DOI: 10.3901/JME.2021.20.038

多传感器信息融合的铁路扣件缺陷检测方法^{*}

金鹏¹ 黄浩¹ 刘检华¹ 刘少丽¹ 方玥² 何森¹ 戚慧志¹ 刘威¹

(1. 北京理工大学机械与车辆学院 北京 100081;

2. 中国铁道科学研究院集团有限公司基础设施检测研究所 北京 100081)

摘要: 基于机器视觉的二维图像铁路扣件缺陷检测已经取代人工检测,提高了检测效率。但是,铁路扣件缺陷样本数量少且标注困难,以及检测结果受光照条件影响大等问题仍然是当前所面对的主要挑战。因此,提出一种多传感器信息融合的铁路扣件缺陷检测方法,采用结构光设备快速高效地采集铁路扣件的深度和强度信息,设计一种针对深度图的自适应定位分割方法,自动准确定位和分割深度图中的铁路扣件,并将定位分割参数与强度图融合,实现铁路扣件的定位分割;针对样本不平衡和样本标注效率低的问题,通过 DCGAN 扩充缺陷扣件样本的数量;设计了具有 8 个残差块共 18 层的 ResNet 神经网络,完成铁路扣件螺母缺失、弹条断裂和弹条缺失三种缺陷类别检测,并采集 WJ-7 类型铁路扣件样本设计了相关试验,验证结果表明,缺陷扣件检测平均准确率达到 97.6%,满足工程应用的需求。

关键词: 铁路扣件; 缺陷检测; 样本不平衡; 深度学习

中图分类号: U216

Fault Detection Method of Railway Fastener Combined with Multi-sensor Information

JIN Peng¹ HUANG Hao¹ LIU Jianhua¹ LIU Shaoli¹ FANG Yue²

HE Sen¹ QI Huizhi¹ LIU Wei¹

(1. School of Mechanical Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081;

2. Infrastructure Inspection Research Institute,

China Academy of Railway Sciences Corporation Limited, Beijing 100081)

Abstract: The defect detection of railway fastener based on machine vision has replaced manual detection and improved the detection efficiency. However, the problems including few samples of defective railway fastener, the difficulty of sample labeling and the great influence of light conditions on 2D image detection are still the main obstacles in defect detection of railway fastener. Therefore, a defective railway fastener detection method combining multi-sensor information is proposed. The sample of railway fastener is quickly and efficiently collected by structural light equipment. An adaptive positioning and segmentation method based on depth map was designed to automatically and accurately locate and segment railway fastener in depth map, and the positioning and segmentation parameters were integrated to realize the positioning and segmentation of railway fastener on the intensive map. To solve the problem of unbalanced samples and low efficiency of sample labeling, DCGAN is used to expand the number of samples of defective railway fastener. In addition, a depth neural network with a total of 18 layers of 8 residual blocks was designed based on ResNet network to complete the detection of three types of defects: missing nut, broken spring strip and missing spring strip of railway fastener, and samples of WJ-7 type railway fastener were collected for experiment to verify the proposed method. The results showed that the average accuracy of defect detection of fastener was 97.6%, meeting the needs of engineering applications.

Key words: railway fastener; fault detection; imbalance sample; deep learning

0 前言

随着铁路网络布局的推进和高铁技术的快速发

展,铁路运营维护检测承担着越来越重要的责任。列车的安全运行需要铁路系统的安全保障,而铁路扣件是连接铁轨和枕木,保证轨道距离的重要组成部分,在高速铁路检测系统中起着重要的作用^[1]。然而,由于铁路基础设施分布跨度大、环境变化大,以及列车振动等的影响,铁路扣件会出现松脱、断

