

# 基于卷积神经网络的航拍视频轨道异物检测方法<sup>\*</sup>

俞军燕<sup>1</sup> 黄皓冉<sup>2</sup> 杨毅<sup>1</sup> 邢宗义<sup>2</sup>

(1. 广州地铁集团有限公司, 510335, 广州; 2. 南京理工大学自动化学院, 210094, 南京//第一作者, 高级工程师)

**摘要** 针对无人机航拍视频轨道异物检测存在动态背景及异物类型多样等问题,提出了一种基于CNN(卷积神经网络)的航拍视频轨道异物检测方法:对航拍单帧图像采用Canny边缘检测、概率Hough变换、线段筛选等确定轨道区域;采用改进的MobileNet CNN模型对轨道区域图像进行单帧图像异物检测分类;利用视频的帧间相关性优化单帧检测结果,得到最终的轨道异物检测结果;并采用自建的实拍轨道区域图像数据集进行试验。结果表明,该方法适用于航拍视频中存在多种类型异物的情况,并能实现有效检测。

**关键词** 轨道异物;检测方法;航拍视频;卷积神经网络

**中图分类号** U216.3

DOI:10.16037/j.1007-869x.2022.10.018

## Aerial Video Detection Method of Track Abnormal Objects Based on Convolutional Neural Network

YU Junyan, HUANG Haoran, YANG Yi, XING Zongyi

**Abstract** Targeting the problems of dynamic background and diverse types of track abnormal objects in UAV (unmanned aerial vehicle) aerial video detection, an aerial video detection method of track abnormal objects based on CNN (convolutional neural network) is proposed. The track region in a single-frame image is affirmed by Canny edge detection, probabilistic Hough transform, and line segments screening. By adopting the improved MobileNet CNN model, abnormal objects detection and categorization in track region in a single-frame image is carried out. From the result of single-frame detection by the inter-frame correlation optimization in the video, the final results of the video track abnormal objects detection are obtained. Then, a self-built aerial video track region image dataset is used for test. Results demonstrate that the proposed method is suitable for multiple types of abnormal objects in aerial video, with capability of realizing effective detection.

**Key words** track abnormal object; detection method; aerial video; CNN

**First-author's address** Guangzhou Metro Group Co., Ltd., 510335, Guangzhou, China

随着我国列车运营速度的不断提高,对列车运行安全的要求也不断提高。轨道异物检测是保证轨道线路安全运营的一项重要措施,对其进行研究具有重要意义<sup>[1-2]</sup>。由于异物侵限事件的发生具有突发性、无规律可循及不可预测等特点,而人工巡检等传统方法成本高且可靠性低,因此国内外提出了众多轨道异物侵限的检测方法。根据原理的不同,轨道异物侵限检测方法可分为接触式和非接触式两种<sup>[3]</sup>。接触式异物检测方法主要使用双电网传感器技术和光纤光栅传感器技术构成的防护网式检测系统。非接触式异物检测方法主要采用激光、红外、微波或机器视觉等方式。机器视觉技术因设备成本低、维护方便及可视化效果好等优点,在非接触式异物侵限检测系统中得到越来越多的应用。

相比于传统的定点架设相机的轨道异物检测系统,无人机巡检具有成本低、易携带、检测范围广及维护简单等特点。现有的轨道异物检测算法多对于定点架设相机拍摄的视频图像进行研究,仅能处理静态背景的视频图像。文献[4]利用霍夫变换检测感兴趣的轨道区域,并利用轮廓提取方法对轨道区域进行系统搜索;文献[5]结合形态学处理和渐进概率霍夫变换方法进行轨道区域提取,并设计了1套结构元素来增强提取效果;文献[6]使用自适应背景差分法提取入侵目标,通过K-means算法对光流矢量的聚类进行目标识别;文献[7]采用改进的高斯混合模型,对轨道线路视频进行背景建模,并对背景像素与前景像素的贝叶斯分类进行检测;文献[8]采用基于支持向量机与Kalman滤波的目标分类及跟踪算法对异物目标进行识别。上述

<sup>\*</sup> 国家重点研发计划项目(2017YFB1201202)

