

红外热成像在电连接温度监测中的应用

涂冬明^a, 谭平^b, 李旭峰^a, 李裕智^a, 丁进^b

(浙江科技学院 a. 机械与能源工程学院; b. 自动化与电气工程学院, 杭州 310023)

摘要: 铁路接触网电连接温度在线监测的可行方法之一是采用红外热成像技术获取电连接的热像图和对应的全幅数据图。在监测方法中,电连接在热像图中的准确定位是必要的基础性工作。今提出在红外热成像的基础上基于深度学习 YOLO2 模型的电连接定位方法,利用 YOLO2 模型直接检测出电连接区域,实现定位功能;利用基于 K-means 聚类分析去除电连接区域的背景干扰,获取电连接准确的像素位置。结果表明,采用此方法可利用有限的硬件计算能力较为快速准确地定位电连接的区域,获取较为准确的温度值。

关键词: 目标检测;深度学习;电连接;红外热成像

中图分类号: TP274.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-8798(2018)05-0474-07

Application of infrared thermal imaging in monitoring of electrical connection temperature

TU Dongming^a, TAN Ping^b, LI Xufeng^a, LI Yuzhi^a, DING Jin^b

(a. School of Mechanical and Energy Engineering; b. School of Automation and Electrical Engineering, Zhejiang University of Science and Technology, Hangzhou 310023, Zhejiang, China)

Abstract: One of the feasible methods of on-line temperature monitoring of the electrical contact of the railway contact network is to use the infrared thermal imaging technology to obtain the electrical connection thermogram and the corresponding full-width data graph. In the monitoring method, the accurate identification of the electrical connections in the thermogram is the necessary basic work. This paper proposes an electrical connection location method which is based on deep learning of YOLO2 model on the basis of infrared thermal imaging. The YOLO2 model is used to directly detect the electrical connection area and achieve the positioning function. The K-means clustering analysis is used to remove the background interference of the electrical connection area and obtain the accurate pixel position of the electrical connection. The experimental results show that the proposed method can mobilize the limited hardware calculation ability to locate the electrical connection area quickly and

收稿日期: 2018-05-06

基金项目: 国家自然科学基金项目(51677171);浙江省自然科学基金项目(LY17C100001)

通信作者: 谭平(1978—),男,江苏省如皋人,高级工程师,博士,主要从事智能安全系统研究。E-mail: tankor@zju.edu.cn。

accurately, and obtain a more accurate temperature value.

Keywords: target detection; deep learning; electrical connection; infrared thermal imaging

近几年来中国铁路建设发展迅速,其运营总里程达到 12.4×10^4 km,电气化率高达 64.8%。要保障如此庞大的电气化铁路网安全运营,需要能够对各个系统进行可靠有效的在线监测。电连接^[1]是指提供接触网接触悬挂某些点电气连接的构件。目前电连接的状态监测主要是通过测量电连接的温度来判断其是否处于松脱等不正常状态,以避免造成线路拉弧、短路等危害影响列车行车安全。测量电连接的温度主要有接触式^[2]与非接触式^[3]等方法,如王根^[4]提出利用 PT100 热电阻测量电连接的温度;孟新安等^[5]提出基于微处理编程技术和传感技术的电连接温度监控装置,实现了电连接的在线监测。考虑到电连接一般都位于轨道的正上方,采用接触式传感器测温的方式很可能由于安装及其他原因影响行车安全。近年来红外热成像技术及其图像处理技术这种非接触式的测量方式在电力系统中得到广泛应用,如林群武等^[6-9]利用 NSCT 图像增强技术与 PCNN 的图像分割法以及 SIFT 特征提取技术等处理红外热图像,实现了电气设备的故障诊断和分析。但在红外热成像技术的实际应用中,接触网振动、背景热源、季节变化等扰动因素造成了使用传统的图像检测方法无法在热像图准确定位出电连接的位置。深度学习^[10]是近年来机器视觉领域的研究热点,研究人员利用深度学习神经网络解决了大部分传统图像检测手段无法解决的问题。

基于上述研究,针对传统目标检测方法因难以提取出高精度、通用性的特征描述算子使得分类检测效果差的问题,同时考虑到硬件平台计算资源有限,笔者提出一种基于深度学习 YOLO2 模型的电连接定位方法,在粗定位的基础上利用 K-means 聚类去除背景干扰,实现电连接精定位,最终在全幅数据图上获取电连接各个像素点对应的温度值。

