

# 输电线巡检机器人弱光条件下的障碍物识别研究

黄乐, 吴功平\*, 叶旭辉

武汉大学动力与机械学院, 湖北 武汉 430072

**摘要** 在室外光照条件变化下进行有效的障碍物识别是高压输电线路巡检机器人所面临的技术难点之一。针对弱光条件下障碍物识别的稳健性问题, 提出了一种基于机器人视觉的障碍物识别智能方法, 以使巡检机器人适应各种不同程度的弱光变化。通过对采集的障碍物图像进行自适应同态滤波处理, 以减少部分光照的影响; 将障碍物图像分成均匀大小的子区域, 运用改进的局部方向模式提取各个子区域图像的特征直方图向量, 并把子块特征直方图逐个串联为总的直方图; 再选用卡方距离法进行统计识别。实验结果表明: 该方法使巡检机器人对输电线上的防震锤、悬垂线夹和绝缘子串能够进行有效的识别。相比于其他算法, 其具有更好的抗光照干扰效果和更高的准确识别率; 提升了机器人巡检过程中图像识别的稳健性、适应性和准确性, 极大地提高了巡检机器人在电力行业的可持续发展性。

**关键词** 机器视觉; 巡检机器人; 障碍物识别; 弱光条件; 局部方向模式; 卡方距离

中图分类号 TP24

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.0915006

## Obstacle Identification Under Low-Light Conditions of Transmission Line Inspection Robot

Huang Le, Wu Gongping\*, Ye Xuhui

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

**Abstract** It is one of the technical difficulties for the inspection robot of high voltage transmission line to identify obstacles effectively under the changes of outdoor lighting conditions. According to the robustness problem of obstacle identification under the low-light conditions, an intelligent method of obstacle recognition based on robot vision is put forward, so that the inspection robot can deal with various degrees of low-light changes. The obstacle images are processed by self-adaptive homomorphic filtering to reduce the influence of illumination partially. A obstacle image is divided into uniform sub-regions. The improved local direction pattern is used to extract the feature histogram vector of each sub-region image, and the sub-block feature histograms are concatenated one by one into the total histogram. The Chi distance is used to perform statistical identification. The experimental results show that this method can make the inspection robots effectively recognize the counterweight, suspension clamp and insulator string on the transmission line. Compared with other algorithms, the improved local directional pattern has a better anti-light interference effect and higher accurate recognition rate, and improves the robustness, adaptability and accuracy of image recognition during robot inspection. It greatly promotes the sustainability of inspection robots in the power industry.

**Key words** machine vision; inspection robot; obstacle identification; low-light conditions; local directional pattern; chi distance

**OCIS codes** 150.0155; 150.5758

## 1 引 言

随着我国经济的发展, 工业用电需求量越来越大, 为保障电能输送的可靠性和稳定性, 高压线路巡检是电网检测与维护中的一项重要且常规性的工

作。目前输电线路的巡检方式主要有: 人工巡检、无人机巡检和机器人巡检。其中, 人工巡检危险性高、劳动强度大且巡检效率低; 而无人机巡检成本高、野外适应能力不强、自身的负载能力有限, 无人机的一般负重为 5~8 kg, 会使电池无法满足其长时间的

收稿日期: 2018-03-27; 修回日期: 2018-04-27; 录用日期: 2018-05-02

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

续航要求。多年的研究实践表明,采用移动机器人巡检具有明显的优势:1)可适应恶劣的天气环境;2)近距离巡检精度高;3)巡检成本低,操作简便,且适应电网智能化的需求。因此,高压输电线路巡检机器人的研究对维护国家电网安全而稳定地运行和保护电力巡线人员的生命安全具有重要意义。

在高压输电线路巡检过程中,巡检机器人在输电线上运行时会遇到各种金具障碍物(如防震锤、悬垂线夹、绝缘子等),使其无法长时间稳定快速地在输电线上运行,这样会极大地降低机器人巡线的效率。巡检机器人如果要实现在线自动行走必须有自主越障功能,障碍物的检测与识别是巡检机器人进行任务决策与动作规划的首要条件<sup>[1-2]</sup>。

目前,基于视觉的障碍物检测识别方法在巡线机器人中得到了应用,曹文明等<sup>[3]</sup>采用联合不变矩提取图像特征取得了很好的效果。但是拍摄背景多是在实验室里进行,并且周围环境无明显的光照变化。当机器人在野外运行时,尤其是在相对黑暗的环境下(阴天、黄昏或晚间时段),光线的不足会对拍摄设备(云台摄像机)采集的图像产生较大的影响,从而导致基于视觉方法的识别率严重下降。消除弱光的影响也成为了机器人视觉尚未有效解决的关键难点之一<sup>[4]</sup>。近年来,主要有两种方法解决弱光的影响,即图像预处理和光照不变特征的提取<sup>[5]</sup>。考虑到巡检机器人多运行在非均匀光照变化的环境下,常见的使用方法有同态滤波法和 Retinex 增强

