

基于关键特征梯形的城市轨道交通车辆 受电弓羊角形变检测方法^{*}

张乔木 钟倩文 李立明 柴晓冬 刘 桂

(上海工程技术大学城市轨道交通学院, 201620, 上海//第一作者, 硕士研究生)

摘 要 针对城市轨道交通车辆受电弓羊角的形变和断裂, 提出了基于关键特征梯形的受电弓羊角形变检测方法。首先, 进行图像滤波预处理, 去除图片中的高斯噪声; 其次, 对预处理图像进行 LC(亮度对标)显著性检测, 将图像的前景和背景分离, 利用 GrabCut 算法完成图像分割, 简化除采集图像中的受电弓以外的复杂环境背景, 保留受电弓的完整特征; 最后, 按一阶梯度和二阶梯度信息为特征关键点匹配模板, 得到 2 个羊角尖和 2 个螺母的关键点位置, 将 4 个关键点连接形成特征梯形, 对特征梯形面积进行计算, 并与标准的受电弓特征面积进行对比, 进而计算出受电弓羊角的形变比。试验结果表明: 该算法能准确地定位羊角位置和计算其形变, 可为维修人员及时更换受电弓提供依据。

关键词 城市轨道交通; 车辆; 受电弓羊角; 形变检测; 关键特征梯形

中图分类号 U264.34

DOI:10.16037/j.1007-869x.2023.03.008

Detection Method of Urban Rail Transit Vehicle Pantograph Contact Strip Deformation Based on Key Feature Trapezoid

ZHANG Qiaomu, ZHONG Qianwen, LI Liming, CHAI Xiaodong, LIU Gui

Abstract Targeting the deformation/breakage of urban rail transit pantograph contact strip, a deformation detection method of it based on key feature trapezoid is proposed. First, image filtering preprocessing is performed to remove Gaussian noise in the image. Then, LC (luminance coefficient) saliency detection is performed on the preprocessed image to separate the foreground and background from the image, and GrabCut algorithm is used to complete the image segmentation, simplifying the complex environment around pantograph in the image to preserve the complete features of it. Finally, the feature key point template is matched according to the first-order gradient

and second-order gradient information, and the key point positions of 2 contact strip ends and 2 nuts are obtained. The four key points are connected to form a feature trapezoid, its area is calculated and compared with the standard pantograph feature area, the deformation ratio of the pantograph contact strip end can be further obtained. The test results show that the algorithm can accurately locate the contact strip end and calculate its deformation, providing a basis for maintenance personnel to replace the pantograph in time.

Key words urban rail transit; vehicle; pantograph contact strip; deformation detection; key feature trapezoid

Author's address School of Urban Railway Transportation, Shanghai University of Engineering Science, 201620, Shanghai, China

羊角为城市轨道交通车辆受电弓的重要组成部分,其主要作用是保证受电弓平稳地通过接触网线叉处,防止受电弓钻入接触网线而引发弓网事件。近年来,国内外专家、学者对车辆受电弓的图像检测算法进行了深入的研究。文献[1]基于三维机器视觉技术,采用光条结构光测法得到了受电弓检测更为准确的数据,利用结构光扫描测量技术减少数据处理的工作量,用滤波去除噪声,最后对其数据差值进行补偿,在三维重建后获得完整的受电弓表面轮廓,其检测目的是计算受电弓的中心偏移量。文献[2]利用图像边缘处理和模板匹配技术对弓网进行定位,再利用 LBP(局部二值模式)特征参数提取和三维重建法进行弓网动态参数检测,该方法能有效检测出燃弧故障。文献[3]利用霍夫变换法检测直线并对受电弓碳滑板进行初步检测,再通过 HOG(方向梯度直方图)进行特征提取,训练相应的 SVM(支持向量机)分类器,用以进行二次检

^{*} 国家自然科学基金面上项目(51975347);上海市地方院校能力建设项目(18030501300);研究生创新项目(18KY1006);上海工程技术大学科研启动项目(0240-E3-0507-19-05081)

