}, C_{\text{arcs}}\} < \gamma \quad (7)$$

式中: C_{hex} 为计算得到的六边形中心, C_{arcs} 为圆形或多段圆弧对应圆的中心, γ 为阈值, dist 为两点的欧氏距离。如下:

$$\text{dist}\{p_1, p_2\} = \sqrt{(x_{p_1} - x_{p_2})^2 + (y_{p_1} - y_{p_2})^2} \quad (8)$$

在中心点验证过程中,首先选取满足一定弧度范围的圆弧,然后计算每段圆弧的圆心位置,接下来,仍然利用高斯投票矩阵,筛选出投票值最高的点作为圆形面的中心点。

将得到的圆弧中心点与之前通过拟合得到的六边形中心进行对比,计算两者的距离,若两者的距离小于阈值 γ ,则认为中心点准确,若两者距离过大,那么,则在六边形点集中,重新选择平均投票值次高的点集组进行拟合。

通过本文方法得到螺栓中心位置后,机器人控制器将计算螺栓与作业末端的距离,采用相关运动控制策略来控制机械臂运动,不断减小螺栓中心到图像中心的距离,完成螺栓的定位对中,并进而完成螺栓的紧固作业,运动控制策略将不在本文做详细阐述。

2.3 识别对象分类

在搜索过程中,末端紧固装置的摄像头中会出现不同类别的物体,不同类别的物体有不同的操作策略,如上述引流线采点定位、螺栓搜索等,为准确实施这类特定策略,减小无关物体对图像识别的影响,提高搜索识别过程的效率和精度,本文结合 HOG (SVM) 特征描述子和支持向量机 (SVM) 来完成视野目标的识别分类。HOG 特征描述子对几何、光学变形都能保持良好不变性,SVM 可以高效地解决分类问题,且其计算的复杂性取决于支持向量的数目,而不是样本空间的维数,两者结合可以很好地完成分类工作,分类流程如图 15 所示。

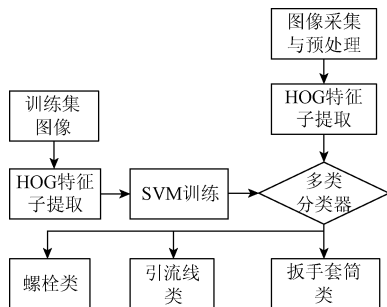


图 15 识别对象分类流程

Fig. 15 Flow chart of recognition objects classification

2.3.1 HOG 特征描述子提取

HOG 特征描述子的提取主要包含如下 4 个步骤。

1) 将彩色图像转换成灰度图像,并进行归一化处理:

$$r_{\text{gray}} = \frac{1}{3} \times (r_{\text{red}} + r_{\text{green}} + r_{\text{blue}}) \quad (9)$$

$$s = \frac{r_{\text{gray}} - r_{\text{gray_min}}}{r_{\text{gray_max}} - r_{\text{gray_min}}} \quad (10)$$

式中: r 为输入灰度级, s 为输出灰度级,通过归一化来减小光照因素的影响。

2) 计算图像每个像素点的梯度大小和方向:

$$\theta = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad (11)$$

$$\|\nabla f\| = \sqrt{(G_y)^2 + (G_x)^2} \quad (12)$$

式中: f 为图像中的像素点, θ 为该像素点的梯度方向角, $\|\nabla f\|$ 为该像素点的梯度大小, G_y 、 G_x 分别为图像在垂直和水平方向上的梯度。以 V 表示像素点上的灰度值,则:

$$G_x = V(x+1, y) - V(x-1, y) \quad (13)$$

$$G_y = V(x, y+1) - V(x, y-1) \quad (14)$$

3) 将若干相邻像素组成细胞单元,并计算每个细胞单元的方向梯度直方图。本文以 9×9 个像素矩阵作为一个细胞单元,并将梯度方向量化为 9 个区间,将细胞单元中每个像素点的梯度以方向作为方向区间选择参考、以大小作为权值选择参考来进行统计,由此得到细胞单元对应的 9 维特征向量描述子,如图 16 所示。