算法均无法完全消除光照条件变化、相机抖动等干扰因素对检测结果的影响。

近年来,CNN(卷积神经网络)在图像分类、模式识别等领域取得了出色的成绩。由于其特征提取能力强与鲁棒性好,研究人员开始尝试使用其解决轨道异物检测问题。文献[9]采用 CNN 模型对异物目标进行快速特征提取,能够较好地提取不同光照条件下物体的特征信息,从而消除光照条件变化、相机抖动等干扰因素对检测结果的影响,证实了 CNN 方法的可行性。但由于该方法采用手工划定检测范围,仍无法处理无人机拍摄的动态背景视频图像。

针对现有轨道异物检测算法的不足,本文提出了一种基于 CNN 的航拍视频轨道异物检测方法。该方法首先根据轨道特有直线特征,使用边缘检测、直线检测等算法提取待检测的轨道区域;然后使用改进的 MobileNet CNN 模型与视频多帧关联算法对提取的轨道区域进行检测,实现对航拍视频图像的轨道异物检测。本方法总体流程如图 1 所示。

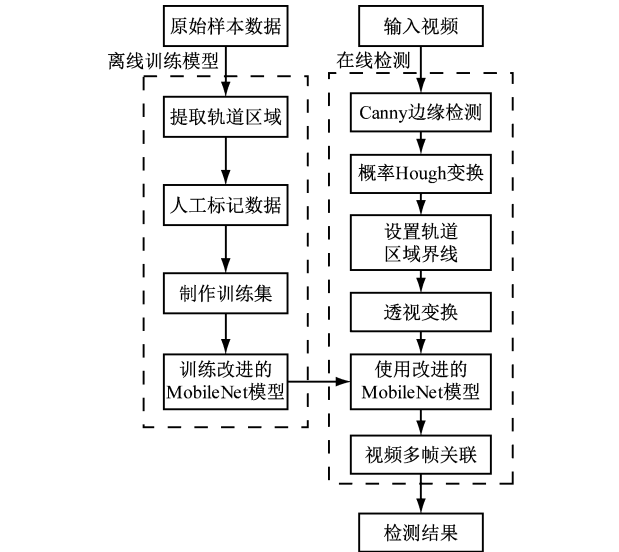


图 1 基于 CNN 的航拍视频轨道异物检测方法流程图  
Fig. 1 Flow chart of aerial video detection method of track abnormal objects based on CNN

## 1 轨道区域提取

由于航拍视频图像视场较大、信息复杂且轨道安全界限在视频图像中的位置不固定,因此难以直接使用 CNN 模型对原始图像进行异物检测。本文针对这一问题,对原始图像进行处理,自动划定轨

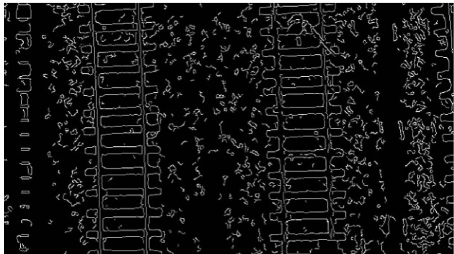
道安全界限,筛选出有用的完整轨道区域。包括 Canny 边缘检测、概率 hough 变换、设置轨道区域界限及透视变换。

### 1.1 Canny 边缘检测

Canny 边缘检测算法是一种多级检测算法,不易受噪声干扰,对于弱边缘检测效果较好,因此,本文采用该算法进行图像边缘检测。该算法主要包括高斯平滑滤波、计算梯度幅值和方向、对梯度幅值进行非极大值抑制、双阈值算法检测与连接边缘等 4 个步骤。本文双阈值算法高阈值设为 120,低阈值设为 70。Canny 边缘检测结果如图 2 所示。



a) 单条轨道场景



b) 多条轨道场景

图 2 Canny 边缘检测算法下的轨道场景检测效果图  
Fig. 2 Result demonstration of track scenario detection by Canny edge detection algorithm

### 1.2 概率 hough 变换

Hough 变换是一种使用表决原理的直线检测算法,其基本原理是通过点线的对偶性,将源图像上的点映射到用于累加的参数空间,把原始图像中给定直线的检测问题转化为寻找参数空间中的峰值问题。其变换公式如下:

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (1)$$

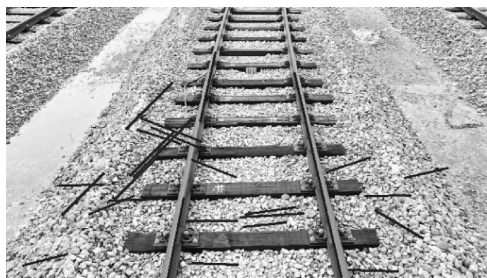
式中:

