

基于离线学习的野外架空地线检测算法

叶旭辉, 吴功平*, 黄乐, 樊飞

武汉大学动力与机械学院, 湖北 武汉 430072

摘要 野外复杂环境下地线检测是高压输电线路巡检机器人自主越障的关键技术之一,光照变化和地线表面新旧程度是影响架空地线检测准确率的关键因素。针对这一问题,提出一种基于离线学习的野外架空地线检测算法。离线训练阶段,首先采用自适应同态滤波器对输入样本进行光照补偿,然后提取样本的局部二值模式直方图特征,结合离线学习算法支持向量机训练得到二类分类器;在线检测阶段,首先对样本分块,分类得到候选地线样本块,然后采用随机采样一致性算法去除误检块,拟合得到地线在图像坐标系中的位置参数。在野外新旧程度不同的线路上进行的大量实验表明,该方法对光照变化有良好的适应性,能较准确地检测不同新旧程度的架空地线,为后续的地线空间定位与抓线控制奠定了基础。

关键词 机器视觉;光照补偿;架空地线检测;离线学习;巡检机器人

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.0915001

Field Ground Wire Detection Algorithm Based on Off-Line Learning Method

Ye Xuhui, Wu Gongping*, Huang Le, Fan Fei

School of Power and Mechanical Engineering, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430072, China

Abstract Overhead ground wire detection under complex field environment is one of the key technologies of automatic obstacle surmounting for a high voltage transmission line inspection robot. The varying illumination and wire surface condition are the key factors affecting the detection accuracy. To address the problem, a field wire detection algorithm based on off-line learning is proposed. In the training phase, the adaptive homomorphic filter is applied to the input samples to compensate illumination, followed by local binary pattern histogram feature extraction and support vector machine training to get a binary classifier. In the on-line detection phase, each sample is divided into patches, followed by classification through the trained classifier to get the wire patch candidates. Then, the random sample consensus algorithm is adopted to remove mistakenly identified patches, and the remaining candidates are fitted into a line to get the wire parameters in the image coordinate system. The results of a number of experiments with field surroundings and different wires show that the proposed method has good adaptability to varying illumination and can detect both old and new wire accurately. Furthermore, this work has laid a solid foundation for the subsequent three dimensional positioning and grasping control of the ground wire.

Key words machine vision; illumination compensation; overhead ground wire detection; off-line learning; inspection robot

OCIS codes 150.2950; 150.0155; 110.2970; 110.5010

1 引 言

近年来,高压输电线路巡检机器人辅助或代替人工巡线的方式越来越受到电力部门的重视。巡检机器人自主越障是实现机器人长时间自主巡线的前提,野外复杂环境下的地线检测是自主越障的关键

技术。野外环境下,不同季节、不同天气、一天之中的不同时间段,机器人所处的光照环境都是变化的,地线的表面状态也因长期暴露而不一致,这些因素给地线检测的稳健性和准确率提出了挑战。

目前常用的地线检测方法主要分为两类:基于非视觉传感器的方法和基于视觉传感器的方法。前

收稿日期: 2018-03-16; 修回日期: 2018-04-03; 录用日期: 2018-04-09

基金项目: 广东省机器人专项(2015B090922007)、广东省佛山市科技创新团队项目(2015IT100143)

* E-mail: gpwu@whu.edu.cn

者主要依赖传感器收集到的电压、脉冲等信号序列,并结合地线对不同信号的反射特性作为判别依据,完成地线的检测和定位。孙翠莲等^[1]提出了一种基于激光传感器的方法,在机器人操作手的最下端安装激光传感器,利用激光光斑被高压线遮挡时触发的上升沿信号辨识高压线,具有较高的灵敏度和准确率;Han等^[2]提出了一种传感器融合的方法,融合了不受光照影响的超声波雷达传感器和具有高测量精度的红外探测器的信息来检测地线;Richard等^[3]提出采用一种结构紧凑的激光雷达(LiDAR)系统 UTM-30LX,通过分析测量数据的波动特性来定位地线,并识别出地线上的障碍物。这些方法各有优势,但共同的缺陷也较明显——传感器的体积较大、质量较重、较易受电磁干扰等。

与这些方法相对应的是一类基于视觉传感器的方法。这类方法主要依赖目标的结构、灰度、颜色、纹理等特征,完成对地线的分割、检测和识别。张运楚等^[4]将摄像机安装在机器人手臂的压紧机构上,视角从下往上,对采集到的图像进行二值化处理,通过对二值图像进行垂直投影分析,检测出相线中轴线中心的水平方向位置,通过提取图像上下边缘所有前景区域中心的水平坐标,结合其与中轴线中心水平坐标构成的对称性约束关系,求出相线上下端水平坐标;王鲁单等^[5]和王聪等^[6]先后提出了一种基于输电电缆几何特征的单目立体视觉定位方法,该方法根据输电电缆成像的边缘、输电电缆半径和摄像机成像模型,计算输电电缆中轴线在摄像机坐标系下的数学表达式,从而对任意位姿的高压输电电缆进行精确的三维定位;郭伟斌等^[7]提出一种基于图像的视觉伺服抓线控制方法,采用 Sobel 算子提取抓线图像的边缘,通过 Hough 变换提取最长的两条直线作为输电线的两边缘,并以此作为地线的定位依据;Wang等^[8]采用截取感兴趣区域、二值化、空洞填充、腐蚀等图像处理序列,计算出地线在图像坐标系中的倾角和截距用以表征地线;曹文明^[9]提取图像的局部二值模式(LBP)特征,并采用模糊 C 均值算法分割出地线;Song等^[10]提取图像的梯度直方图(HOG)特征,以支持向量机(SVM)为训练方法检测出地线,并能分辨出完整地线、破损地线和防震锤等障碍物。这些基于视觉传感器的方法由于传感器体积小、质量轻、便于安装、易与系统进行信息融合、受温度和强电磁干扰较小且获取的信息比较全面而得到了较广泛的应用。但是,基于视觉传感器的方法受光照影响较大,因此,在地线的