方法等<sup>[6-7]</sup>。Retinex 增强方法会放大噪声,并且当图像中有大量灰度值相近的区域时,处理之后的图像会存在图像晕环伪影的现象。同态滤波在整体灰度值低的图像方面增强能力颇佳,计算复杂度低,然而传统的同态滤波对图像局部信息描述力差。经过滤波处理后的图像,需要进一步地提取对光照不敏感的图像特征,主要提取图像的灰度梯度和边缘信息,其中局部二值化模式(LBP)是目前应用比较广泛的一种图像特征提取算法<sup>[8]</sup>,但其对于非均匀的光照变化很敏感。林森等<sup>[9]</sup>提出了一种基于局部方向模式(LDP)提取图像特征的方法,该方法虽然对噪声和非单调性光照具有较好的稳健性,但 LDP 算法是将与卷积运算之后的一些负值梯度信息值作为中心灰度值的编码因子,这些负值边缘响应值并不能很好地表达图像局部特征信息。综上所述,本文提出了一种自适应同态滤波与改进的局部方向模式相结合的方法用来解决障碍物图像整体灰度值低的问题,其对于弱光干扰具有较高的稳健性,同时也对障碍物的识别具有很高的准确性与适应性,为巡检机器人在弱光条件下进行障碍物识别提供了有效的保证。

## 2 巡检机器人输电线路环境与机器人机构

### 2.1 输电线路环境

220 kV 高压输电线路环境如图 1 所示。

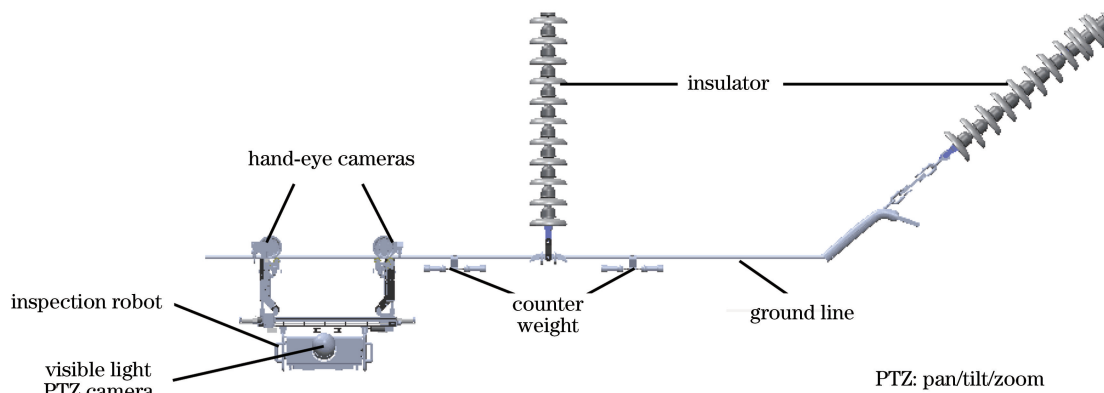


图 1 高压输电线路的结构示意图

Fig. 1 Structure of a high voltage transmission line

常见的输电线金具主要包括:防震锤、绝缘子和悬垂线夹等。由于输电线和线路金具长期暴露于野外,易受狂风、暴雨和冰雪等恶劣环境的影响,导致高压线缆出现断股、散股,以及杆塔附件材料老化等现象,给电力供应造成严重的安全隐患<sup>[10]</sup>。因此,

定期对高压输电线路巡视检修是避免电网遭受严重经济损失的有力保障。

### 2.2 机器人机构

采用的巡检机器人(全称为跨越式巡检机器人)的结构主要为双臂反对称悬挂式,如图 2 所示。

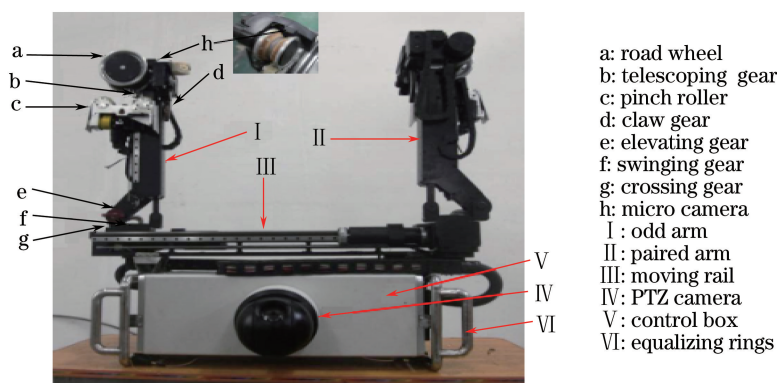


图 2 巡检机器人图

Fig. 2 Inspection robot

机器人的双臂(奇臂 I 和偶臂 II)均为轮臂复合式结构且配置相同,采用反对称方式(关于输电线对称)安装在移动导轨 III 上。行走轮 a 的滚动、伸缩机构 b 的伸长和缩短、压紧轮 c 的压紧和松开、俯仰机构 e 的提升和下降、回转机构 f 的转开和转回以及手眼微型摄像头 h 的定位可以实现了机器人在地线上移动、越障等功能。机器人拥有 7 个自由度,用来保证机器人通过各种不同的障碍物。控制箱 V 控制着机器人整体的实时运动状态。高清网络云台摄像机 IV 安装在机器人控制箱体的两侧,机器人在拍摄的过程中摄像机的镜头斜向上对准地线上的障碍物。以天空为背景,可以大大减少对前景目标提取的干扰。云台摄像机具有障碍物识别、定位和测距等功能。通过建立刚柔耦合动力学模型,对巡检机器人在柔性作业环境下的耦合动力学特性展开了研究,并进行仿真,从而验证了该巡检机器人机构设计的正确性<sup>[11]</sup>。

