

# 改进 AKAZE 算法的高铁接触网图像特征匹配方法

陈永<sup>1,2\*</sup>, 王镇<sup>1</sup>, 卢晨涛<sup>1</sup>

<sup>1</sup>兰州交通大学电子信息与工程学院, 甘肃 兰州 730070;

<sup>2</sup>甘肃省人工智能与图形图像处理工程研究中心, 甘肃 兰州 730070

**摘要** 针对传统多尺度特征匹配算法在高速铁路接触网图像匹配检测过程中难以保持图像局部精度和边缘细节的问题, 提出了一种改进加速非线性扩散(AKAZE)算法的高铁接触网图像特征匹配方法。首先, 对接触网图像利用边缘特征与局部二值模式纹理特征融合的方法, 克服了传统接触网图像特征点数量不足的问题; 然后, 采用改进 AKAZE 算法提取接触网图像的特征, 提出用二进制的鲁棒独立基本特征(BRIEF)描述子进行特征点的描述; 再通过快速相似邻域搜索与随机抽样一致算法剔除误匹配点; 最后, 使用图像差分的方法实现对接触网图像的匹配检测。实验结果表明, 该方法较 AKAZE 特征匹配算法, 平均匹配精度提高了 22.16%, 算法的运行效率也得到了较大改善。

**关键词** 图像处理; 图像匹配; 高速铁路接触网; AKAZE 算法; 二进制的鲁棒独立基本特征(BRIEF)

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1010007

## Image Feature Matching Method of High-Speed Railway Catenary with Improved AKAZE Algorithm

Chen Yong<sup>1,2\*</sup>, Wang Zhen<sup>1</sup>, Lu Chentao<sup>1</sup>

<sup>1</sup>*School of Electronics and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, Gansu, China;*

<sup>2</sup>*Gansu Provincial Engineering Research Center for Artificial Intelligence and Graphics & Image Processing, Lanzhou 730070, Gansu, China*

**Abstract** Aiming at the problem that the traditional multi-scale feature matching algorithm is difficult to maintain the image local accuracy and edge details in the process of high-speed railway catenary image matching detection, an improved accelerated nonlinear diffusion (AKAZE) algorithm for high-speed railway catenary image feature matching is proposed. Firstly, the method of edge feature and local binary pattern texture feature fusion is used to overcome the shortage of feature points in traditional catenary image. Then, the improved AKAZE algorithm is used to extract the features of catenary image, and the binary robust independent elementary feature (BRIEF) descriptor is proposed to describe the feature points. Next, the false matching points are eliminated by fast similar neighborhood search and random sampling consistent algorithm. Finally, the image difference method is used to realize the matching detection of catenary image. Experimental results show that, compared with the AKAZE feature matching algorithm, the average matching accuracy of the proposed algorithm is improved by 22.16%, and the operation efficiency of the algorithm is also greatly improved.

**Key words** image processing; image matching; high-speed railway catenary; AKAZE algorithm; binary robust independent elementary feature (BRIEF)

收稿日期: 2021-03-29; 修回日期: 2021-04-29; 录用日期: 2021-05-18

基金项目: 国家自然科学基金(61963023, 61841303)、教育部人文社会科学研究青年基金(19YJC760012)、兰州交通大学天佑创新团队(TY202003)

通信作者: \*[edukeylab@126.com](mailto:edukeylab@126.com)

## 1 引言

高速铁路(高铁)接触网是沿铁路线上空架设的向电力机车供电的输电线路。接触网作为高速铁路供电系统的核心设备,其状态的优劣将直接影响到高速铁路的运行安全和可靠性<sup>[1]</sup>。因接触网处于露天环境,长期受高速列车受电弓的冲击作用,发生故障概率较高,易发生接触网部件缺失、脱落等异常情况<sup>[2]</sup>。接触网异常检测是高速铁路运行和维护管理的重要内容,传统人工巡检方式不仅耗时耗力,而且存在检测准确率低等问题。随着高速铁路供电安全检测监测系统的投入使用,我国铁路供电装置检测逐渐向智能化方向发展,该系统采用基于图像处理的非接触式检测方式,实现对接触网部件的故障检测<sup>[3]</sup>。

目前,采用基于图像处理的检测是铁路接触网自动化检测研究的热点。吴斌等<sup>[4]</sup>通过提取前后两帧图像的定向快速旋转(oriented FAST and rotated BRIEF, ORB)特征,推理相机运行轨迹,实现对特征点的匹配。Geng 等<sup>[5]</sup>依据感兴趣区(region of interest, ROI)的大小裁剪目标图像,然后利用梯度来增强尺度不变特征转换(scale invariant feature transform, SIFT)算法,实现对接触网部件关键点的匹配。Han 等<sup>[6]</sup>对绝缘子进行二值化阈值特征提取后,采用局部估计的方法实现对接触网绝缘子的缺陷检测。钟俊平等<sup>[7]</sup>采用 Hough 直线检测并提取接触网腕臂两侧边缘斜率特征,并采用 SIFT 算法实现了接触网开口销状态的检测。综上所述,目前传统接触网图像匹配检测方法大多采用 SIFT 等算法进行特征检测,但 SIFT 等算法通过构造高斯金字塔进行多尺度分解来提取显著特征点,其中高斯分解是以牺牲局部精度为代价的,导致在检测过程中容易出现边界模糊和细节丢失的问题<sup>[8]</sup>。近年来基于深度学习的方法也应用于接触网部件的检测中,其通过对数据集的训练达到对接触网特征提取的目的,在训练过程中会出现数据集不平衡等因素导致检测精度低的问题,此外,深度学习方法只能对存在的物体进行识别和分类检测,对已缺失的接触网目标等负样本不能实现很好的检测<sup>[9-11]</sup>。