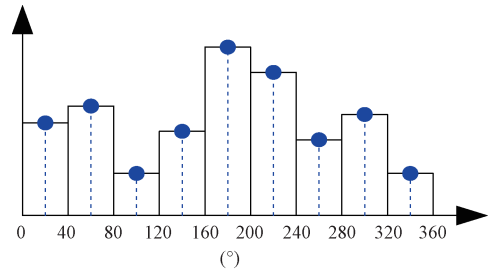


图 16 细胞单元 9 维特征向量描述子示意图

Fig. 16 Schematic diagram of descriptor for a cell

4) 将若干相邻细胞单元组成块,并在块内进行梯度值归一化,然后将归一化后块中的每个细胞单元直方图按序排成一个一维向量,再将每个块的一维向量联结起来,组成图像的 HOG 特征描述子^[14],本文以 2×2 个细胞单元组成一个块,ROI 图像大小为 270×270 ,那么 HOG 特征描述子的维数应为:

$$15^2 \times 9 \times 4 = 8\ 100$$

即 HOG 特征描述子为 $1 \times 8\ 100$ 维向量,如图 17 所示。

2.3.2 SVM 分类器训练与分类

本文的分类问题为线性可分问题,利用有监督分类-

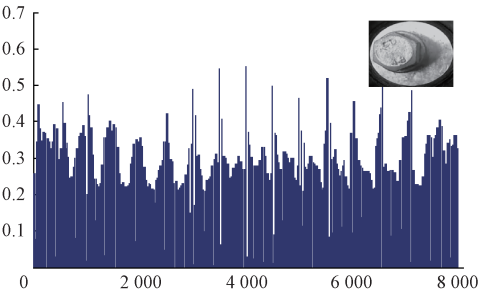


图 17 螺栓图像的 HOG 特征描述子向量
Fig. 17 HOG descriptor sub-vector for a bolt image

SVM 来完成分类器的训练和分类工作。对于二分类问题,在给定了两类训练集之后,通过找到使两类间隔最大的超平面来确定分类超平面以训练 SVM 分类器,即求解:

$$\text{Min: } \frac{1}{2} \omega^T \omega$$

Subject to: $y(\omega^T x_i + b) \geq 1 \quad i = 1, \dots, n$ (15)

式中: x_i 为训练集中图像的 HOG 特征描述子, y 为 x_i 对应的类别,正类 $y = 1$,负类 $y = -1$,本文使用 libsvm 工具箱进行分类器训练^[15]。由于支持向量机训练出来的是二分类器,而摄像头中出现的物体大致分为引流线、螺栓、套筒 3 类,所以本文采用多分类策略,如图 18 所示。分类时,先将引流线类取为正类,余下螺栓类、套筒类取为负类进行训练,再将螺栓类取为正类,余下引流线类、套筒类取为负类进行训练,最后将套筒类取为正类,余下引流线类、螺栓类取为负类进行训练,由此训练得到 3 个分类器。当对未知目标图像进行分类时,每个分类器都对其进行分类判断,取具有最大可信度的类别作为当前未知目标图像的类别判定,即:

$$\text{label}(x) = \text{label}(\max\{f_{\text{引流线}}(x), f_{\text{螺栓}}(x), f_{\text{套筒}}(x)\})$$

(16)

式中: $f(x)$ 为未知目标在 3 个分类器下的可信度值,label(x) 为该未知目标的输出类别,以此完成对摄像头中的未知目标的分类工作。

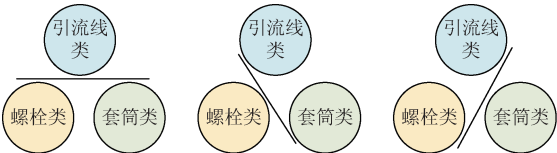


图 18 多分类策略
Fig. 18 The strategy for multi-classification

3 实验分析与应用

根据本文需求,先后设计了螺栓紧固机器人实验系

统和原理样机,并进行了实验室测试分析和现场应用,以验证所提方法的有效性。

3.1 识别对象分类

螺栓紧固机器人实验系统如图 19 所示。



图 19 输电线路螺栓紧固机器人实验系统
Fig. 19 Experimental prototype of the bolt tightening robot

在进行搜索识别方法的测试之前,先采集螺栓、引流线、扳手套筒的图片若干张来进行分类器的训练,如图 20 所示,图(a)~(c)依次为螺栓图像训练集、引流线图像训练集和扳手套筒图像训练集。利用训练好的分类器进行分类,结果如表 1 所示。