^{*} 国家自然科学基金(51875044)和国家基础科研(JCKY2017204B502)资助项目。20201215 收到初稿,20210516 收到修改稿

裂,甚至缺失等缺陷^[2-5],这会严重影响铁路运行安全,甚至会引发铁路脱轨事故。因此,铁路扣件需要定期进行检测,以保证铁路的安全运行。

目前,我国铁路线路的扣件类型各有差异,传统的检测方法需要依靠人工操作,该方法耗费大量时间、劳动强度高、效率低,同时会给检查人员带来未知的安全隐患^[2-6]。随着高速铁路的快速发展,铁路扣件的检测面临着大的挑战^[7],因此,研究快速准确的铁路扣件识别算法具有很大的需求。

近年来,针对铁路扣件的缺陷检测方法发展迅速,国内外基于机器视觉技术开发了相应的铁路检测系统,例如,美国的 TVIS 系统^[8-9]和 LCMS 系统^[10],可以检测轨道头表面缺陷、扣件异常和轨道床损失情况等;德国的轨道检测系统,利用图像处理技术实现轨道结构的异常检测;以及中国的铁路巡检系统^[11]等。目前,基于机器视觉的扣件检测方法^[10-17]以其速度快、精度高和可靠性高的特点而被广泛采用。利用机器视觉检测铁路扣件可以分为基于二维图像和基于三维图像两类方法,基本思路是在巡检车上安装高速相机或者结构光等设备后,利用视觉检测系统拍摄二维或者三维的图像作为样本,离线构建缺陷识别模型后再应用到实际的铁路扣件检测中。

基于二维图像的铁路扣件缺陷检测已经有许多研究,MARINO 等^[12]利用小波变换和多层感知机分类器构建六角头螺栓的实时检测系统,该系统实现对以 200 km/h 采集到的视频序列进行实时分析,但是该方法的泛化性能较低,对新型扣件的检测难度较大。RESENDIZ 等^[13]提出一种能够自动检测轨道结构特定部件的算法,通过基于边缘和纹理的技术检测扣件、轨锚、和道岔等不规则性和缺陷等。XIA 等^[14]提出一种基于 Adaboost 算法的复杂破损铁路扣件检测与识别的方法,并利用灰度特征和梯度特征定位破损扣件。FENG 等^[15]提出一种基于概率主题模型的自动视觉检测系统,主要用于检测磨损和丢失的紧固件,该系统整体准确率达到 98%,并且可以使用未标记的数据来模拟不同方向和强度光照下的铁路扣件场景,但是不能检测断裂和扭曲等类型的缺陷;GIBERT 等^[16]利用扣件的梯度特征直方图提取扣件二维图像特征,然后利用 SVM 支撑向量积检测和识别缺陷铁路扣件,但是,样本不均衡使得检测难度增加,准确率较低。FAN 等^[17]利用铁路扣件的几何特征关系,构建模板库识别检测缺陷扣件,但是这种检测方法速度较慢,且采集的图像受光照影响大,误检率较高。

总的来说,基于二维图像的铁路扣件缺陷检测

结合深度学习算法加快了扣件的检测速度和精度,并发展相应的检测系统。但由于二维图像受光照方向和光线条件影响大,使得图像质量较低的铁路图像检测较为困难,召回率较低。由于铁路扣件的样本数量庞大且缺陷样本的数量远少于正常样本,使得检测模型不能有效记录和提取缺陷样本的特征,在利用深度学习算法模型检测时,模型更多的学习到正常样本的特征属性,使得误检误报率增加,影响最后的检测结果。