加速非线性扩散(AKAZE)算法是一种基于非线性的特征提取与匹配算法,该算法在光照不变性、尺度不变性等方面具有较好的性能<sup>[12]</sup>。针对传统多尺度特征匹配算法在高速铁路接触网图像

匹配检测过程中难以保持图像局部精度和边缘细节的问题,本文在 AKAZE 算法基础上,针对原始 AKAZE 算法计算耗时长、实时性差的问题<sup>[13]</sup>,提出了一种改进 AKAZE 算法的高铁接触网图像特征匹配方法,通过引入二进制的鲁棒独立基本特征(binary robust independent elementary feature, BRIEF)描述子对 AKAZE 算法进行改进,以满足接触网检测的要求。首先,通过 Canny 边缘特征提取与局部二值模式(local binary pattern, LBP)纹理特征融合的方法对接触网图像特征点进行增强,克服了传统接触网检测算法特征点提取数量不足的问题;然后,采用改进 AKAZE 算法提取接触网图像的特征,提出将 BRIEF 描述子用于接触网特征点的描述;再使用快速相似邻域搜索(fast approximate nearest neighbor search library, FLANN)与随机抽样一致(random sample consensus, RANSAC)算法完成对接触网图像误匹配点的剔除;最后,使用图像差分的方法实现对接触网部件的匹配检测。实验结果表明,本文方法较对比算法有较高的匹配检测准确率和检测效率。

## 2 本文方法

### 2.1 接触网图像特征增强

图像特征匹配检测时,图像特征点的数量多少对图像特征提取具有重要的作用<sup>[7]</sup>。接触网由接触悬挂、支持装置、定位装置、支柱与基础等部分组成,其组成结构复杂。为了获得更多的接触网图像特征,首先采用 Canny 边缘特征提取与 LBP 纹理特征相融合的方法,对接触网图像特征进行增强,以克服传统接触网检测算法特征点数量提取不足的问题。为了满足接触网检测速度的要求,在 Canny 算子的基础上,采用  $3 \times 3$  的邻域计算梯度幅值和方向,来提高边缘的定位精度,同时可以降低计算复杂度。LBP 可以描述图像局部纹理特征,它具有旋转不变性和灰度不变性等特点,通过融合 LBP 信息可以获取更多接触网图像细节信息<sup>[14]</sup>。为了验证该融合操作的有效性,将其融合后接触网图像与原始接触网图像进行对比量化分析,如图 1 所示。图 1(a)中为原始接触网特征提取点,发现存在特征点提取数量少,无法精准标记接触网吊弦区域的问题。图 1(b)为特征融合增强后提取效果,可以发现融合增强操作后可以获得更多的特征点。进一步量化对比,通过对图 1 提取特征点数量进行统计,

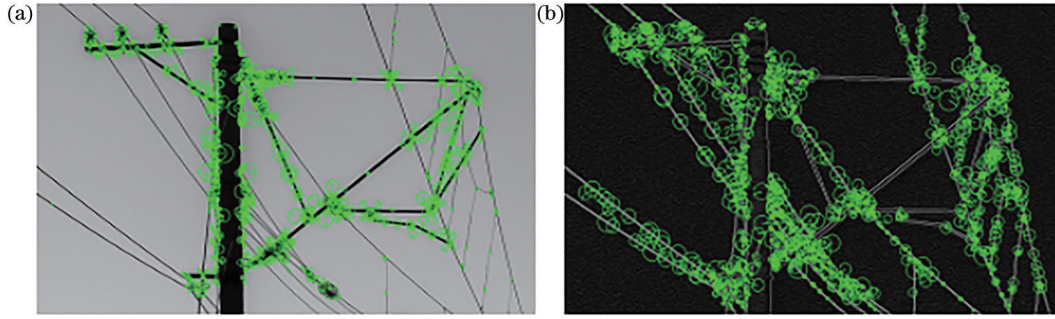


图 1 图像特征比较。(a)原始图像提取特征;(b)融合后图像提取特征

Fig. 1 Image feature comparison. (a) Feature extraction from original image; (b) feature extraction after fusion

图 1(a)特征点为 1136 个,而图 1(b)为 1516 个,对比可以发现,通过融合增强操作后,获得了更多的接触网特征点,并且其分布范围更全面。

## 2.2 接触网加速的非线性扩散特征检测

在待检测接触网图像融合增强的基础上,采用改进 AKAZE 算法对接触网图像进行特征检测。AKAZE 算法采用各向异性扩散方程,通过非线性扩散滤波器完成对接触网尺度空间的构造<sup>[8]</sup>。本文使用改进 AKAZE 算法对接触网图像进行特征点匹配时,主要分为构造非线性尺度空间、接触网特征点的检测定位、特征点描述等步骤。