$(x, y)$ ——图像坐标系中点的坐标;

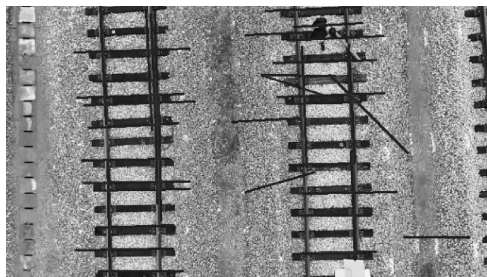
$\rho, \theta$ ——参数空间中的对应参数。

然而传统 Hough 变换计算量较大,检测速度较慢,因此,本文使用概率 Hough 变换进行直线检测。概率 Hough 变换是在 Hough 变换的基础上,对边缘图像上的前景点进行随机采样,在变换后形成的参

数空间中进行投票,当累加值大于阈值时即认为存在直线。该算法不像 Hough 变换对全部边缘点进行计算,而是仅抽取部分边缘点进行计算,因此减少了计算量,提升了算法速率。本文设定累加阈值为 100。概率 Hough 变换结果如图 3 所示。其中,图 3 a)为图像中只包含单条轨道的检测结果,图 3 b)为图像中包含多条轨道的检测结果。从图 3 可见,由于轨道曲率变化、周围碎石及光线变化等的干扰,检测结果中轨道被分为了多条线段,且检测结果中包含了较多的干扰线段,因此还需作进一步处理。



a) 单条轨道场景



b) 多条轨道场景

图 3 概率 Hough 变换下的轨道场景检测结果图

Fig. 3 Result demonstration of track scenario detection of probabilistic Hough transform

### 1.3 设置轨道区域界限

为了提取完整的轨道区域,首先需将被分割的多条线段进行合并。本文方法中两条线段是否需要被合并,主要取决于 3 个条件:两条线段中最靠近的两个端点间的横向距离小于阈值  $d_x$ ,纵向距离小于阈值  $d_y$ ,以及两条线段的斜率之差小于阈值  $k_t$ 。仅当两条线段满足上述 3 个条件时,两条线段才会合并,合并后的线段为两条线段中距离最远的两个端点间的连线。

根据轨道必为连续的长直线,对合并后的线段进行筛选,保留长度大于阈值  $L$  的线段。对所有保留的线段进行配对,从左向右依次将线段与其右侧斜率之差小于  $k_t$  的最邻近线段进行匹配,提取两条

线段间距离在  $[t_1, t_2]$  内的线段,根据轨道特有直线特征判断所提取线段关系,确定相应的轨道位置。

确定图像中相应轨道位置后,根据图像平面的轨道区域宽度,将各轨道位置的左、右边界各向外扩展 1 个轨道宽度,即可得到待检测的轨道区域界限。

### 1.4 透视变换

无人机飞行过程中易受到环境因素干扰,无法确保拍摄的轨道区域为矩形区域。如图 3 a)所示的轨道区域即为梯形区域,而 CNN 训练与测试的输入均为矩形图像。因此,需使用透视变换将轨道区域变换为矩形区域。

经上述步骤,即可得到有用且完整的轨道区域图像。轨道区域提取示例如图 4 所示。

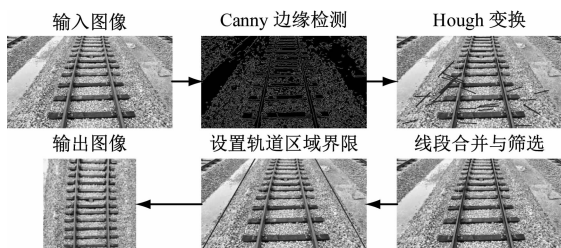


图 4 轨道区域提取示例图

Fig. 4 Example pictures of track region extraction

## 2 基于改进的 MobileNet 模型的轨道异物检测

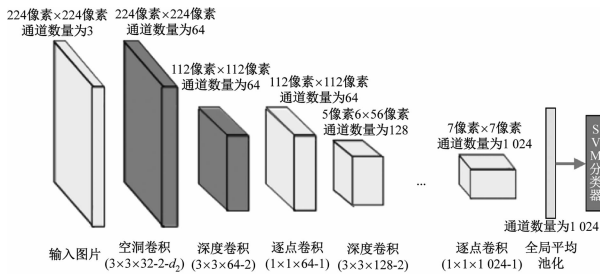
### 2.1 改进的 MobileNet 模型

CNN 是当前图像理解领域的研究热点,近年来广泛应用于模式识别、图像分类等领域。该模型具有结构简单、鲁棒性强、图像旋转与平移时高度不变性等优点。常用的网络模型有 AlexNet、VGG-Net<sup>[10]</sup>、GoogLeNet、ResNet、MobileNet<sup>[11]</sup>等。其中,MobileNet 是一种以 VGGNet 为基础,使用深度可分离卷积替换标准卷积的轻量化网络模型。其计算量与参数数量大幅度减少,适用于移动和嵌入式设备。