三维点云类型的铁路扣件消除了二维图像光照不均匀的问题,而且可以有效地将扣件从背景中分离出来,提取到铁路扣件的特征。在基于三维图像的铁路扣件缺陷检测方法中,通常采用结构光测量方法^[18],利用激光器在扣件表面投射线激光,同时利用相机拍摄照片,基于三角测量原理重建三维点云。代先星等^[7]研究了铁路扣件缺陷自动检测的研究进展,对利用三维数据进行检测的方法进行的综述。AYTEKIN 等^[19]提出一种基于高速激光测距相机的铁路扣件实时检测系统,对基于像素和直方图相似性的各种方法进行分析。LORENTE 等^[20]提出一种专门设计用于钢轨轨距估算和扣件缺失检测的自动检测系统,采用基于距离的方法进行检测,但是本系统并未用缺陷样本进行测试。MAO 等^[6]提出一种基于结构光传感器的高速铁路扣件检测方法,利用决策树分类器对铁路扣件的缺陷进行了详细分类。CUI 等^[21]提出一种基于二维激光轮廓仪的铁路扣件几何参数测量系统,提取扣件点云区域,利用区域增长算法进行定位,进而求出几何参数。HAN 等^[22]提出一种结合二维和三维图像进行铁路扣件检测的方法,利用模板匹配算法从二维图像中定位扣件,然后利用分水岭算法从深度图中分割螺母和螺栓,进而完成扣件的缺陷检测,但是并未研究样本不平衡问题。综上可知,目前利用三维信息进行扣件检测的研究较少且不成熟,并且多是利用模板匹配进行扣件分割和定位,速度较慢;针对缺陷样本不均衡的问题没有有效解决方法。

传统的数据增强方法利用图像处理手段对原图像进行几何或颜色等属性变换,并不能增加原有样本中缺陷特征的数量,对检测效果提升贡献较小。利用重采样或者重加权法进行数据扩充减少了数据的多样性,容易产生过拟合^[23]。对抗式生成神经网络(Generative advertising network, GAN)是近年来提出的一种无监督学习的深度学习模型,可以用于扩充小样本的缺陷数据集。GAN 的生成模型学习样本数据的分布,生成全新的样本图像。2014 年 GOODFELLOW 等^[24]提出 GAN 后,不断有学者进

行改进, CRESWELL 等^[25]提出一种深度卷积生成对抗网络, 提升了 GAN 的训练稳定性和生成能力。LEE 等^[26]最早将 GAN 用于故障检测, 提出 ADASYN 模型, 利用 K 近邻法为小样本分配一个权值来解决样本不均衡的问题。CatAAE^[27]是另一种利用 GAN 进行无监督故障诊断的方法, 采用一个附加的分类器做最后的故障检测。ZAREAPOOR 等^[28]提出一种新的对抗网络同时分类和故障检测, 用鉴别器同时识别生成样本并分类。

本文提出一种多传感器信息融合的铁路扣件缺陷检测方法, 利用结构光设备采集深度信息和强度信息, 设计自适应的铁路扣件定位分割方法, 在深度图上完成扣件的自动准确定位分割, 并在强度图上融合定位分割参数完成铁路扣件定位分割; 针对样本不均衡和样本标注效率低的问题, 利用 DCGAN 扩充缺陷样本的数量; 最后, 利用深度神经网络完成铁路扣件的缺陷检测和识别, 并针对 WJ-7 类型扣件的三种类型缺陷样本进行试验, 验证算法的有效性。

1 扣件样本预处理

1.1 铁路扣件深度图的分割与定位

高速铁路中有多种类型的扣件, 根据中国的高速铁路设计规范, 目前现有和正在建设的高速铁路主要使用三种扣件: Vossloh-300、WJ-8 和 WJ-7, 如图 1 所示。

图 1 三种类型的铁路扣件

我们针对弹条形扣件进行分析和试验, 弹条形扣件由金属弹条、中心螺栓组成, 在连接钢轨和轨枕, 保证轨道稳定性可靠性方面起着重要作用。通常扣件的缺陷分为三种: 缺失中心螺栓、缺失金属弹条及金属弹条断裂, 如图 2 所示。

图 2 铁路扣件的三种缺陷

本文的采集样本设备是由 SICK 公司生产的 Ranger3 3D 相机, 可以直接获得整个场景的深度图和强度图, 包含钢轨, 枕木, 扣件三部分, 如图 3 所示, 深度图和强度图在像素位置上是一一对应的, 深度图包含更多的位置坐标信息, 可以用于完成扣件的定位和分割; 而强度图包含了更多的语义信息, 可以用于缺陷样本的扩充及缺陷检测。利用深度图及采集分辨率可以生成铁路场景的三维点云, 如图 4 所示。

