

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104221

YOLOv4 与 ORB 深度融合的绝缘子识别定位研究

廖国庆 吴文海 曾鑫鹏
(西南交通大学机械工程学院 成都 610031)

摘要:为了解决复杂背景下铁路接触网绝缘子的快速准确识别及定位问题,提出了一种 YOLOv4 目标检测算法和 ORB 特征匹配算法深度融合的绝缘子识别定位方法。首先利用迁移学习的策略训练 YOLOv4 检测网络,解决了绝缘子数据集样本较少导致过拟合的问题;然后采用高斯金字塔提取图像多尺度特征,使原始 ORB 算法具备尺度不变性;最后将以上两种算法融合,在双目相机获取的图像上标出绝缘子识别框,并在左右图像识别框内提取特征点进行匹配,利用视差原理还原出绝缘子相对于相机的三维坐标。实验结果表明,该方法可以有效地避免复杂背景干扰,准确地定位出绝缘子的三维坐标,4 m 内最大定位误差为 2.1%,检测速度为 35 fps,具有较高的精确性和实时性。

关键词: 绝缘子;YOLOv4;ORB;迁移学习;双目视觉

中图分类号: TP391;TN911.73 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Research on insulator identification and location based on deep fusion of YOLOv4 and ORB

Liao Guoqing Wu Wenhai Zeng Xinpeng
(School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: In order to achieve rapid and accurate recognition and location of insulators for the railway catenary, an insulator recognition and location approach was proposed through deep integrating the YOLOv4 target detection algorithm with the ORB feature matching algorithm under the complicated background. To begin with, the transfer learning strategy was adopted to train the YOLOv4 detection network with an objective of addressing the overfitting problem resulted from few insulator data sets. Then, image multi-scale features were extracted using Gaussian pyramid. By doing so, the original ORB algorithm is equipped with scale invariance; Finally, the insulator recognition frame was marked on the image acquired by a binocular camera by integrating the above two algorithms. On this basis, the three-dimensional coordinates of the insulator relative to the camera can be restored with the parallax principle upon extracting feature points in the left and right image recognition frames for matching. Experimental results demonstrate that the proposed approach featuring high precision and real-time performance can accurately locate the three-dimensional coordinates of the insulator through effectively preventing complex background interference. The maximum positioning error within 4 meters is 2.1%, and the detection speed is 35 fps.

Keywords: insulator; YOLOv4; ORB; transfer learning; binocular vision

0 引言

绝缘子作为铁路接触网系统中的关键部件,长时间暴露在户外环境中,容易受到雾霾、灰尘和其他工业排放物的影响,从而在其表面形成污垢,导致绝缘能力严重下降,最终发生污闪事故^[1]。绝缘子污闪事故不仅危及铁

路安全,同时还会造成巨大的经济损失,为了保证铁路系统安全稳定运行,必须对绝缘子进行定期清洗维护。鉴于传统人工的清洗方法劳动强度大,清洗效率低等问题,国内外现已逐步开展了利用自动化设备代替人工对绝缘子冲洗的研究^[2],自动冲洗的关键是在复杂环境中对绝缘子进行快速准确地识别定位。目前,机器视觉技术在视觉导航、工业自动化和智能机器人等领域应用非常广

泛,因此,研究基于机器视觉技术的绝缘子识别与定位具有重大意义^[3],为后续的冲洗机器人研制奠定了基础。

针对绝缘子的识别问题,当前研究方法主要从绝缘子的形态与色差入手。黄新波等^[4]在传统色差法基础上,提出一种改进的色差方法,解决复杂光照条件下绝缘子表面不能准确分割的问题,从而获取最优色差灰度图像,进行绝缘子分割。姚晓通等^[5]提出了一种基于Canny边缘特征和SURF点特征的绝缘子识别算法,利用欧氏距离匹配检测到的特征点并消除噪声等干扰,实现了接触网绝缘子的智能识别。以上研究均从绝缘子图像特征入手,有效提高了绝缘子的识别精度,但容易受到外界环境的干扰,在光照条件变化较大或者背景复杂的情况下容易出现误识别和漏识别。Yan等^[6]构造了由5个卷积层、5个池化层和两个全连接层的卷积神经网络,实现了绝缘子在复杂背景条件下的识别。李彩林等^[7]通过在神经网络中引入旋转参数,进一步增加了绝缘子的识别准确率。然而在当前绝缘子数据集较少的情况下,完全初始化训练深度神经网络不仅会消耗大量的算力,还会因数据集过小而出现严重的过拟合问题。