由于 MobileNet 理论模型与在轨道线路场景实际应用之间具有一定差异,将该模型直接应用于轨道异物检测存在较多问题,且检测效果不佳。首先,由于模型激活函数大量使用 ReLU(修正线性单元)函数,对于轨道异物检测这类背景相似度较高的场景,在训练过程中易使过多神经元死亡,影响模型检测效果且收敛速度较慢。其次,异物的大小

形态各异,由于模型仅使用  $3 \times 3$  小尺寸卷积核,前几层网络的局部感受野也有限,模型难以提取较好的特征,影响模型检测效果。此外,本文中轨道异物检测只关注轨道区域内是否包含异物,属于二分类问题,而 MobileNet 模型为 1 000 分类网络模型,原分类网络对这类相似度较高的二分类问题拟合效果不好,且自制数据集的图片数量远少于原分类网络所需的图片数量,难以较好地训练原分类网络。

本文以 MobileNet 网络模型为基础,设计了一种用于轨道异物检测的改进 MobileNet 网络模型,其结构如图 5 所示。



注:①SVM 为支持向量机。②浅色部分为原网络模型部分,深色部分为本文改进部分;括号中的列式为卷积层的卷积核参数,表示为“卷积核大小  $\times$  卷积核大小  $\times$  卷积核个数 - 步长 - 扩张率 ( $d_2$ )”,未标明扩张率的卷积核默认扩张率为 1。

图 5 改进的 MobileNet 网络模型

Fig. 5 Improved MobileNet network model

具体改进方法如下:针对 MobileNet 模型中过多神经元死亡的问题,本文使用 ELU (指数线性单元) 函数替代 ReLU 函数,同时在步长为 2 的深度卷积层后加入 dropout 层稳定模型进行训练,加速模型收敛。ELU 函数如下所示:

$$f(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0 \\ a(e^x - 1), & x < 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中:

$a$ ——梯度系数;

$x$ ——输入变量。

相比于 ReLU 函数,ELU 函数可以将激活单元的输出均值向 0 逼近,减少偏移效应进而使梯度接近于自然梯度,从而修正数据分布,防止出现过多神经元死亡,提升模型的收敛速度与训练效果。

针对 MobileNet 模型前几层网络的局部感受野有限的问题,本文使用扩张率为 2、步长为 1 的空洞卷积替换第 1 层步长为 2 的标准卷积,并将第 2 层深度可分离卷积中的深度卷积的步长改为 2,以适

应后几层深度可分离卷积层输入图像的分辨率。空洞卷积相比于标准卷积,能够在不降低分辨率的情况下扩大感受野,以捕获更多的多尺度上下文信息,且不会增加参数数量与计算量。加入空洞卷积后可有效提升前几层网络的感受野范围,提升模型特征的提取效果,提高模型的检测效果。

针对 MobileNet 模型分类网络训练效果差的问题,本文使用 SVM 分类器替换由全连接层组成的原分类网络。SVM 分类器是一种二分类模型,其学习策略为间隔最大化,可形式化为一个求解凸二次规划的最优化算法。该分类器对于小样本训练集效果较好,且具有较好的鲁棒性。因此,本文使用 SVM 分类器,以适应自制数据集图片数量及类别数量,防止模型过拟合,提升模型训练效果。

## 2.2 视频多帧关联

视频多帧关联是指根据视频的连续性,剔除断续出现的单帧检测结果的虚假检测目标,从而有效降低视频检测的虚警率。本文利用视频帧间相关性对单帧图像轨道异物检测结果做进一步处理,具体为:任取连续的 3 帧图像,若第  $k$  帧与第  $k+2$  帧图像的检测结果均为无异物,而第  $k+1$  帧图像的检测结果为有异物,则判定第  $k+1$  帧图像的检测结果有误,需对  $k+1$  帧图像的检测结果进行修正。同时,根据异物在视频中位置的连续性,通过连续  $N$  帧检测结果判断轨道区域是否存在异物。当连续  $N$  帧图像均检测到有异物时,判定轨道区域存在异物。