检测过程中,对变化光照的处理是非常重要的。上述方法大部分都只考虑了较均匀的光照条件,并未对更复杂的光照环境进行深入的实验与分析。

基于上述分析,本文提出一种基于离线学习的野外架空地线检测算法。采用可见光摄像机实时采集地线图像,首先通过自适应同态滤波器对光照进行补偿,以减小变化光照的影响,然后将图像分成小块,提取每一块的纹理信息 LBP 直方图作为特征向量,该特征能将地线块与背景块进行有效的区分,最后通过离线学习得到的地线分类器对所有的小块进行分类,采用随机采样一致性(RANSAC)算法对所有被识别成地线的图像块进行直线拟合,将拟合的直线作为检测到的地线。

2 巡检机器人架空地线检测背景

2.1 巡检机器人地线检测初始姿态

巡检机器人地线检测摄像机安装及其所在的地线工作环境如图 1 所示。巡检机器人行驶到离障碍物(如防震锤)一定距离后刹车停止运行,前臂压紧轮压紧地线,后臂伸长离线后通过导轨移动到障碍物的另一端,此时即为离线臂检测地线的初始姿态。手眼摄像机安装在机器人手臂末端,对准压紧轮朝下拍摄图像。这种安装方式的优点在于:1)避免了太阳光直射对成像效果的影响;2)避免了灰尘、水滴在镜头上的堆积。

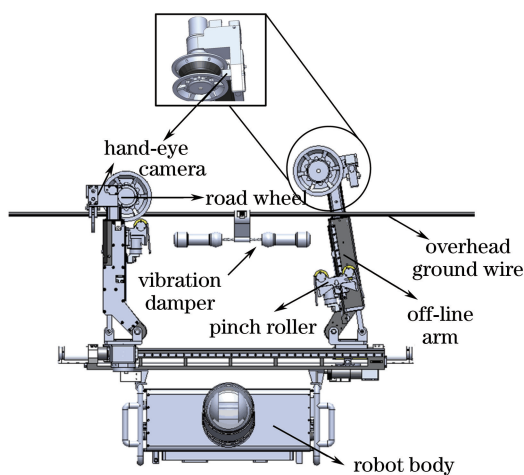


图 1 巡检机器人地线检测初始姿态

Fig. 1 Initial posture of ground wire detection

2.2 手眼摄像机成像

表面新旧程度不同的地线在手眼摄像机上的成像效果如图 2 所示。架空地线是由外部铝线绞合缠绕内部铜芯线而成。从图 2 可以看出,其相对于成像背景具有鲜明的规律性纹理特征,因此,地线的纹

理可以作为检测地线的特征。新地线比旧地线表面更光滑,易产生更强的反射光线;而旧地线在光线不

足的情况下与成像背景对比度偏低:这两种情况都会影响地线检测的准确率。

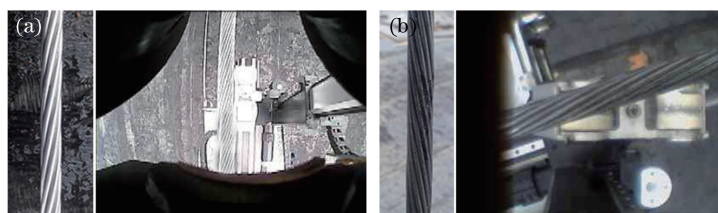


图 2 架空地线成像。(a)新地线;(b)旧地线

Fig. 2 Image of ground wire. (a) New wire; (b) old wire

3 架空地线检测算法的实现

提出的架空地线检测算法流程图如图 3 所示。离线训练阶段:制作训练图像集,对每个样本进行基于自适应同态滤波器的预处理后,提取 LBP 直方图特征,通过 SVM 离线训练得到一个

二类分类器。在线测试阶段:对于一张测试图像,进行预处理和 LBP 直方图特征提取后,将图像分块,基于训练得到的二类分类器对每一个小块进行分类,得到属于地线部分的小块,利用 RANSAC 去除误检小块,拟合得到地线在图像平面的姿态参数。