防震锤、绝缘子和悬垂线夹等障碍物并没有明显的颜色特征,与输电线相连接不易分割识别。当巡检机器人控制箱左右两端的云台摄像机采集前方线路图像时,由于机器人运行时产生的抖动和拍摄视角的不同,障碍物图像会发生形态变化,也不利于运用形状特征进行障碍物的提取。然而室外光照变化对于障碍物识别的影响通常是很大的<sup>[12]</sup>。在处理光照变化对图像的影响时,最重要的是提取与光照无关的图像特征(即光照不变特征),此类特征用来作为描绘子可以忽略由于光照变化带来的图像灰度值上的变化。针对于这一问题,设计的障碍物图像识别流程如图 3 所示。采用自适应同态滤波对原始图像进行预处理,运用改进的局部方向模式提取图像光照不变特征,再用卡方距离进行障碍物图像的匹配识别。

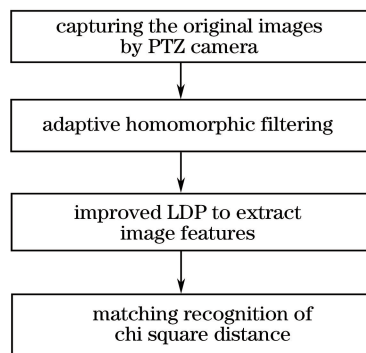


图 3 障碍物识别流程图

Fig. 3 Flow chat of barriers identification

### 3 自适应同态滤波的光照补偿

#### 3.1 传统的同态滤波

同态滤波是一种把空间域变换和频率域滤波相结合的一种图像处理算法,利用压缩图像的动态亮度范围和增强图像对比度可以提高图像的质量<sup>[13]</sup>。为了消除不均匀光照的影响,可以通过减少低频并且增加高频信号,以锐化图像边缘或细节。一幅障碍物灰度图像  $I(x, y)$  可以基于朗伯反射模型来表示为

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

式中  $R(x, y)$  和  $L(x, y)$  分别为反射分量与入射分量。 $R$  与图像的细节等特性相对应,可认为是高频信号。 $L$  是由不均匀光照决定的,属于缓慢变化的低频信号。

对(1)式两边取对数,目的是为了分离  $R$  和  $L$  函数为

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

对(2)式进行傅里叶变换(FFT),使图像转换为空间域:

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

即

$$I(u, v) = R(u, v) + L(u, v)。 \quad (3)$$

用同态滤波器函数  $H(u, v)$  处理(3)式,得:

$$H(u, v)I(u, v) = H(u, v)R(u, v) + H(u, v)L(u, v)。 \quad (4)$$

逆变换到空间域,得:

$$h_i(x, y) = h_r(x, y) + h_l(x, y)。 \quad (5)$$

再对(5)式两边取指数得:

$$f(x, y) = \exp|h_i(x, y)| = \exp|h_r(x, y)| \cdot \exp|h_l(x, y)|。 \quad (6)$$

同态滤波的应用过程如图 4 所示。

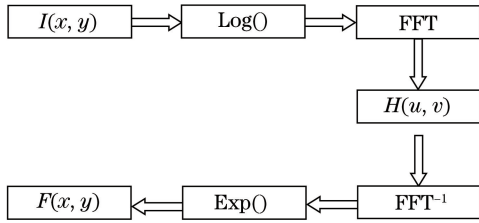


图 4 同态滤波过程图

Fig. 4 Homomorphic filtering process

由图 4 可知,同态滤波的核心在于同态滤波器的设计;而能否应对非一致性光照达到理想的滤波效果,取决于同态滤波器参数的自适应调节。

### 3.2 同态滤波器参数的自适应

设计同态滤波传递函数时,需要其能减少低频增大高频成分,突出图像细节信息。同态滤波的函数关系如图 5 所示。

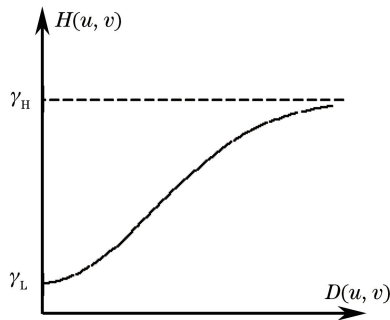


图 5 同态滤波函数图

Fig. 5 Homomorphic filter function

由图 5 可知,同态滤波函数的曲线图与高通滤波极其相似,但是高通滤波处理图像,会丢失大量的低频信息导致许多平滑过渡区域消失。结合于同态滤波器本身的特性,对高通滤波器加以改进,本文采用了高斯型同态滤波器函数<sup>[14-15]</sup>表示为

$$H(u, v) = (\gamma_H - \gamma_L) \{1 - \exp[-cD^2(u, v)/D_0^2]\} + \gamma_L, \quad (7)$$