图 3 铁路场景样本图像

图 4 铁路场景三维点云

准确定位铁路扣件位置是完成扣件自动检测的关键, 通常, 高速铁路上扣件与钢轨之间的距离为固定值 d_x , 据此, 可以缩小扣件在场景中的位置范围。虽然扣件之间的间距也相对固定, 但由于铁路网诸多且变化大, 扣件间距会存在不同程度的变化, 不能直接利用间距定位扣件位置。因此, 我们提出一种自适应的位置定位方法, 具体算法流程如下。

(1) 扣件横向位置定位。在深度图 $D(i, j)$ 中, 扣件的横向区域位置应满足

$$x_k \in [x_a - d_x, x_a] \cup [x_a + h, x_a + h + d_x] \quad (1)$$

式中, x_k 表示扣件区域的横向坐标, x_a 为钢轨左侧面的坐标, 可以通过铁轨的高度确定, h 为铁轨宽度, d_x 为阈值参数, 通常扣件的形状在确定范围之内。利用上述公式对原始三维图像进行截取后得到 $D'(i, j)$, 扣件横向位置如图 5 所示。

图 5 横向位置定位后的铁路场景样本图像

(2) 扣件纵向自适应位置定位。在处理过的深度图 $D'(i, j)$ 上, 扣件的高于周围物体的高度, 且在一定范围内, 据此, 将 $D'(i, j)$ 沿 x 方向求和可得扣件高度在 y 方向的变化曲线。由于深度图噪声较大, 高度变化曲线波动范围大且不平滑, 故对其进行滤波, 定义移动均值滤波器为

$$H_i = \frac{1}{win} (hi(n) + hi(n-1) + \dots + hi(n-win-1)) \quad (2)$$

式中, H_i 为滤波后的高度序列, h_i 为滤波前的高度序列, win 为沿数据移动的窗口宽度。经过滤波后, 原始数据更加平滑, 设置高度阈值 T_h , 利用该高度阈值与滤波后曲线的交点即可获得扣件在纵向的区域范围, 确定最终位置。如图 6 所示。交点 y_1 和 y_2 确定扣件纵向位置, 同时设置小阈值 Δy , 保证扣件区域分割时扣件的完整性, 则扣件纵向位置范围 y_k 为

$$y_k \in [y_1 - \Delta y, y_2 + \Delta y] \quad (3)$$

图 6 纵向高度变化曲线

考虑存在弹条缺失、丢失缺陷等情况, 设置高度阈值 T_h 在枕木位置, 如图 6 所示, 弹条区域和螺母区域, 两者都远高于 T_h , 因此扣件存在缺陷等情况时不会影响区域定位分割, 故所提定位分割方法的稳定性强。

1.2 铁路扣件强度图去噪滤波

结构光相机采集轨道样本数据时, 由于受到外界干扰如视线遮挡、障碍物等因素, 铁路扣件的强度图中存在诸多离散的噪点, 影响后续特征提取的准确率, 严重干扰图像检测结果, 因此本文提出利用均值滤波算法对扣件强度图去噪, 提升图像质量, 通过将图像像素值变为其本身和周围 8 个像素的像素平均值, 将噪声分散到周围像素, 减弱噪声对图像的影响。

设定强度图中目标区域的模板, 模板尺寸为 3×3 , 包含目标像素 $I(i, j)$ 及其周围的 8 个像素, 利用式(4)计算模板内所有像素的均值作为 $I(i, j)$ 的像素值 $g(i, j)$ 。

$$g(i, j) = \frac{1}{n} \sum_{f \in s} f(x, y) \quad (4)$$

式中, n 为模板中的像素总数, s 为选取的 3×3 领域范围。利用均值滤波处理铁路扣件样本图像后可以明显看出噪点减少, 图像更加平滑, 如图 7 所示。

图 7 扣件图滤波前后变化

2 基于深度学习的铁路扣件缺陷检测

为解决样本不平衡的问题, 本文提出利用生成式对抗神经网络 DCGAN 扩充缺陷样本数量, 从缺陷样本的总体分布中学习特征, 并在原始数据集与生成数据集上训练新的神经网络模型, 完成扣件缺陷检测。