在绝缘子定位方面,林文文^[8]利用双目相机获取绝缘子图像,通过灰度计算得出绝缘子在左右相机图像中的形心点并将其作为立体匹配单元,并采用视差原理还原出绝缘子的三维坐标。但是灰度图像对光照条件较为敏感,容易对形心点的确定造成干扰,导致定位不准确。姚波^[9]根据绝缘子高度、摄像机俯仰角、焦距等参数为依据对绝缘子进行定位,但定位时摄像机必须与地面成固定角度,对于移动的目标难以准确定位。

针对以上问题,本文提出一种YOLOv4目标检测算法和ORB特征匹配算法深度融合的绝缘子识别定位方法,首先采用k-means聚类方法求出绝缘子先验框,然后结合迁移学习策略训练YOLOv4神经网络,解决数据集较小容易过拟合和训练效率低的问题;接着采用高斯金字塔改进原始ORB算法,使其具有尺度不变性;最后结合以上两种算法,通过双目相机获取图像,使用YOLOv4模型获取绝缘子识别框,并利用改进ORB算法对绝缘子在左右相机中识别框内的对应特征点进行匹配,最终利用视差原理还原出绝缘子相对于双目相机的三维坐标。在Python环境中训练并测试实例,以验证本方法的实时性与准确性。

1 双目立体视觉模型

目前的主流双目相机是由位于同一水平线上的两个单目相机构成,根据物体在左右相机成像平面上的像素之差进行三维坐标还原。图1所示为双目立体视觉模型^[10-11], O_l 、 O_r 分别是左右相机的光心, P 是待测绝缘子

上一点,在左右两个相机感光器上的成像坐标分别为 $p_l(x_l, y_l)$ 和 $p_r(x_r, y_r)$, f 为相机焦距, B 为两相机光心的距离, (X, Y, Z) 为本文需要求得的绝缘子坐标信息,根据几何关系可以得到:

$$\frac{B - x_l + x_r}{B} = \frac{Z - f}{Z} \quad (1)$$

将世界坐标系设定为左相机坐标系,则绝缘子相对于左相机的三维坐标为:

$$\begin{cases} X = \frac{x_l \cdot B}{x_l - x_r} \\ Y = \frac{y_l \cdot B}{x_l - x_r} \\ Z = \frac{f \cdot B}{x_l - x_r} \end{cases} \quad (2)$$

由此可见,只需要得到绝缘子上某点 P 分别在左右相机中的图像坐标,就可以对该点的三维坐标进行重建。

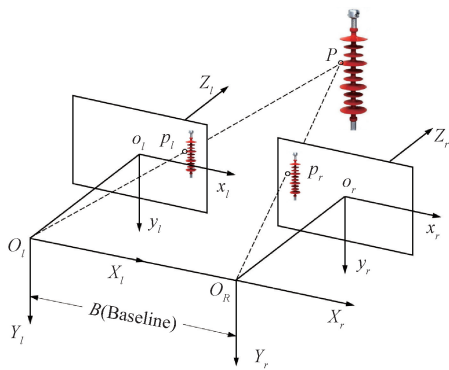


图1 双目立体视觉模型

Fig. 1 Binocular stereo vision model

2 YOLO v4 目标检测算法

铁路接触网绝缘子图像的背景通常是复杂多变的,在不同的光照、距离和角度下,相机采集到的绝缘子图像也大为不同,因此选择一种稳定有效的检测模型是很有必要的。YOLO^[12-13]系列检测算法通过单个神经网络直接产生物体的类别概率和位置坐标值,运算量较小,极大地提高了检测速度。YOLOv4算法是在原有YOLO目标检测架构的基础上,采用了近些年卷积神经网络领域中较为优秀的优化策略,具有较高的检测速度和准确性,在检测移动目标时具有更好的表现能力。

2.1 YOLOv4 绝缘子先验框选择

在训练YOLOv4绝缘子检测模型之前,有必要预先确定绝缘子先验框的尺寸^[14]。YOLOv4将输入图像按照3个不同大小的特征图尺寸,分别分成 52×52 、 26×26 、 13×13 个网格,每个网格设置3个预先设定好的先验框,

