

基于多传感器信息融合的绝缘子串自动识别方法

刘 澈^{1,2} 姜 勇¹ 姚森敬³ 刘国伟³

(1.中国科学院沈阳自动化研究所机器人国家重点实验室 辽宁 沈阳 110016 2.中国科学院大学 北京 100049 ;

3.深圳供电局有限公司 广东 深圳 518048)

摘 要 绝缘子串的自主识别是变电站带电水冲洗机器人执行绝缘子串冲洗任务的重要前提。针对变电站内电力设备复杂的架设结构和室外光照条件的复杂多变问题,提出一种基于SVM与证据相容度改进D-S证据理论方法,融合相机光学图像特征和激光点云图像特征的变电站支柱绝缘子串自主识别方法。通过构建光学图像中特征曲线的灰度周期性特征矩阵和灰度阈值特征矩阵,激光点云图像中特征曲线的深度重复性特征矩阵和宽度特征矩阵,将四种特征矩阵作为特征证据,通过SVM与证据相容度方法改进的D-S证据理论进行融合,得到结果,实现对三种不同形状支柱绝缘子串的自主识别。实验结果表明,该方法可以克服图像逆光和复杂背景等干扰,准确识别出绝缘子串的类型。

关键词 绝缘子串;激光雷达;相机;特征融合;支持向量机;证据理论

中图分类号:TH16;TP242 文献标识码:A 文章编号:1001-3997(2019)04-0220-05

DOI:10.19356/j.cnki.1001-3997.2019.04.055

The Method to Automatic Recognition of Insulator Based on Multi-Sensor Information Fusion

LIU Che^{1,2}, JIANG Yong¹, YAO Sen-jing³, LIU Guo-wei³

(1.State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Liaoning Shenyang 110016, China 2.University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China 3.Shenzhen Power Grid Co. Ltd., Guangdong Shenzhen 518048, China)

Abstract Automatic recognition of insulator string is the basis on Live Washing Robot to complete the washing task. Aiming at the environment of substation, the condition of illumination is variable and the installation of substation is complicated. A new method to automatically recognize insulator by D-S evidence theory based on SVM and evidence compatibility. The information fusion system is composed of industrial camera and laser radar. By the optical images, the gray characteristic curve is acquired to extract gray repetitive matrix and gray threshold matrix. By the optical depth images, the depth characteristic curve is acquired to extract depth repetitive matrix and width matrix. The features of every matrix are fused by the improvement Dempster-Shafer evidence theory to complete automatic recognition of three types isolators. The experimental results show that the new method can overcome the backlight environment and has the ability to recognize insulator accuracy.

Key Words Isolator; Laser Radar; Camera; Features Fusion; SVM; Dempster-Shafer Evidence Theory

1 引言

绝缘子串是配送电力系统中的重要设备,起到电气隔离的作用。在自然环境中绝缘子串受到SO₂、氮氧化物以及颗粒性尘埃等大气环境的影响,在其表面会逐渐沉积一层污秽物。由于污秽物的影响,当遇到雾、露、雨等潮湿天气时,造成绝缘子绝缘水平降低,泄漏电流增大,严重时发生闪络事故。据统计,由绝缘子串故障引起的事故,在电力系统故障中所占比例居首位^[1]。电力工人需要定期对绝缘子串进行清洗。传统的人工带电作业具有高的

危险性,如何利用智能机器人代替人工执行带电水冲洗作业已成为当前的研究热点。

通过智能机器人完成绝缘子串带电水冲洗,首先要实现对绝缘子串进行识别。文献^[2]提出一种基于灰度阈值分割和Hough变换的绝缘子串自动定位方法,可在红外图像中获得绝缘子串的位置,但要求绝缘子串的倾斜角度不易过大。文献^[3]提出通过提取红外图像中绝缘子盘面和铁帽,对绝缘子串进行识别的方法,但对于盘片和铁帽互相遮挡的时识别效果有所下降。文献^[4]提出了