## 3 试验结果与分析

### 3.1 数据集与模型训练

本文使用无人机在某段轨道线路采集共 10 段包含人、树枝、木板、纸盒等异物的航拍视频,相机的分辨率为  $1\,280$  像素  $\times$   $720$  像素,无人机飞行高度为  $4 \sim 6$  m。对其中 4 段视频进行单帧拆分,得到 5 900 张原始图像。对原始图像进行轨道区域提取并对提取后的图像进行人工标注,之后使用翻转、平移、改变亮度与对比度等操作进行扩充,最终建立训练验证集的图片数量为 11 000 张;训练集的图片数量为 8 800 张,验证集的图片数量为 2 200 张。其余 6 段视频用于测试。

试验使用 Tensorflow 神经网络学习框架,以 Anaconda4.5.11 的 Spyder (Python3.7) 作为仿真平台,电脑配置的 CPU (中央处理器) 为 I5-7600 3.5 GHz、16 GB 内存、GPU (图形处理器) 为 NVIDIA

GTX1050, 使用 Numpy、Tensorflow1. 13. 1、Keras 2. 2. 4等软件, 搭建改进后的 MobileNet 网络模型并使用自制样本数据集对其进行训练。训练参数设置为: dropout 层系数为 0. 2; ELU 函数系数为 0. 1; 使用随机梯度下降法, 初始学习率为 0. 01, 学习衰减率为 0. 000 1, 动量参数为 0. 99。改进后的 MobileNet 网络模型训练损失函数曲线如图 6 所示。

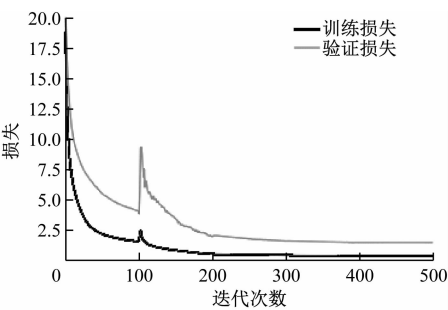


图 6 改进的 MobileNet 网络模型训练损失曲线  
Fig. 6 Loss curve of improved MobileNet network model training

3.2 轨道区域提取效果评估

本文轨道区域提取方法输入图像为 1 280 像素 × 720 像素的彩色图像。试验参数设置为: 横向距离阈值  $d_x = 10$  像素, 纵向距离阈值  $d_y = 25$  像素; 两条线段的斜率之差阈值  $k_l = 0. 1$ , 线段长度阈值  $L = 100$  像素; 单条轨道场景线段间距离范围  $t_1 = 100$  像素,  $t_2 = 180$  像素; 多条轨道场景线段间距离范围  $t_1 = 40$  像素,  $t_2 = 120$  像素。轨道区域提取结果如图 7 所示。

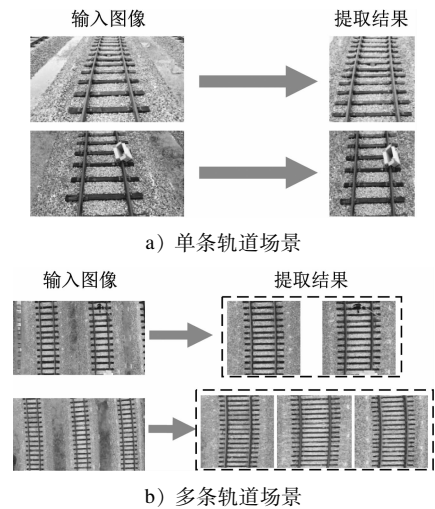


图 7 轨道区域提取效果图

Fig. 7 Effect pictures of track region extraction

从图 7 中可见, 对于包含单条轨道与多条轨道

的航拍图像, 该算法均能将图像中的所有轨道区域完整地提取出来。因此, 可将提取的轨道区域图像直接送入 CNN 进行检测。

3.3 轨道异物检测效果评估

为验证本方法的有效性, 使用检测率与虚警率作为精度评价标准, 对视频检测结果进行定量评价。检测率  $R_D$  与虚警率  $R_F$  的计算公式分别为:

$$R_D = \frac{N_{\text{correct}}}{N_{\text{all},v} \times 100\%}$$
 (3)

$$R_F = \frac{N_{\text{wrong}}}{N_{\text{all},c} \times 100\%}$$
 (4)

