

DOI:10.19344/j. cnki. issn1671-5276.2024.04.055

# 重载铁路货车机械零件与踏面损伤图像检测方法

李朋<sup>1</sup>, 郭志远<sup>2</sup>, 赵永钢<sup>2</sup>

(1. 国能铁路装备有限责任公司肃宁车辆维修分公司, 河北 沧州 062350;

2. 天津哈威克科技有限公司, 天津 301799)

**摘 要:**当前重载铁路货车的机械零件与踏面损伤以人工检测为主, 受到零件所在区域和角度以及人工主观性的影响, 检测准确率有待提升。提出一种重载铁路货车机械零件与踏面损伤图像检测方法。采集重载铁路货车的机械零件与踏面图像, 采用同态滤波方法消除图像中存在的噪声, 增强图像对比度; 通过 Canny 边缘检测算法对采集的图像展开边缘检测, 将机械零件与踏面损伤区域分割出来, 获得目标区域; 在迁移学习的基础上建立 VGG-19 网络, 将上述目标区域输入 VGG-19 网络中, 获取机械零件与踏面损伤特征, 实现机械零件与踏面损伤检测。实验结果表明: 所提方法的图像处理效果好, 机械零件损伤与踏面损伤检测精度均高于 90%, 检测时间均少于 10 s, 具有实用性。

**关键词:**迁移学习; 重载铁路货车; 机械零件与踏面损伤检测; 同态滤波; Canny 边缘检测算法

**中图分类号:**TP391      **文献标志码:**B      **文章编号:**1671-5276(2024)04-0287-05

## Image Detection Method for Machine Element and Tread Damage of Heavy Duty Goods Wagon

LI Peng<sup>1</sup>, GUO Zhiyuan<sup>2</sup>, ZHAO Yonggang<sup>2</sup>

(1. Suning Vehicle Maintenance Branch of China Energy Railway Equipment Company Limited, Cangzhou 062350, China;

2. Tianjin Hveic Technology Co., Ltd., Tianjin 301799, China)

**Abstract:**The present detection of machine element and tread damage of heavy haul goods wagon is mainly implemented manually, which is affected by the area and angle of the parts and the subjectivity of the manual, and whose detection accuracy needs to be improved. This paper presents an image detection method for damage of machine element and tread of heavy-duty goods wagon. The images of machine element and tread of heavy haul goods wagon are collected, and homomorphic filtering method is applied to eliminate noise in the image and enhance image contrast ratio. With Canny edge detection algorithm, the edge of the collected image is detected, and the damage area of Machine element and tread is segmented to obtain the target area. The VGG-19 network is established on the basis of transfer learning, and the above target areas are input into the VGG-19 network to gain the damage characteristics of machine element and tread, so as to realize the damage detection of machine element and tread. The experimental results show that the image processing effect of the proposed method is favourable, the detection accuracy of mechanical parts damage and tread damage is higher than 90% and the detection time is less than 10 s, which is practical.

**Keywords:**transfer learning; heavy haul railway freight cars; machine element and tread damage detection; homomorphic filtering; Canny edge detection algorithm

## 0 引言

在国民经济中铁路占据重要地位, 国家的基础设施建设和工业化水平可通过铁路货运水平衡量, 在我国经济发展过程中铁路货运产生了较大的推动力。在科学技术不断提升和经济逐渐发展的背景下, 我国铁路货车的承载质量和运输速度逐步提升, 但也埋下了安全隐患, 如铁路货车机械零件与踏面损伤等, 为了保障重载铁路货车的安全运行, 需要展开相关检测工作。

张力等<sup>[1]</sup>将采集的图像输入 SSD 网络中, 提取目标区域, 优化 YOLOv3 网络, 建立 M-YOLOv3 网络, 将目标区域输入该网络中, 实现零件损伤检测, 但该方法无法消除图像中存在的噪声, 图像对比度较低, 导致后续的检测效果不佳。周鼎贺等<sup>[2]</sup>通过迭代加权拟合方法定位并提取待检测图像的 ROI 区域, 将 ROI 区域输入带阻滤波器中展开滤波处理, 结合阈值分割方法获取缺陷区域, 实现损伤识别, 但该方法的检测结果与实际结果不符, 存在检测精度低的问题。