### 2.2.1 构造非线性尺度空间

在接触网图像特征点提取时,首先使用 AKAZE 算法构造非线性尺度空间。AKAZE 算法主要利用非线性扩散滤波来构造尺度空间,非线性扩散滤波方程定义为

$$\frac{\partial L}{\partial t} = \text{div}[c(x, y, t) \cdot \nabla L], \quad (1)$$

式中:div 是散度函数; $\nabla L$  为接触网图像亮度  $L$  的梯度;时间  $t$  为特征尺度; $c(x, y, t)$  为可变传导函数,其作用是将待检测图像中局部结构扩散并保留局部细节信息,其定义为

$$c(x, y, t) = g(|\nabla L_\sigma(x, y, t)|), \quad (2)$$

式中: $g$  为扩散控制函数; $\nabla L_\sigma(x, y, t)$  为高斯平滑后接触网图像的梯度。

接着 AKAZE 算法利用 FED 算法对式(1)进行求解,即可得到非线性尺度图像,定义如下:

$$L^{i+1, j+1} = [I + \tau_j \cdot A(L^i)] L^{i+1, j}, j=0, 1, \dots, n-1, \quad (3)$$

式中: $I$  为单位矩阵; $\tau$  为时间步长; $A(L^i)$  为图像  $L^i$  的传导矩阵。通过计算第  $i$  张接触网图像传导性矩阵可以得到第  $i+1$  张图像,从而构造出非线性尺度空间图像序列关系。

与 SIFT 算法采样线性构造尺度空间方法不

同,AKAZE 算法每一层都采用与原始图像相同的分辨率。AKAZE 算法在尺度空间的构造过程中,其尺度空间的尺度级别按照对数递增,一共有  $O$  组图像,每组有  $S$  个子层。以像素为单位的各层图像尺度参数  $\sigma_i$  为

$$\sigma_i(o, s) = \sigma_0 \cdot 2^{\frac{o+s}{S}}, o \in [0, 1, \dots, O-1], \\ s \in [0, 1, \dots, S-1], i \in [0, 1, \dots, N], \quad (4)$$

式中: $o$  为分组数; $s$  为分层数; $\sigma_0$  为尺度参数的初始基准值; $N = O \times S$  为尺度空间内图像的总数。由于非线性扩散是以时间为单位的,而式(4)计算后是以像素为单位的,因此需要将式(4)转换为时间单位,其公式为

$$t_i = \frac{1}{2} \sigma_i^2, i = \{0, 1, \dots, N\}, \quad (5)$$

式中, $t_i$  为进化时间,通过该时间来构造非线性尺度空间。

### 2.2.2 检测定位非线性尺度空间特征点

完成非线性尺度空间构造后,接着计算不同非线性尺度下的滤波图像  $L^i$  的 Hessian 矩阵,然后寻找矩阵的极大值点,从而完成待匹配接触网特征点的定位,Hessian 矩阵公式为

$$L_{\text{Hessian}} = \sigma^2 (L_{xx} L_{yy} - L_{xy} \cdot L_{xy}), \quad (6)$$

式中: $\sigma$  为归一化尺度因子; $L_{xx}$  与  $L_{yy}$  为对应接触网图像两阶水平与垂直偏导; $L_{xy}$  为两阶混合交叉偏导。在寻找局部极大值时,对当前像素所在尺度层及上下相邻尺度层  $3 \times 3$  邻域内 26 个像素点的 Hessian 矩阵值进行比较,若满足极大值要求,则该点为关键点位置,然后得到该关键点的坐标,如图 2 所示。

在确定接触网图像特征点的位置后,再以特征点为圆心,在搜索半径为  $6\sigma_i$  的区域内寻找主方向,对接触网特征点圆形区域内所有邻点的一阶微分进行高斯加权,用扇角  $\pi/3$  对特征点区域内进行遍历,累加最长向量即为特征点的主方向。

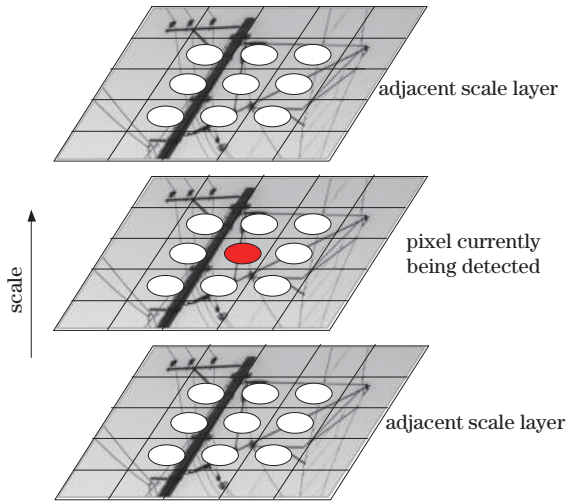


图 2 非线性尺度空间特征点检测原理图

Fig. 2 Schematic diagram of feature point detection in nonlinear scale space

### 2.2.3 BRIEF 描述

在上一步获得特征点的位置信息后,传统 AKAZE 算法采用局部差分二进制算法 (multiple-local difference binary, M-LDB) 对该特征点进行描述,通过不同尺度邻域内的强度均值信息与梯度信息完成特征点的描述,然而 M-LDB 描述子的方向多样性会出现积分图计算耗时长、实时性差的问题<sup>[13]</sup>。针对该问题,提出将 BRIEF 描述引入到 AKAZE 算法中,来提高算法的实时性。BRIEF 描述子由基于邻域像素灰度值比较生成,具有特征提取过程简单、计算速度快、效率高的优点<sup>[15]</sup>。