1 基于深度学习的电连接检测定位

YOLO2 是 Redmon 等^[11-12]基于 YOLO 做出的改进版本。YOLO2 的目标检测所有流程是在一个网络里完成的,一整帧图片输入网络,经过卷积特征提取、候选框提取,直接输出目标的类别和位置,因此 YOLO2 具有更快的速度。YOLO2 的优点之一

表 1 常用的深度学习目标检测框架对比

Table 1 Comparison of common target detection framework for deep learning

模型	平均精确度/%	帧率/(帧·s ⁻¹)
YOLO2	48.1	40
SSD500	46.5	19
SSD300	41.2	46

注:数据来源《YOLO9000:Better, Faster, Stronger》。

一是,由于去除了网络中的全连接层,改变输入的图片尺寸,使得模型可以适应不同的输入分辨率。使用不同分辨率的图片训练模型,可以使模型提高对小尺寸输入的处理速度,提高对大尺寸输入的准确率。如表 1 所示,YOLO2 与常用的端到端深度学习目标检测框架相比,YOLO2 在保证准确率的基础上具有更快的速度。

本研究基于 YOLO2 模型的电连接检测定位,目的是在热像图上获取电连接的感兴趣区域,如图 1 所示,检测定位过程主要分为卷积特征提取、候选框提取、输出电连接位置等步骤。

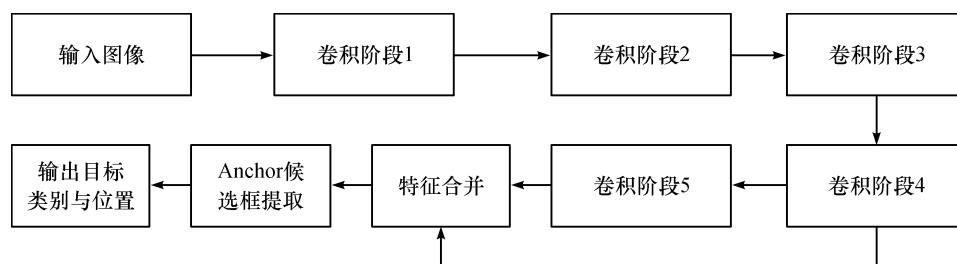


图 1 电连接检测流程

Fig. 1 Detection process of electrical connection

1.1 卷积特征提取

YOLO2 使用包含 19 个卷积层和 5 个最大池化层的 Darknet-19 分类网络提取目标特征,经过卷积层 32 倍降采样,最终输出的特征图尺寸为输入图像的 1/32。在实际检测场景,对小尺寸目标进行检测,需要用到浅层次的特征图。对大尺寸目标进行检测,需要用到深层次的特征图。将尺寸为输入图像 1/16 的特征图进行叠加,并与尺寸为输入图像 1/32 的特征图进行连接,使其具有细粒度特征提高模型的性能。

1.2 候选框提取

YOLO2 借鉴了 Faster-RCNN^[13] 的 anchor 思想,使用 anchor box 在特征图上进行滑窗采样,直接预测候选框,因此 anchor box 设计的好坏直接影响最后的检测结果。Joseph Redmon 等对数据集中标记的目标框进行维度聚类,以聚类个数 k 作为 anchor box 个数,以 k 个聚类中心 box 的维度作为 anchor box 的维度,避免了因手工设计的先验 anchor box 对最终的预测位置造成偏差。在实际应用中针对特定的检测任务,需要对数据集进行重新聚类。每个预测候选框包含中心点横坐标(x)、中心点纵坐标(y)、框宽、框高及置信度。

1.3 输出电连接位置

首先在训练的过程中,每个候选框都包含有目标的置信度 $\text{Conf}(\text{Object})$,计算公式为

$$\text{Conf}(\text{Object}) = \text{Pr}(\text{Object}) \times \text{IOU}_p^T. \quad (1)$$

式(1)中: $\text{Pr}(\text{Object})$ 为不存在目标的概率,当网络认为有目标落入候选框中时, $\text{Pr}(\text{Object}) = 1$,否则 $\text{Pr}(\text{Object}) = 0$; IOU_p^T 为已标记真实目标框与预测框的交并比。

对存在目标物的候选框进行电连接的检测定位,每个候选框的置信度与每个网格预测的电连接类别概率相乘,会得到每个候选框包含电连接的置信度 $\text{Conf}(\text{E})$,计算公式如下:

$$\text{Conf}(\text{E}) = \text{Pr}(\text{C}_E) \times \text{IOU}_p^T. \quad (2)$$