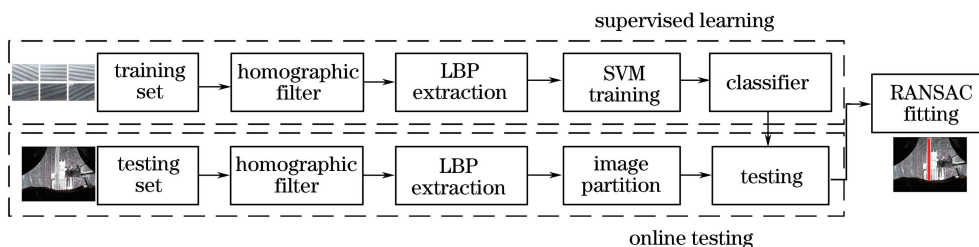


图 3 架空地线检测算法流程

Fig. 3 Flow chart of ground wire detection algorithm

3.1 基于自适应同态滤波器的图像预处理

3.1.1 同态滤波器光照补偿原理

基于朗伯反射模型^[11],一张架空地线图像 I 可以表示为

$$I(x, y) = R(x, y)L(x, y), \quad (1)$$

式中 $I(x, y)$ 、 $R(x, y)$ 和 $L(x, y)$ 分别表示图像点 (x, y) 的像素值、反射分量和照度分量, L 表示入射到地线上的光线照度, R 表示被地线反射的光线照度。 R 被看作高频信号, 对应地线图像的纹理信息。这是由于反射分量代表了地线图像中对比度明显的

区域, 如地线、机器人离线臂、压紧轮等, 这些区域中相邻像素变化快。 L 被看作低频信号。这是因为在地线图像中相邻像素间的照度分量变化慢^[12]。

为了去除光照的影响, 把同态滤波器 $H(u, v)$ 用作高通滤波器^[13], 在抑制低频照度分量的同时增强高频反射分量, 达到对图像进行光照补偿的目的。为此, 首先需要将 R 和 L 分离开。

对(1)式两边取对数, 分离两个频域变量:

$$\ln[I(x, y)] = \ln[R(x, y)] + \ln[L(x, y)], \quad (2)$$

然后按照图 4 进行运算, 输出图像保留了反射分量。

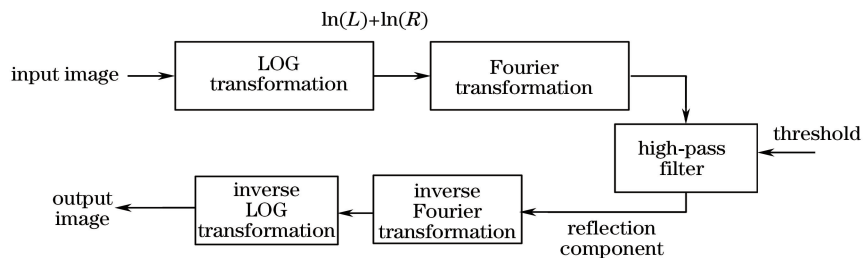


图 4 同态滤波器流程

Fig. 4 Flow chart of homomorphic filter

此时,问题的核心在于高通滤波器 $H(u, v)$ 的确定。采用与文献[14]相同的方法, $H(u, v)$ 定义为

$$H(u, v) = (\gamma_H - \gamma_L) \times \{1 - \exp\{-c[D^2(u, v)/D_0^2]\}\} + \gamma_L, \quad (3)$$

式中: $D(u, v)$ 表示地线频域分量 (u, v) 到地线傅里叶变换频谱图中心原点的距离; D_0 表示截断距离; γ_H 和 γ_L 分别为滤波器的最大阈值和最小阈值; c 为一个常数, 控制 γ_H 和 γ_L 的转换。

3.1.2 自适应同态滤波器

文献[15]证明了参数 c 为同态滤波器中的核心参数。由于地线图像是在室外拍摄的, 不同的光照需要不同的滤波器来进行光照补偿, 因此, 通过调整参数 c , 对每一张地线图片产生一个自适应的同态滤波器。

地线图像频谱图中, 原点(频谱图的中心点)代表图像灰度变化最慢的部分, 对应图像的平均灰度, 越远离原点, 频率越高。由于照度主要集中在低频部分, 原点中心包含了大部分的照度变化, 因此, 考虑以原点为中心选定一个正方形窗口区域, 以该区域内低频部分的一个比值来确定参数 c , 它表示低频部分的变化率, 即照度的变化率。参数定义如下:

$$c = \frac{M_1}{M_2}, \quad (4)$$

式中 M_i 代表上述矩形窗口中第 i 大值。

实验中设定矩形窗口的边长为图像长和宽中较小值的 15%, 如图像大小为 320 pixel \times 240 pixel, 那么矩形窗口的大小为 24 pixel \times 24 pixel。其他参数按照经验设定为 $\gamma_H = 1.1, \gamma_L = 0.5, D_0 = 15$ 。 D_0 是截断距离, 被设定为矩形窗口的边长。

