

基于峭度表征的接触网吊弦缺陷检测算法

陈云莎¹,张兵¹,孙琦¹,闫磊²

(1. 西南交通大学 牵引动力国家重点实验室,四川 成都 610036;

2. 中车青岛四方机车车辆股份有限公司,山东 青岛 266031)

摘要:高铁的飞速发展使其基础设施的在线智能维保技术需求更加迫切,其中包括基于机器视觉技术实现高铁吊弦结构的缺陷检测。在预处理后使用深度学习目标检测的SSD算法学习大量数据中需要定位的吊弦线夹位置,并在校正后使用SVM学习这些数据的“相对峭度”阈值。通过实验数据评估定位准确性并根据学习到的“相对峭度”阈值判断每个吊弦的受力状态,检出吊弦严重缺陷,实验结果验证了该方法的有效性。

关键词:吊弦;机器视觉;峭度表征;缺陷检测

中图分类号:TP274 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2021)03-0167-04

A Defect Identification Algorithm of Dropper Based on Kurtosis

CHEN Yunsha¹,ZHANG Bing¹,SUN Qi¹,YAN Lei²

(1. State Key Laboratory of Traction Power, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610036, China;

2. CRRC Qingdao Sifang Co., Ltd., Qingdao 266031, China)

Abstract: Upon the rapid development of the high-speed train, the speed train dropper defect detection based on machine vision technology is in urgent need by online intelligent maintenance technology. The SSD algorithm for deep learning object detection was used to learn the dropper in need to be located in a large amount of data after preprocessing. SVM was applied to learn ‘relative kurtosis’ from these data after image correction. The accuracy of positioning was evaluated with experimental data, and the state of each dropper was judged according to the learned threshold. The results prove the method to be effective.

Keywords: dropper; machine vision; kurtosis representation; defect inspection

0 引言

高铁因其诸多优点而快速发展,至2018年底,全国高速铁路营业里程达到2.9万km以上^[1]。随之而来的高铁系统可靠性与安全性面临着艰巨挑战。高速列车通常采用接触网供电,接触网通过支持装置架设在支柱上,包括承力索、接触线、吊弦以及连接零件^[2],其结构如图1(a)所示。为了满足受流要求,接触线必须以规定的几何方式放置,这通常是通过从承力索到接触线上的定期间隔垂向连接来实现的,该垂向线称为吊弦,如图1(b)所示。吊弦增加了接触线悬挂点,同时使接触线在整个跨距内对轨面的距离保持一致。吊弦的严重缺陷主要在吊弦绞线部位:1)烧断。载流环电流超载;2)拉断。吊弦偏移过大使线夹拉脱或绞线拉断;3)脱落。吊弦线夹螺栓松脱、线夹裂纹或破损等造成吊弦脱落;4)刮脱。弓网事故时受电弓刮脱吊弦绞线。吊弦脱落或者断裂会造成拉网、卡网等现象,导致机车对能量吸收不良。另外,松脱或断裂的吊弦端头落下短路放电,造成接触线烧伤、烧断,甚至与受电弓缠绕引发弓网事故。因此在早期发现并纠正吊弦故障尤

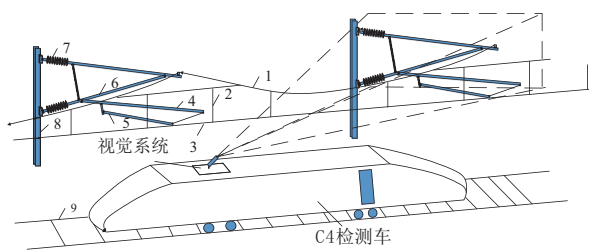
其重要。然而目前吊弦缺陷主要依靠人工检测,耗时耗力且效率较低。综上所述,设计和实现基于机器视觉的吊弦缺陷智能检测非常必要。

吊弦缺陷检测包含吊弦定位和缺陷检出两个步骤。吊弦定位任务涉及吊弦目标检测,吊弦缺陷检出方法有Hough检测、图像统计方法、深度学习图像分类技术等。目前对于吊弦定位主要有传统图像处理方法和深度学习目标检测方法,前者如白瑞敏^[3]使用Hough变换定位吊弦,后者如徐玥斌^[4]用Faster R-CNN定位吊弦。而吊弦缺陷检出的相关研究较少,目前只有Hough变换方法,如徐玥斌^[4]和武国龙^[5]使用Hough变换寻找直线和曲线检出吊弦缺陷。