**第一作者简介:**李朋(1985—), 男, 河北定州人, 工程师, 本科, 研究方向为铁道车辆, 18803317629@163.com。

为了解决上述方法中存在的问题,提出一种重载铁路货车机械零件与踏面损伤图像检测方法。

## 1 铁路货车轮胎踏面图像采集与处理

本文方法选用公铁两用牵引机车作为图像采集过程中的移动平台,将具有伸缩功能的支架安装在移动平台的底部,同时在支架上安装补光器和工业相机,用于实时采集重载铁路货车机械零件与踏面的图像。

采集到的图像中存在大量的噪声,为提高后续机械零件与踏面区域分割的准确性及检测的效果,本文的机械零件与踏面损伤图像检测方法采用同态滤波方法<sup>[3-4]</sup>对采集的图像展开去噪和增强处理。

用  $g(x, y)$  表示采集的机械零件与踏面图像:

$$g(x, y) = o(x, y) \times t(x, y) \quad (1)$$

式中:  $(x, y)$  表示图像像素;  $o(x, y)$  表示照度成分;  $t(x, y)$  表示反射成分。通过下式对数运算采集的机械零件与踏面图像,以使得机械零件与踏面图像信号更加平滑和稳定,从而减小了噪声等因素对后续傅里叶变换的影响。

$$\ln g(x, y) = \ln o(x, y) + \ln t(x, y) \quad (2)$$

对上式展开傅里叶变换:

$$F\{\ln g(x, y)\} = F\{\ln o(x, y)\} + F\{\ln t(x, y)\} \\ \Leftrightarrow F(u, v) = O(u, v) + T(u, v) \quad (3)$$

式中:  $F\{\cdot\}$  表示傅里叶变换处理;  $(u, v)$  表示频域中像素点;  $F(u, v)$ 、 $O(u, v)$ 、 $T(u, v)$  分别表示采集机械零件与踏面图像  $g(x, y)$ 、照度成分  $o(x, y)$  和反射成分  $t(x, y)$  的傅里叶变换结果。

建立同态函数  $J(u, v)$  滤波处理傅里叶变换所得到的机械零件与踏面图像:

$$J(u, v) F(u, v) = J(u, v) O(u, v) + J(u, v) T(u, v) \\ \Leftrightarrow J_R(u, v) = J_O(u, v) + J_T(u, v) \quad (4)$$

式中:  $J_R(u, v)$ 、 $J_O(u, v)$ 、 $J_T(u, v)$  分别表示采集图像  $g(x, y)$ 、照度成分  $o(x, y)$  和反射成分  $t(x, y)$  的同态滤波结果。

常见的同态滤波函数  $J(u, v)$  为高斯滤波器,但高斯滤波器在滤波过程中容易丢失机械零件与踏面图像的细节信息。为提高图像的处理效果,采用重载铁路货车机械零件与踏面损伤的指数型同态函数  $J(u, v)$ :

$$J(u, v) = (t_H - t_L) e^{[-D_0/D(u, v)]^2} + t_L \quad (5)$$

式中:  $t_H$ 、 $t_L$  分别为机械零件与踏面图像的高、低

频增益;  $D(u, v)$  为中心像素点  $(u_0, v_0)$  和  $(u, v)$  之间的距离;  $D_0$  为截止频率。如有 1 个破损区域在图中形成单一的峰,而多个破损区域形成多个峰。