自适应同态滤波算法处理前后的地线图像如图 5 所示, 可以看出, 自适应同态滤波器明显抑制了低频部分, 即图像的照度分量。

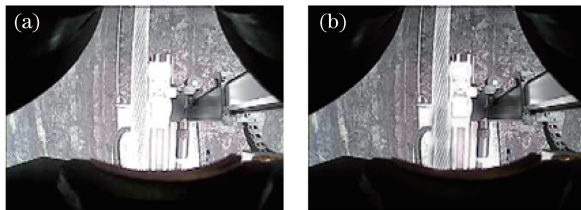


图 5 地线图像自适应同态滤波

Fig. 5 Adaptive homomorphic filtering of ground wire image

3.2 地线图像的 LBP 直方图特征提取

LBP 纹理特征描述子由 Ojala 等^[16]首次提出, 因其具有抗旋转特性和光照不变特性, 在纹理分类

与识别^[17]、人脸识别^[18]等领域得到了广泛应用。如图 6 所示, 对于地线上的任意一点 q , 将 3 pixel \times 3 pixel 邻域的像素点与该点进行比较, 得到一个二值序列, 该点的 LBP 值可以表示为

$$C_{LBP_{P,R}} = \sum_{p=0}^{P-1} \delta(g_n - g_c) 2^p, \quad (5)$$

式中 g_c 为点 q 的像素值, g_n 表示点 q 邻域内的像素值, R 表示邻域的半径, P 表示邻域点的数量, 符号函数 $\delta(\cdot)$ 定义为

$$\delta(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases} \quad (6)$$

如图 6 所示, 求取每一点的 LBP 值后, 统计整个地线图像块的 LBP 值, 得到 LBP 直方图分布, 那么该地线图像块的特征向量可以表示为 $[H_1, H_2, \dots, H_n]$, 其中 H_i 表示对应的 LBP 值出现的次数, n 表示特征的总维度。对该特征向量进行归一化处理, 得到新的特征向量为 $\mathbf{H} = [H'_1, H'_2, \dots, H'_n]$, $H'_i = [H_i - \min(H_n)] / [\max(H_n) - \min(H_n)]$ 。

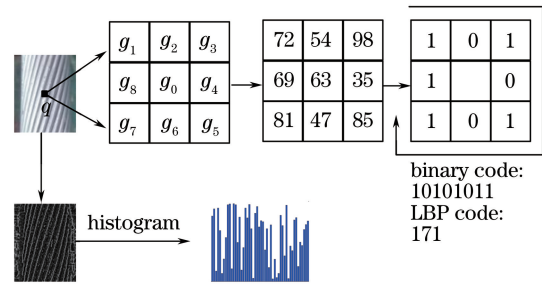


图 6 LBP 直方图特征提取

Fig. 6 Feature extraction of LBP histogram

对于上述原始的 LBP 模式, 特征向量的总维度为 2^P 。circular uniform LBP 是一种扩展的 LBP 模式, 其将二值序列首尾相连, 通过选取不同的开始位形成 P 个二值序列, 选取最小的 LBP 值作为其 LBP 编码, 同时将编码中有超过两次 0 到 1 或 1 到 0 跳变的归为同一类别, 其特征向量维度为 $P + 2$ 。在计算地线图像块原始 LBP 编码的基础上, 获得其 circular uniform LBP 直方图特征向量, 作为最终的特征向量。

3.3 基于 SVM 的图像块分类

3.3.1 图像分块

对于手眼摄像机获取的一帧图像, 将大小为 $m \times m$ 像素的正方形的窗口在图像中从上到下、从左到右依次移动, 横向和纵向步长都为 $s = m \times 0.75$, 每次截取一小块图像, 图像被划分为部分重叠的正方形小块, 每一小块称为一个 patch, 如图 7 所示。这样, 地

线的检测与定位问题就转换成了对所有 patch 的分类与识别问题,判断其是否属于地线,如图 7 中 patch 1 属于地线部分,patch 2 属于背景部分。该问题属于一个二分类问题。实验中选取 $m=8$ 。

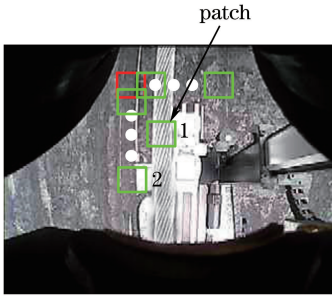


图 7 图像分块示意图

Fig. 7 Schematic of image block

3.3.2 SVM 分类原理

SVM 是一种基于结构风险最小化的监督式机器学习算法,常用来解决二分类问题^[19-20],它在解决小样本、非线性及高维模式识别中表现出特有的优势。

训练样本集 D 中的每一个样本可表示为 $D_i = (x_i, y_i), i=1, 2, \dots, n, n$ 为训练样本总数目,其中, x_i 表示样本的特征向量,如本文提取的 LBP 直方图特征向量 H 。对于本文的二分类问题, $y_i \in \{-1, 1\}$ 为样本的标签, -1 代表样本属于背景部分, 1 代表样本属于地线部分。对于测试样本,其只有特征向量,样本标签是未知的, SVM 算法的作用就是赋予其对应的标签。

对于线性可分的问题,需要寻找一个最优分类超平面 $w^T x + b = 0$ 将两类数据分开,分类器函数为 $f(x) = w^T x + b$ 。对于任意的输入特征向量 x ,如果 $f(x) > 0$,则判断该测试样本为正样本,其中, w 为超平面的法向矢量, b 为超平面方程的截距,使得两类数据间间隔 $2 \|w\|$ 最大,等价于使 $\|w\|^2$ 最小。对于线性不可分问题,引入松弛变量 ξ ,允许一定的错误分类,那么约束条件将变为 $y_i [w^T x + b] \geq 1 - \xi_i$,同时惩罚因子 C 用于评估对错分类点的重视程度, C 越大,表示越不能容忍错误分类的出现。那么,问题转换为求约束条件下的极小值问题:

$$\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i, \quad (7)$$

约束条件为 $y_i [w^T x + b] \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0, i=1, 2, \dots, n$ 。