BRIEF 描述子是一种计算二进制字符串的特征描述方法,该方法通过局部图像块成对像素的强度比较作为有效分类的依据。在已确定主方向的接触网特征点的基础上,对特征点进行 BRIEF 描述。对接触网图像 BRIEF 描述时,选取特征点周围大小为  $B \times B$  的图像块  $p$ ,定义图像块  $p$  的准则  $\zeta$  为

$$\zeta(p; x, y) = \begin{cases} 1, p(x) < p(y) \\ 0, p(x) \geq p(y) \end{cases}, \quad (7)$$

式中,  $p(x)$  为平滑后图像块  $p$  在点  $x = (u, v)$  处的像素的灰度值。选择  $n$  个  $(x, y)$  点对,采用 BRIEF 描述符  $f_n(p)$ ,从而变换为  $n$  维的二进制比特串,其描述符生成公式为

$$f_n(p) = \sum_{1 \leq i \leq n} 2^{i-1} \zeta(p; x, y). \quad (8)$$

### 2.2.4 接触网特征匹配与检测

在完成接触网特征点 BRIEF 描述后,采用 FLANN 和 RANSAC 算法完成对特征点的精确匹

配。接触网图像匹配时,首先采用 FLANN 算法对接触网模板图像与待检测图像的 BRIEF 向量进行粗匹配。FLANN 算法中对模板和待检测图像特征点进行欧氏距离比较,计算公式为

$$d_\epsilon(\alpha, \beta) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (V_{\alpha_i} - V_{\beta_i})^2}, \quad (9)$$

式中:变量  $\alpha$  与  $\beta$  代表匹配对比的两个 BRIEF 点; $n$  为构造向量维数; $V_{\alpha_i}$  与  $V_{\beta_i}$  代表特征匹配对比过程中第  $i$  个元素值; $\epsilon$  为阈值。

在得到接触网 FLANN 算法粗匹配结果的基础上,进一步使用 RANSAC 算法<sup>[16]</sup>消除接触网图像内的误匹配对,从而实现对接触网图像的精确匹配。对 FLANN 初匹配点对数据集  $U$ ,使用 RANSAC 算法随机抽取  $m$  对匹配点对  $(E_m, F_m)$ ,并满足坐标转换关系

$$E_m = \mathbf{H}F_m, \quad (10)$$

式中,  $\mathbf{H}$  为单应性矩阵,表示为

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} h_1 & h_2 & h_3 \\ h_4 & h_5 & h_6 \\ h_7 & h_8 & 1 \end{pmatrix}. \quad (11)$$

将满足式(9)的 FLANN 匹配点对,再通过式(10)约束,迭代遍历  $k$  次,得到内点集合  $U'$ ,其中最大迭代数  $k$  为

$$k = \frac{\log(1-q)}{\log(1-w^n)}, \quad (12)$$

式中: $q$  为置信度,一般取 0.99<sup>[16]</sup>;  $w$  为内外点比例。

通过 RANSAC 算法舍弃外点集合中的误匹配点后,可以保留接触网图像中正确的匹配点对,从而达到精匹配的目的。对于接触网图像匹配,采用 FLANN 算法粗匹配与 RANSAC 算法剔除误匹配点后的比较实验如图 3 所示。从图 3(a)与图 3(b)的比较中可以发现,对接触网图像匹配时,FLANN 算法存在较多的误匹配现象,采用 RANSAC 算法后会剔除相应的误匹配点。

最后对剔除误匹配后的接触网图像,采用图像差分法实现接触网的异常检测,即通过对图像间对应像素点灰度值的对比,得到待检测图像中结构改变明显的部分。对待检测的接触网图像对应像素点灰度值进行相减,得到图像差分后的灰度值  $G_{src}(x_g, y_g)$  定义为

$$G_{src}(x_g, y_g) = |f_A(u_A, v_A) - f_B(u_B, v_B)|, \quad (13)$$

式中: $f_A(u_A, v_A)$  为接触网模板图像中对应像素点灰

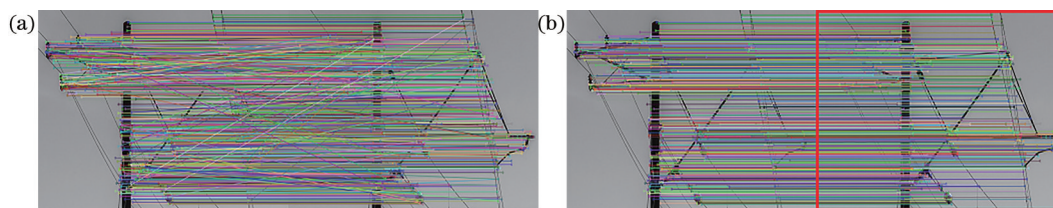


图3 接触网匹配比较。(a)粗匹配结果;(b)去除误匹配后结果

Fig. 3 Comparison of catenary matching. (a) Rough matching results; (b) results after removing mismatches