2.1 扣件缺陷样本扩充

生成式对抗神经网络 GAN 是一种生成式模型, 由判别器 D 和生成器 G 组成。真实样本为预先采集的少部分缺陷样本, 生成器学习真实样本特征的分布, 生成新的缺陷样本; 判别器则区分真实样本与生成样本, 由 Gan 建立的模型就是在这种对抗过程中完成训练的。为能控制生成铁路扣件缺陷样本的分布 p_g , 首先, 定义先验噪声分布 $p_z(z)$, 然后, 用 G 建立数据空间中 p_g 与 $p_z(z)$ 之间的映射关系 $G(z; \theta_g)$, $G(z; \theta_g)$ 是用卷积神经网络表示的参数为 θ_g 的可微函数; 最后, 判别器 D 输出判断真实样本和生成样本的可能性。训练 D , 使其能够正确区分真实样本和生成样本, 同时训练 G , 使其能够学到分布 p_g 与真实样本尽可能接近 p_d , 故目标函数可表示为

$$\min_G \min_D V(G, D) = E_{x \sim p_d(x)} [\log_2(D(x))] + E_{x \sim p_g(x)} [1 - \log_2(D(G(z)))] \quad (5)$$

DCGAN 是在原始 GAN 网络上的改进,使得 GAN 的训练更加稳定,生成器能够学到更深层次的样本特征。具体的改进有:用全卷积层代替池化层,在生成器和判别器中增加 Batch Normalization 操作,在生成器中用 ReLu 函数作为激活函数,在判别器中用 LeakyRelu 函数作为激活函数等。网络结构如图 8 所示,生成器和判别器分别由四个卷积层组成,其中生成器输入为服从高斯分布的 100 维向量,经过上采样卷积后生成与原始样本维度一致的图像。判别器相当于一个分类器,输入包括真实样本和生成样本,输出为两者的类别。

在利用 DCGAN 生成铁路扣件缺陷样本时,先随机生成一个 100 维的向量,利用卷积层 1 扩展尺

度到 $4 \times 4 \times 1024$,为扩张张量,使用 4 个尺寸为 5×5 的卷积核、步长为 2 的反卷积,每次反卷积之后利用 ReLu 激活函数和 Batch Normalization 操作。最后生成 $64 \times 64 \times 1$ 的缺陷扣件样本。判别器网络的输入包括真实样本和生成样本,使用具有四个卷积层对图像进行分类,同样,采用卷积核尺寸为 5×5 ,步长为 2,最后添加一个全连接层完成真假判别分类。

在模型训练好后,随机生成 100 维的向量并输入到生成器中,输出即为生成的铁路扣件缺陷样本,在训练过程中不同扣件缺陷类型的样本分别训练,保证网络不会将不同的缺陷类型合并,生成不合理的缺陷样本。

图 8 生成式对抗神经网络结构

2.2 扣件缺陷检测方法

在扣件识别部分,我们提出使用 ResNet 作为骨干网络搭建一个具有 8 个残差块共 18 层的神经网络,采用 focal loss 函数作为损失函数,将原始数据与生成数据合并在一起作为新的训练集,整个检测

的网络结构如图 9 所示。

在该网络结构中,输入层为扣件图像,中间层包括 5 个卷积层和 1 个全连接层,其中 8 个短连接的残差块使用 3×3 的卷积核,输出层维度 5,对应 4 种缺陷扣件和正常扣件。

图 9 扣件缺陷检测网络结构

3 试验与分析

3.1 样本采集设备

利用 SICK 生产的 3D 相机和 Osela 生产的 5 mW 波长为 660 nm 的线激光器搭建结构光测量设备, 如图 10a 所示。实际试验时, 钢轨表面到扣件的距离范围为 210 mm 到 310 mm 之间, 通过试验测得样本采集设备在测量此深度范围时误差在 0.1 mm 以内。