测,以提高受电弓滑板磨耗的检测效率和检测精度。文献[4]基于 LabVIEW 软件,结合拉弧的光学特性,精确地检测出燃弧率及单次拉弧时长,实现了弓网拉弧的实时监测。

目前受电弓检测大多运用数字图像处理的算法对弓网的碳滑板磨耗程度、接触点状态检测及羊角缺失等损坏状态进行识别,没有针对羊角形变量比的检测。为此,本文提出基于关键特征梯形的受电弓羊角形变检测方法,以期为羊角的形变检测提供参考。

1 基于关键特征梯形的受电弓羊角形变检测方法

图1为基于关键特征梯形的受电弓羊角形变检测方法流程图,先通过降噪标准化处理获得噪声小、运算量少的标准图像,再通过显著性特征的GrabCut 算法进行图像分割,将图像的前景和背景分离,以减少更多的背景干扰。

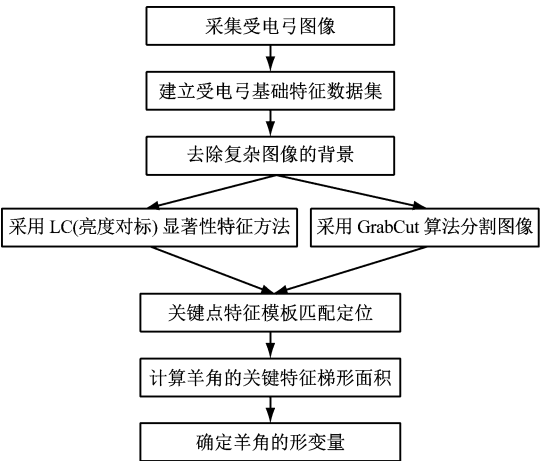


图1 基于关键特征梯形的受电弓羊角形变检测方法流程图

Fig.1 Flow chart of pantograph contact strip deformation detection method based on key feature trapezoid

1.1 图像的标准化降噪处理

为了快速获取所采集到的彩色受电弓图像的特征,并减少图像识别的运算量,需对图像进行灰度化处理。通常采集到的受电弓图片具有很多高斯噪声,通过高斯滤波处理后能够有效抑制噪声,得到平滑的图像。进行高斯滤波处理时,保持行内数值不变,列在水平方向做卷积运算。与传统的滤波器相比,经高斯滤波器处理后图像的模糊程度较小,能够保留更多的图像原有特征。高斯滤波处理

函数 $G(x,y)$ 的计算式为:

$$G(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma}e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \tag{1}$$

式中:

x,y ——分别为像素的横坐标、纵坐标;
 σ ——标准差。

采用 3×3 的滤波模板,其模板矩阵为 $\frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$ 。将实际采集到的图像与经过灰度化和高斯滤波处理后得到的图像进行对比,如图2所示。

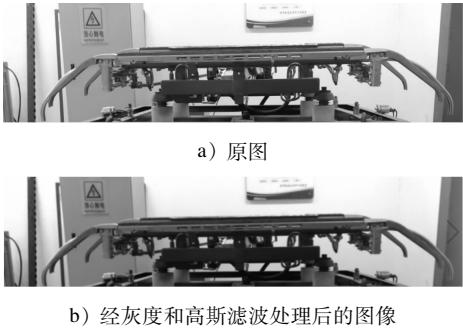


图2 图像标准化降噪处理前后图像效果对比

Fig.2 Comparison of image effects before and after image normalization and noise reduction

1.2 采用显著性特征的 Grabcut 算法分割图像

1.2.1 传统的图像分割方法

在进行背景分割前,必须对受电弓图像特征进行有效提取和识别。由于受电弓的结构较为复杂,其拍摄背景也比较杂乱,采集到的受电弓图像能否精确地进行前景和背景的分离并提取相应的特征,是检测羊角形变的关键。目前常用的图像分割方法有 OTSU(最大类间方差)算法、熵算法及分水岭算法等。其中:OTSU 算法^[5]是以图像背景和目标之间的最大类间方差作为测度准则,当背景和目标的类间方差的差别较大时,OTSU 算法依据求出的阈值将像素划分为两类;熵算法把图像看成信源,计算零阶累计矩与各个灰度值的熵,进而计算出阈值并进行分割;分水岭方法^[6]将图像视为地表,利用每个像素点灰度值的连续性差异对图像进行分割。