度值; $f_B(u_B, v_B)$ 为待检测接触网图像中对应像素点灰度值。对于式(13)计算的结果采用阈值比较的方法,对图像组中接触网像素灰度超过阈值 $T_1$ 部分取值255;小于阈值部分取0,即通过二值化操作,得到接触网二值图像从而实现检测。

### 3 算法步骤

Step1:输入接触网模板与待检测接触网图像,进行结构边缘与LBP纹理特征提取融合,得到待匹配特征增强的接触网图像组;

Step2:使用改进的AKAZE算法,对增强后的接触网图像根据式(1)~(8)进行特征点定位和BRIEF描述;

Step3:在接触网特征点BRIEF描述的基础上,根据式(9)~(12),使用FLANN进行粗匹配后,再使用RANSAC精匹配,去除误匹配点;

Step4:使用图像差分算法,根据式(13)实现对接触网特征匹配和检测。

### 4 实验结果与分析

实验运行环境为Windows10操作系统,采用Python3.6.5与OpenCV3.4.1实现,硬件配置为2.20 GHz Intel Core i5-5200U、内存8 GB。将改进AKAZE算法与文献[4]、文献[5]、文献[7]及AKAZE等算法进行对比,各算法比较实验均在相同软硬件配置环境下进行,分别进行了接触网特征匹配与检测实验比较。

#### 4.1 高铁接触网图像匹配实验

针对高铁接触网图像进行匹配检测实验,因为不存在公开的标准高速铁路接触网数据集,因此本文使用高速铁路接触网图像网络资源数据和兰新铁路段接触网实拍图像,通过对数据集图片采用旋转、拉伸、裁剪等数据扩充技术后形成了自制接触网数据集进行对比实验,共包含了5100幅接触网图像,其中每幅图像大小为959 pixel×539 pixel,并进行特征匹配准确率与时间效率定量

评价。不同算法接触网匹配比较实验如图4所示。图4(a)为文献[4]匹配结果,可以发现其ORB匹配点对数量最少,且仍然存在少量误匹配,综合匹配效果差。图4(b)为文献[5]的匹配结果,可以看出其采用增强尺度不变SIFT方法对图4(b)左侧第一幅接触网的钢架构区域以及右侧吊弦区域实现了有效匹配,但左侧吊弦区域匹配点对数量少,对右侧第二幅接触网钢架构也实现了有效的匹配,但同样对于吊弦区域成功匹配点较少。图4(c)为文献[7]算法的匹配结果,可以看出其采用Hough定位和SIFT算法结合的方法,在匹配范围与匹配点对数量方面较前两种方法有较大提升,但是存在对吊弦弱特征区域匹配效果不佳的问题。图4(d)为AKAZE算法的匹配结果,可以看出算法对接触网大部分特征点能进行正确匹配,但仍存在部分特征点错误匹配的情况,例如图4(d)左侧第一幅接触网支柱两端区域存在较多误匹配点,右侧第二幅右上绝缘子部分存在较多误匹配点。图4(e)为本文算法结果,与其他算法相比,该方法对接触网支柱、钢结构及吊弦等弱特征区域均能进行正确匹配,整体匹配覆盖区域全面,匹配效果好。

为了进一步说明本文方法的有效性,下面进行接触网图像集特征匹配平均准确率与时间效率定量比较。表1为平均特征成功匹配点数(Matches)和平均准确率(P)的量化比较。从表1可以发现:文献[4]ORB方法存在特征匹配点对数量较少的问题,仅平均匹配成功了301个特征点对,在5种方法中匹配数量最少。文献[5]SIFT方法较ORB方法匹配点对数量有所上升,但其准确率最低,其平均准确率仅有28.53%。文献[7]方法和AKAZE算法相较文献[4]和文献[5]方法,成功匹配点对数量有一定的提升,但文献[7]方法匹配准确率存在偏低的问题。AKAZE算法在5种匹配算法中,匹配准确率仅低于本文方法。本文算法较其他算法,能有效地对接触网区域进行特征提取,在匹配结果中平均成功匹配776