如果绝缘子的中心落入网格单元中,则由该网格单元负责检测。边框预测公式如下:

$$\begin{cases} b_x = \sigma(t_x) + c_x \\ b_y = \sigma(t_y) + c_y \\ b_w = p_w e^{t_w} \\ b_h = p_h e^{t_h} \end{cases} \quad (3)$$

式中: c_x 、 c_y 是特征图中网格的左上角坐标; p_w 、 p_h 是预设的绝缘子先验框映射到相应特征图中的宽和高; t_x 、 t_y 、 t_w 和 t_h 为网络输出参数; b_x 、 b_y 、 b_w 和 b_h 是预测输出的边界框的中心坐标和尺寸大小。预测边界框与先验框如图 2 所示。

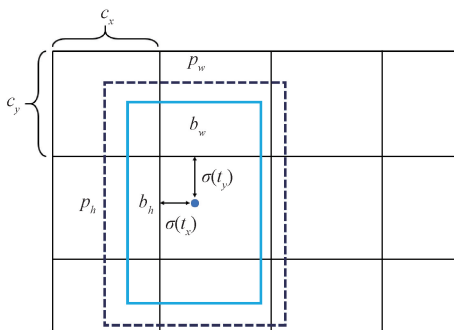


图2 预测边界框与先验框

Fig. 2 Predicted bounding box and a priori box

原始 YOLOv4 算法提供的先验框是由 VOC 数据集聚类得到的,而 VOC 数据集图片与绝缘子差异较大,若先验框的大小与被检测绝缘子在图像中的大小差距过大,那么训练的正样本数可能会非常少,这将导致大量的漏检和误检情况。为了避免在绝缘子数据集上使用默认先验框造成正负样本不平衡的问题,采用 k-means 聚类算法^[15]来重新生成先验框,步骤如图 3 所示。

2.2 YOLOv4 迁移学习

由于深度学习需要大量样本进行训练,从头训练 YOLOv4 不仅需要庞大的训练集^[16],而且还要消耗大量的计算资源,否则就会出现严重的过拟合现象。迁移学习^[17-18]可以利用数据、任务或模型之间的相似性,将在旧领域学习过的模型,应用于绝缘子检测领域。在训练大型神经网络时,比起随机初始化参数,利用迁移学习不仅可以提高训练效率,还可以防止数据集过小而引起的过拟合现象。本文的迁移学习步骤如下。

1) 加载 YOLOv4 在 PASCAL VOC 数据集上的训练权重,选择不同层数的预冻结卷积层,分别进行训练,进行迁移学习效果对比。

2) 加载绝缘子数据集,首先冻结选中层之前的参数,使之变为不可训练,对后面的参数利用较大学习率进行训练。然后对前面被冻结的参数解冻,利用较小学习率

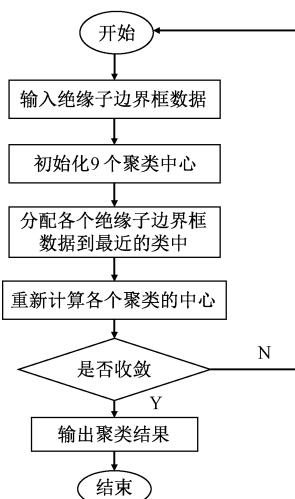


图3 K-means 聚类流程

Fig. 3 K-means clustering process

对全体参数进行训练,直到训练完成。

迁移学习策略如图 4 所示,图 4 左侧是 YOLOv4 在 PASCAL VOC 数据集上的训练模型,最上面部分表示输入的数据集,中间是需要训练的参数,最下面部分表示训练结果,迁移学习所需要的预加载参数由此训练得来。图 4 右侧是进行迁移学习的网络模型,最上面的部分表示输入的绝缘子数据集,中间部分表示预加载的 PASCAL VOC 数据集训练参数,其中冻结参数在最初的训练中不会变化,训练参数在较大学习率下进行训练;最后将冻结参数解冻,对全部参数进行训练,最下方输出绝缘子的识别结果。