通过指数型同态函数  $J(u, v)$  来对机械零件与踏面图像进行滤波处理,以避免造成图像细节丢失,提高原始图像信息还原度。由于后续通过指数变换来增强采集图像的原始对比度主要是通过提高图像中的  $T(u, v)$  成分,抑制图像中的  $O(u, v)$  成分可以完成图像对比度的增强。而指数型同态函数  $J(u, v)$  在对图像进行滤波处理的同时,先对图像中的  $T(u, v)$  成分和  $O(u, v)$  成分进行了提高和抑制。其中,当  $t_H > 1$ 、 $t_L < 1$  时,  $J(u, v)$  函数可以对照度成分进行一定程度的抑制,且对反射成分进行一定程度的提高。在此基础上再对机械零件与踏面图像对比度增强,可极大地提升增强的效果,为后续提供更高质量的机械零件与踏面图像数据。

在完成上述处理后,接下来,展开傅里叶反变换操作,对机械零件与踏面图像的原始信息进行还原,实现图像的重建,以检查滤波处理的效果,确认机械零件与踏面图像是否已经清除了噪声。对上式展开傅里叶反变换:

$$F^{-1}\{J_R(u, v)\} = F^{-1}\{J_O(u, v)\} + F^{-1}\{J_T(u, v)\} \\ \Leftrightarrow j_f(x, y) = j_o(x, y) + j_i(x, y) \quad (6)$$

式中:  $F^{-1}\{\cdot\}$  表示傅里叶反变换操作;  $j_f(x, y)$ 、 $j_o(x, y)$ 、 $j_i(x, y)$  分别为  $g(x, y)$ 、 $o(x, y)$ 、 $t(x, y)$  的傅里叶反变换结果。如果反变换后得到的机械零件与踏面图像和原始图像一致或者接近,说明滤波处理的效果较好。若未达到预期重返滤波处理该步骤;若达到预期,对机械零件与踏面图像展开增强处理。

通过对上式展开指数变换,进行对采集图像对比度的增强,以达到机械零件与踏面图像的最终处理结果,如下式所示。

$$h(x, y) = \exp\{j_f(x, y)\} = \exp\{j_o(x, y)\} \cdot \exp\{j_i(x, y)\} \quad (7)$$

式中:  $h(x, y)$  表示对比度增强后的图像;  $\exp\{\cdot\}$  表示指数变换。以此实现机械零件与踏面图像噪声的消除,以及图像对比度的增强。

## 2 机械零件与踏面图像损伤目标区域分割

对机械零件与踏面图像展开去噪和增强处理后,针对所得到的处理结果,基于迁移学习的重载铁路货车机械零件与踏面损伤图像检测方法采用 Canny 边缘检测算法<sup>[5]</sup>分割采集图像中的机械零

件与踏面损伤区域。

对处理后图像  $h(x, y)$  进行有限差分近似计算, 获得  $X$ 、 $Y$  两个方向上的图像  $h(x, y)$  偏导数矩阵  $\mathbf{X}(x, y)$ 、 $\mathbf{Y}(x, y)$ :

$$\begin{cases} \mathbf{X}(x, y) = \frac{h(x+1, y) - h(x, y) + h(x+1, y+1) - h(x, y+1)}{2} \\ \mathbf{Y}(x, y) = \frac{h(x, y+1) - h(x, y) + h(x+1, y+1) - h(x+1, y)}{2} \end{cases} \quad (8)$$

根据偏导数矩阵  $\mathbf{X}(x, y)$ 、 $\mathbf{Y}(x, y)$  计算梯度方向  $\vartheta(x, y)$  和幅值  $Q(x, y)$ :

$$\begin{cases} \vartheta(x, y) = \arctan \frac{\mathbf{Y}(x, y)}{\mathbf{X}(x, y)} \\ Q(x, y) = \sqrt{\mathbf{X}(x, y)^2 + \mathbf{Y}(x, y)^2} \end{cases} \quad (9)$$

通过上式计算  $Q(x, y)$  的局部最大值, 即可获得机械零件与踏面破损的边缘方向。然而, 对于损伤区域图像而言, 区域内灰度分布的不稳定性会导致该区域部分像素被判定为背景, 在最终结果中出现混乱。