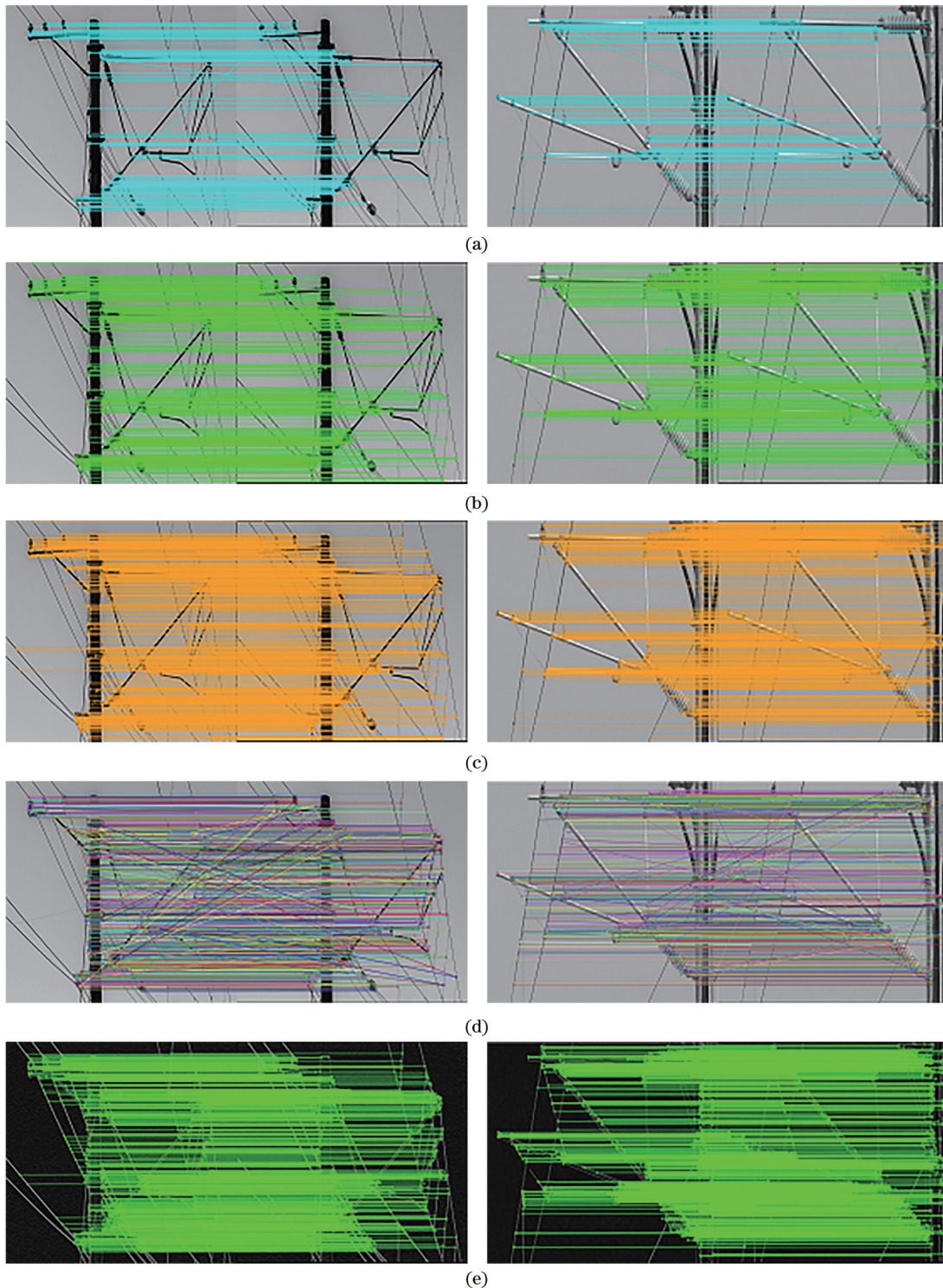


图 4 各算法接触网图像匹配比较。(a)文献[4]方法;(b)文献[5]方法;(c)文献[7]方法;(d) AKAZE算法;(e)本文方法  
 Fig. 4 Comparison of different algorithms for catenary image matching. (a) Algorithm in Ref. [4]; (b) algorithm in Ref. [5]; (c) algorithm in Ref. [7]; (d) AKAZE algorithm; (e) proposed method

表 1 接触网图像特征点匹配平均准确率比较  
 Table 1 Comparison of average accuracy of catenary image feature points matching

Ref. [4]		Ref. [5]		Ref. [7]		AKAZE		Proposed	
Matches	P / %	Matches	P / %	Matches	P / %	Matches	P / %	Matches	P / %
301	49.77	473	28.53	761	45.73	767	54.48	776	76.64

个特征点,匹配平均准确率为 76.64%,在 5 种方法中最高,准确率较原 AKAZE 算法提高了 22.16 个百分点。可以得出本文方法在提升特征点匹配数量的同时,还能够提高接触网图像匹配范围和匹配准确率。

在特征匹配过程中,算法执行效率也是重要的评价指标,表 2 给出了本文接触网图像集匹配平均时间比较。可以看出,文献[4]方法在 5 种算法中耗时最短,但是存在匹配特征点对数量少的问题,导致

表 2 接触网特征点匹配平均时间比较

Table 2 Comparison of average time of catenary feature points matching

Method	Ref. [4]	Ref. [5]	Ref. [7]	AKAZE	Proposed
Time /s	0.366	0.750	0.704	0.441	0.396

无法有效匹配接触网图像。文献[5]方法与文献[7]方法均为基于 SIFT 算法的改进,存在匹配时间较长的问题。AKAZE 算法通过快速显示扩散过程加速求解过程,与文献[5]和文献[7]方法相比,耗时有所

降低。本文算法在 5 种算法中,匹配时间仅略高于文献[4]方法,但本文方法较文献[4]方法具有较高的匹配准确率。

综合接触网图像匹配效果、匹配准确率和匹配时间比较,发现本文算法在接触网匹配时优于其他比较算法,能够扩大接触网匹配区域,对吊弦以及钢架构等弱特征区域也能取得较好的匹配效果,并且在保持整体高准确率的同时,缩短了匹配时间,整体指标评价好。