选择适当的映射变换 Φ 将样本特征映射到高维特征空间,使得问题在高维空间中变得线性可分。选择合适的核函数 K 接收低维空间的两个向量,计

算出经过映射变换 Φ 后在高维空间里的向量内积:

$$K(x_i, x_j) = \langle \Phi(x_i), \Phi(x_j) \rangle, \quad (8)$$

式中 $\langle x_i, x_j \rangle$ 表示两个向量的内积。同时参数 w 与训练样本有关,假定

$$w = \sum_{i=1}^l (a_i y_i x_i), \quad (9)$$

式中 a 为拉格朗日乘子。因此,分类器函数可以表示为

$$g(x) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^l a_i y_i K(x_i, x) + b \right]. \quad (10)$$

实验中选取径向基(RBF)核函数,核心参数为 γ 。

对于每一个测试样本,提取特征向量 x_i 后代入(10)式中,结果为 1 或者 -1 ,表示该测试样本属于正样本或者负样本。图 8 为一帧测试图像的分类结果,将分类为正样本,即属于地线的 patch 的方框显示在原图中,用 patch 中心点表示其在图像中的位置。选取 RANSAC 算法将这些点拟合成一条直线。

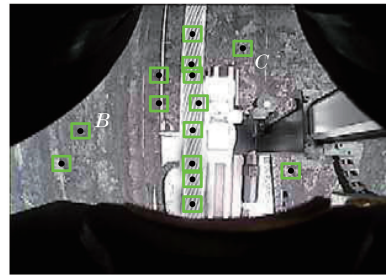


图 8 地线图像块的 SVM 分类

Fig. 8 SVM classification of ground wire patches

3.4 RANSAC 拟合地线

经过 SVM 分类之后,对地线进行定位的问题转换成把所有正样本点拟合成一条二维直线的问题。理想情况下,拟合的直线与地线的中心线重合,但如图 8 所示,并不是所有点都处在导线区域内,如点 B 和点 C ,属于误检的样本。将图 8 中黑色点分为局内点和局外点,其中,局内点近似被直线通过,局外点远离直线。对于该问题,简单的最小二乘法不能找到适应局内点的直线,原因在于它尽量去适应所有点。

RANSAC 算法是一种稳健参数估计方法,通过随机选择数据集的子空间产生一个估计模型,然后利用估计出的模型,对数据集剩余的点进行测试,获得一个得分,迭代该动作多次,最终返回一个得分最高的估计模型作为整个数据集的模型,其常用于图像特征点匹配^[21]。利用 RANSAC 算法从存在局外点(如图 8 中的误检点)的数据中正确拟合出导线的前提是:1)通过 SVM 分类得到的数据点大部分都

处于地线附近,后续实验证明本文方法满足这一点。
2) 迭代次数 k 应满足

$$k \geq \frac{\lg(1 - \eta_0)}{\lg(1 - \epsilon^m)}, \quad (11)$$

式中: η_0 为置信度, $1 - \eta_0$ 表示迭代过程一个局内点被误分类为局外点的概率, 实验中取 $\eta_0 = 0.95$; m 为每次随机选取点的数目, 实验中取 $m = 2$; ϵ 为数据集中局内点数目与点总数的比值, 实验中取 $\epsilon = 0.5$ 。在此参数配置下, k 只要大于 10 就平均有一次选取的 $m = 2$ 个点均为局内点, 因此, 实验中选取 $k = 15$ 。

对图 8 中黑色点进行 RANSAC 拟合后, 效果如图 9 所示。可以看出, RANSAC 算法能排除误检点, 准确拟合出地线。

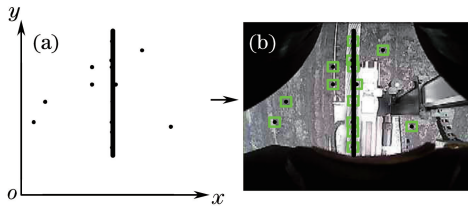


图 9 RANSAC 拟合
Fig. 9 RANSAC fitting

4 实验与结果分析

4.1 数据库建立

建立分类任务所需的训练数据库和测试数据库, 通过手工从图像中裁剪地线 patch 的方式产生训练集的正样本, 同时随机截取图像背景部分作为负样本, 以晴朗天气下不同时间段机器人手眼摄像机拍摄图像作为测试集。

1) 训练集的建立

考虑新旧程度不同的两种地线, 获取巡检机器人处于不同光照工况下越障时手眼摄像机拍摄图像, 然后用截图工具手工截取地线 patch。负样本从截取掉正样本的图像中随机选取, 手工将图像中地线屏蔽掉, 然后采用随机算法在图像中截取图像 patch 作为负样本。本文截取的正负样本尺寸为 $20 \text{ pixel} \times 16 \text{ pixel}$, 部分样本如图 10 所示。