机械零件与踏面图像的灰度值在初始阈值  $g$  下可分为两类, 在图像的总像素数中以上两个类别所占的比例为  $e_1$ 、 $e_2$ :

$$\begin{cases} e_1(y) = \sum_{i=0}^y A_i \\ e_2(y) = \sum_{i=y+1}^{L=255} A_i \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $A_i$  为灰度级中像素的数位;  $L$  为图像的灰度级数量;  $y \in L$ 。根据上式计算结果, 确定两类图像灰度值的平均灰度值  $u_1(y)$ 、 $u_2(y)$ :

$$\begin{cases} u_1(y) = (\sum_{i=0}^y i A_i) / e_1(y) \\ u_2(y) = (\sum_{i=y+1}^{L=255} i A_i) / e_2(y) \end{cases} \quad (11)$$

接着利用最大类间方差法确定机械零件与踏面图像的损伤区域分割阈值  $T_{up}$ 、 $T_{down}$ :

$$\begin{cases} T_{up} = \text{Arg max}_{y \in L} \{ e_1(y) \times e_2(y) \times [u_1(y) - u_2(y)]^2 \} \\ T_{down} = 0.5 \end{cases} \quad (12)$$

利用  $T_{up}$ 、 $T_{down}$  分割图像中机械零件与踏面损伤区域的过程为: 当像素点的幅值  $Q(u, v)$  大于阈值  $T_{up}$  时, 说明像素点属于图像边缘, 反之则不属于; 若  $Q(u, v)$  在阈值  $T_{up}$ 、 $T_{down}$  之间, 判断像素点附近 8 个领域中是否存在  $Q(u, v)$  大于阈值  $T_{up}$  的边缘点。若存在, 表明该像素点属于图像的边缘,

通过上述过程获得机械零件与踏面损伤区域。

### 3 机械零件与踏面损伤检测

为了有效提升重载铁路货车机械零件与踏面损伤检测结果的精度, 在迁移学习方法的基础上建立 VGG-19 网络结构, 如图 1 所示<sup>[6-7]</sup>。通过该网络来实现基于迁移学习的重载铁路货车机械零件与踏面损伤图像检测研究。

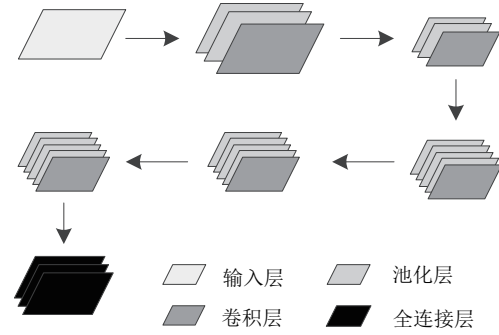


图1 VGG-19 网络结构

将通过利用上述确定的图像分割阈值  $T_{up}$ 、 $T_{down}$  分割得到的机械零件与踏面损伤目标区域  $x_{(i,j)}$  输入 VGG-19 网络中, 用  $(i, j)$  表示目标区域的坐标, 卷积核  $f$  在网络中的维度为  $H \times W$ , 对应的坐标为  $(m, n)$ , 目标区域输入卷积层  $l$  中展开卷积操作, 该层的输出为  $z_{i,j}^l$ :

$$z_{i,j}^l = \sum_{m=0}^H \sum_{n=0}^W f_{m,n} x_{i+m,j+n}^l \quad (13)$$

池化层的主要作用是减少网络的计算量, 针对卷积层提取到的特征  $z_{i,j}^l$  展开降维处理, 以此消除冗余特征。基于迁移学习的重载铁路货车机械零件与踏面损伤图像检测方法选用最大池化方式。机械零件与踏面损伤目标区域经过网络的卷积与池化处理后输出对应的向量, 将向量输入网络的全连接层 1 中, 利用 ReLU 函数  $f_{\text{ReLU}}$  对特征向量展开激活处理, 然后输入到全连接层 2, 通过 Softmax 函数获得机械零件与踏面损伤的检测阈值:

$$\text{Softmax}(Z_i) = \frac{f_{\text{ReLU}}(\alpha z_{i,j}^l)}{\sum_{c=1}^C \exp(Z_i)} \quad (14)$$