#### 4.2 接触网匹配检测实验

下面进一步进行接触网匹配特征检测实验,分别对绝缘子区域、吊弦区域、支柱区域以及接触网异常进行检测实验,如图 5 所示。图 5(a)为接触网局部结构完整图像,图 5(b)分别为本文方法检测到的绝缘子、吊弦和支柱区域缺失检测结果,可以发现本文方法对上述接触网缺失部件能够进行有效匹配检测,而文献[10]深度学习无法对缺失的

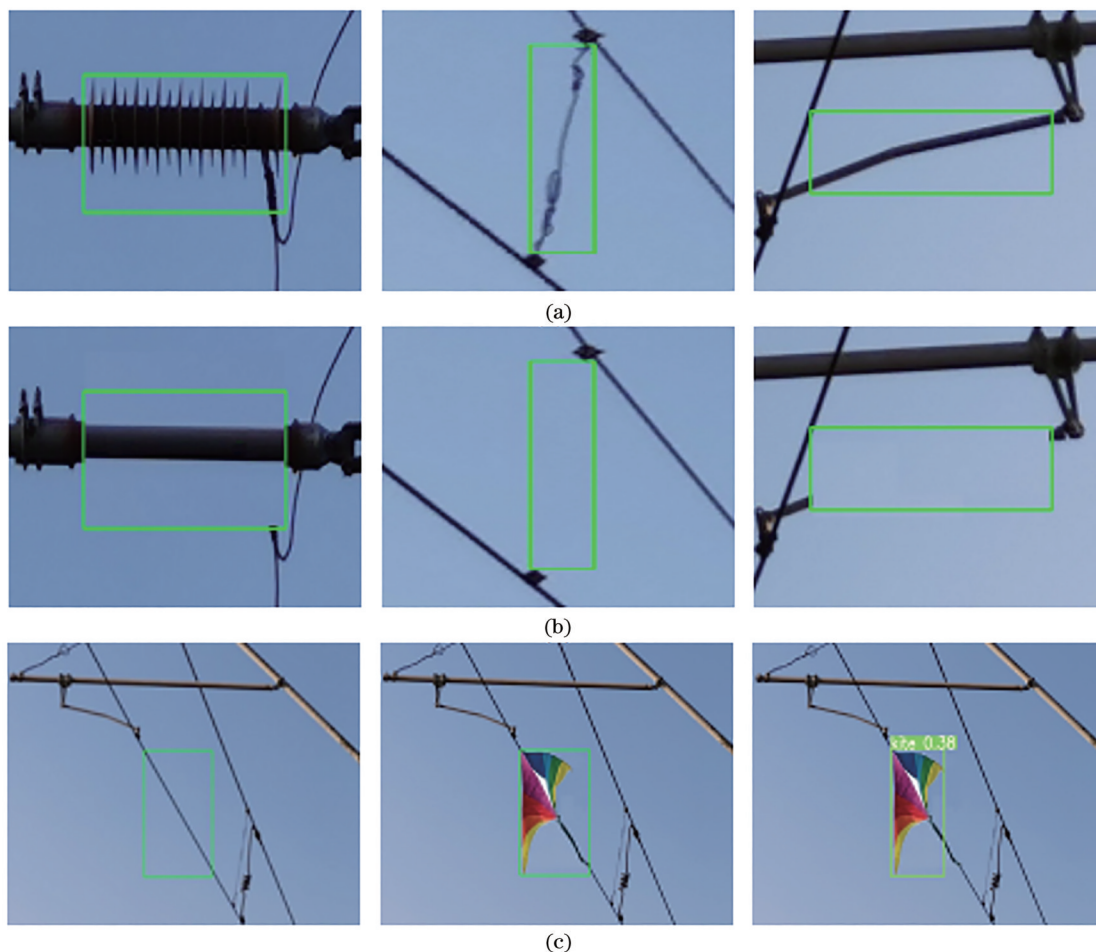


图 5 接触网异常检测实验。(a)接触网结构完整图像;(b)缺失部件检测;(c)异物检测

Fig. 5 Anomaly detection experiment of catenary. (a) Complete image of catenary structure; (b) missing part detection; (c) foreign body detection

部件完成检测。图 5(c) 中第一幅图像为正常情况下的接触网图像, 第二幅图像为本文方法检测发现接触网存在异常的检测结果, 第三幅为文献[10]基于深度学习方法的检测结果, 可以看出文献[10]方法可以对接触网中存在的异物进行语义检测。从检测结果看, 本文方法能有效地对接触网绝缘子、吊弦、支柱等部件缺失以及异物进行检测, 框定范围准确, 但与深度学习相比, 本文方法属于传统目标检测算法, 存在对检测接触网部件语义特征无法检测的问题。此外与文献[10]的检测时间比较, 文献[10]模型训练时, 学习率参数设置为 0.0001, 批尺寸 (Batchsize) 为 16, 迭代周期 (epoch) 设置为 769 次后, 文献[10]数据集训练需要约 52 h, 对于图 5(c) 的检测时间文献[10]为 0.236 s, 而本文检测时间为 0.325 s, 本文方法虽然比文献[10]略长, 但文献[10]数据集训练需要耗费更多时间。