来稿日期 2018-10-27

基金项目 国家自然科学基金资助项目(51535008) 南方电网公司重点项目(SZ-KJXM-20150901)

作者简介 刘 澈(1990-)男,辽宁葫芦岛人,硕士研究生,主要研究方向:机器视觉;

姜 勇(1975-)男,辽宁东港人,博士研究生,副研究员,主要研究方向:机器人智能控制,多传感器融合与系统健康管理

一种提取绝缘子串单个盘面的方法,但要通过手动选取 5 个点才能获得盘面,不利于自动识别。文献^[5]采用阈值分割方法,在饱和度分量上识别绝缘子串,但有饱和度分量与绝缘子串相近的其他目标时,会对识别造成干扰。文献^[6]研究绝缘子串的定位及裂缝识别方法,能够实现绝缘子串的定位,但由于室外环境比较复杂,检测效果会有所下降。

带电水冲洗机器人在变电站作业时,由于处于室外环境,其光照情况多变,变电站架设结构复杂,存在遮挡、阴影、逆光等情况,仅利用相机图像进行绝缘子串识别难以适应多变的光照环境和复杂的背景干扰。针对此问题,提出一种基于改进 D-S 证据理论,融合光学图像和深度图像特征的变电站支柱绝缘子串自主识别方法。通过光学图像中特征曲线得到灰度周期性特征矩阵和灰度阈值特征矩阵,深度图像中特征曲线得到深度重复性特征矩阵和宽度特征矩阵,将四种特征矩阵作为特征证据,通过基于 SVM 与相关系数相容性的 D-S 证据理论方法进行融合^[7],实现对三种支柱绝缘子串(单段等盘径、单段变盘径和双段等盘径)的自主识别。

2 多传感器信息融合方法

通过激光和相机信息融合的方法对绝缘子串进行识别,方法流程如图 1 所示。

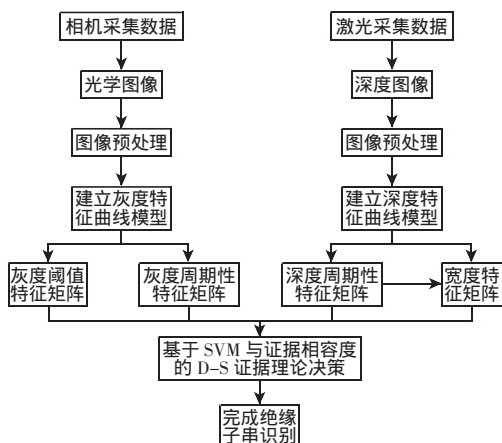


图 1 识别算法流程图

Fig.1 Flow Chart of Recognition Method

2.1 绝缘子串特征矩阵提取方法

2.1.1 建立绝缘子串特征曲线

对光学图像与深度图进行预处理,找到绝缘子串中线区域作为特征曲线,得到灰度特征曲线与深度特征曲线。特征曲线的横坐标为图像行数,纵坐标为灰度值或深度值。图像预处理过程分为图像灰度化、图像二值化、膨胀腐蚀、标记最大连通域^[8]。

2.1.2 构建灰度周期性矩阵

构建灰度周期性特征矩阵如下:

$$H_{2 \times n_1} = \begin{bmatrix} h_{1,1} & h_{1,2} & \cdots & h_{1,n_1} \\ h_{2,1} & h_{2,2} & \cdots & h_{2,n_1} \end{bmatrix}$$

矩阵中 $h_{1,k}$ 、 $h_{2,k}$ 分别为灰度特征曲线上极小值点的横、纵坐标,即图像行数与灰度值。按图像行数顺序加入矩阵。极小值点通过 MATLAB 中的 Findpeaks() 函数求得。

2.1.3 构建灰度阈值矩阵

构建灰度阈值特征矩阵如下:

$$G_{2 \times n_2} = \begin{bmatrix} g_{1,1} & g_{1,2} & \cdots & g_{1,n_2} \\ g_{2,1} & g_{2,2} & \cdots & g_{2,n_2} \end{bmatrix}$$