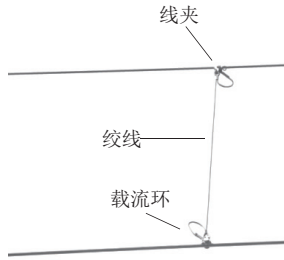
本文将数据分为训练集和测试集,训练集用于训练模型,测试集用于评估该模型训练效果。数据需提前人工标注吊弦线夹矩形框和吊弦受力状态正负样本,并进行数据格式变换和图像预处理操作。然后对训练集使用开源SSD算法来学习吊弦线夹位置,校正图像后使用支持向量机(SVM)学习图像的“相对峭度”阈值。最后在测试集上评估SSD算法定位准确性,并根据学习到的“相对峭度”阈值判断吊弦受力状态,检出吊弦严重缺陷。具体检测流程如图2所示。

基金项目:国家重点研发计划项目(2017YFB1201103)

第一作者简介:陈云莎(1993—),女,浙江舟山人,硕士研究生,研究方向为铁路机车车辆安全检测技术和试验。



(a) 接触网系统
1—承力索; 2—吊弦; 3—接触线; 4—定位管; 5—定位器; 6—腕臂; 7—绝缘子; 8—支柱; 9—钢轨。



(b) 整体吊弦

图 1 结构示意图

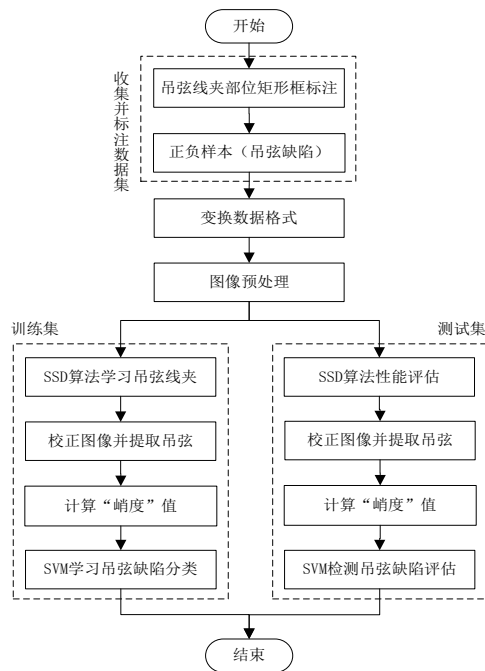


图 2 吊弦缺陷检测流程图

1 预处理

1.1 运动模糊消除

采集数据时车速过快会使图像产生运动模糊(图3(a));而逆运算方法对噪声点十分敏感,但用于复原图像效果不佳,因此本文对数据进行最小均方差(维纳)滤波来消除运动模糊。维纳滤波的原理是寻找一个滤波器使得复原图像与原始图像的均方误差最小,从而倒推出原

图像,倒推出的原图像数学表达式估计为^[6]

$$\hat{F}(u,v) = \frac{1}{H(u,v)} \times \frac{|H(u,v)|^2}{|H(u,v)|^2 + \frac{1}{S_{NR}(u,v)}} G(u,v) \quad (1)$$

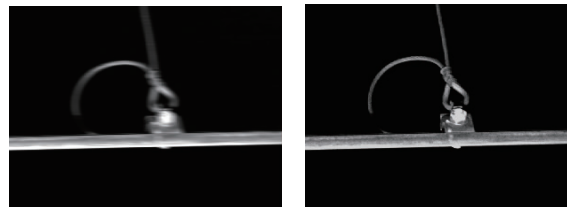
式中: $H(u,v)$ 是退化传递函数; $G(u,v)$ 是模糊图像的傅立叶变换结果; $S_{NR}(u,v)$ 是图像的信噪比。本文可用高斯滤波降噪前后图像估计,使用降噪滤波器能避免出现振铃现象。