## 5 结 论

针对传统多尺度特征匹配算法在高速铁路接触网图像匹配检测过程中难以保持图像局部精度和边缘细节的问题, 提出了一种改进 AKAZE 算法的高铁接触网图像特征匹配方法。从特征融合提取、非线性空间特征点描述等方面对 AKAZE 算法进行了改进。1) 通过边缘特征与 LBP 纹理特征相融合, 增加了接触网图像的整体特征点数量; 2) 在 AKAZE 算法的基础上, 提出使用 BRIEF 算法完成特征点描述; 3) 使用 FLANN 与 RANSAC 算法, 完成接触网图像的粗匹配与精匹配, 最后使用图像差分方法完成接触网结构异常匹配检测。实验结果表明, 与同类算法相比, 该方法对接触网整体与局部区域均取得了较好的匹配效果, 方法总体评价好, 接触网图像匹配效率也得到较大的改善。

## 参 考 文 献

- [1] 张子健, 马吉恩, 李旭峰, 等. 基于深度学习与 Hu 不变矩的绝缘子故障检测[J]. 铁道学报, 2021, 43(2): 71-77.  
Zhang Z J, Ma J E, Li X F, et al. Insulator fault detection based on deep learning and Hu invariant moments[J]. Journal of the China Railway Society, 2021, 43(2): 71-77.
- [2] 徐伟, 吴泽彬, 刘建新, 等. 高铁接触网异物自动化智能检测方法[J]. 中国铁路, 2019(10): 39-44.  
Xu W, Wu Z B, Liu J X, et al. Intelligent foreign objects detection method for OCS of high speed railway[J]. China Railway, 2019(10): 39-44.
- [3] 康高强, 高仕斌, 于龙, 等. 基于深度学习的高铁接触网旋转双耳开口销钉缺失故障检测[J]. 铁道学报, 2020, 42(10): 45-51.  
Kang G Q, Gao S B, Yu L, et al. Fault detection of missing split pins in swivel with clevis in high-speed railway catenary based on deep learning[J]. Journal of the China Railway Society, 2020, 42(10): 45-51.
- [4] 吴斌, 王旭日. 惯性导航辅助图像特征匹配方法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(10): 101509.  
Wu B, Wang X R. Inertial navigation aided image feature matching method[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(10): 101509.
- [5] Geng Q H, Liu W M, Dai Y. Automated visual inspection of multiple missing fastening bolts on the sides of high-speed train body in railway maintenance [J]. IEEE Access, 2020, 8: 187060-187071.
- [6] Han Y, Liu Z G, Lee D J, et al. Computer vision-based automatic rod-insulator defect detection in high-speed railway catenary system[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2018, 15(3): 1-14.
- [7] 钟俊平, 刘志刚, 陈隽文, 等. 高速铁路接触网悬挂装置开口销不良状态检测方法研究[J]. 铁道学报, 2018, 40(6): 51-59.  
Zhong J P, Liu Z G, Chen J W, et al. Defective condition detection of split pins in catenary suspension device of high-speed railway[J]. Journal of the China Railway Society, 2018, 40(6): 51-59.
- [8] 韩敏, 闫阔, 秦国帅. 基于改进 KAZE 的无人机航拍图像拼接算法[J]. 自动化学报, 2019, 45(2): 305-314.  
Han M, Yan K, Qin G S. A mosaic algorithm for UAV aerial image with improved KAZE[J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(2): 305-314.
- [9] Chen Y W, Song B, Zeng Y, et al. Fault diagnosis based on deep learning for current-carrying ring of catenary system in sustainable railway transportation [J]. Applied Soft Computing, 2021, 100: 106907.
- [10] Wang J, Luo L F, Ye W, et al. A defect-detection method of split pins in the catenary fastening devices of high-speed railway based on deep learning[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(12): 9517-9525.
- [11] Liu W Q, Liu Z G, Wang H, et al. An automated defect detection approach for catenary rod-insulator textured surfaces using unsupervised learning[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(10): 8411-8423.
- [12] Liu Y X, Lan C Z, Li C H, et al. S-AKAZE: an



- effective point-based method for image matching[J]. *Optik*, 2016, 127(14): 5670-5681.
- [13] Li D, Xu Q N, Yu W N, et al. SRP-AKAZE: an improved accelerated KAZE algorithm based on sparse random projection[J]. *IET Computer Vision*, 2020, 14(4): 131-137.
- [14] Chen J C, Wang J, Zhao L P, et al. Branch-structured detector for fast face detection using asymmetric LBP features[J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2020, 14(8): 1699-1706.
- [15] 许广富, 曾继超, 刘锡祥. 融合光流法和特征匹配的视觉里程计[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(20): 201501.
- Xu G F, Zeng J C, Liu X X. Visual odometer based on optical flow method and feature matching[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(20): 201501.
- [16] 王潇, 刘育梁, 李丽艳. 基于对称性投影的大视场小目标三维定位算法[J]. *光学学报*, 2020, 40(10): 1015001.
- Wang X, Liu Y L, Li L Y. Symmetry-based projective algorithm for 3D localization of small target at a wide field of view[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(10): 1015001.