1.2.2 LC 算法

LC 算法是计算某个像素在整个图像上的全局对比度,即将该像素与图像中其他所有像素在颜色上的距离之和作为该像素的显著值。设图像 I 中某

个像素的显著值为 I_k , $S(I_k)$ 为 I_k 的空间显著性函数, $S(I_k)$ 计算式为:

$$S(I_k) = \sum_{\forall I_i \in I} \|I_k - I_i\| \quad (2)$$

式中:

I_i ——某个像素的灰度值, 取值范围为 $[0, 255]$ 。

设图像的像素数为 Ψ , 则有:

$$S(I_k) = \|I_k - I_1\| + \|I_k - I_2\| + \cdots + \|I_k - I_\Psi\| \quad (3)$$

给定 1 张图像时, 每个像素 I_k 的颜色已知。设 n, m 为像素编号, a_m, a_n 分别为像素点的空间位置。假定 $I_k = a_m, I_\Psi = a_n$, 对式(3)作进一步重构, 可得:

$$S(I_k) = \sum_{n=0}^{255} f_n \|a_m - a_n\| \quad (4)$$

式中:

f_n ——图像中第 n 个像素的频数, 以直方图的形式表示。

1.2.3 GrabCut 算法

基于 LC 算法得到的显著图包含了受电弓羊角所需要的最大特征。在此基础上, 利用 GrabCut 算法将图像的背景分离。GrabCut 算法^[7]是基于能量的分割算法, 其分割过程的实质是通过迭代调整 GMM (高斯混合模型) 的参数、分配像素所属类别, 以获得最小的吉格斯能量。其中, 能量 E 的计算式为:

$$E(\alpha, \zeta, \theta, z) = U(\alpha, \zeta, \theta, z) + V(\alpha, z) \quad (5)$$

式中:

U ——区域项;

V ——边界项;

α ——不透明度, $\alpha \in (0, 1)$;

ζ ——权重系数;

θ ——相应的 GMM 参数;

z ——各个像素 RGB 色彩模式中由红色、绿色及蓝色亮度值组成的向量数组。

式(5)中: α 取 1 时, 对应前景模型; α 取 0 时, 对应背景模型。为了方便处理 GMM, 引入向量 ζ 用以表示各个像素的独立 GMM 权重系数, 令 $\zeta = \{\zeta_1, \zeta_2, \cdots, \zeta_n\}$, 其中 $\zeta_n = \{1, 2, \cdots, n\}$ 。 U 为某一个像素属于背景或者目标 (本文的检测目标为受电弓) GMM 的概率的负对数, 用以表示所有像素被分类为背景或目标的惩罚项之和。由此, 式(5)可以转化为:

$$E(\alpha, \zeta, \theta, z) = \sum_n D(\alpha_n, \zeta_n, \theta_n, z_n) \quad (6)$$

式中:

D ——第 n 个像素的吉格斯能量;

α_n ——第 n 个像素的不透明度;

θ_n ——第 n 个像素的 GMM 参数值;

z_n ——第 n 个像素 RGB 色彩模式中由红色、绿色及蓝色亮度值组成的向量数组。

用边界项 V 定义前景像素和背景像素之间相似度的惩罚, 两个像素的相似度越高, 其 RGB 空间的欧几里得距离越小, 则惩罚项的值越大^[8]。其计算式如下:

$$V(\alpha, z) = \gamma \sum_{(m, n) \in c} [\alpha_n \neq \alpha_m] \exp(-\beta \|z_m - z_n\|^2) \quad (7)$$

式中:

C ——相邻像素点对的集合;

z_m ——第 m 个像素 RGB 色彩模式中由红色、绿色及蓝色亮度值组成的向量数组;