式中:  $\alpha$  表示池化窗口在特征图上滑动的步长;  $Z_i$  表示第  $i$  个节点在 VGG-19 网络中的输出值;  $C$  表示检测结果的类别数量。

综上, 完成对机械零件与踏面损伤的检测。采用基于迁移学习方法建立的 VGG-19 网络实现

机械零件与踏面损伤检测的过程中,机械零件与踏面损伤目标区域 $x_{(i,j)}$ 结果对检测效果有着重要的影响,因此需要对其进行精准地获取,以确保检测的效果。

## 4 实验与分析

### 4.1 实验环境设置

为了验证基于迁移学习的重载铁路货车机械零件与踏面损伤图像检测方法的整体有效性,需要对其展开测试。采集到的机械零件与踏面损伤图像如图2所示。

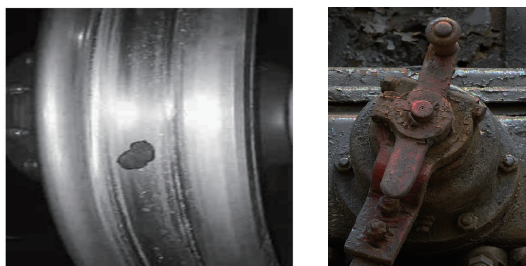


图2 采集到的图像

基于上述采集图像,将文献[1]方法和文献[2]方法作为对比方法,选取图像处理效果、检测精度以及检测时间作为测试指标,分别对所提方法、文献[1]方法和文献[2]方法展开对比测试。

### 4.2 实验结果分析

采用本文的重载铁路货车机械零件与踏面损伤图像检测方法、文献[1]方法和文献[2]方法展开图像处理测试,其所得结果如图3所示。



(a) 所提方法



(b) 文献[1]方法



(c) 文献[2]方法

图3 图像处理结果

由图3可知,原始数据集中的图像中存在大量的噪声,会影响后续的检测结果;采用文献[1]方法和文献[2]方法展开图像处理,图像中仍然存在噪声,图像清晰度较低;采用所提方法处理后,使得噪声得到有效消除的同时,图像的对比度也得到了增强,提升了所采集图像的质量。因为所提方法采用了同态滤波方法对采集的机械零件图像和踏面图像展开了去噪和对比度增强处理,有利于后续的缺失检测与损伤检测。

采用所提方法、文献[1]方法和文献[2]方法展开重载铁路货车机械零件与踏面损伤检测,将3种方法获得的损伤比例与实际比例展开对比,测试各方法检测精度,其结果如表1所示。

表1 3种方法的检测精度 单位:%

| 实验次数/次 | 所提方法   |      | 文献[1]方法 |      | 文献[2]方法 |      |
|--------|--------|------|---------|------|---------|------|
|        | 机械零件损伤 | 踏面损伤 | 机械零件损伤  | 踏面损伤 | 机械零件损伤  | 踏面损伤 |
| 10     | 97     | 97   | 89      | 86   | 84      | 81   |
| 20     | 98     | 97   | 88      | 86   | 85      | 88   |
| 30     | 97     | 96   | 91      | 85   | 86      | 81   |
| 40     | 95     | 95   | 87      | 84   | 87      | 82   |
| 50     | 98     | 97   | 87      | 85   | 85      | 83   |
| 60     | 94     | 94   | 89      | 86   | 85      | 79   |
| 70     | 98     | 96   | 86      | 87   | 86      | 80   |
| 80     | 95     | 97   | 87      | 88   | 84      | 81   |
| 90     | 97     | 95   | 89      | 85   | 87      | 82   |
| 100    | 96     | 96   | 88      | 86   | 86      | 79   |

对表1中的数据展开分析发现,所提方法的机械零件损伤与踏面损伤检测精度均高于90%,其中,机械零件损伤检测精度最高为98%,踏面损伤检测精度最高为97%;而对比方法的检测精度均未超过90%,由此可见所提方法的检测精度明