式(2)中: $\text{Pr}(\text{C}_E)$ 为电连接的类别概率。

最终算法会输出大量目标框,利用非极大值抑制(non-maximum suppression, NMS)去除分数较低的目标框,找到最佳的电连接检测位置。

1.4 结果评价

在测试中一般使用查准率(Precision)、查全率(Recall)以及 F1-Measure 综合评价指标来评价结果^[14]。查准率指检出的准确目标占检出的目标总数的比率,是衡量网络检出目标准确度的尺度。查全率指检出的目标占待检全部目标总数的比率,是衡量网络检出目标的能力。F1-Measure 是查全率和查准率的加权调和平均,用来衡量网络综合检出能力的指标。

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}}, \quad (3)$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}}, \quad (4)$$

$$\text{F1-Measure} = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}. \quad (5)$$

式(3)~(4)中:TP 为真正例;FP 为假正例;FN 为假反例。

在本研究中检测速度也是一个很重要的指标,由于整个算法运行在类似树莓派这种单板微机上,完成检测一帧图的时间基本上在 30 s 以上,因此,本研究通过记录完成检测一帧图的平均时间来评价检测速度。

2 基于 K-means 的电连接背景分割

如图 2 所示,YOLO2 最后输出的目标框为矩形框,电连接的周围还包含了大量的背景噪声,因此还需要对图像作进一步的分割。目前图像分割方面有很多经典的分割方法,例如阈值分割、边缘分割等。最大类间方差法^[15]在自适应阈值二值化去背景中有着广泛应用,且计算不复杂,但它对噪声和目标尺寸十分敏感,仅对类间方差为单峰的图像产生较好的分割效果,在不同场景下,由于电连接热像图拍摄角度、距离及其他影响,类间方差准则函数可能为多峰,从而影响分割效果。其他分割方法因计算复杂对硬

件计算能力有一定的要求。因此,本研究提出了利用 K-means 对粗定位之后的电连接图像进行分割,这在一定程度上可以避免因阈值的问题造成最后的测量误差。

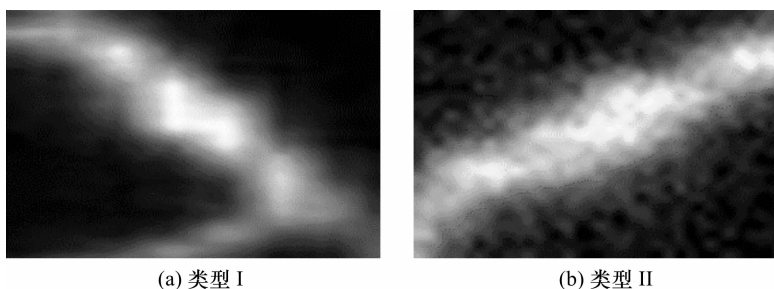


图2 经 YOLO2 粗定位后的电连接局部图

Fig. 2 Partial electrical connection graph after YOLO2 rough positioning

2.1 K-means 算法

K-means^[16]是一种典型的基于距离的动态聚类算法,它具有简单、快速的优点。其主要步骤是:随机选定 K 个数据作为需要划分的数据集的初始聚类中心;计算其余每个数据到各个初始聚类中心的距离,把距离该数据最近的聚类中心所处的类作为归属类;重新计算出 K 个类的中心,划分每个数据的簇类,不断重复,直至误差平方和准则函数满足收敛条件,评价指标 J 最小。

$$J = \sum_{k=1}^K \sum_{i \in C_K} |x_i - u_k| \quad (6)$$

式(6)中: x_i 为第 k 个簇包含的数据; u_k 为第 k 个聚类中心的位置。

在不同的应用场景下,不同数据集中的研究对象以不同的方式逼近聚类中心时,需要选择不同的距离函数。常见的距离计算公式有最常用的欧氏距离公式、市郊区距离公式,以及常用于文本聚类的余弦距离公式。

$$\text{欧氏距离公式:} \quad d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (7)$$

$$\text{市郊区距离公式:} \quad d_{ij} = \sum_{k=1}^n |x_{ik} - x_{jk}| \quad (8)$$

$$\text{余弦距离公式:} \quad d_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n x_{ik} \times x_{jk}}{\sqrt{\sum_{k=1}^n x_{ik}^2} \times \sqrt{\sum_{k=1}^n x_{jk}^2}} \quad (9)$$