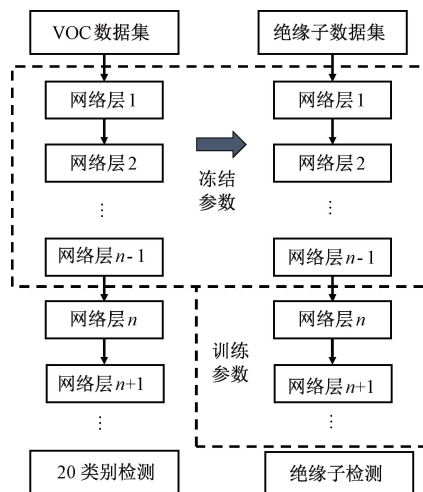


图4 迁移学习策略

Fig. 4 Transfer learning strategy

3 基于图像金字塔的改进 ORB 特征匹配方法

传统 ORB 特征匹配算法^[19]在保证较高的计算速度

的同时,也具备了一定的旋转不变性,但并不具备尺度不变性。在双目相机采集绝缘子图像的过程中,由于左右相机与绝缘子的距离不同,可能会出现左右相机采集到的绝缘子图像大小不一的情况,导致无法匹配相对应的特征点。为了解决该问题,可以在图像特征提取前,构造图像高斯金字塔^[20],用来模拟不同尺度下的图像序列,然后在每层高斯图像上提取特征点,筛选出最符合的特征点,最后构建出相应的描述子。

高斯金字塔构建过程如图 5 所示,以绝缘子原图像作为金字塔的底层,记为 M_0 ,将其进行高斯低通滤波,然后进行下采样得到金字塔上一层图像 M_1 ,重复以上过程,最后获得 M_2, \dots, M_{N-1}, M_N ,构造出 N 层高斯金字塔。

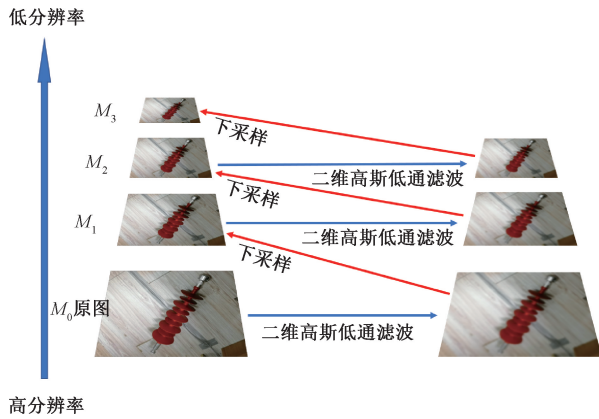


图 5 图像金字塔构建过程

Fig. 5 Image pyramid construction process

设原图像为 $M_0(i, j)$, ($1 \leq i \leq R_0, 1 \leq j \leq C_0$) 其中 R_0 和 C_0 分别为原图像的行数和列数,则其构建第 n 层的高斯金字塔表达式为:

$$M_n(i, j) = \sum_{m=-2n}^2 \sum_{n=-2n}^2 \omega(m, n) \cdot M_{n-1}(2i + m, 2j + n) \quad (4)$$

式中: N 为高斯金字塔总层数; R_n 和 C_n 分别为高斯金字塔第 n 层的行数和列数; $\omega(m, n)$ 表示 5×5 的二维高斯低通滤波器; $M_{n-1}(2i + m, 2j + n)$ 表示对高斯滤波后的第 $n-1$ 层图像进行下采样,使其分辨率降低 $1/2$ 。

根据原始 ORB 算法和图像金字塔的思想,具体改进步骤如下。

1) 按照设定的层级和缩小因子构建高斯金字塔,获取不同层数的子图像。

2) 对上个步骤中获取的每层子图像进行特征点提取,初步选出绝缘子特征点。

3) 为了减少误匹配和匹配时间,利用 Harris 角点检测算法求取每个特征点的响应值并设定适当的阈值,筛选出最终需要的绝缘子特征点。

4 融合定位算法

本文提出的 YOLOv4 和改进 ORB 深度融合的绝缘子识别定位算法过程如图 6 所示。首先将双目相机获取的左右图像拼接为一张图像,传入到 YOLOv4 目标检测网络中进行绝缘子检测;然后网络输出绝缘子在图中的识别框,接着将整体图像再度拆分成左右图像,分别在识别框中提取绝缘子特征点,接着进行特征点匹配,去除误匹配的特征点之后,利用保留下来的特征点进行绝缘子的三维坐标还原。