选取阈值 λ_{g1} 、 λ_{g2} , 将特征曲线上灰度值大于 λ_{g1} 并小于 λ_{g2} 的点按顺序加入矩阵中, $g_{1,k}$ 为图像行数, $g_{2,k}$ 灰度值。

2.1.4 构建深度周期性矩阵

在建立深度特征曲线模型的基础上,构建深度周期性特征矩阵:

$$C_{3 \times n_3} = \begin{bmatrix} c_{1,1} & c_{1,2} & \cdots & c_{1,n_3} \\ c_{2,1} & c_{2,2} & \cdots & c_{2,n_3} \end{bmatrix}$$

根据相邻绝缘子片间的距离,设定阈值 λ_{c1} 、 λ_{c2} , 过滤相邻极值点间,深度差值小于 λ_{c1} 或大于 λ_{c2} 的极值点,将下极值点按图像行数顺序加入矩阵中。 $c_{1,k}$ 为图像行数, $c_{2,k}$ 为深度值。极值点同样通过 MATLAB 中的 Findpeaks() 函数获得。

2.1.5 构建宽度特征矩阵

构建宽度特征矩阵如下: $W=[w_1, w_2, \dots, w_{n_4}]$

式中 $w_i = \sqrt{(x_{i1} - x_{i2})^2 + (y_{i1} - y_{i2})^2 + (z_{i1} - z_{i2})^2}$ $i=1, 2, \dots, n_4$

(x_{i1}, y_{i1}, z_{i1}) 为绝缘子串左边缘点的空间坐标, (x_{i2}, y_{i2}, z_{i2}) 为右边缘点的空间坐标。 i 为图像行数,若第 i 行无绝缘子串,则 $w_i=0$ 。

2.2 基于 SVM 与证据相容度的 D-S 证据理论识别绝缘子串

2.2.1 建立绝缘子串识别框架

辨识框架是一个完备集合,其元素为互不相容事件 θ 为可能事件的集合。D-S 证据理论中,若 θ 中元素满足互不相容的条件,则命题 A 的基本概率赋值函数 $m(A)$ 是集合 2^θ 到 $[0, 1]$ 映射。辨识框架内所有事件的基本概率赋值之和为 1。绝缘子串的识别框架为:

$$\theta = \{dd, sd, db\}$$

式中 dd —单段等盘径绝缘子串, sd —双段等盘径绝缘子串和为 db 单段变盘径绝缘子串。

2.2.2 绝缘子串特征证据提取

根据光学图像和深度图像构建的四种特征矩阵,提取绝缘子串段数信息和盘径变化信息。

(1) 根据特征矩阵 H 提取绝缘子串段数信息

提取段数特征的伪代码如下:

```
input :feature matrix H ,threshold $\alpha_{h1}$  $\alpha_{h2}$  flag bit flag n0
output :number of insulator string Num(H) edge vector T
1 : initialize row size of H flag0 Num0
2 : for i1 to ro do
3 : if H[1][i]-H[1][i+1]< $\alpha_{h1}$  and H[2][i]-H[2][i+1]< $\alpha_{h2}$  and flag=0 then
4 : flag1
5 : T[1][n]=H[1][i]
6 : n++
7 : end if
```

```

8 :   if H[1][i]-H[1][i+1]>alpha1 or H[2][i]-H[2][i+1]> alpha2 and
flag=1 then
9 :       flag0
10 :      T[1][n]H[1][i]
11 :      n++
12 :      Num(H)++
13 :   end if
14 end for
15 return Num(H) T

```

Num(H)为灰度周期性矩阵提取的绝缘子串段数信息。根据 $G_{2 \times 2}$ 、 $C_{2 \times 3}$ 提取绝缘子串段数信息,与 $H_{2 \times 1}$ 方法类似。同时得到绝缘子串的上下边缘向量 T 其中 t_{2n-1} 、 t_{2n} 分别为上边缘与下边缘。