显高于对比方法。这验证了所提方法具有较高的检测精度。

在上述机械零件与踏面损伤检测过程中,所提方法、文献[1]方法和文献[2]方法的检测时间如图4所示。

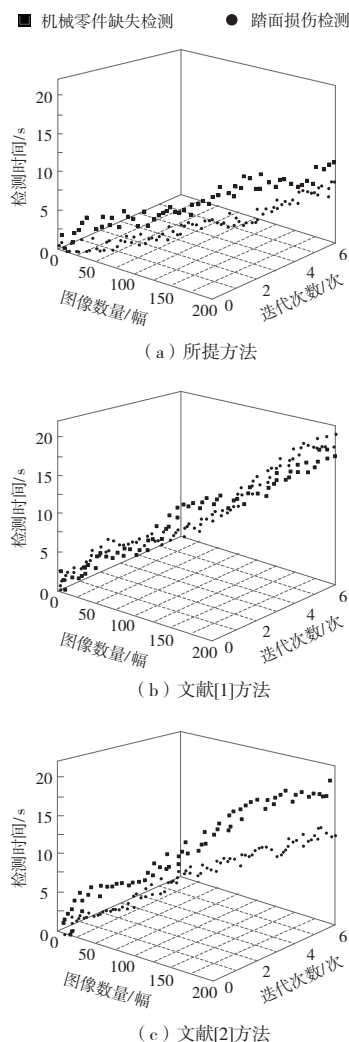


图4 检测时间

通过上述测试可知,随着迭代次数与图像数量的增加,所提方法在机械零件与踏面损伤检测过程中所需的时间均低于文献[1]方法和文献[2]方法,当迭代次数达到6次,图像增加到200幅时,所提方法的机械零件检测时间为10s,踏面损伤检测时间仅为7s;而文献[1]方法和的机械零件与踏面损伤检测时间分别达到20s和18s;文献[2]方法的机械零件与踏面损伤检测时

间分别达到20s和13s。由此可见,所提方法的检测时长明显低于对比方法。这是由于所提方法不仅对采集的图像展开了去噪增强处理,同时采用Canny边缘检测算法对图像展开了目标区域分割处理,使后续检测的计算量降低,从而使检测效率得以提升。

## 5 结语

在重载铁路货车机械零件与踏面损伤检测领域中,目前的检测方法存在图像处理效果差、检测精度低和检测效率低的问题,提出一种新的重载铁路货车机械零件与踏面损伤图像检测方法。该方法对采集的图像展开相关预处理,通过边缘分割获得机械零件与踏面损伤区域,最后将其输入VGG-19网络中完成相关检测。经验证,在图像处理、检测精度和检测效率等方面,所提方法表现出良好的性能。

## 参考文献:

- [1] 张力,黄丹平,廖世鹏,等. 基于目标检测网络的轮对踏面缺陷检测方法[J]. 激光与光电子学进展,2021,58(4):244-253.
- [2] 周鼎贺,宋志峰,林富生,等. 基于机器视觉的汽车零件涂装缺陷检测方法[J]. 电镀与涂饰,2021,40(16):1292-1300.
- [3] 邵小强,杨涛,卫晋阳,等. 改进同态滤波的矿井监控视频图像增强算法[J]. 西安科技大学学报,2022,42(6):1205-1213.
- [4] 黄雪冰,魏佳艺,沈文字,等. 基于自适应加权重值滤波和同态滤波的MR图像增强[J]. 计算机科学,2021,48(增刊1):21-27.
- [5] 张愉玲,邢会林,李三忠,等. 基于蚁群和Canny边缘检测算子混合算法的二维岩石图像裂隙特征提取与修复研究[J]. 大地构造与成矿学,2021,45(1):242-251.
- [6] 史凯钰,张东霞,韩肖清,等. 基于LSTM与迁移学习的光伏发电功率预测数字孪生模型[J]. 电网技术,2022,46(4):1363-1371.
- [7] 王建,吴昊,张博,等. 不平衡样本下基于迁移学习-AlexNet的输电线路故障辨识方法[J]. 电力系统自动化,2022,46(22):182-191.

收稿日期:2023-06-16