复原的关键在于扩展函数 PSF 的参数估计。由于相机曝光时间很短,忽略该时间内的速度变化,将其视为匀速直线运动。由此点扩展函数可以描述为^[6]

$$h(x,y) = \begin{cases} \frac{1}{d}, & 0 \leq |x| \leq d \cos \phi, y = d \sin \phi \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

式中: d 为点扩展函数 PSF 的尺度,可实时获取车速后计算得到; ϕ 为点扩展函数相对于水平方向的角度,由于高清相机固定在检测车上,点扩展角度总是呈现水平状态,因此设 $\phi=0$ 。

维纳滤波前后效果对比如图3所示,可见该方法对于运动模糊消除的效果很好。



(a) 原始图像 (b) 复原图像

图 3 运动模糊消除局部效果对比图

1.2 图像增强与去噪

对图像进行全局直方图均衡化来增强可能导致图像明部或者暗部的细节丢失。为了优化均衡化效果,本文使用自适应直方图均衡方法对不同区域进行直方图均衡化,以强调接触网元件并适度减少噪声。该方法将图像均分为几个区块,通过逐个计算图像的局部区块直方图,并重新分布亮度来改变图像对比度。对各区块使用双线性内插值方法,从而消除区块效应,大大提高算法效率。

除此之外,本文使用了后处理技术^[7]来消除噪声像素点。将带有连通区域标记的小连通区域的像素点视为孤立噪声并去除。增强和去噪前后分别如图4、图5所示,处理后接触网元件清晰可见,有利于后续算法检测。



图 4 图像增强与降噪前

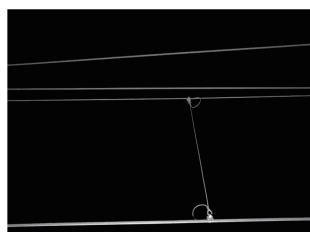


图5 图像增强与降噪后

2 吊弦定位

2.1 方法选择

吊弦定位存在以下难点:1)部分图像背景复杂,如隧道内壁、树木、接触网复杂线路等;2)补充光源造成的反射高光干扰;3)不同光照条件、不同拍摄视角、不同线路造成的差异;4)检测目标被遮挡等。具体如图6所示。

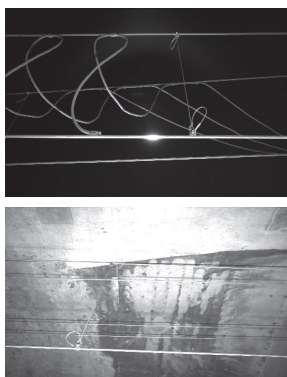


图6 较难的吊弦图像示例

由于上述难点的存在,基于传统图像处理的方法很难实现较好的定位效果,因此本文采用更智能、稳定的深度学习目标检测方法来定位吊弦。深度学习目标检测方法众多:基于区域建议的目标检测算法将分类和定位分为两个步骤,如Faster R-CNN算法准确率较高但耗时较长;基于回归的目标检测算法将分类和定位在一个步骤中进行,如YOLO算法轻量但检测精度不高。而对于稀疏场景的目标而言,SSD算法的运行速度超过YOLO,精度超过Faster R-CNN,在保证精度的同时提高运行速度,因此本文选用SSD算法来实现吊弦的目标检测。

2.2 SSD 算法

LIU W 等^[8]提出了深度学习目标检测SSD,该算法的骨干网络是图像分类网络,如VGG, ResNet等。其特点为:1)提出在不同层、不同尺度的特征图上实现包围框选取,并进行物体类别和包围框检测;2)默认包围框和宽高比。在每个特征图的网格单元中,生成一组具有多个尺度和宽高比的锚点离散边界框的输出空间。每个锚点由回归器学习的偏移量细化,并由分类器预测类别的分类概率;3)添加额外的卷积层进行预测任务。通过端到端的训练方法,将所有预测图的定位损失和分类损失加权并对整个网络进行优化,最后合并不同特征图的检测结果;4)

使用了难样本挖掘避免大量阴性候选框主导训练梯度,进行大量数据扩充以提高检测精度,使用Atrous算法等。

2.3 定位实现

吊弦线夹是吊弦结构中最稳定、易识别的部位,因此本文使用SSD开源算法并设置相关参数训练并实现吊弦的承力索线夹和接触线线夹(图7实线框)两个位置的定位。由此可以分割出吊弦绞线所在区域,即线夹连线区域,如图7虚线框所示。