(2)由 W 提取绝缘子串的盘径变化信息

根据向量 T 计算绝缘子串宽度方差:

$$d^2 = \frac{1}{t_{2n-1} - t_{2n}} \left[(w_{t_{2n-1}} - \bar{w})^2 + (w_{t_{2n-1}+1} - \bar{w})^2 + \dots + (w_{t_{2n}} - \bar{w})^2 \right] \quad (1)$$

$$\text{式中 } \bar{w} = \frac{1}{t_{2n-1} - t_{2n}} \sum_{i=t_{2n-1}}^{t_{2n}} w_i$$

当 $d^2 < a_w$ 时,提取盘径信息为等盘径,否则,提取盘径信息为变盘径。

2.2.3 基于 SVM 与证据相容度改进基本概率赋值

(1)通过模糊插值法计算相关系数

基本概率赋值通过基于 SVM^[9]与证据相容度改进目标类型和环境加权之间关系方法获得^[10]。先确定相关系数 $P(j)$ 。通过平均模糊插值法,将确定相关系数 $P(j)$ 转化为确定隶属度 m_{ij} 。

设论域 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ 上有 t 个模糊概念 $FC_i (i=1, 2, \dots, t)$ 模糊概念 FC_i 所具有的范例集合为 E_i , 当元素 u_i 完全隶属于 FC_i 则称为范例。如果用行向量表示范例集合,则有 $e_i = (e_{i1}, \dots, e_{ij}, \dots, e_{in})$ 当 $\mu_{FC_i}(u_i) = 1$ 时 e_{ij} 为 1, 否则为 0。

t 个范例集合就组成了范例矩阵 E 。令 t 个模糊概念的隶属矩阵为 MBS , 其中 m_{ij} 为模糊概念的隶属度, 即:

$$MBS = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & \dots & m_{1n} \\ m_{21} & m_{22} & \dots & m_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ m_{t1} & m_{t2} & \dots & m_{tn} \end{bmatrix}$$

(1)当 $\mu_{FC_i}(u_j) = 1$ 时, 则令 $\bar{m}_{ij} = 1$, 否则 $\bar{m}_{ij} = \sum_{e_{ia}=1} S(u_j, \mu_k) / t$ 为 FC_i 中的范例数 $S(u_j, \mu_k)$ 为范例集 E_i 中元素 u_j 与 u_k 的相似度, 可取 $S(u_j, \mu_k) = 1 - d(u_j, \mu_k) / d_{\max}$, $d(u_j, \mu_k)$ 为范例集 E_i 中元素 u_j 与 u_k 的距离, d_{\max} 为范例集 E_i 中两任意元素的最大距离。 \bar{m}_{ij} 是元素 $u_j \in U$ 与 FC_i 中所有范例的相似度的平均值。

(2)对 \bar{m}_{ij} 进行模糊滤波得到 FC_i 隶属向量 mbs_i 中的第 j 个分量 m_{ij} 。因此, 可令 $m_{ij} = \bar{m}_{ij}^2$ 。

(3)由于模糊插值法建立隶属度矩阵时, 得到的隶属度与特征排列的顺序有关。为消除特征排列的影响, 改变特征排列顺序,

重复(1)、(2)两步, 得到新的隶属度 m_{ijk} k 为第 K 次排列得到的隶属度值。将所有排列下的隶属度做平均处理, 得到最终隶属度 m_{ij} , 进而确定隶属度矩阵 MBS , 即为相关矩阵 $P_i(j)$ 。

(2)通过特征证据相容度解决证据冲突

为解决特征证据中的冲突问题, 通过证据相关系数的相容度对目标类型数与环境加权的基本概率赋值方法进行改进。定义相容度为:

$$\phi_{ij}(k) = \frac{P_i(k) * P_j(k)}{\frac{P_i(k)^2 + P_j(k)^2}{2}} \quad (2)$$