将结构光测量设备安装在巡检列车上, 巡检列车以固定速度行驶, 完成现场动态测试, 如图 10b 所示, 并对其进行精度验证, 通过试验测得其测量精度在 0.8 mm 以内。

(a) 室内采集设备

(b) 巡检车采集设备

图 10 样本采集设备

3.2 检测流程

本文提出的铁路扣件缺陷检测过程如图 11 所示, 铁路场景样本由结构光设备采集获得, 包括: 深度图和强度图。通过本文的方法分割深度图中的扣件, 深度图与强度图的对应关系可以进一步分割强度图中的扣件。生成对抗网络扩充样本数量, 解决样本不均衡的问题, 结合原始样本组成新的训练集, 训练铁路扣件检测网络。另外, 当进行在线检测时, 可实时采集铁路样本图像并进行分割, 然后利用离线训练的检测模型进行预测, 可快速准确地获得检测结果。

图 11 铁路扣件缺陷检测流程

利用结构光测量设备共采集铁路场景图像 500 张, 完成扣件定位和分割后, 共获得铁路扣件样本 754 张, 由于样本缺少标注信息, 本文设计一种简

单的标注算法, 并人工完成标注, 标注过程如图 12 所示。

图 12 样本标注流程

通过定位分割以及标注后, 共获得正常样本 659 张, 缺陷样本 95 张, 其中断裂样本 32 张, 螺母缺失样本 27 张, 弹条缺失样本 36 张, 利用生成式对抗神经网络将每种缺陷样本扩充 150 张, 部分样本如图 13 所示。将生成样本与原始样本合并, 生成最终数据集, 共计 1 204 张, 并按照 7:3 的比例划分为训练集和测试集。部分样本图像如图 14 所示。

图 13 生成样本图像(部分)

图 14 训练样本图像(部分)

为适应网络输入, 需要对数据集的图像缩放到 64×64 大小, 扣件缺陷检测采用 ResNet18 作为骨干网络, 选择 Adam 作为优化器, batch_size 为 64, 设置 epochs 为 50, 试验运行在一块 GTX1080Ti 的

显卡上,运行时间为 5 min。

3.3 试验结果及分析

图 15 为模型训练过程中的 $loss$ 曲线,可以看出,随着 $epoch$ 的增加, $loss$ 不断减小,在 $epoch$ 为 45 左右时, $loss$ 达到最小,且维持稳定,此时 $loss$ 为 0.085,说明模型已经训练完成。

图 15 训练过程中的 $loss$ 曲线

测试集的四类扣件类型的平均准确率曲线如图 16 所示,可以看出在 $epoch$ 为 42 左右时,平均准确率已经达到 97.6%左右,模型的检测性能良好。

图 16 平均准确率曲线

试验中,测试集样本共 362 张,其中正常样本 198 张,断裂样本 55 张,螺母缺失样本 53 张,弹条缺失样本 56 张,测试集上的混淆矩阵如图 17 所示。从图 17 中可以看出,针对弹条缺失、螺母缺失和弹条断裂三种缺陷类型,模型预测分别只有 1 张、2 张和 1 张预测错误,缺陷扣件检测的平均准确率达到 97.6%,测试时间约为 30 s,平均每秒检测约 12 张图像,满足实际检测要求。

图 17 测试集的混淆矩阵

4 结论

(1) 本文提出一种基于深度学习的结合深度图和强度图的铁路扣件缺陷检测方法,融合位置信息和纹理信息,检测准确率高达 97.6%。

(2) 本文提出一种基于深度图的铁路扣件定位分割方法,利用扣件图像纵向高度自适应法完成扣件的自动定位和分割。

(3) 针对缺陷样本不平衡的问题,本文首次提出一种利用生成式对抗神经网络扩充样本数量的方法,将生成的样本与原始样本合并形成新的数据集,提高缺陷扣件检测的准确率,降低误检误报率。