式中: $D(u, v)$ 为 $(u, v)$ 到傅里叶变换中心 $(u_0, v_0)$ 的距离; $D_0$ 为滤波器的截止频率;常数  $c$  控制滤波器函数斜面的锐化,其在  $\gamma_H$  和  $\gamma_L$  之间过渡;其中  $\gamma_L < 1, \gamma_H > 1$ ,是滤波器的幅度范围。因为  $c$  和  $D_0$  (即, $D_0/\sqrt{c}$ )决定了实际的截止频率,认定  $c$  为最重要的滤波器参数。在不同的  $D_0$  与反射系数和照度场有关,需要大量的实验才能得出合适的值。由于光照变化属于低频分量,傅里叶变换的原点附近包含了大部分的光照成分。运用低频分量中一部分幅度值的比值来确定同态滤波器的自适应参数  $c$ 。这个比值与低频变化的斜率极其接近,即  $c$  的参数设置为

$$c = \frac{M_1}{M_2}, \quad (8)$$

式中  $M_i$  以傅里叶变换的原点为中心,正方形窗口内的非零频率位置处的第  $i$  个最大幅度值(频率分量的强度)<sup>[16]</sup>。如图 6 所示,云台摄像机在晚上采集到的障碍物图像,整体灰度值低,目标图像与背景之间的对比度较低,不利于图像特征的提取和识别。经过同态滤波处理之后不仅滤掉了许多噪声点,提高了整体灰度值低区域的亮度,还凸显了障碍目标和增强了图像对比度。

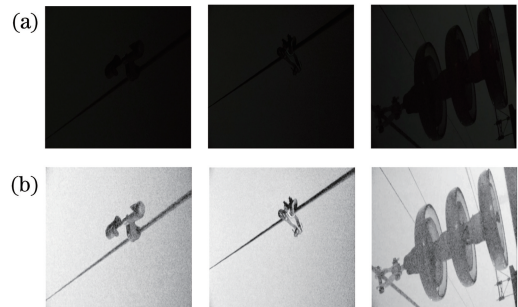


图 6 障碍物图像滤波前后的对比。(a)滤波前;(b)滤波后

Fig. 6 Comparison of images before and after image filtering. (a) Before filtering; (b) after filtering

## 4 LDP 的改进与直方图特征提取

### 4.1 LDP 算法

局部方向模式的原理是图像  $3 \text{ pixel} \times 3 \text{ pixel}$  邻域像素灰度值与 Kirschmo 模板进行 8 方向卷积运算得到的边缘响应值,再把响应值进行排序和编码,从而得出该像素点的 LDP 值<sup>[17-18]</sup>。8 个 Kirsch 模板如图 7 所示,与矩形块 A 进行卷积操作,获得相应方向的梯度值记作  $m_i (i=0, 1, \dots, 7)$ ,定义为

$$m_i = |A * H_i|。 \quad (9)$$

对这些梯度值进行排序,选择梯度值中前  $h$  (其

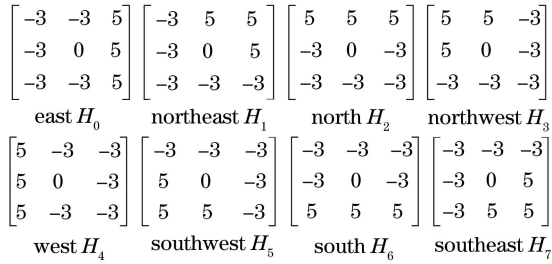


图 7 Kirsch 八方向模板

Fig. 7 Kirsch eight direction templates

中  $h$  取值为 3) 个较大值作为主特征赋值为 1, 其余的  $8-h$  个值设为 0, 将这八位二进制码按照一定的顺序编码, 得到的十进制数即为中心像素的 LDP 值。(10) 式中  $m_i$  是第  $i$  个方向的响应值;  $m_h$  为  $m_i$  中第  $h$  个最大值;  $B_i$  为第  $i$  个二进制值。LDP 的编码过程如图 8 所示, 其表达式为