式中 $\phi_{ij}(k)$ —特征证据 u_i 与 u_j 对目标类型 k 的相容度 $P_i(k)$ 、 $P_j(k)$ — u_i 与 u_j 对目标类型 k 的相关系数。当两个证据存在冲突时, 两者的相容度将减小, 反之则增大。计算 n 条证据两两之间的相容度, 组成相容度矩阵:

$$\Phi = \begin{bmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} & \dots & \phi_{1n} \\ \phi_{21} & \phi_{22} & \dots & \phi_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_{n1} & \phi_{n2} & \dots & \phi_{nn} \end{bmatrix}$$

定义相关系数的可信度为:

$$Rel_i(k) = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^n \phi_{ij}(k)}{n-1} \quad (3)$$

通过相关系数的可信度对目标类型数与环境加权方法进行改进:

$$m_i(j) = \frac{Rel_i(j)P_i(j)}{\sum_{j=1}^n Rel_i(j)P_i(j) + k(1 - \overline{Rel}_i)(1 - \gamma_i)(1 - \lambda_i \alpha_i \beta_i)} \quad (4)$$

$$\text{其中 } \overline{Rel}_i = \sum_{j=1}^n Rel_i(j) \quad \alpha_i = \max(P_i(j)) \quad \beta_i = \frac{\alpha_i}{\sum_{j=1}^n P_i(j)} ;$$

$$\gamma_i = \frac{\alpha_i \beta_i \lambda_i}{\sum_{i=1}^n \alpha_i \beta_i \lambda_i}$$

式中 \overline{Rel}_i —特征 u_i 的平均可信度 α_i —特征 u_i 与目标类型 j 的最大相关系数 β_i —特征 u_i 与目标类型 j 相关系数的分配系数 γ_i —特征的可靠性系数 λ_i —环境加权系数 k —目标类型数。不确定性概率值为 $m_i(q) = 1 - \sum_{j=1}^k m_i(j)$ 。

(3)通过 SVM 概率输出获取环境加权系数

λ_i 为环境加权系数, 代表环境对传感器的影响。在变电站环境中, 光照对相机的影响较大, 而对激光雷达不会产生影响。因此, 设激光雷达的环境加权系数 $\lambda_i = 1$, 将相机顺逆光程度转为分类问题, 且得到的分类概率作为 λ_c 。通过 SVM 概率输出对 λ_c 进行求解。将灰度特征曲线作为样本, 通过 SVM 对顺逆光情况进行分类, 得到分割超平面同时得到正负样本分类的准确率, 顺逆光分类准确率分别为 $P(s)$ 、 $P(n)$ 。为使 SVM 能够输出分类类型的概率, 利用 Platt^[11]提出的通过 sigmoid 函数计算后验概率, 即:

$$P(y=1|x) = \frac{1}{1 + \exp(a_g f(x) + b_g)} \quad (5)$$

式中 $y(x)$ —SVM 得到的分割超平面 再通过最小化交叉熵误差函数得到参数 a_g, b_g 进而得到分类的后验概率:

$$\min - \sum_{i=1}^n [t_i \ln(p_i) + (1-t_i) \ln(1-p_i)] \quad (6)$$

$$\text{其中 } p_i = P(y=1|x) \quad \lambda_i = \begin{cases} \frac{N_+ + 1}{N_+ + 2} & \vartheta_i = 1 \\ \frac{1}{N_+ + 2} & \vartheta_i = -1 \end{cases}$$

式中: N_+, N_- —正负样本个数。

当求得目标函数梯度矩阵为 0 时, 得到最优解 进而得到参数 a_g, b_g 。将 SVM 分类输出通过 sigmoid 函数进行映射 得到顺光的概率输出。通过 SVM 输出概率与分类准确率 得到加权系数 λ_c :

$$\lambda_c = P(y=1|x)p(s) + P(y=-1|x)(1-p(n)) \quad (7)$$

2.2.4 基于 Dempster 组合规则识别绝缘子串

通过 Dempster 组合规则 将不同特征对应绝缘子串类型的基本赋值函数进行相交运算:

$$\begin{cases} m(A) = K^{-1} \sum_{i,j: B_i \cap C_j = A} m_1(B_i) m_2(C_j) & A \neq \emptyset \\ K = 1 - \sum_{i,j: B_i \cap C_j = \emptyset} m_1(B_i) m_2(C_j) \end{cases} \quad (8)$$