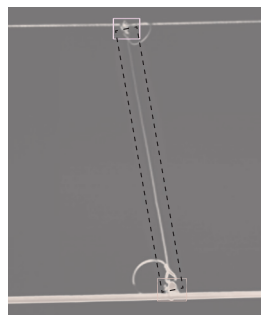


图7 吊弦识别与定位示意图

3 吊弦缺陷检出

3.1 峭度理论

缺陷检出任务使用“峭度”来表征吊弦严重缺陷。峭度是反映振动信号分布特性的数值统计量,描述了波形尖峰度,其数学定义为

$$K = \frac{E(x-\mu)^4}{\sigma^4} \quad (3)$$

式中: x 为分析的振动信号; μ 和 σ 分别为信号 x 的均值和标准差; $E(t)$ 表示变量 t 的期望值。

1977年DYER D和STEWART R M^[9]将峭度指标引入机械工程领域中,用于衡量机械故障严重程度,相关研究在滚动轴承故障检测领域得到了充分发展。峭度反映振动信号中冲击信号特征,它能够准确表征滚动轴承振动信号中故障瞬态冲击的大小。

3.2 缺陷检出实现

为方便后续检出,对图像进行二值化处理后根据1.2节定位的两个线夹框中心点进行一次Radon变换,使得吊弦处于竖直位置,如图8所示。此时 x 方向上的像素能量分布如图9所示,然后对每张输入图像 x 方向上的能量进行“峭度”值计算。

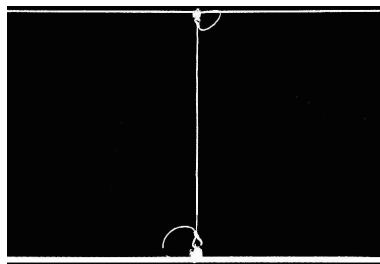


图8 Radon变换二值化效果图

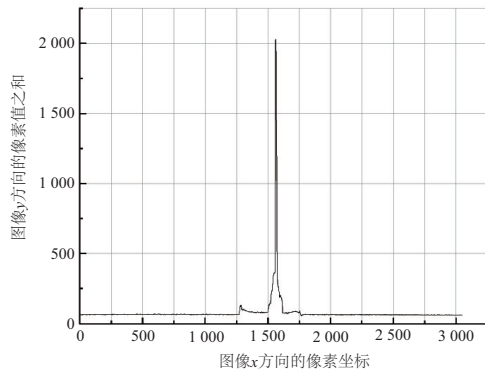


图9 图像x方向能量分布图

图9显示正常受力的吊弦x方向上的能量会出现明显的瞬态冲击,这时吊弦图像的“峭度”值较大(约为208);相反,缺陷吊弦图像无瞬态冲击或瞬态冲击不明显,其“峭度”值则较小。由此可以通过SVM算法学习训练集每张图片的“相对峭度”并输出阈值。相对峭度指经相关特征调整后的“峭度”数据,相关特征包括图像像素密度和瞬态冲击x方向位置相对图像左、右两端的距离等。

根据训练好的阈值对测试集图片或其他需要验证的吊弦图片进行分类,从而判断吊弦的受力状态。当测试图片的相对峭度大于相对阈值时,表示吊弦正常受力;反之则表示测试图片出现严重缺陷,具体分为吊弦断裂/脱落缺陷和不受力缺陷。缺陷的具体分类依赖于训练的另外一个相对阈值,大于该阈值为不受力缺陷,否则为断裂/脱落缺陷。

4 实验验证结果及分析

4.1 实验数据

吊弦图像通过接触网悬挂状态检测装置(C4检测车)采集。车上安装有高速、高清工业相机,连续定点自动抓拍成像获取数据,并根据车速及吊弦的安装规则来调整采样频率,结合GPS信息定位到缺陷吊弦的具体位置。本文中吊弦图像的分辨率为 5120×3840 (2000万像素),最高采集速度可达163帧/s。