图 10 架空地线测试集部分样本
Fig. 10 Part of training samples of ground wire

2) 测试集的建立

考虑新旧程度不同的两条地线, 分别建立测试

数据库, 简称测试集 1 和 2, 部分图像如图 2 中所示。巡检机器人在晴朗天气的早上、中午和傍晚 3 个时间段拍摄图像并按照时间段分为 3 类, 从每一类图像中选取 120 张地线处于不同位置、角度的图像, 人工标注出地线在图像中的位置, 标注方法如图 11 所示, 以图像左上角点为坐标系原点 o , x 向和 y 向如图所示, 单位为 pixel, 标注参数 λ 和 θ , λ 表示点 o 离地线中线的垂直距离, $\theta \in [0^\circ, 360^\circ)$ 表示 x 轴正方向顺时针旋转到地线中心线垂线的角度。以晴朗天气下的图像作为训练样本的原因为: 1) 机器人巡检一般也会选择在天气比较晴朗的时候进行; 2) 在晴朗的天气下, 太阳光相对强烈, 照射在地线表面会引起反光, 为了测试本算法对光照的适应性, 故采集晴朗天气下的图像作为测试样本。为了探究不同光照对找线效果的影响, 选择在 3 个特殊的时间段采集样本, 太阳高度分别达到了最高和最低, 同时光照强度也不一样。对于每一张测试图像, 将其分割成很多地线 patch, 如图 7 所示, 本文采用正方形的 patch, 同时定义其边长为 $c = d/\sqrt{2}$, 其中, d 表示地线的截面圆的直径, 如图 11 所示。

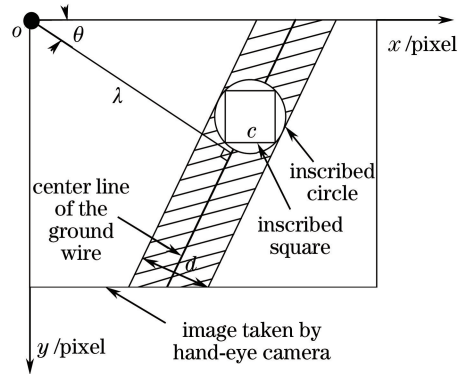


图 11 地线人工标注参数

Fig. 11 Artificial parameter of ground wire

4.2 实验与数据分析

由于巡检机器人的行走轮采用 V 型槽回转结构适应地线形状, 因此, 当对地线的定位有一定偏差时, 离线臂的行驶轮仍能准确对准地线完成落线任务。通过对多次现场实验数据的分析发现, 当 $\Delta\theta \leq 3^\circ$ 且 $\Delta\lambda \leq 5 \text{ pixel}$ 时, 离线臂能准确落线, $\Delta\theta$ 和 $\Delta\lambda$ 分别表示 RANSAC 算法拟合出的地线与实际地线中心线的 θ 和 λ 的差值。比较 RANSAC 算法拟合的直线与测试样本标记的参数 θ 和 λ , 满足上述条件的表示准确定位地线。后续实验基于该标准来判定定位地线的成功率。

本文算法中, LBP 特征提取中的 (P, R) 组合以

及 SVM 分类器的参数 C 和 γ 对检测地线的正确率影响较大,因此分别讨论。

1) SVM 参数调优

RBF 核函数是 SVM 的常用核函数。为了使其在分类地线图像块上具有更好的推广能力,需要选择适当的 (C, γ) 参数。目前常用的方法为让 C 和 γ 在一定范围内取值,从训练集中随机选取子集,以参数 (C, γ) 训练分类器,并在余下的训练样本集中进行测试,通过多次交叉验证,选取能够达到最高验证分类准确率的组合中参数 C 最小的那组 C 和 γ 作为最佳的参数。本文采用 LibSVM^[22] 工具包进行网格 (C, γ) 参数寻优,对于 $(P, R) = (16, 2)$ 、其他参数已经设定的情况,网格寻优得到最优参数组合为 $(C, \gamma) = (2.0, 45.2)$,寻优网格如图 12 所示。

2) LBP 特征参数 (P, R) 的优化与结果分析

本文测试 (P, R) 组合 $(8, 1)$ 、 $(16, 2)$ 、 $(24, 3)$ 在

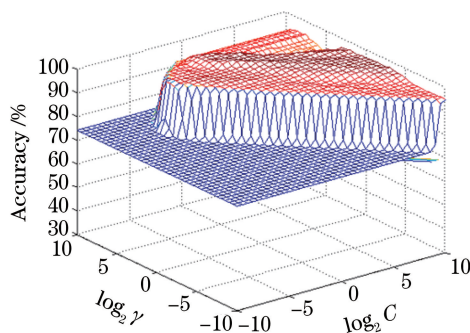


图 12 参数 (C, γ) 取不同值的分类正确率
Fig. 12 Classification accuracy of different parameter (C, γ) values

图像块大小为 8 pixel(其中地线宽度 $d = 12$ pixel)、RBF 核函数的参数条件下在测试集 1 和 2(旧线和新线测试集)上的地线定位准确率,结果如图 13 所示。