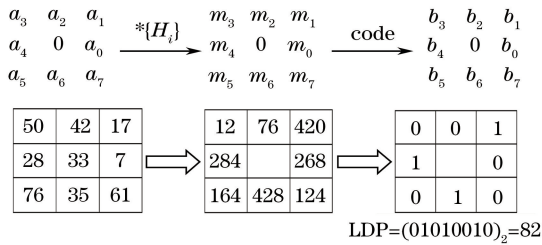


图 8 LDP 编码流程图

Fig. 8 LDP coding process

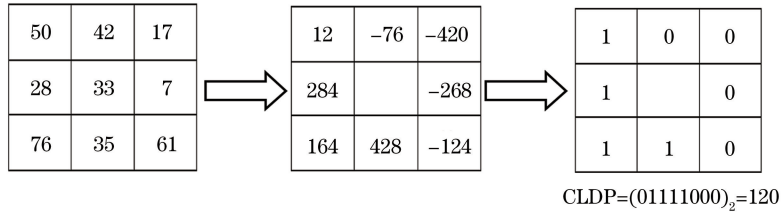


图 9 CLDP 编码流程图

Fig. 9 CLDP coding process

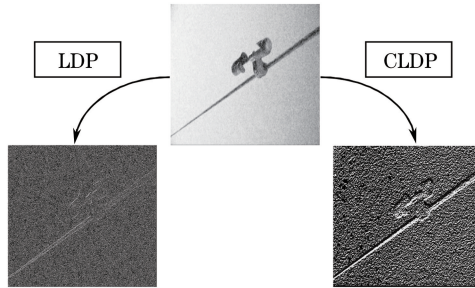


图 10 LDP 和 CLDP 算法特征提取后的对比图

Fig. 10 Comparison of LDP and CLDP algorithms feature extraction

### 4.3 改进 LDP 直方图特征的提取

经滤波的障碍物图像在 CLDP 编码后变为图谱, 通常不会将图谱直接用于分类, 而是把 CLDP

$$\begin{cases} \text{LDP}(x, y) = \sum_{i=0}^{i=7} B_i(m_i - m_h)2^i \\ B_i(a) = \begin{cases} 1, & a \geq 0 \\ 0, & a < 0 \end{cases} \end{cases} \quad (10)$$

### 4.2 CLDP 算法

CLDP 是基于 LDP 改进的一种算法, 其原理与 LDP 大致相似。该算法也是将矩形块  $A$  与 Kirsch 算子进行卷积后, 把得到的 8 个方向梯度响应值重新编码, 保留其值的正负号, 然后将 8 个计算后的响应值进行比较, 将前  $h$  个较大值设为 1, 其他  $8-h$  个值设为 0, 再将这八位二进制数按照一定的顺序编码, 最后转换为十进制数, 即 CLDP 值。本文提出了改进的 LDP 算法(即 CLDP)表示为

$$\begin{cases} m_i = A * H_i \\ \text{CLDP}(x, y) = \sum_{i=0}^{i=7} B_i(m_i - m_h)2^i \\ B_i(a) = \begin{cases} 1, & a \geq 0 \\ 0, & a < 0 \end{cases} \end{cases} \quad (11)$$

式中  $m_h$  为  $m_i$  中第  $h$  个最大值。当  $h=4$  时, 图 9 所示为 CLDP 编码的应用实例。

改进后的 LDP 包含了边缘梯度响应值的方向性, 由图 10 可以看出, CLDP 比 LDP 能更加清晰地表达原图像的特征信息。

图谱直方图的统计值作为特征向量。在提取特征向量之前, 为了体现出 CLDP 局部化特征的优势, 将待处理的 CLDP 图谱分割成  $3 \text{ pixel} \times 3 \text{ pixel}$  个均

匀的子块,每个子区域的图像大小为 250 pixel × 189 pixel。对于包含障碍物特征较多的子块,在与样本进行匹配时应该配有更高的权重,可以表示为

$$\begin{cases} \bar{m} = \frac{1}{8} \sum_{i=0}^7 m_i \\ W_{jk} [x_{LDP}(j,k)] = \frac{1}{8} \sum_{i=0}^7 (m_i - \bar{m})^2, (12) \\ W_n = \frac{1}{M \times N} \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^N W_{jk} [x_{CLDP}(j,k)] \end{cases}$$

式中: $M$  和  $N$  分别为该子区域像素点的总行数和总列数; $x_{LDP}$  为第  $j$  行第  $k$  列像素点处 CLDP 值; $W_{jk}$  为一个像素改进之后的结构对比度信息; $W_n$  对应第  $n$  个子区域在整个 CLDP 图谱里的权重值。

提取每个子块 CLDP 直方图的特征表达为

$$H_n(\mu) = \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^N f[x_{CLDP}(j,k), \mu], (13)$$

$$f(x,y) = \begin{cases} 1, & x=y \\ 0, & x \neq y \end{cases}, (14)$$

式中  $-255 \leq \mu \leq 255$ ,  $H_n(\mu)$  为第  $n$  个子块中 CLDP 特征值为  $x_{LDP}$  的数量,因而  $H_n(\mu)$  是子区域直方图横坐标为  $x_{LDP}$  时的柱高。 $f(x,y)$  为判断函数。如图 11 所示,将每个子区域提取出的特征进行串联融合得到一个总的直方图特征。