$\|z_m - z_n\|^2$ ——相邻像素点 RGB 空间的欧几里得距离;

β ——惩罚项系数;

γ ——边界项的权重系数。

式(7)中: 当且仅当 $\alpha_n \neq \alpha_m$ 时, $[\alpha_n \neq \alpha_m] = 1$; 当 $\alpha_n = \alpha_m$ 时, $[\alpha_n \neq \alpha_m] = 0$; $\beta = (2 < (z_m - z_n)^2 >)^{-1}$ 。

1.2.4 不同算法下受电弓与背景分离效果

对于受电弓图像而言, OTSU 算法会产生大量噪点, 且需要选取初始化种子点; 采用熵算法计算时, 忽略了像素的位置信息, 导致图像分割的准确性较低; 分水岭算法易产生过度分割的缺陷^[9]。

为了有效分割出受电弓与其背景, 应先对受电弓图像进行 LC 显著性检测, 再根据显著性特征利用 GrabCut 算法进行图像分割。此方法能突出受电弓和背景之间的明显差别, 产生显著的效果。图 3 为采用不同算法得到的受电弓与背景分离效果。

2 羊角关键点定位

2.1 羊角特征关键点选取

根据受电弓的结构特征, 如图 4 所示, 选取 4 个点作为羊角特征关键点: A (左边螺母轮廓中心)、B (右边螺母轮廓中心)、C (羊角左端点轮廓中心) 及 D (羊角右端点轮廓中心)。这 4 个特征点共同构成羊角的特征梯形。

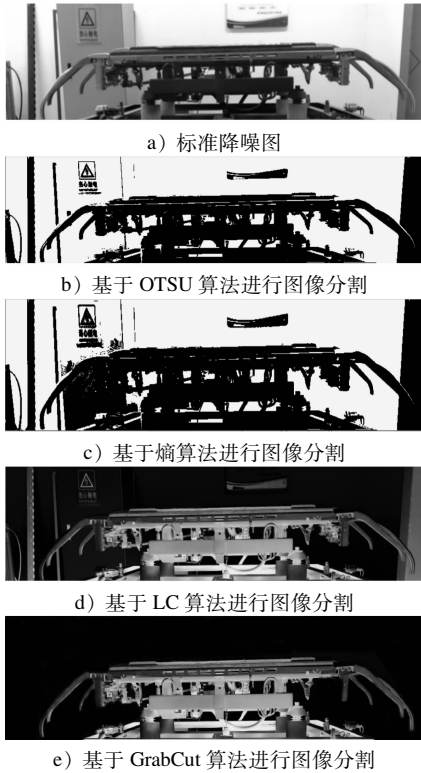


图3 基于各种算法得到的受电弓与背景分离效果

Fig. 3 Separation effect of pantograph and background based on various algorithms

$$X(i,j) = \frac{\sum_{s=1}^M \sum_{t=1}^N |Q_{i,j}(s,t) - \Gamma(Q_{i,j})| |T(s,t) - H_g(T)|}{\sqrt{\sum_{s=1}^M \sum_{t=1}^N [|Q_{i,j}(s,t) - \Gamma(Q_{i,j})|]^2 \sum_{s=1}^M \sum_{t=1}^N |T(s,t) - H_g(T)|^2}} \quad (8)$$

式中:

i, j ——分别为区域 R 中某个位置的横坐标、纵坐标;

M, N ——分别为图像的长度、宽度;

s, t ——分别为当前某一个区域像素的横坐标、纵坐标;

$\Gamma(Q_{i,j})$ ——当前图像 (i, j) 处的子图平均灰度值;

$Q_{i,j}(s, t)$ ——当前图像 (i, j) 中某坐标 (s, t) 的灰度值;

$T(s, t)$ ——模板中某坐标 (s, t) 的像素值;