式中 K —归一化参数 得到融合结果 即识别绝缘子串类型的概率。通过如下规则决策:

- (1) 目标类别的基本概率函数值最大。
- (2) 目标类别的最大基本概率函数值与最小基本概率函数值的差值大于 η_1 η_1 值设为 0.2。

(3) 目标类别的不确定概率函数值小于 η_2 为保证可靠性 η_2 的值尽量取小 η_2 值设为 0.1。

3 仿真验证

首先对 198 幅光学图像(其中顺光图像 112 幅 非顺光图像 86 幅)进行灰度特征曲线提取 标记顺光时灰度特征曲线标签为 1 逆光时灰度特征曲线标签为-1 通过 SVM 进行分类。分类准确率 如表 1 所示。表中 S 为顺光数据 N 为非顺光数据 A 为所有数据。 R 为正确识别个数, W 为错误识别个数 P 为准确率。

表 1 SVM 分类结果表
Tab.1 Result of SVM

	S	N	A
R	105	78	183
W	7	8	15
P	94%	91%	92.5%

通过 SVM 对光学图像的顺光情况分类, 能够获得较好效果 并得到 $P(s)$ 为 0.94 $P(n)$ 为 0.91。相机激光融合系统在现场采集到的绝缘子串光学图像和深度图像 如图 2 所示。

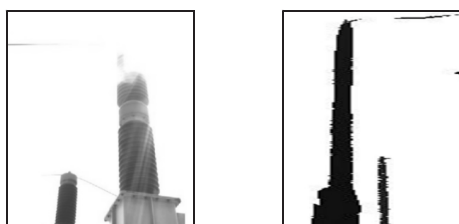


图 2 原始绝缘子串光学图像和深度图像

Fig.2 Original Optical Image and Original Depth Image of Insulator

建立灰度特征曲线和深度特征曲线 如图 3、图 4 所示:

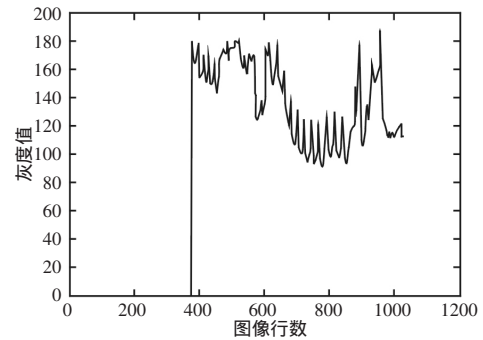


图 3 灰度特征曲线

Fig.3 Gray Feature Curve

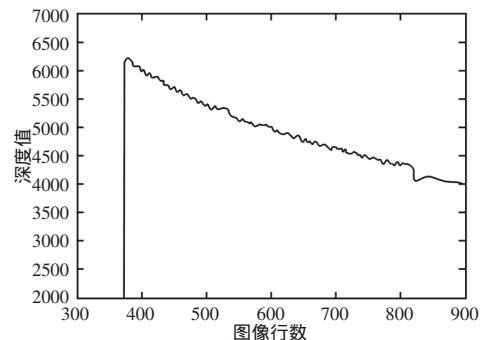


图 4 深度特征曲线

Fig.4 Depth Feature Curve

通过灰度特征曲线与深度特征曲线, 设定阈值 $\lambda_{g1}=15$ $\lambda_{g2}=35$ $\lambda_{c1}=5$ $\lambda_{c2}=20$ 构建四种特征矩阵:

$$H = \begin{bmatrix} 143 & 178 & 194 & \dots & 398 & 425 & 437 & \dots & 949 & 980 \\ 131 & 42 & 27 & \dots & 55 & 63 & 41 & \dots & 54 & 40 \end{bmatrix} \quad G = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} 374 & 381 & 388 & \dots & 601 & 609 & 615 & \dots & 833 & 845 \\ 6237 & 6054 & 6086 & \dots & 4835 & 4874 & 4792 & \dots & 4028 & 4074 \end{bmatrix}$$

$$W = [0 \ 0 \ 0 \ \dots \ 0.39 \ 0.40 \ 0.38 \ \dots \ 0.81 \ 0.79]$$

选取阈值 $\alpha_{h1}=8$ $\alpha_{h2}=20$ $\alpha_{c1}=10$ $\alpha_{c2}=50$ $\alpha_c=15$ $\alpha_w=0.01$ 提取目标区域 如图 5、图 6 所示:

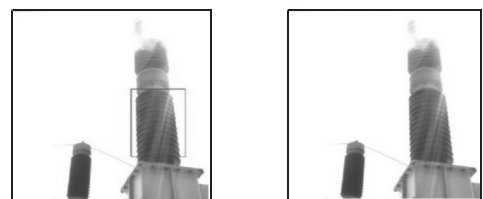


图 5 灰度周期性矩阵和灰度阈值矩阵识别图

Fig.5 Effect Chart of Gray Threshold Matrix and Gray Repetitive Matrix

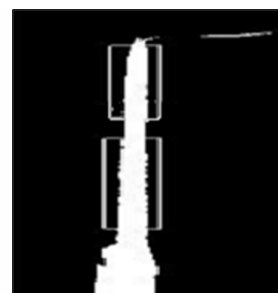


图 6 深度周期性矩阵识别图

Fig.6 Effect Chart of Depth Repetitive Matrix

灰度周期性特征矩阵与灰度阈值特征矩阵提取出绝缘子串

段数信息为 Num(G)=1, Num(H)=0。深度周期性矩阵提出取绝缘子串段数信息为 Num(C)=2。宽度特征矩阵提取出盘径变化信息为等盘径。建立绝缘子串范例决策表,如表 2 所示。

表 2 范例决策表
Tab.2 Example Decision Table

type	u_1	u_2	u_3	u_4
dd	1	0	0	1
sd	0	0	1	1
db	1	0	0	0

表中 u_1, u_2, u_3, u_4 —灰度周期性,灰度阈值,深度周期性,宽度信息四种特征矩阵所得到的特征证据。

通过平均模糊插值法,得到相关系数矩阵:

$$P_i(j) = \begin{bmatrix} 1 & 0.22 & 0.22 & 1 \\ 0.22 & 0.22 & 1 & 1 \\ 1 & 0.26 & 0.26 & 0.26 \end{bmatrix}$$

通过基于 SVM 与证据相容度改进的基本概率赋值方法得到基本概率赋值表,如表 3 所示。

表 3 基本概率赋值函数
Tab.3 Basic Probability Evaluates

type	u_1	u_2	u_3	u_4
dd	0.245	0.087	0.118	0.311
sd	0.054	0.087	0.536	0.311
db	0.176	0.145	0.197	0.124
unknow	0.525	0.682	0.147	0.217

通过 Dempster 规则,得到融合结果:

$$m_{u_1 \times u_2 \times u_3 \times u_4}(dd)=0.251, m_{u_1 \times u_2 \times u_3 \times u_4}(sd)=0.523;$$

$$m_{u_1 \times u_2 \times u_3 \times u_4}(db)=0.189, m_{u_1 \times u_2 \times u_3 \times u_4}(um)=0.038$$

根据决策规则,判断此绝缘子串为双段等盘径绝缘子串,即 sd 与实际结果一致。对 198 组绝缘子串数据进行融合识别,识别结果,如表 4 所示。其符号含义与表 1 一致,结果表明此方法很好的对绝缘子串类型进行识别。