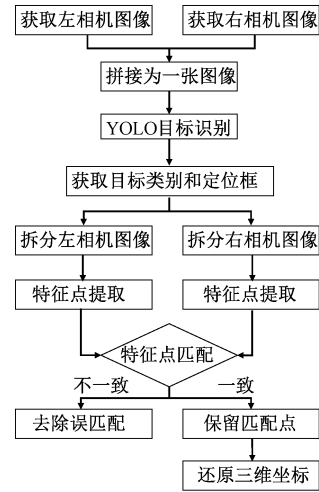


图 6 融合定位算法流程

Fig. 6 Flow of fusion location algorithm

特征点匹配成功后,根据视差原理还原其三维坐标。为了减小误匹配特征点对绝缘子三维坐标还原的影响,需要保证匹配点的质量,剔除误匹配的特征点。离群值是指在一组数据中,在数值大小上严重偏离剩余部分的数据。因此可以将匹配结果中离群值看作误匹配特征点,从而将其剔除。离群值判断方法如下:

$$|x_{\text{out}} - \bar{x}| > 3S \quad (5)$$

式中: x_{out} 为离群值; \bar{x} 为样本均值; S 为样本标准差。根据正态分布密度函数可知,测定值出现在 $(\bar{x} \pm 3S)$ 范围内的概率高达 99.73%,据此将样本值中在此范围之外的特征匹配点判定为误匹配,应当舍弃。

5 实验验证与结果分析

为验证本文提出方法的有效性,在基于 Intel i5-10400F 处理器、NVIDIA RTX3060 显卡以及 16 G 内存的计算机上搭建实验平台。实验利用 Python3.7 编程语言结合 Tensorflow2.1 深度学习框架实现整个算法。本文实

验使用的双目相机图像传感器为 OV9732,焦距 6 mm,最大分辨率为 2 560×720。

5.1 数据集预处理

原始绝缘子图像数据集由 700 张通过相机采集到的高分辨率图像组成,每张原始图片的分辨率为 3 264×2 448。为了增加样本数量,对原始图像进行翻转、旋转、剪裁、平移、添加高斯噪声及对比度变换等数据增强操作。选用 10%的数据作为验证集,其余 90%的数据作为训练集。采用 k-means 聚类方法对绝缘子数据集标注框进行聚类分析,图 7 所示为标注框的聚类结果图,最后确定先验框尺寸为[101,149]、[122,51]、[323,254]、[36,76]、[75,53]、[72,146]、[12,16]、[18,36]、[41,30]。

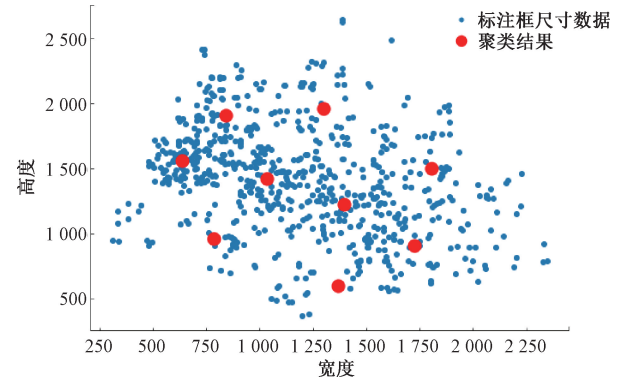


图 7 绝缘子标注框聚类结果

Fig. 7 Clustering results of insulator label box

5.2 YOLOv4 迁移学习实验

冻结层数的变化对应可迁移性的变化,本文实验选择冻结神经网络可迁移性较高的前半部分进行迁移学习,并预先输入通过聚类得到的先验框尺寸,设定冻结训练次数为 25 次,学习率为 0.001,全参数训练次数为 25 次,学习率为 0.000 1。训练集损失值(loss)对比如图 8 所示,由图 8 可知,在没有冻结层数的情况下,训练集损失值收敛较慢,这是因为训练集样本较少,与深度学习网络产生了过拟合。迁移学习 loss 值能够更快地收敛,最终得到的 loss 值也较原始训练方法更小。

图 9(a)所示为采用原始 YOLOv4 训练方式的网络检测结果,平均精确率(mAP)为 86.4,图 9(b)所示为使用迁移学习改进训练方式后的网络检测结果,平均精确率为 88.9。可以看出改进训练方式后的网络在光线较暗时较原始训练方式具有更好的识别效果,在识别小目标时的识别框也更加准确。