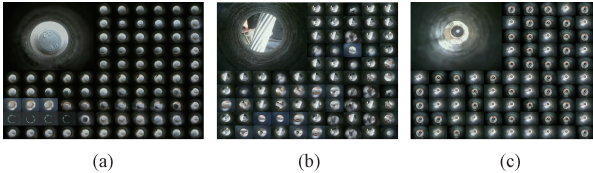


图 20 训练集图片
Fig. 20 The images of training set

表 1 分类结果

Table 1 Results of objects classification			
类别	训练集数	测试集数	精度/%
螺栓	200	318	96.11
引流线	200	263	96.10
扳手套筒	200	272	95.43

3.2 螺栓搜索与识别

引流线出现于视野中时如图 21(a) 所示,微调结果如图 21(b)。采点定位所取 A、B、C 三点如图 22 所示。实验结果验证了螺栓搜索策略能够高效准确地完成引流线的定位。

得到引流线位置信息后,机械臂将带动作业末端沿线搜索螺栓,利用螺栓识别算法对螺栓进行精确定位。为测试螺栓识别算法的准确性,首先对不同种类、大小、颜色的螺栓进行测试,结果如图 23 所示,然后对视频实时识别进行均衡采样,实时识别时,设置具有圆形结构和线性结构的剪刀以增加背景复杂度,增大识别难度,其结

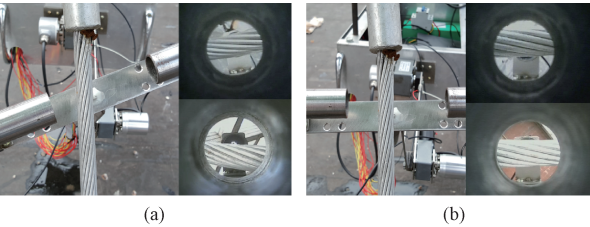


图 21 微调结果
Fig. 21 Result of mini-trim process



图 22 取点定位图
Fig. 22 Result of point sampling process

果如图 24 所示。从实验结果可看出,本文提出的螺栓识别算法能够准确识别出各类六边形螺栓,且对复杂的背景环境具有一定的鲁棒性。



图 23 各种颜色大小的螺栓识别结果
Fig. 23 Recognition results of different type of bolts

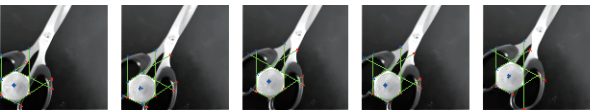


图 24 带有干扰物的实时视频模拟测试结果
Fig. 24 Result of real-time video simulation test with interference object

接下来,在螺栓紧固机器人上测试本文提出的螺栓识别算法,图 25 所示为各种环境下的螺栓紧固机器人采集到的螺栓图像及其识别结果,图 26 所示为螺栓定位对

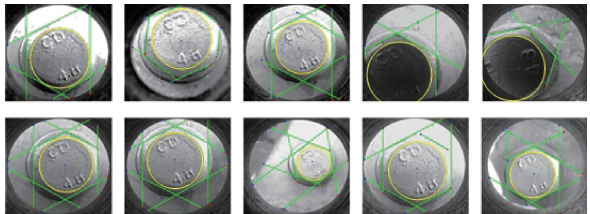


图 25 输电线路螺栓各种光照强度下的识别结果
Fig. 25 Recognition result of transmission lines bolt in different lightening conditions