式(7)~(9)中: x_i 和 x_j 分别为 N 维欧氏空间中的两个点。

在热像图上电连接分布接近长条形,因此选择式(7)计算距离较为合适。使用 K-Means 时需要确定 K 值。研究的电连接热像图是经过 YOLO2 定位之后的图片,只需要划分出电连接和背景干扰这两种簇类,因此聚类分析类别数 $K=2$,在确定了距离公式和类别数后进行聚类操作切割图片。

2.2 图像切割性能评价

图像切割性能评价^[17]有两种基本方法,一是通过对分割后图像的质量参数来评价相应切割算法的无监督评价法;二是通过对分割后图像与理想算法分割的参考图像进行对比的有监督评价法。无监督评价的指标一般有区域内一致性指标、区域间差异性指标、语义性指标等。在测试过程中,使用这三大指标来评价 K-means 在电连接图像分割上的性能。在具体的量化指标之外,还可以用主观比对的方法来定性判断图片前景与背景分割的好坏。

考虑到在实际局部电连接图切割的应用场景中,无法通过现有手段获取理想的参考图像,而且进行图像切割的目的是将电连接与背景分割开来,本质上是一个二值化问题,无监督的评价方法并不适用。故本研究在大样本测试的基础上进行主观比对来判断算法性能的好坏。

3 试验结果及讨论

3.1 数据集来源

数据集来自上海铁路局杭州工务段基地普速线路现场拍摄的不同角度不同距离的电连接红外图片,经过旋转、添加高斯噪声等数据增强^[18]方法后,总共在尺寸为 480 pixel×480 pixel 的热像图上获取 4 720 个如图 3 所示的电连接样本,其中 2 060 个样本为训练集,2 020 个为测试集。

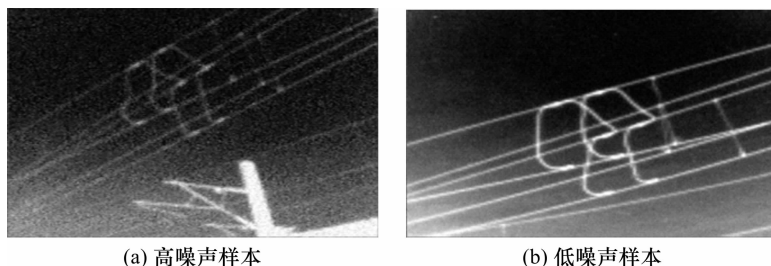


图 3 测试集包含的样本图片

Fig. 3 Sample picture contained in test set

3.2 基于 YOLO2 的电连接检测定位

由于电连接的实际尺度较小,而且整个目标检测框架运行在单板微机上,要满足一定的检测效率和检测准确率则需要对 YOLO2 进行调整。前文提到,针对当前电连接训练集重新进行聚类操作,可以提高目标检测的速度和候选目标框位置的精度。同时利用 YOLO2 支持多尺度训练的特性,在训练过程中改变输入的图像尺寸,以提高小尺寸图像的检测速度和大尺寸图像的检测准确率。

3.2.1 计算 anchor box

对当前训练集手工标记的目标框进行聚类操作,使用 K-means++ 计算出当前训练集的最佳 anchor box。不同的聚类个数对生成 anchor box 会有很大的影响,本研究中使用平方误差和 (SSE) 和平均交并比 (ArgIOU) 是否大于 0.8 来综合评估聚类结果的好坏。由于受平均复杂度和 ArgIOU 的影响,在 anchor box 的维度聚类中只进行了 9 次聚类尝试。聚类过程如图 4 所示, K 表示聚类中心个数, K 值越大, SSE 越小, ArgIOU 越大。当 $K=2$ 时, SSE 变化最大,但 $\text{ArgIOU} < 0.8$; 当 $K > 6$ 时, SSE 变化也较大, $\text{ArgIOU} > 0.8$; 根据肘法^[19]判断 6 为最佳的聚类个数。当 $K=6$ 时,聚类分布如图 5 所示 (横、纵坐标分别表示真实标准框归一化后的宽度和高度), 不同的形状代表不同聚类中心的簇, 其簇中心尺寸如表 2 所示。