5.3 改进 ORB 特征匹配实验

图 10(a)所示为利用原始 ORB 特征匹配算法所得到的绝缘子特征点匹配结果,在匹配不同尺度图像时存

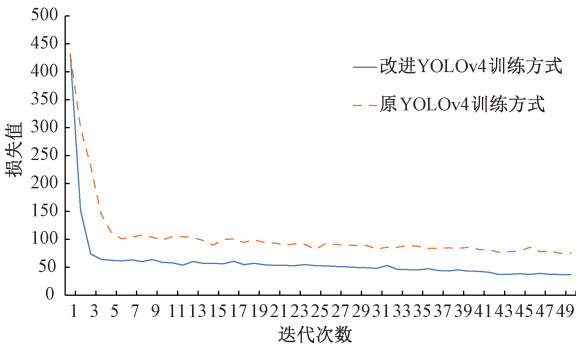


图 8 训练 loss 值对比

Fig. 8 Comparison of training loss

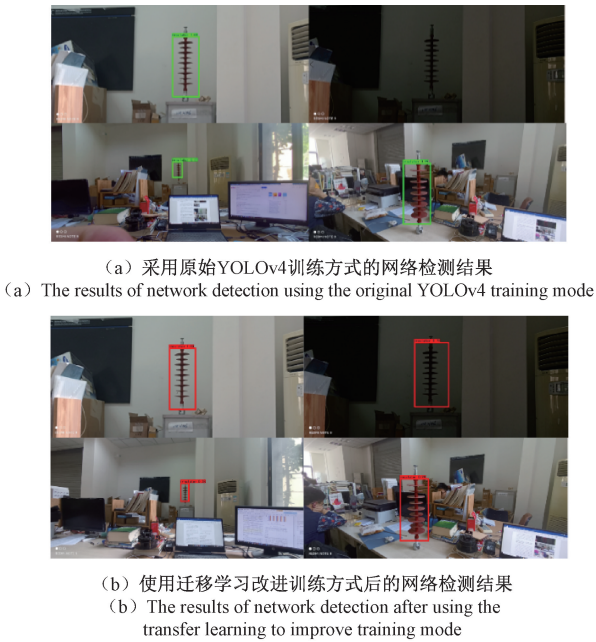


图 9 检测结果对比

Fig. 9 Comparison of test results

在较多的误匹配特征点,匹配准确率为 16.5%。图 10(b)所示为基于高斯金字塔改进的 ORB 特征匹配算法匹配结果,具有良好的尺度不变性,误匹配特征点更少,匹配准确率为 91.8%。

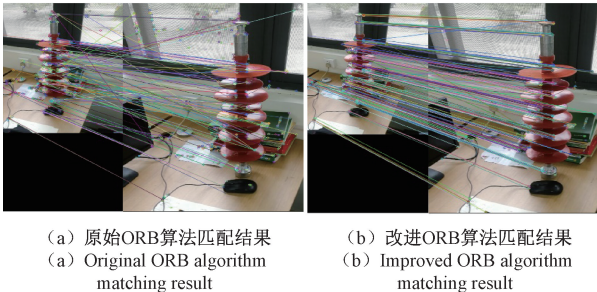


图 10 ORB 特征匹配实验结果

Fig. 10 Experimental results of ORB feature matching

5.4 融合定位算法实验

图 11(a) 所示为双目相机获取到的初始绝缘子图像,图 11(b) 所示为仅使用 ORB 算法时的特征匹配图像,可以看出位于绝缘子之外的背景特征点也被匹配,导致了绝缘子定位不准确;图 11(c) 所示为双目相机采集到的绝缘子图像经 YOLOv4 检测算法得到的检测结果;图 11(d) 所示为 YOLOv4 结合改进 ORB 匹配算法实验结果。首先利用 YOLOv4 算法得出绝缘子在左右相机中的识别框,然后在识别框中利用改进 ORB 算法进行特征匹配。可以看到所有的匹配点都位于绝缘子识别框范围之内,有效地避免了背景的干扰,使用 NVIDIA GeForce RTX 3060 显卡时处理速度可达 35 fps。