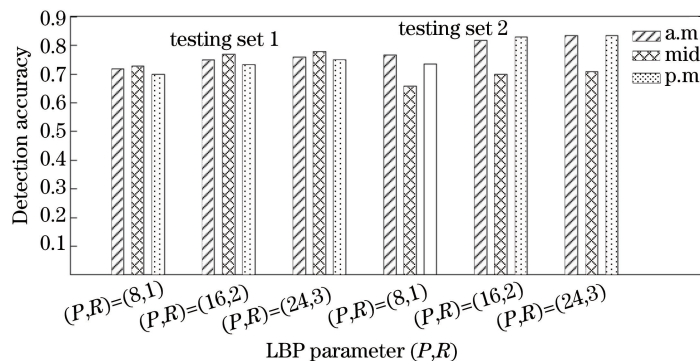


图 13 (P, R) 参数对地线检测准确率的影响

Fig. 13 Influence of parameter (P, R) on ground wire detection accuracy

图 13 中左边三组柱状图为在测试集 1(旧线)上的结果,右边三组为在测试集 2(新线)上的结果。分析两个测试集,发现在任何一个测试集内,随着 (P, R) 值的增大,检测正确率总体上均呈增长趋势。原因在于, (P, R) 代表计算 LBP 特征时的采样半径和点数,随着采样半径和点数在一定范围内增大,其所获取的局部信息越来越全面和准确,因而可以在一定程度上排除噪声点的影响。随着采样半径和采样点数的增加,地线检测准确率的涨幅减小。这是由于除了 (P, R) 外,还有其他因素制约着最终的检测准确率,所以其不会随着 (P, R) 的增长一直保持较高的增幅。同时,随着采样点数的增加,算法时间开销也线性增加。

分析测试集 2 上的结果,比较同一 (P, R) 条件下不同时间段地线检测结果,发现在 3 种 (P, R) 配置下,中午的检测效果较差,而早上和傍晚的检测效

果较好,直接原因就是不同时间段光照对成像的影响程度不一样。早晨和傍晚太阳光照比较温和,照度低,照射到地线上不会引起明显的反光,且太阳高度较低,太阳光入射到地线上的角度(以下简称入射角)与地线夹角小,根据光的反射原理,大部分光线反射到与线成小角度的区域,而不会进入到地线上方的手眼摄像机中。中午太阳光强烈、照度大,阳光入射角接近 90° ,与地线表面接近垂直状态,大部分反射光线进入到手眼摄像机中,导致图像中地线成像区域出现“高光”点,地线纹理出现断裂现象。

对比分析测试集 1 和测试集 2 的结果发现,在早上和傍晚时刻旧线的检测准确率比新线低,但是在中午时刻结果却相反。这是因为,使用时间较长的旧线可能出现因腐蚀导致纹理不清楚的现象,在早上和傍晚阳光较温和的时刻成像对比度较低,而新线由于表面纹理清晰,所以其检测准确率较高;而

中午时刻阳光强烈,入射角大,新线反光强烈,而旧线则反射较少的光线,所以其检测率反而较高。

综合上述分析,本文选择 $(P,R)=(16,2)$ 。从图 13 可以看出,其与 $(P,R)=(24,3)$ 时的检测准确率基本相同,而且其采样点数较少,算法时间开销也较小。

为了验证基于自适应同态滤波器的图像预处理的有效性,设计对比实验,方法 A 为不加预处理的算法,方法 B 为本文所提出的完整算法,参数选择如上所述,结果如表 1 所示。

表 1 同态滤波器预处理对地线检测准确率的影响

Table 1 Influence of homomorphic filter on ground wire detection accuracy

Method	Accuracy on testing set 1 / %	Accuracy on testing set 2 / %
A	61.2	60.1
B	76.6	78.3

从表 1 可以看出,自适应同态滤波器的图像预处理的确可以提高地线检测准确率,说明该预处理方法能有效降低光照对地线检测的影响。

3) 与其他方法的比较

将本文算法与引言部分提到的目前主流的地线检测算法进行比较,在测试集 1 和 2 上的平均准确率如表 2 所示。

表 2 本文算法与其他算法检测准确率对比

Table 2 Comparison of detection accuracy of different methods

Method	Accuracy on testing set 1 / %	Accuracy on testing set 2 / %
Hough transformation ^[7]	30.3	36.6
LBP+SVM ^[9]	62.3	65.5
HOG+SVM ^[10]	55.3	60.5
Proposed method	76.6	78.3

从表 2 可以看出,本文算法在不同光照、不同表面程度的地线检测中,准确率优于其他方法。

5 结 论

针对巡检机器人在野外架空地线的复杂工作环境,提出基于离线学习的地线检测算法。通过自适应的同态滤波器对不同光照条件下的地线图像进行光照补偿,提取地线的纹理特征作为特征向量,利用通过离线学习方法获得的分类器对图像块进行分类,最终完成检测。对野外实际线路上新旧程度不同的两条地线在不同时间段进行了大量实验,结果表明,本文算法能准确检测表面新旧程度不同的地

线,与其他基于视觉传感器的方法相比,该方法能较好地适应野外光照变化,为巡检机器人自主越障和自主运行奠定了基础。

下一步计划进行以下两方面的改进:1)通过多特征的融合,增强特征向量的辨别能力,进一步提高地线检测的准确率;2)将地线检测扩展到三维空间,得到机器人臂末端与地线的立体空间位置关系,为视觉伺服提供依据。