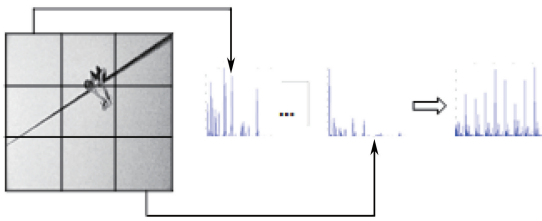


图 11 障碍物图像 CLDP 直方图提取

Fig. 11 Histogram extraction of obstacles image CLDP

## 5 障碍物的识别

在完成了障碍物图像的滤波与直方图特征提取之后,将总的直方图作为特征向量与样本库里的特征向量进行匹配。通常有直方图相交法、log 概率统计和卡方距离法进行直方图统计计算<sup>[19]</sup>,当直方图的维度较高时,卡方距离法要优于 log 概率统计法和直方图相交法。故所选用卡方距离法可表达为

$$\chi^2(\mathbf{H}^i, \mathbf{H}^j) = \sum_n \frac{W_n}{N} \frac{(H_n^i - H_n^j)^2}{H_n^i + H_n^j}, (15)$$

式中: $\mathbf{H}^i$  和  $\mathbf{H}^j$  分别为两个要匹配的样本直方图; $n$  为图像的子区域号; $N$  为第  $n$  个子区域号中直方图的总维数; $\chi^2$  为两个直方图之间的距离; $W_n$  为(12)

式中对应的第  $n$  个子区域的权重值。假设训练样本库  $C = (\mathbf{H}^i, Y_i) = \{\mathbf{H}^i, Y_i | i = 1, 2, \dots, n\}$ ,  $\mathbf{H}^i$  为训练样本库里第  $i$  个样本的直方图特征向量; $Y_i$  为该样本的障碍物类别号。对于一个测试样本的直方图特征向量  $\mathbf{H}^j$ ,将该向量与样本库中的所有直方图特征向量进行卡方距离计算。

$$d(\mathbf{H}^k, \mathbf{H}^j) = \min_i d(\mathbf{H}^i, \mathbf{H}^j), \quad i = 1, 2, \dots, n.$$

(16)

依据(16)式从中筛选出与测试样本特征向量  $\mathbf{H}^j$  距离最近的训练样本  $\mathbf{H}^k$ ,把训练样本  $\mathbf{H}^k$  的类别号赋值给测试样本  $\mathbf{H}^j$ ,从而识别出障碍物的类别。

## 6 实验结果与分析

### 6.1 测试样本库的建立

选取了 300 张障碍物图像作为测试样本进行实验验证。样本库中部分的图像如图 12 所示,每个类别的障碍物各 10 张,其均是在不同的光照、视角和尺度下拍摄的。

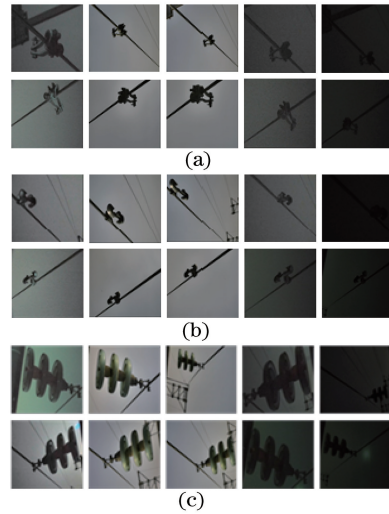


图 12 障碍物部分图像样本。(a)悬垂线夹;

(b)防震锤;(c)绝缘子串

Fig. 12 Part of the obstacle image sample.

(a) Suspension clamp; (b) count weight;

(c) insulator chain

### 6.2 参数 $c$ 的影响

同态滤波参数  $c$  值固定时,图 13 所示为自适应的同态滤波+CLDP (AH-CLDP)对防震锤、悬垂线夹和绝缘子串这 3 类障碍物的识别性能。例如当  $c$  值增加时,运用 AH-CLDP 算法识别防震锤和悬垂线夹数据库的准确率逐渐提高;相反,AH-CLDP 识别绝缘子串数据库的准确率会下降。因此,弱光条件下同态滤波器参数  $c$  的自适应调节变得尤为重要。

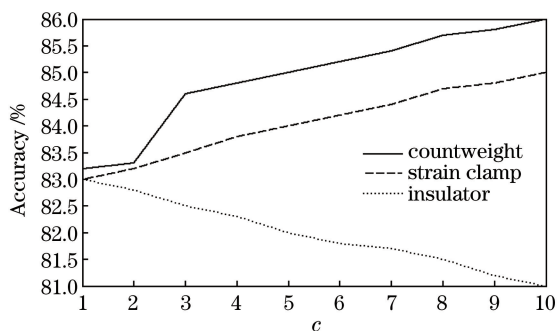


图 13 在不同的  $c$  固定值下 AH-CLDP 的识别率图  
Fig. 13 AH-CLDP recognition rate at different fixed values of  $c$

为了评估自适应同态滤波对 AH-CLDP 性能的影响,表 1 得出了 CLDP(没有经过滤波处理)算法、传统的同态滤波 + CLDP (TH-CLDP) 算法和 AH-CLDP 算法的平均识别率。

表 1 识别结果数据表  
Table 1 Data of recognition accuracy %

Obstacle type	CLDP	TH-CLDP	AH-CLDP
Count weight	83	85	87
Suspension clamp	81	82	85
Insulator	82	84	88