$H_g(T)$ ——模板的平均灰度值。

采用一阶梯度的模板匹配方法时,会出现因图片的质量差异(如亮度差异较大)导致模板匹配的结果相差较大的情况。实际检测时,在车辆段内进行受电弓图像采集,图像的背景亮度会有所不同。为此,本文采用基于梯度图像和模板匹配的检测方法。与一阶梯度的模板匹配方法相比,该方法能进

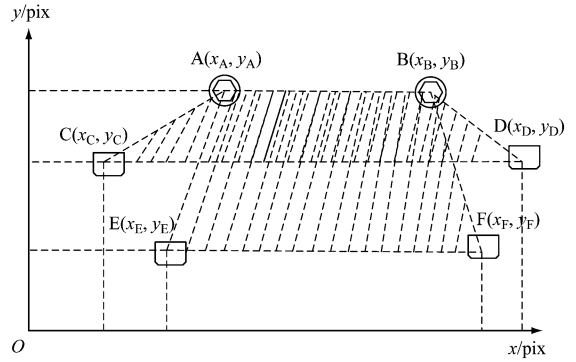


图4 羊角的4个特征关键点(A、B、C、D)

Fig. 4 4 feature key points (A, B, C, D) of contact strip

2.2 羊角特征关键点模板匹配

良好的模板匹配算法对不同的灰度值和对比度均应有很好的鲁棒性。归一化积^[10]相关算法是典型的基于灰度的算法,具有不受比例因子误差的影响、抗白噪声能力强等优点。该算法基于子图与模板图的灰度,通过归一化的相关性度量公式来计算二者之间的匹配程度。相关性度量值越大,则匹配的相关性也越大。模板与当前图像区域 R 的相关性 $X(i, j)$ 的计算式为:

一步提高匹配精确度,并具有更好的鲁棒性。

Sobel 算子通常用于边缘检测,其实质是计算图像中各像素点的梯度值。采用 Sobel 算子方法时,对1个 3×3 的水平和垂直方向的核对图片进行处理,以图片中每个像素为中心,对像素周围大小 3×3 窗口内的像素进行卷积,其输出矩阵为图片的梯度矩阵。设 Sobel 算子水平方向算子为 ϵ_a ,垂直方向算子为 ϵ_b ,其对应卷积的空域像素为 τ_w 。再设 G 为在这个像素点的方向梯度,水平梯度为 G_a ,垂直方向梯度为 G_b ,则有:

$$\epsilon_a = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\epsilon_b = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$G_a = \epsilon_a \tau_w \quad (11)$$

$$G_b = \epsilon_b \tau_w \quad (12)$$

$$G = \sqrt{(G_a^2 + G_b^2)} \quad (13)$$

通常为了提高计算效率, G 改用不开平方的近似值(即 $G = G_a + G_b$), 此时 θ 的计算式可以演变为:

$$\theta = \arctan\left(\frac{G_a}{G_b}\right) \quad (14)$$

受电弓整体图片灰度大多变化缓慢, 其灰度变化通常呈现出斜面状态, 使得图像边缘并不明显。图像的一阶梯度不能很好地显示出边缘变换, 图像的二阶梯度在边缘附近具有比一阶梯度图更明显的变化, 即二阶梯度检测细微边界的能力更强。为此, 引入新的相似度公式:

$$C_w = w_1 C + w_2 C_{G1} + w_3 C_{G2} \quad (15)$$

式中:

w_1, w_2, w_3 ——加权系数;

C_w ——加权后的相似度;

C ——模板图片与目标图片的相似度;

C_{G1} ——一阶梯度图的相似度;

C_{G2} ——二阶梯度图的相似度。

C_w 越小, 图片效果越佳。设 K_g 为羊角的角尖和螺栓图像, I_g 是 Φ 张试验的受电弓羊角的图像合集, I_r 是 Φ 张受电弓其他部位图像合集, I_g 与 K_g 的相似度合集 $S_{cg} = \{C_{wg1}, C_{wg2}, \dots, C_{wg\Phi}\}$, K_g 与 I_r 的相似度合集 $S_{cr} = \{C_{wr1}, C_{wr2}, \dots, C_{wr\Phi}\}$ 。再设 S_{cd} 为 S_{cr} 与 S_{cg} 相对应元素的差值, 则 S_{cd} 的计算式为:

$$S_{cd} = \{C_{wg1} - C_{wr1}, C_{wg2} - C_{wr2}, \dots, C_{wg\Phi} - C_{wr\Phi}\} \quad (16)$$