参 考 文 献

- [1] Sun C L, Wang H G, Wang L D, *et al.* An improved obstacle-navigation method based on extra-high voltage power transmission line for inspection robot[J]. Robot, 2006, 28(4): 380-384.
孙翠莲, 王洪光, 王鲁单, 等. 一种改进的超高压输电线路巡检机器人越障方法[J]. 机器人, 2006, 28(4): 380-384.
- [2] Han S S, Jangmyung L. Path-selection control of a power line inspection robot using sensor fusion[C]. IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems, 2008, 7: 335-348.
- [3] Richard P, Pouliot L, Montambault S. Introduction of a LIDAR-based obstacle detection system on the LineScout power line robot[C]. 2014 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, 2014: 1734-1740.
- [4] Zhang Y C, Liang Z Z, Tan M, *et al.* Visual servo control of obstacles negotiation for overhead power line inspection robot[J]. Robot, 2007, 29(2): 111-116.
张运楚, 梁自泽, 谭民, 等. 架空输电线路巡线机器人越障视觉伺服控制[J]. 机器人, 2007, 29(2): 111-116.
- [5] Wang L D, Wang H G, Fang L J, *et al.* Visual servo-based line-grasping control for power transmission line inspection robot[J]. Robot, 2007, 29(5): 451-455.
王鲁单, 王洪光, 房立金, 等. 基于视觉伺服的输电线路巡检机器人抓线控制[J]. 机器人, 2007, 29(5): 451-455.
- [6] Wang C, Sun W. Line-grasping control for the deicing robot on high voltage transmission line[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(9): 8-15.
王聪, 孙炜. 高压输电线路除冰机器人抓线运动控制[J]. 机械工程学报, 2011, 47(9): 8-15.
- [7] Guo W B, Wang H G, Jiang Y, *et al.* Visual servo control for automatic line-grasping of a power

- transmission line inspection robot[J]. *Robot*, 2012, 34(5): 620-627.
- 郭伟斌, 王洪光, 姜勇, 等. 一种输电线巡检机器人的自动抓线视觉伺服控制[J]. *机器人*, 2012, 34(5): 620-627.
- [8] Wang W, Wu G P, Bai Y C, *et al.* Hand-eye-vision based control for an inspection robot's autonomous line grasping [J]. *Journal of Central South University*, 2014, 21(6): 2216-2227.
- [9] Cao W M. Research on visual control methods for high voltage transmission line deicing robot [D]. Changsha: Hunan University, 2014.
- 曹文明. 高压输电线路除冰机器人视觉控制方法研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2014.
- [10] Song Y F, Wang H G, Zhang J W. A vision-based broken strand detection method for a power-line maintenance robot[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2014, 29(5): 2154-2161.
- [11] Gonzalez R C, Woods R E. Digital image processing [M] // Ruan Q Q, Ruan Y Z, Transl. 3rd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2011.
- [12] Wang B, Li W, Yang W, *et al.* Illumination normalization based on Weber's law with application to face recognition [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2011, 18(8): 462-465.
- [13] Solomon C, Breckon T. Fundamentals of digital image processing [M]. New Jersey: John Wiley & Sons Publication, 2011.
- [14] Huang Y S, Li C Y. An effective illumination compensation method for face recognition[J]. *Journal of Marine Science and Technology*, 2013, 21(6): 647-652.
- [15] Faraji M R, Qi X. Face recognition under varying illumination based on adaptive homomorphic eight local directional patterns[J]. *IET Computer Vision*, 2015, 9(3): 1-10.
- [16] Ojala T, Pietikäinen M, Mäenpää T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7): 971-987.
- [17] Yuan L, Chen F, Zhou L, *et al.* Improve scene classification by using feature and kernel combination [J]. *Neurocomputing*, 2015, 170: 213-220.
- [18] Zhou S R, Yin J P, Zhang J M, *et al.* Local binary pattern (LBP) and local phase quantization (LBQ) based on Gabor filter for face representation [J]. *Neurocomputing*, 2013, 116:260-264.
- [19] Liao J S, Wang L G. Hyperspectral image classification method based on fusion with two kinds of spatial information [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(8): 081002.
- 廖建尚, 王立国. 两类空间信息融合的高光谱图像分类方法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(8): 081002.
- [20] Yang M, Zhang B, Song Y L. The application of support vector machine based on optimized kernel function in people detection [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(4): 041001.
- 杨萌, 张葆, 宋玉龙. 基于优化核函数支持向量机在行人检测中的应用 [J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(4): 041001.
- [21] Jin J J, Lu W L, Guo X T, *et al.* Position registration method of simultaneous phase-shifting interferograms based on SURF and RANSAC algorithm[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(10): 1012002.
- 靳京京, 卢文龙, 郭小庭, 等. 基于 SURF 和 RANSAC 算法的同步相移干涉图位置配准方法 [J]. *光学学报*, 2017, 37(10): 1012002.
- [22] Chang C C, Lin C J. LIBSVM: a library for support vector machines[J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems & Technology*, 2011, 2(3): 27.