表 1 表明了 AH-CLDP 比 CLDP 和 TH-CLDP 达到了更好的识别准确率。说明了采用自适应同态滤波是切实可行的。

### 6.3 不同方法的对比

为了突显改进的 LDP 算法在抗随机弱光变化的优越性,比较 AH-CLDP 与自适应同态滤波 + 方向梯度直方图(AH-HOG), AH-LDP 和 AH-LBP 算法的识别效果。从样本库中选取一定数量的样本作为训练样本,同时剩下的作为测试样本。多次调整训练样本的数量,经过测试之后得出了如图 14 所示的识别效果。

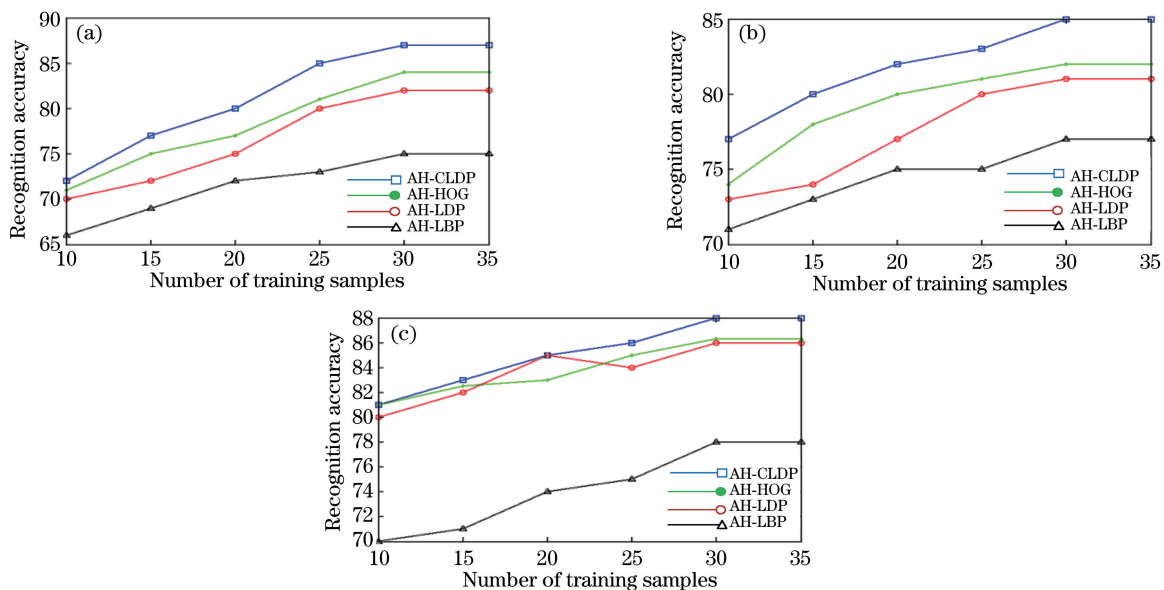


图 14 不同样本数量下识别率图。(a)防震锤;(b)悬垂线夹;(c)绝缘子串

Fig. 14 Recognition rate under different sample sizes. (a) Count weight; (b) suspension clamp; (c) insulator chain

由图 14 可知,当训练样本数从 10 增加至 30 时,各方法的识别率都呈上升趋势;训练样本由 30 增加至 35 时,各方法的识别率不再增加;本文方法在训练样本不同的情况下均优于其他算法。对障碍物识别方法的比较主要从识别准确率和完成识别所用的时间两方面来考量。选择每种类别的障碍物前 30 张作为训练样本,共 90 张;后 100 张作为测试样本用于测试,共 300 张。这 4 种算法的识别结果如表 2 所示。

根据表 2 的实验结果,可以得出以下结论:

1) AH-LBP 算法虽然对弱光的干扰具有一定的稳健性,但是相比于 AH-LDP 的光照稳健表现效果略差。AH-HOG 算法的识别率比 AH-LBP 算法和 AH-LDP 算法都高,但是在上述 4 类算法中耗时最长。

2) AH-CLDP 算法虽然增加了分割子块和分配权重的步骤,程序的运行时间超过了 AH-LDP 算法的运行时间,但是满足机器人实时性的需求;识别成功率仍然高于 AH-LDP 算法。综合考虑, AH-CLDP 算法达到了很好的效果。

表 2 识别结果对比表  
Table 2 Contrast of the recognition performance

Number of training samples	Number of testing samples	Algorithm	Recognition accuracy / %	Recognition time (per image) / ( $m \cdot s^{-1}$ )	Obstacle type
30	100	AH-LBP	75	51	Count weight
30	100	AH-LDP	82	37	
30	100	AH-HOG	84	67	
30	100	AH-CLDP	87	46	
30	100	AH-LBP	77	62	Suspension clamp
30	100	AH-LDP	81	41	
30	100	AH-HOG	82	77	
30	100	AH-CLDP	85	50	
30	100	AH-LBP	78	68	Insulator
30	100	AH-LDP	86	50	
30	100	AH-HOG	86.3	80	
30	100	AH-CLDP	88	57	