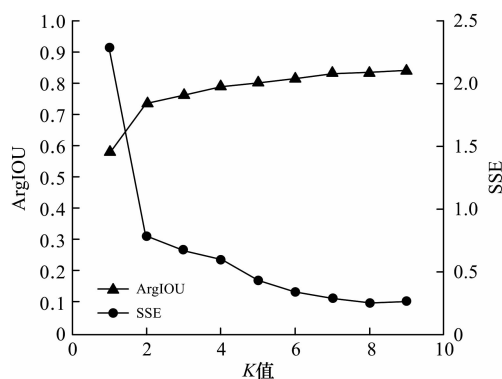


图 4 不同 K 值聚类情况分析

Fig. 4 Analysis of different K value clustering

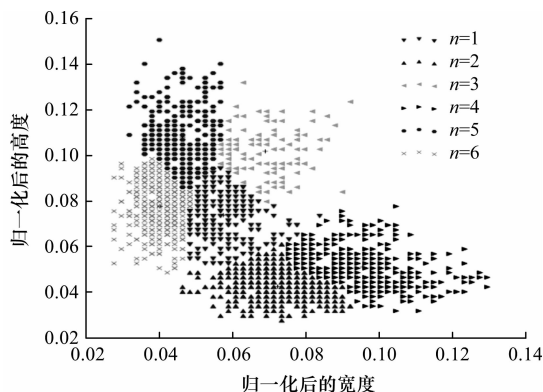


图 5 $K=6$ 时的聚类分布

Fig. 5 Clustering distribution when $K=6$

表 2 $K=6$ 时的 Anchor box 尺寸

Table 2 Size of Anchor box when $K=6$ pixel

聚类中心	框宽	框高
1	0.509 1	0.982 6
2	0.842 7	1.345 5
3	0.724 5	0.959 0
4	1.170 5	0.697 6
5	0.577 4	1.373 8
6	0.991 8	0.530 4

3.2.2 多尺度训练

由于 YOLO2 输入的图片需要经过 32 倍降采样,因此调整图片大小均为 32 的倍数。故将训练集中样本的尺寸调整为 $224 \text{ pixel} \times 224 \text{ pixel}$, $320 \text{ pixel} \times 320 \text{ pixel}$, $416 \text{ pixel} \times 416 \text{ pixel}$ 。在训练过程中每隔 10 轮即改变输入图像的尺寸。

3.2.3 检测结果

试验中,模型训练放在台式计算机进行,台式计算机的配置为 INTEL I7-7700 中央处理, TITAN-XP 显卡, 32 GB 内存。模型测试放在树莓派 Raspberry Pi3, 均运行 Linux 系统和 Python2.7 测试环境。经过 10 000 次训练迭代, YOLO2 调整前后的测试结果如表 3、图 6 所示。

表 3 YOLO2 调整前后结果对比

Table 3 Comparison of results before and after YOLO2 adjustment

模型	查全率/%	查准率/%	F1-Measure/%	检测速度/(s · 帧 ⁻¹)
调整前	96.99	98.44	97.71	194
调整后	98.23	99.25	98.74	181

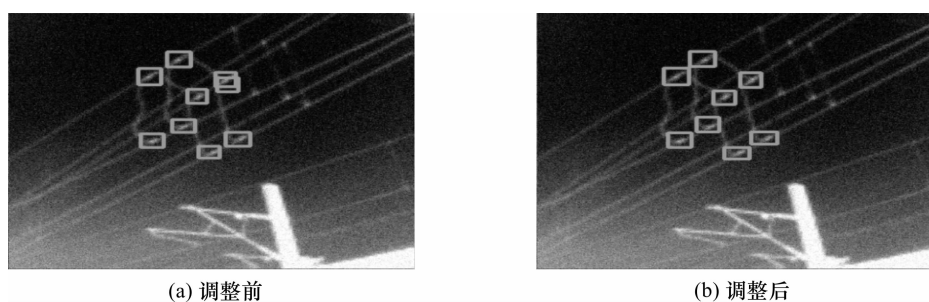


图 6 检测结果

Fig. 6 Detection result

从表 3 可以看出,在热像图上使用 YOLO2 检测定位电连接都能达到较高的查全率和查准率, F1-Measure 综合性能也能达到 97% 以上,在树莓派上能在 4 min 之内完成一帧图的检测任务,满足 10 min 温度监测间隔的需求。YOLO2 调整后较调整前各项评价指标均提高了约 1%,同时在检测速度上也有一定的提升。从图 6 中可以看出调整前的模型检测结果有重叠目标框的出现,调整后的网络则没有这种情况出现,总体来讲调整后的 YOLO2 能较好地完成电连接定位任务。