(4) 本文利用 ResNet18 作为骨干网络设计深度神经网络在合成数据集上完成缺陷扣件检测,并设计试验完成验证。今后工作可围绕网络结构和损失函数展开,根据铁路扣件的特点合理设计网络,提取可区分度更高的特征;对于不易识别的缺陷,在损失函数中增加正则项,提高困难样本识别的准确率,进一步提高模型的性能。

参 考 文 献

- [1] 肖新标,金学松,温泽峰. 钢轨扣件失效对列车动态脱轨的影响[J]. 交通运输工程学报, 2006, 6(1): 10-15.
XIAO Xinbiao, JIN Xuesong, WEN Zefeng. Influence of rail fastener failure on vehicle dynamic derailment[J]. Journal of the Traffic and Transportation Engineering, 2006, 6(1): 10-15.
- [2] ZHOU L, SHEN Z Y. Dynamic analysis of a high-speed train operating on a curved track with failed fasteners[J]. Journal of Zhejiang University: Science A, 2013, 14(6): 447-458.
- [3] XIAO X, JIN X, WEN Z. Effect of disabled fastening

- systems and ballast on vehicle derailment[J]. *Journal of Vibration and Acoustics*, 2006, 129(2): 217-229.
- [4] MORALES-IVORRA S, REAL J I, HERNÁNDEZ C, et al. Derailment risk and dynamics of railway vehicles in curved tracks: Analysis of the effect of failed fasteners[J]. *Journal of Modern Transportation*, 2016, 24(1): 38-47.
- [5] ESVELD C. *Modern railway track*[M]. Zaltbommel: MRT-productions, 2001.
- [6] MAO Q, CUI H, HU Q, et al. A rigorous fastener inspection approach for high-speed railway from structured light sensors[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2018, 143: 249-267.
- [7] 代先星, 阳恩慧, WANG K C, 等. 铁路扣件缺陷自动检测研究进展[J]. *铁道科学与工程学报*, 2017, 14(11): 2452-2459.
- DAI Xianxing, YANG Enhui, WANG K C, et al. Technology progress of automatic railway fastener inspection[J]. *Journal of Railway Science and Engineering*, 2017, 14(11): 2452-2459.
- [8] SHOLL H, AMMAR R, GREENSHIELDS I, et al. Application of computing analysis to real-time railroad track inspection[C/CD]// 2006 World Automation Congress, 24-26 Jul. 2006, Budapest, Hungary, 2006.
- [9] SINGH M, SINGH S, JAISWAL J, et al. Autonomous rail track inspection using vision based system[C/CD]// 2006 IEEE International Conference on Computational Intelligence for Homeland Security and Personal Safety, 16-17 Oct. 2006, Alexandria, VA, USA, 2006.
- [10] XIE Y, TALBOT M, ZHAO K, et al. Automatic track inspection using 3D laser profilers to improve rail transit asset condition assessment and state of good repair: A preliminary study[C/CD]// TRB 2014 Annual Meeting, 2014.
- [11] 许贵阳, 史天运, 任盛伟, 等. 基于计算机视觉的车载轨道巡检系统研制[J]. *中国铁道科学*, 2013(1): 139-144.
- XU Guiyang, SHI Tianyun, REN Shengwei, et al. Development of the on-board track inspection system based on computer vision[J]. *China Railway Science*, 2013(1): 139-144.
- [12] MARINO F, DISTANTE A, MAZZEO P L, et al. A real-time visual inspection system for railway maintenance: Automatic hexagonal-headed bolts detection[J]. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part C*, 2007, 37(3): 418-428.
- [13] RESENDIZ E, HART J M, AHUJA N. Automated visual inspection of railroad tracks[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2013, 14(2): 751-760.
- [14] XIA Y, XIE F, JIANG Z. Broken railway fastener detection based on adaboost algorithm[C]// International Conference on Optoelectronics and Image Processing, 11-12 Nov. 2010, Haikou, China, 2010.
- [15] FENG H, JIANG Z, XIE F, et al. Automatic fastener classification and defect detection in vision-based railway inspection systems[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement*, 2014, 63(4): 877-888.
- [16] GIBERT X, PATEL V M, CHELLAPPA R. Robust fastener detection for autonomous visual railway track inspection[C/CD]// IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision, 5-9 Jan, 2015, Waikoloa, HI, USA, 2015.
- [17] FAN H, PAMELA C C, YUN H, et al. High speed railway fastener detection based on line local binary pattern[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2018, 25(6): 788-792.
- [18] 代先星, 阳恩慧, 丁世海, 等. 基于三维图像的铁路扣件缺陷自动识别算法[J]. *铁道学报*, 2017, 39(10): 89-96.
- DAI Xianxing, YANG Enhui, DING Shihai, et al. Automatic defect inspection algorithm of railway fasteners based on 3D images[J]. *Journal of the China Railway Society*, 2017, 39(10): 89-96.
- [19] AYTEKIN A, REZAEITABAR Y, DOGRU S, et al. Railway fastener inspection by real-time machine vision[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2017, 45(7): 1101-1107.
- [20] LORENTE A G, LLORCA D F, VELASCO M G, et al. Range-based rail gauge and rail fasteners detection using high-resolution 2D/3D images[C]// TRB 2014 Annual Meeting. TRB2014, January 12-16, Washington, D.C., United States, 2014: 125-132.
- [21] CUI H, HU Q, MAO Q. Real-time geometric parameter measurement of high-speed railway fastener based on point cloud from structured light sensors[J]. *Sensors*, 2018, 18(11): 3675.
- [22] HAN Q, WANG S, FANG Y, et al. A rail fastener tightness detection approach using multi-source visual sensor[J]. *Sensors*, 2020, 20(5): 1367.
- [23] SHORTEN C, KHOSHGOFTAAR T M. A survey on image data augmentation for deep learning[J]. *Journal of Big Data*, 2019, 6: 60.
- [24] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets[C]// Advances in neural information processing systems, NIPS2014, December 8-13, Montreal, Quebec, Canada, 2014: 2672-2680.
- [25] CRESWELL A, WHITE T, DUMOULIN V, et al. Generative adversarial networks: An overview[J]. *IEEE*