本文在Aconada中搭建Tensorflow环境运行模型。经数据扩充后共有5247个吊弦,其中缺陷吊弦781个,以2:1划分训练集和测试集,数据中非主要检测线路的吊弦不进行标记,数据主要针对室外场景。

4.2 实验结果与分析

定位模型训练损失如图10所示,在测试集上的定位效果如图11所示。对于整个算法的测试集检测结果如表1所示。图10中训练损失收敛速度较快且曲线波动较小,图11的出框质量较高,可见定位任务的算法鲁棒性较好。由表1可见整体模型的检测具有较好的性能,该吊弦缺陷检出方法计算量十分小。本实验的具体缺陷划分相对阈值约为18.3,缺陷细分阈值约为9.4。

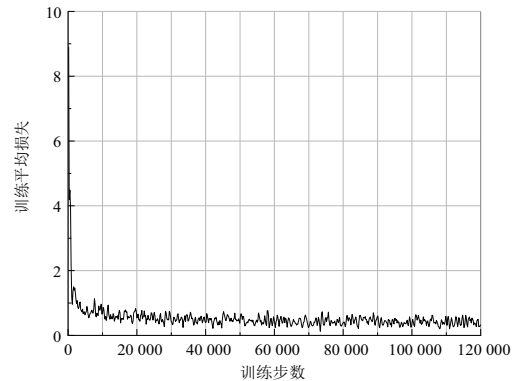


图10 训练损失函数图

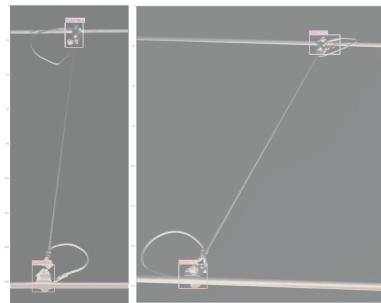


图11 吊弦线夹测试结果图

表1 吊弦缺陷检测模型算法测试集验证结果

任务	吊弦数/个	分类检准数/个	误检数/个	漏检数/个	准确率/%	误检率/%	漏检率/%
吊弦定位	1749	1698	7	51	97.1	0.4	2.9
缺陷检出	1698	1575	72	11	92.8	4.2	0.6
总模型	1749	1575	79	62	90.1	4.5	3.5

针对漏检图像的大片反射高光问题可以尝试从物理角度来解决该问题:1)在高清相机镜头上安装偏振镜过滤反射偏振光;2)在拍摄时使用多角度光源采集图像后合成图像进行进一步数据处理。

另外,将复盛-长寿北、杏林-高崎等实际线路采集的吊弦图像按照本文训练的检测算法进行实时处理。在3121张吊弦图像中检出缺陷吊弦8个,实际缺陷为5个,准确率为99.9%,误检率为0.1%。可见本文的方法准确有效。

5 结语

本文基于机器视觉进行吊弦缺陷检测。在预处理后使用SSD算法进行吊弦定位,并提出了一种“相对峭度”的表征方法。使用SVM分类器训练大量数据得到阈值后,在测试数据中根据阈值判别吊弦状态,检出缺陷。在测试数据和实际线路吊弦图像数据上的实验结果表明:对于运动模糊和复杂的吊弦图像均有较好的处理效果;定位算法鲁棒性较好,定位效果突出;提出的表征方法检出缺陷性能良好、计算效率很高、工程性佳,目前还没有类似的表征方法。未来工作中将探索其他方法进一步提高精度。

(下转第189页)

2) 整个系统成本较低,可供更多的 AEB 行人测试和研发单位使用,有助于推进 AEB 行人检测系统更新提升。

本文的 AEB 行人检测系统也存在一定的不足。比如,假人目标没有考虑雷达的反射特性;此外,对欧洲新车评估规程(E-NCAP)等国外测试规范没有很好的适用性。

5 结语

本文设计了一种 AEB 行人检测系统,可以根据 C-NCAP 和 AEB 行人测试的法规要求,对假人移动过程的进行精准控制,实现了 AEB 行人检测系统与驾驶机器人的实时无线通信。

根据测试实验结果可知,本文设计的 AEB 行人检测系统对假人目标的速度和位移控制精度达到 96%,与驾驶机器人的联动测试一次成功率达到 90%。所开发的假人目标具备人体特征及红外反射特性,能够用于行人危险工况的测试实验,其测试精度较高,是汽车 AEB 系统功能测评和相关产品开发的有效支撑工具。

参考文献:

- [1] 吴俊,向国梁,杨俊辉,等. 汽车自动紧急制动(AEB)行人检测系统的开发与测试[J]. 汽车安全与节能学报,2018,9(4):401-409.
- [2] MATTHIAS GSUL,胡子红,周旋,等. 道路交通安全发展报告(2017)[J]. 中国应急管理,2018(2):48-58.