为了得到满足式(14)与式(15)的权重值, 本文选取 I_g 为试验得到的 200 张受电弓羊角图片合集, I_r 则为 200 张受电弓其他部位的图片合集。 w_1, w_2, w_3 的约束条件为:

$$\begin{cases} w_1 \geq 0, w_2 \geq 0, w_3 \geq 0 \\ w_1 + w_2 + w_3 = 1 \end{cases} \quad (17)$$

运用神经网络算法迭代 5 000 次后, 可得: $w_1 = 0.235 0, w_2 = 0.388 8, w_3 = 0.376 2$ 。设 \bar{S}_{cd} 为 S_{cd} 的均值, $\sigma(S_{cd})$ 为 S_{cd} 的方差, f 为 \bar{S}_{cd} 与 $\sigma(S_{cd})$ 的比值。即:

$$f = \frac{\bar{S}_{cd}}{\sigma(S_{cd})} \quad (18)$$

当 f 取最小值时, 可得出最优权重值。本文最终将羊角的 4 个特征点与受电弓进行匹配, 将所有相似度大于等于 0.9 的像素点都标记下来, 再计算 4 个特征点的平均坐标。

2.3 计算羊角特征梯形的面积

如上文的图 4 所示, 若羊角发生了形变, C 点形变后位置调整至 E 点, D 点形变后位置调整至 F 点, 则形变后羊角特征梯形的面积较形变前必然发生变化。

设形变前的特征梯形面积为 χ_{ABCD} , 形变后的特征梯形面积为 χ_{ABEF} , 其计算式分别为:

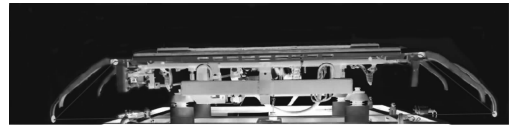
$$\chi_{ABCD} = \frac{(x_D + x_B - x_A - x_C)(y_A + y_B - y_C - y_D)}{2} \quad (19)$$

$$\chi_{ABEF} = \frac{(x_F + x_B - x_A - x_E)(y_A + y_B - y_E - y_F)}{2} \quad (20)$$

其中, 由于 y_A, y_B 存在误差, 所以将 y_A, y_B 的平均值作为受电弓上端水平高度, 同理将 y_C, y_D 的平均值作为受电弓下端的水平高度。在此基础上进一步计算得到羊角的形变比 λ :

$$\lambda = \frac{|\chi_{ABCD} - \chi_{ABEF}|}{\chi_{ABCD}} \quad (21)$$

取 λ 的阈值为 0.05。当 $\lambda \geq 0.05$ 时, 可认为羊角发生了较大形变, 需要更换。图 5 为发生了较大形变的受电弓与标准受电弓的对比图。



a) 标准受电弓



b) 发生较大形变的受电弓

图 5 发生了较大形变的受电弓与标准受电弓的对比

Fig. 5 Comparison between pantograph with large deformation and standard pantograph

3 受电弓检测结果验证与分析

为了验证本文所提算法的可靠性, 采用面阵相机在车辆段采集了 20 张图片。此外, 在实验室对试验台的受电弓从 4 个不同角度进行拍摄, 相机与受电弓的水平距离为 2 m, 共计采集了 180 张图片(5 组, 每组 36 张)。