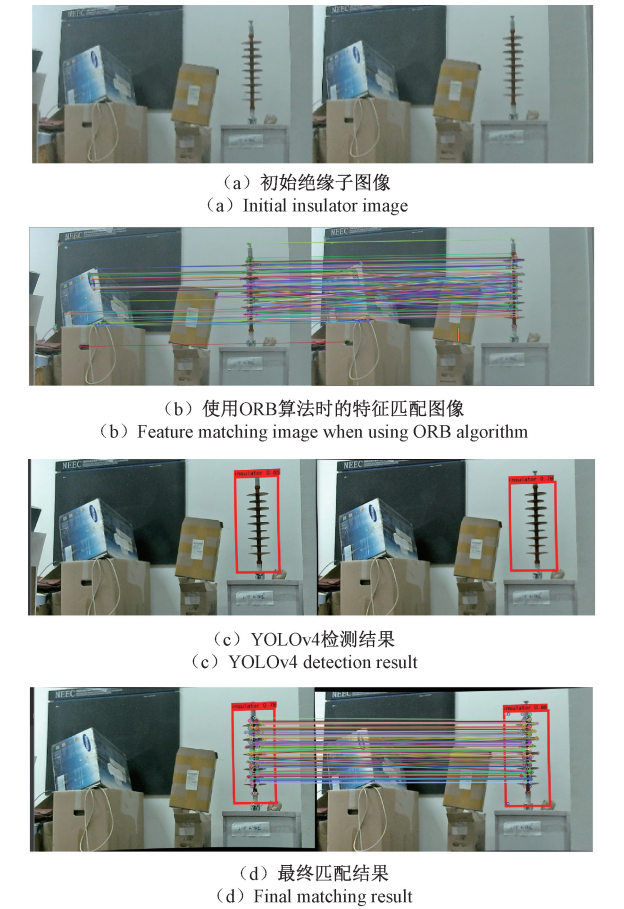


图 11 融合定位算法实验

Fig. 11 Fusion localization algorithm experiment

经过对绝缘子上对应特征点的匹配,利用视差原理还原出每个特征点相对于左相机的三维坐标。为了消除背景特征点和误匹配特征点的干扰,需要去除匹配后坐标的离群值,最后对剩下的坐标求均值,得出绝缘子的三维坐标,如图 12 所示。表 1 为不同距离下绝缘子的深度还原距离及误差。

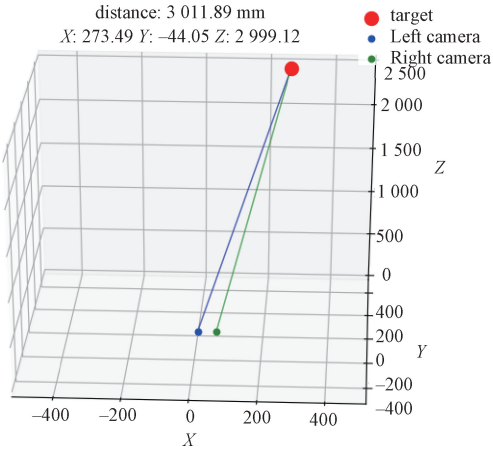


图 12 绝缘子三维坐标还原结果

Fig. 12 Insulator 3D coordinate restoration result

表 1 绝缘子深度信息还原

Table 1 Insulator depth information restoration

组别	实际距离/mm	还原距离/mm	相对误差/%
1	1 200	1 204	0.3
2	1 500	1 509	0.6
3	1 800	1 816	0.9
4	2 100	2 123	1.1
5	2 400	2 431	1.3
6	2 700	2 746	1.7
7	3 000	3 051	1.7
8	3 300	3 364	1.9
9	3 600	3 676	2.1
10	3 900	3 983	2.1

6 结 论

本文针对原始 YOLOv4 训练方法收敛速度慢,较小绝缘子数据集训练效果差的问题,利用 k-means 聚类求出先验框,再结合迁移学习的方法训练网络,有效减少了训练时间和过拟合的现象,提高了绝缘子识别效果。利用高斯金字塔实现多尺度特征识别与匹配,使原始 ORB 算法具备尺度不变性,增加了双目图像特征点的匹配准确率。融合以上两种算法,通过双目相机获取图像,使用 YOLOv4 模型获取绝缘子识别框,然后利用改进 ORB 算法对绝缘子在左右相机中识别框内的对应特征点进行匹配,最后利用视差原理还原出绝缘子相对于双目相机的三维坐标。

实验表明,本文提出的融合算法能够有效避免环境的干扰,准确识别绝缘子并且实时计算绝缘子三维坐标,具有较高的精确性与实时性,为绝缘子冲洗机器人的研制提供了理论依据和技术支持。