- 作者简介:** 金鹏, 男, 1987 年出生, 博士后。主要研究方向为物体三维重建技术。
- E-mail: kingpeng604@163.com
- 刘少丽(通信作者), 女, 1984 年出生, 博士, 副教授, 博士研究生导师。主要研究方向为数字化检测与机器视觉。
- E-mail: liushaoli@bit.edu.cn
- 方玥, 女, 1984 年出生, 博士, 副研究员。主要研究方向为轨道检测与机器视觉。
- E-mail: fangyue@rails.cn

with automatic parameter optimization by Tree-structured Parzen estimator and applied to time-series data of NPP steam generators[J]. Applied Soft Computing, 2020, 89: 106116.

[23] WANG B, LEI Y, LI N, et al. Deep separable convolutional network for remaining useful life prediction of machinery[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 134: 106330.

[24] LI X, ZHANG W, DING Q. Deep learning-based remaining useful life estimation of bearings using multi-scale feature extraction[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2019, 182: 208-218.

[25] WANG D, ZHAO Y, YANG F, et al. Nonlinear-drifted Brownian motion with multiple hidden states for remaining useful life prediction of rechargeable batteries[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,

- 作者简介:** 李乃鹏, 男, 1991 年出生, 博士, 讲师。主要研究方向为机械装备状态监测、剩余寿命预测与智能运维方法。
- E-mail: naipengli@mail.xjtu.edu.cn
- 雷亚国(通信作者),** 男, 1979 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为大数据智能故障诊断与寿命预测、机械系统建模与动态信号处理、机械装备健康监测与智能维护。
- E-mail: vaguolei@mail.xjtu.edu.cn