表 4 绝缘子串类型识别结果
Tab.4 Recognition Result of Insulator String

	S	N	A
R	109	76	185
W	3	10	13
P	97.3%	88.4%	93.4%

4 总结

针对变电站支柱绝缘子串的自主识别问题,提出了一种基于 SVM 与证据相容度的 D-S 证据理论改进方法。通过灰度特征曲线与深度特征曲线,构建出灰度周期性矩阵,灰度阈值矩阵、深度周期性矩阵与宽度矩阵。将四种矩阵提取出的特征信息作为特征证据,融合光学图像特征和深度图像特征对变电站支柱绝缘子串进行自主识别。实验结果表明,采用激光雷达和相机的信息融合方法,克服逆光和复杂背景等干扰,并具有较高的识别准确率。增强了识别系统在室外环境中的适应性,提高了容错性,为变电站带电水冲洗机器人完成带电水冲洗任务提供依据。

参考文献

- [1] 赵振兵,王乐.一种航拍绝缘子串图像自动定位方法[J].仪器仪表学报,2014,35(3):558-565.
(Zhao Zhen-bing, Wang Le. Aerial insulator string image automatic location method[J]. Yi Yi Biao Xue Bao/Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(3): 558-565.)
- [2] 胡淋波,姚建刚,孔维辉.基于红外图像的高压绝缘子串自动定位方法[J].红外技术,2015(12):1047-1051.
(Hu Lin-bo, Yao Jian-gang, Kong Wei-hui. High voltage insulator string automatic location method based on infrared image[J]. Infrared Technology, 2015(12): 1047-1051.)
- [3] 姚建刚,付鹏,李唐兵.基于红外图像的绝缘子串自动提取和状态识别[J].湖南大学学报:自然科学版,2015,42(2):74-80.
(Yao Jian-gang, Fu Peng, Li Tang-bing. Algorithm research of automatically extracting the area of insulator from infrared image and state identification[J]. Hunan Daxue Xuebao/Journal of Hunan University Natural Sciences, 2015, 42(2): 74-80.)
- [4] 陈芳,姚建刚,李佐胜.绝缘子串红外图像中单个绝缘子盘面的提取方法[J].电网技术,2010(5):220-224.
(Chen Fang, Yao Jian-gang, Li Zuo-sheng. The method to extract shed surface image of a single insulator from infrared image of a insulator string[J]. Power System Technology, 2010, 34(5): 220-224.)
- [5] Ting F, Zhao Y B, Hu X L. An improved meanshift insulator image segmentation algorithm [J]. Advanced Materials Research, 2013, (634-638): 3945-3949.
- [6] 刘国海,蒋志佳.基于改进 ART-2 网络和不变矩的高压瓷瓶裂缝识别[J].仪器仪表学报,2009,30(7):1420-1425.
(Liu Guo-hai, Jiang Zhi-jia. Recognition of porcelain bottle crack based on modified ART-2 network and invariant moment [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009.)
- [7] 俞志富,李俊武,王利华.一种基于云模型和证据理论的融合识别方法[J].信息与控制,2014,43(1):30-36.
(Yu Zhi-fu, Li Jun-wu, Wang Li-hua. A fusion recognition method based on cloud model and evidence theory[J]. Information & Control, 2014.)
- [8] 聂欢欢,伊磊,刘任平.基于区域生长法提取二值图像中的连通区域[J].计算机时代,2012(6):23-24.
(Nie Huan-huan, Yi Lei, Liu Ren-ping. Extracting binary connected region based on method of region-growing[J]. Computer Era, 2012.)
- [9] 宋屹峰,王洪光,李贞辉.基于视觉方法的输电线断股检测与机器人行为规划[J].机器人,2015,37(2):204-211,223.
(Song Yi-feng, Wang Hong-guang, Li Zhen-hui. Vision based transmission line broken strand detection and robot behaviour planning[J]. Robot, 2015, 37(2): 204-211, 223.)
- [10] 孙锐,孙上媛,葛云峰.基于 D-S 证据理论的基本概率赋值的获取[J].现代机械,2006(4):22-23.
(Sun Rui, Sun Sang-yuan, Ge Yun-feng. How to obtain the basic probability evaluates in D-S theory[J]. Modern Machinery, 2006.)
- [11] Lin H T, Lin C J, Weng R C. A note on Platt's probabilistic outputs for support vector machines[J]. Machine Learning, 2007, 68(3): 267-276.