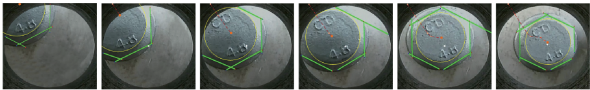


图 26 螺栓对中过程的识别结果
Fig. 26 Recognition result of centering process of blot

中过程的图像识别结果,图 27 所示为定位对中过程中,螺栓中心与图像中心距离变化的监测结果。

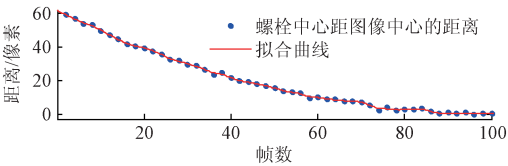


图 27 定位对中时,螺栓中心与图像中心距离实时监测结果
Fig. 27 Real-time monitor result of the distance between the image center and bolt center during the centering in process

综合上述实验结果,表明本文算法能够高效地完成输电线路上的螺栓搜索、识别、定位工作。

3.3 现场应用

根据上述算法思路,研发了新型输电线路螺栓紧固带电作业机器人,并投入现场应用。与不具备自动搜索功能的带电作业机器人相比,新型机器人无需人工指导操作,解决了螺栓反复对准引起的效率低下问题,实现了螺栓的一次性定位,极大地提高了输电线路螺栓紧固带电作业的效率。新型输电线路螺栓紧固带电作业机器人的线上工作情况如图 28 所示。

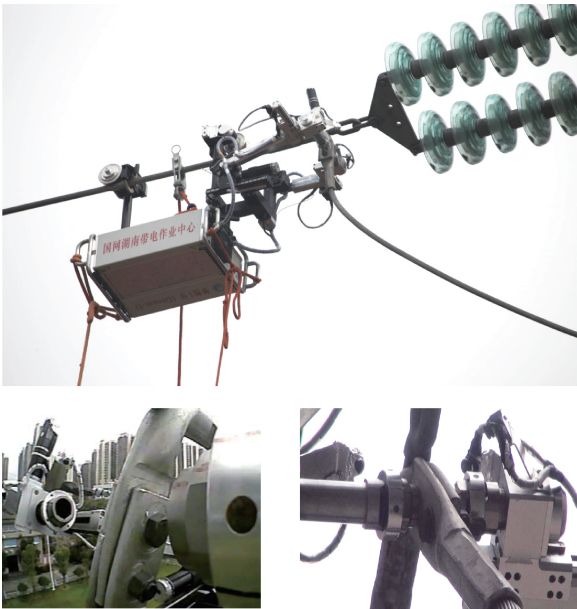


图 28 新型输电线路螺栓紧固带电作业机器人线上工作情况
Fig. 28 The working situation of the new bolt tightening robot on the power transmission line

4 结 论

本文提出了一种输电线路螺栓紧固带电作业机器人的视觉搜索、识别、定位方法,该方法利用引流线作为参考物来简化螺栓搜索过程,降低螺栓搜索难度。结合HOG与SVM来完成对目标物的识别分类,通过提出的改进的Hough变换峰值选择策略来完成螺栓的识别工作,并利用螺栓头圆形特征来实现螺栓中心的验证。实验结果表明,本文提出的螺栓搜索识别方法能够高效地搜寻识别螺栓,提高了螺栓紧固带电作业机器人的智能化水平,提高了带电作业效率。