根据实际车辆段受电弓采集情况, 试验的工业相机可以垂直移动采集, 图 6 为试验时工业相机采集范围示意图。

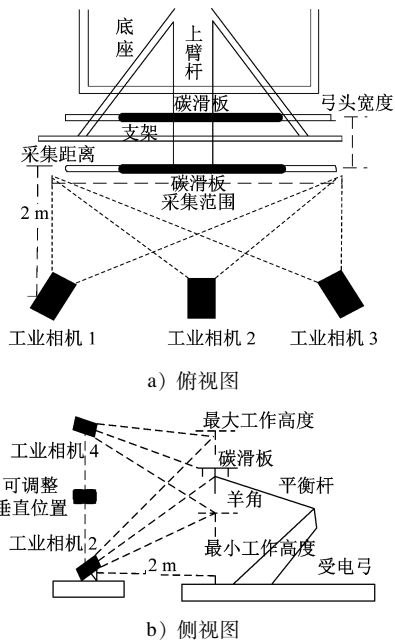


图6 工业相机采集范围示意图

Fig.6 Diagram of industrial camera acquisition range

先对受损受电弓的实际形变进行测量,再与本试验得到的结果进行比对。该试验在 windows 下运用 OpenCV 计算机视觉库,采用 Python 语言在 pyc-harm 编译器的编译环境下实现。选取车辆段和实验室共计 200 张的检测目标图片,通过计算得到受电弓羊角特征梯形面积 S_{ABCD} 及形变比 λ ,其检测结果如表 1 所示。

表 1 受电弓羊角形变对比表

Tab.1 Comparison of pantograph contact strip deformation

图片编号	χ_{ABCD}/mm^2	$\lambda/\%$
001	194 200	4.37
002	195 057	4.35
003	196 280	3.75
004	197 769	3.01
005	198 748	2.54
⋮	⋮	⋮
100	188 511	7.56
101	189 655	6.99
102	185 737	8.92
103	183 494	10.02
104	189 428	7.11
105	194 588	4.58
⋮	⋮	⋮
200	199 380	2.23

通过结果比对,得出 200 张图片特征面积变化折线图,其中, $\lambda \geq 5.00\%$ (即需要更换的受电弓)的图片共计 152 张。

再设: $\lambda \geq 1.00\%$ 的图片数量为 p_t , $\lambda < 1.00\%$ 的图片数量为 p_f , P 为检测的准确度。则有:

$$P = \frac{p_t}{p_t + p_f}$$

(22)

本次试验选取的 200 张目标图片分别从 8 个形变量较大和 2 个形变量较小的受电弓上采集。经核实,无效检测图片数 $p_f = 16$,有效检测图片数 $p_t = 184$,因此可得 $P = 92\%$ 。

200 张照片中,计算得到 $\lambda \geq 5.00\%$ 的照片有 160 张, $\lambda < 5.00\%$ 的照片有 40 张。而实际测量的结果中, $\lambda \geq 5.00\%$ 的照片有 152 张, $\lambda < 5.00\%$ 的照片有 48 张。因此,本文所提的检测方法具有有效性。

4 结语

本文提出了基于关键特征梯形的受电弓羊角形变检测方法,经试验,该方法的检测精度可达 92%。与目前常规的算法只能检测出羊角的缺失/断裂相比,该方法能够有效检测受电弓形变比大小,利于维修人员在羊角发生断裂/缺失前及时对受电弓进行更换。

参考文献

[1] 莫圣阳. 基于 3D 视觉技术的受电弓磨损检测系统研究[D]. 广州: 广东工业大学, 2015.

MO Shengyang. The research of abrasion detection of pantograph system based on 3D machine vision[D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2015.

[2] 杨恒. 基于机器视觉的高速列车弓网动态性能检测方法研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2017.

YANG Heng. Research on dynamic performance detection method between pantograph and catenary of high-speed trains based on machine vision[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2017.

[3] 白瑞敏. 基于图像处理的接触网吊弦和受电弓滑板的检测与识别[D]. 成都: 西南交通大学, 2017.

BAI Ruimin. Detection and recognition of catenary string and pantograph skateboard based on image processing technology[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2017.

[4] 伍川辉, 卿云, 吴琛, 等. 地铁车辆接触网硬点在线检测系统设计[J]. 中国测试, 2020, 46(1): 77.