- [3] 李刚,杨志,吴迪. 汽车二级自动紧急制动系统控制研究[J]. 机械设计与制造,2020(7):134-138.
- [4] 包崇美. 聚焦国内外 AEB 测试[J]. 世界汽车,2018(4):86-93.
- [5] 刘宏伟,张杰,朱恩利,等. 基于线控制动系统的 AEB 功能开发[J]. 汽车工程学报,2020,10(3):207-212.
- [6] 陈达兴,张强,梁锋华,等. AEB 测试技术研究[J]. 试验研究,2015(2):13-20.
- [7] 中国汽车技术研究中心. C-NCAP 管理规则(2018 年版):行人自动紧急制动系统实验[Z]. 天津:中国汽车技术研究中心,2017.
- [8] 王海镜. 车辆紧急避撞算法研究[D]. 杭州:浙江大学,2020.
- [9] 石博. 乘用车自动紧急制动系统研究[D]. 长春:吉林大学,2019.
- [10] 冯海鹏. 汽车自动紧急制动系统建模及控制策略研究[D]. 镇江:江苏大学,2019.
- [11] 杨为,赵胡屹,舒红. 自动紧急制动系统行人避撞策略及仿真验证[J]. 重庆大学学报,2019,42(2):1-10.
- [12] 刘颖,贺锦鹏,刘卫国,等. 自动紧急制动系统行人测试场景的研究[J]. 汽车技术,2014(3):35-39.
- [13] 张照杰. 网络 RTK 定位原理与算法研究[D]. 青岛:山东科技大学,2007.
- [14] 刘伟,朱为国,单东升,等. 汽车智能制动系统(ABS)电磁场温度场分析[J]. 机械制造与自动化,2020,49(1):154-157.

收稿日期:2020-09-24

(上接第 170 页)

参考文献:

- [1] 国家铁路局. 2018 年铁道统计公报[R]. 2019.
- [2] 宋新江. 高速铁路接触网知识读本[M]. 北京:中国铁道出版社,2012:6-9.
- [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.
- [4] 徐钥斌. 图像处理在接触网吊弦缺陷检测中的应用[D]. 成都:西南交通大学,2018.
- [5] 武国龙. 高速铁路接触网支持悬挂装置故障检测算法[D]. 石家庄:石家庄铁道大学,2016.
- [6] 周玉,彭召意. 运动模糊图像的维纳滤波复原研究[J]. 计算机工程与应用,2009,45(19):181-183.

- [7] 张玉雪,唐振民,钱彬,等. 融入视觉注意机制的路面裂缝检测与识别[J]. 计算机工程,2018,44(4):287-293.
- [8] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot MultiBox detector[M]// Computer Vision-ECCV 2016. Cham: Springer International Publishing, 2016:21-37.
- [9] DYER D, STEWART R M. Detection of rolling element bearing damage by statistical vibration analysis[J]. ASME Transactions Journal of Mechanical Design, 1977, 100: 229-235.

收稿日期:2020-03-20

(上接第 174 页)

- [8] JACK L B, NANDI A K. Support vector machines for detection and characterization of rolling element bearing faults [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2001, 215(9): 1065-1074.
- [9] 李恒,张氢,秦仙蓉,等. 基于短时傅里叶变换和卷积神经网络的轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击,2018,37(19):124-131.
- [10] 文成林,吕菲亚,包哲静,等. 基于数据驱动的微小故障诊断

- 方法综述[J]. 自动化学报,2016,42(9):1285-1299.
- [11] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553):436-444.
- [12] INCE T, KIRANYAZ S, EREN L, et al. Real-time motor fault detection by 1-D convolutional neural networks [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(11): 7067-7075.

收稿日期:2020-06-19