参考文献

- [1] LUO G P, LU J G, ZHANG J G. Failure analysis on bolt-type power connector's application [C]. Proceedings of the Forty-Fifth IEEE Holm Conference on Electrical Contacts, 1999:77-86.
- [2] Cao L, Guo R, Wu P, et al. Screwing manipulation on power transmission lines with a robotic system[C]. IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, 2014:1294-1299.
- [3] TANI E, YAMADA H, KATO R, et al. Development of the tightening nut task skill using a power distribution line maintenance experimental robot [C]. 2015 IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII) IEEE, 2015: 558-563.
- [4] POULIOT N, RICHARD P L, MONTAMBAULT S. LineScout technology opens the way to robotic inspection and maintenance of high-voltage power lines[J]. IEEE Power and Energy Technology Systems Journal, 2015, 2(1): 1-11.
- [5] SONG Y, WANG H, ZHANG J. A vision-based broken strand detection method for a power-line maintenance robot[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2014, 29(5):2154-2161.
- [6] 杨智勇, 王伟, 苏帆, 等. 采用数字图像处理方法对架空输电导线散股的研究[J]. 中国电力, 2014, 47(1):1-7.
YANG Z Y, WANG W, SU F, et al. The study of broken overhead conductor based on digital image processing method[J]. Electric Power, 2014, 47(1):1-7.
- [7] 蒋兴良, 夏云峰, 张志劲, 等. 基于优化Gabor滤波器的输电导线断股图像检测[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(15):78-83.
JIANG X L, XIA Y F, ZHANG ZH J, et al. A broken strand detecting method based on optimized Gabor filter[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(15):78-83.
- [8] 赵振兵, 徐磊, 戚银城, 等. 基于Hough检测和C-V模型的航拍绝缘子自动协同分割方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(2):395-403.
ZHAO ZH B, XU L, QI Y C, et al. Automatic co-segmentation method for aerial insulator based on Hough detection and C-V model [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(2):395-403.
- [9] 金立军, 田治仁, 高凯, 等. 基于红外与可见光图像信息融合的绝缘子污秽等级识别[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(13):3682-3691.
JIN L J, TIAN Z R, GAO K, et al. Discrimination of Insulator Contamination Grades Using Information Fusion of Infrared and Visible Images [J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(13):3682-3691.
- [10] 王银立, 闫斌. 基于视觉的绝缘子“掉串”缺陷的检测与定位[J]. 计算机工程与设计, 2014, 35(2):583-587.
WANG Y L, YAN B. Vision based detection and location for cracked insulator [J]. Computer Engineering and Design, 2014, 35(2):583-587.
- [11] 谭磊, 王耀南, 沈春生. 输电线路除冰机器人障碍视觉检测识别算法[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(11):2564-2571.
TAN L, WANG Y N, SHEN C S. Vision based obstacle detection and recognition algorithm for transmission line deicing robot [J], Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(11):2564-2571.
- [12] 曹文明, 王耀南, 印峰, 等. 高压输电线路除冰机器人障碍物识别方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(9):2049-2056.
CAO W M, WANG Y N, YIN F, et al. Research on obstacle recognition based on vision for deicing robot on high voltage transmission line [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument. 2011, 32(9):2049-2056.
- [13] 胡彩石, 吴功平, 曹珩, 等. 高压输电线路巡线机器人障碍物视觉检测识别研究[J]. 传感技术学报, 2008, 21(12):2092-2096.
HU C S, WU G P, CAO Y, et al. Research of obstacle recognition based on vision for high voltage transmission line inspection robot [J]. Research of Obstacle Recognition Based on Vision for High Voltage Transmission Line Inspection Robot, 2008, 21(12):2092-2096.
- [14] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection [C]. IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, 2013:886-893.
- [15] CHANG C C, LIN C J, et al. LIBSVM: A library for

support vector machines [J]. Acm Transactions on Intelligent Systems & Technology, 2011, 2 (3): 389-396.

作者简介



樊绍胜,1987 年于西南交通大学获得学士学位,1995、2006 年于湖南大学获得硕士学位、博士学位,现为长沙理工大学教授,主要研究方向为智能机器人、电力设备状态监测、机器视觉等。
E-mail: fss508@163.com

Fan Shaosheng received B. Sc. from Southwest Jiaotong University in 1987, M. Sc. and Ph. D. from Hunan University in 1996 and 2006, respectively. Now he is a professor in Changsha

University of Science and Technology. His main research interests include intelligent robot, state monitoring of power equipment, and machine vision etc.



杨迪,2013 年于湖南科技大学获得学士学位,现为长沙理工大学在读研究生,主要研究方向为智能机器人、电力设备状态监测、机器视觉等。
E-mail: digshown@163.com

Yang Di received B. Sc. from Hunan University of Science and Technology in 2013. Now she is a M. Sc. candidate in Changsha University of Science and Technology. Her main research interest includes intelligent robot, and machine vision etc.