## 7 结 论

针对高压输电线路巡检机器人在自主运行的过程中所拍摄的障碍物图像所受弱光影响的问题展开研究,提出了一种抗弱光干扰的障碍物智能识别方法。采用自适应同态滤波增强图像对比度,压缩了图像整体的动态范围,对于图像受弱光干扰的补偿效果相当显著;应用改进的 LDP 提取滤波后图像的特征,考虑到了梯度特征的方向信息,同时结合了原有 LDP 的八方向边缘响应值与中心值的关系更加充分地提取了障碍物特征;将改进的 CLDP 图谱分成各子块并且对子块的特征直方图分配权重,计算测试特征直方图与样本特征直方图的距离来判别障碍物的类型。和其他算法相比,实验表明改进之后的 LDP 抗弱光干扰能力更强和识别精度更高,是一种有效的识别方法,提高了巡检机器人在线行走时的智能性与自主性。

## 参 考 文 献

- [1] Cao W M, Wang Y N, Wen Y M. Research on obstacle recognition based on wavelet moments and SVM for deicing robot on high voltage transmission line [J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2012, 39(9): 33-38.  
曹文明, 王耀南, 文益民. 输电线路除冰机器人基于小波矩及 SVM 的障碍物识别研究 [J]. 湖南大学学报(自科版), 2012, 39(9): 33-38.
- [2] Tang H W, Sun W, Zhang W Y, *et al.* Wavelet neural network method based on particle swarm optimization for obstacle recognition of power line

deicing robot [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(13): 55-63.

唐宏伟, 孙炜, 张文洋, 等. 电力线除冰机器人基于粒子群优化的多尺度神经网络障碍物识别方法 [J]. 机械工程学报, 2017, 53(13): 55-63.

- [3] 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.  
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.
- [4] Liang L, He W P, Lei L, *et al.* Survey on enhancement methods for nonuniform illumination image [J]. Application Research of Computers, 2010, 27(5): 1625-1628.  
梁琳, 何卫平, 雷蕾, 等. 光照不均图像增强方法综述 [J]. 计算机应用研究, 2010, 27(5): 1625-1628.
- [5] Baradarani A, Wu Q M J, Ahmadi M. An efficient illumination invariant face recognition framework via illumination enhancement and DD-DTCCWT filtering [J]. Pattern Recognition, 2013, 46(1): 57-72.
- [6] 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): 390-399.
- [7] Xiao J S, Shan S S, Duan P F, *et al.* A fast image enhancement algorithm based on fusion of different color spaces [J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(4): 697-705.  
肖进胜, 单姗姗, 段鹏飞, 等. 基于不同色彩空间融合的快速图像增强算法 [J]. 自动化学报, 2014, 40(4): 697-705.
- [8] Nikan S, Ahmadi M. Local gradient-based



- illumination invariant face recognition using local phase quantisation and multi-resolution local binary pattern fusion [J]. IET Image Processing, 2014, 9 (1): 12-21.
- [9] Lin S, Zhang J Y, Guo J Y, *et al.* Application of local directional pattern in non-contact palmprint recognition [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(1): 201-208.  
林森, 张俊宇, 郭金玉, 等. 局部方向模式在非接触掌纹识别中的应用 [J]. 仪器仪表学报, 2015, 36 (1): 201-208.
- [10] 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.
- [11] Xiao X H, Wu G P, Du E, *et al.* Impacts of flexible obstructive working environment on dynamic performances of inspection robot for power transmission line [J]. Journal of Central South University of Technology, 2008, 15(6): 869-876.
- [12] Wu K W, Yang X Z, Xie Z. Regional-oriented non-uniform illumination estimation [J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(2): 0233001.  
吴克伟, 杨学志, 谢昭. 面向区域的非均匀光照估计方法 [J]. 光学学报, 2016, 36(2): 0233001.
- [13] 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.
- [14] Gonzalez R C, Woods R E. Digital image processing [M]. New Jersey: Prentice Hall International, 2002.
- [15] Chen Z W, Zhang F, Zhou Y, *et al.* Denoising method of spectral signal with multiplicative and additive mixed random noises [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(7): 0730001.  
陈正伟, 张方, 周扬, 等. 光谱信号乘性加性混合随机噪声去除方法 [J]. 光学学报, 2017, 37 (7): 730001.
- [16] Faraji M R, Qi X J. Face recognition under varying illuminations using logarithmic fractal dimension-based complete eight local directional patterns [J]. Neurocomputing, 2016, 199: 16-30.
- [17] Jabid T, Kabir M H, Chae O. Local Directional Pattern (LDP) for face recognition [C]. Proceedings of IEEE International Conference on Consumer Electronics, 2010: 329-330.
- [18] Jabid T, Kabir M H, Chae O. Robust facial expression recognition based on local directional pattern [J]. ETRI Journal, 2010, 32(5): 784-794.
- [19] Lin S, Wu W, Yuan W Q. Palm vein identity recognition based on local texture description operator [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(10): 2306-2312.  
林森, 吴微, 苑玮琦. 基于局部纹理描述算子的手掌静脉身份识别 [J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(10): 2306-2312.