参考文献

- [1] 王胜辉,刘鹏,谢堂文,等.自然积污绝缘子表面污秽分布特性研究[J].电测与仪表,2017,54(8):21-27.
WANG SH H, LIU P, XIE T W, et al. Study on the characteristic of surface pollution distribution of insulators[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2017, 54(8): 21-27.
- [2] 王奇. 接触网绝缘子的图像识别和跟踪[D]. 成都:西南交通大学,2018.
WANG Q. Image recognition and tracking of railway insulators [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2018.
- [3] 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):1729881418773943.
- [4] 黄新波,张慧莹,张烨,等.基于改进色差法的复合绝缘子图像分割技术[J].高电压技术,2018,44(8):2493-2500.
HUANG X B, ZHANG H Y, ZHANG Y, et al. Composite insulator images segmentation technology based on improved color difference[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(8):2493-2500.
- [5] 姚晓通,刘力,李致远.基于Canny边缘特征点的接触网绝缘子识别方法[J].电瓷避雷器,2020(1):142-148.
YAO X T, LIU L, LI ZH Y. Identification method of catenary insulator based on Canny edge feature point[J]. Insulators and Surge Arresters, 2020(1):142-148.
- [6] YAN B, CHEN Q, YE R, et al. Insulator detection and recognition of explosion based on convolutional neural networks [J]. International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing, 2019, 17(2): 1940008.
- [7] 李彩林,张青华,陈文贺,等.基于深度学习的绝缘子定向识别算法[J].电子与信息学报,2020,42(4):242-249.
LI C L, ZHANG Q H, CHEN W H, et al. Insulator orientation detection based on deep learning[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2020, 42(4): 242-249.
- [8] 林文文.基于双目视觉的接触网绝缘子识别定位[D].成都:西南交通大学,2017.
LIN W W. Identification and location of catenary insulator based on binocular vision [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2017.
- [9] 姚波.变电所绝缘子水冲洗机器人结构与视觉系统研究[D].成都:西南交通大学,2016.
YAO B. Structure and visual system research of substation insulator washing robot [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2016.
- [10] 李文涛,王培俊,陈亚东,等.钢轨全轮廓线结构光双目视觉测量系统标定[J].仪器仪表学报,2019,40(3):203-211.
LI W T, WANG P J, CHEN Y D, et al. Calibration of binocular vision measurement system by line structured light for rail full profile[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(3):203-211.
- [11] 石磊,朱洪海,于雨,等.基于双目立体视觉的波浪参数遥测方法研究[J].电子测量与仪器学报,2019,33(3):99-104.
SHI L, ZHU H H, YU Y, et al. Measurements of wave characteristics based on binocular vision[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(3):99-104.
- [12] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020, arXiv: 2004.10934v1 [cs.CV].
- [13] 曹红燕,沈小林,刘长明,等.改进的YOLOv3的红外目标检测算法[J].电子测量与仪器学报,2020,34(8):188-194.
CAO H Y, SHEN X L, LIU CH M, et al. Improved infrared target detection algorithm of YOLOv3 [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2020, 34(8):188-194.
- [14] ZHAO L, LI S. Object detection algorithm based on improved YOLOv3[J]. Electronics, 2020, 9(3):537.
- [15] 林涛,赵臻.最近邻优化的k-means聚类算法[J].计算机科学,2019,46(S2):216-219.
LIN T, ZHAO C. Nearest neighbor optimization k-means clustering algorithm [J]. Computer Science, 2019, 46(S2):216-219.
- [16] LIU X, CHEN B M. An approach to synthesize diverse underwater image dataset [J]. Instrumentation, 2019, 6(3):67-75.
- [17] 龙明盛.迁移学习问题与方法研究[D].北京:清华大学,2014.
LONG M SH. Transfer learning: Problems and methods[D]. Beijing: Tsinghua University, 2014.
- [18] 颜宏文,陈金鑫.基于改进YOLOv3的绝缘子串定位与状态识别方法[J].高电压技术,2020,46(2):61-70.
YAN H W, CHEN J X. Insulator string positioning and state recognition method based on improved YOLOv3

algorithm [J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(2):61-70.

- [19] RUBLEE E, RABAU D V, KONOLIGE K, et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF [C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2011.

- [20] 王子豪. 基于图像匹配的目标定位关键技术研究 [D]. 成都:电子科技大学, 2020.
WANG Z H. Research on the key techniques of target position based on image matching [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of

China, 2020.

作者简介



廖国庆, 2016 年于西南交通大学获得学士学位, 现为西南交通大学硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉。

E-mail: 851756414@ qq. com

Liao Guoqing received his B. Sc. degree from Southwest Jiaotong University in 2016. Now he is a M. Sc. candidate at Southwest Jiaotong University. His main research interest includes machine vision.