3.3 基于 K-means 的电连接背景分割

为了验证 K-means 算法在电连接背景分割中是否有效,将本研究使用的 K-means 算法与基于大律法的自适应阈值二值化进行大量样本对比试验,试验结果如图 7~8 所示。从图中可以看出,自适应阈值二值化处理后图片并不能完全去除背景,反而把部分背景归为了电连接这一类;在 K-means 聚类后的二值化图片可以将背景完全去除,虽然损失了部分像素点,但这对后续的温度计算影响并不是很大。因此可以使用 K-means 算法将电连接从局部图中分割出来。

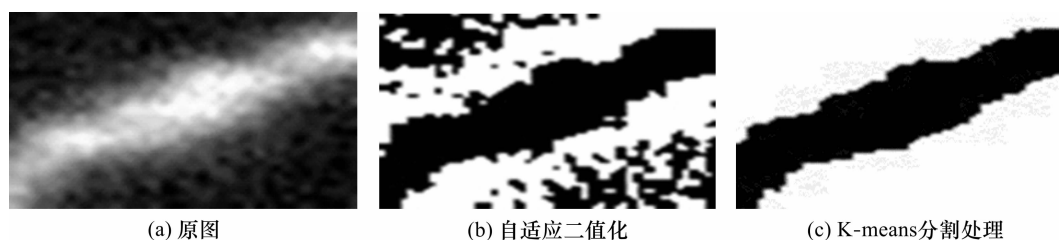


图 7 样本 1 两种算法处理结果对比

Fig. 7 Result comparison of two algorithms of sample 1



图 8 样本 2 两种算法处理结果对比

Fig. 8 Result comparison of two algorithms of sample 2

4 结 论

为解决红外热像技术在电连接温度监测中无法准确获取电连接温度值的问题,本研究应用了深度学习 YOLO2 模型实现了在热像图中电连接的检测和定位,同时保证了较高的检测准确率和检测速度。在定位的基础上利用 K-means 聚类基本实现了电连接与背景的分割,为后续的计算过程打下了基础,给铁路接触网电连接温度在线监测提供了一种方法。

参考文献:

- [1] 肖文立. 京广高铁接触网电连接线夹压接方法探究[J]. 中国设备工程, 2017(21):102.
- [2] 王学水, 张冉冉. 几种接触式测温方法的比较[J]. 电子世界, 2017(23):19.
- [3] 张晋宝, 刘佳. 基于红外的非接触式测温仪设计[J]. 数字技术与应用, 2016(4):178.
- [4] 王根. 接触网电连接线夹温度监测系统研究与实现[D]. 南昌: 华东交通大学, 2016.
- [5] 孟新安, 郑社宁. 接触网电连接线夹温度监控装置的研制[J]. 电气化铁道, 2008(4):36.
- [6] 林群武. 红外热成像技术在电力系统设备故障检测中的应用研究[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2016.
- [7] 李伟, 朱学峰. 基于第二代小波变换的图像融合方法及性能评价[J]. 自动化学报, 2007, 33(8):817.
- [8] 刘军, 李子毅. 一种复杂背景环境下的改进型 PCNN 图像分割算法[J]. 计算机与数字工程, 2018, 46(2):375.
- [9] 范永红, 李娜, 李华光, 等. SIFT 特征的目标跟踪算法研究[J]. 宏观经济管理, 2017(增刊 1):226.
- [10] 卢宏涛, 张秦川. 深度卷积神经网络在计算机视觉中的应用研究综述[J]. 数据采集与处理, 2016, 31(1):1.
- [11] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu: IEEE Computer Society, 2017:6517.
- [12] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas: IEEE Computer Society, 2016:779.
- [13] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6):1137.
- [14] DOLLAR P, WOJEK C, SCHIELE B, et al. Pedestrian detection: a benchmark[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami: IEEE Computer Society, 2009:304.
- [15] 齐丽娜, 张博, 王战凯. 最大类间方差法在图像处理中的应用[J]. 无线电工程, 2006, 36(7):25.
- [16] HARTIGAN J A, WONG M A. Algorithm AS 136: a K-means clustering algorithm[J]. Journal of the Royal Statistical Society, 1979, 28(1):100.
- [17] 周莉莉, 姜枫. 图像分割方法综述研究[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(7):1921.
- [18] 吕国豪. 面向铁路运行环境检测的图像复原、增强及配准方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2017.
- [19] 王千, 王成, 冯振元, 等. K-means 聚类算法研究综述[J]. 电子设计工程, 2012, 20(7):21.