式中:

- $N_{\text{correct}}$ ——检测正确的异物数目;
- $N_{\text{wrong}}$ ——检测错误的异物数目;
- $N_{\text{all},v}$ ——视频中的异物总数;
- $N_{\text{all},c}$ ——检测到的异物总数。

3.3.1 MobileNet 模型各改进部分有效性分析

为了对本文提出的各改进部分的作用进行评价, 本文以 Mobile Net 网络模型为基础对各改进部分性能进行有效性分析, 检测结果如表 1 所示。表 1 中, Mobile Net 表示基础网络模型, E 表示使用 ELU 函数替代 ReLU 函数, D 表示使用空洞卷积, S 表示使用 SVM 分类器替换全连接层。

表 1 MobileNet 模型各改进部分检测结果对比  
Tab. 1 Detection results comparison of each improved part of MobileNet model

模型	$R_D / \%$	$R_F / \%$
MobileNet	85. 71	14. 29
MobileNet-E	87. 41	12. 21
MobileNet-D	<u>88. 63</u>	<u>9. 23</u>
MobileNet-S	87. 13	12. 53
MobileNet-E-D-S	<b>90. 48</b>	<b>7. 32</b>

注: 数字加粗代表检测结果最优; 下划线代表检测结果次优; 表 2 同。

从表 1 中可见, 各改进部分能够有效地提升模型检测效果, 提高模型的检测率, 降低模型的虚警率。

3.3.2 轨道异物检测结果

使用 VGG16 模型、Mobile Net 模型及本文改进的模型分别对 6 段测试视频进行检测。其中, VGG16 模型的分类网络中全连接层的神经元数由 4 096 改为 512, 以适应数据集图片数量。视频多帧关联参数  $N$  为 6。轨道异物检测结果如表 2 所示。

表 2 中,VGG16S 模型表示 VGG16 模型的分类网络由全连接层替换为 SVM 分类器。本文方法检测效果如图 8 所示。其中,safe 表示检测结果为轨道区域无异物,danger 表示检测结果为轨道区域存在异物。

表 2 轨道异物检测结果

Tab.2 Detection results of track abnormal objects			
模型	$R_D/\%$	$R_F/\%$	参数数量
VGG16	88.09	9.76	27.82
VGG16S	89.06	9.12	14.76
MobileNet	85.71	14.29	3.23
本文改进模型	90.48	7.32	3.21

注:该结果源自实拍视频。

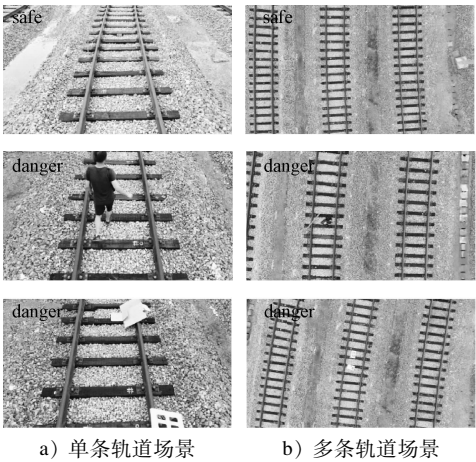


图 8 轨道异物检测效果

Fig. 8 Detection results of track abnormal objects

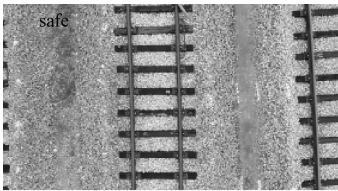
从表 2 中可见,本文模型的  $R_D$  与  $R_F$  均优于 VGG16 模型和 MobileNet 模型,且模型参数数量也均低于 VGG16 模型和 MobileNet 模型。从图 8 中可见,本文方法能够对形态、大小各异的多类型异物进行有效检测。

3.3.3 轨道异物误检结果分析

本文方法误检结果如图 9 所示。从图 9 a)中可见,当木板刚进入视场时,由于其成像面积较小,且其特征与轨道枕木相似,导致检测结果出现漏检。从图 9 b)和图 9 c)中可见,由于图 9 b)中左上角部分轨道的干扰,轨道区域提取算法仅提取了部分轨道区域,导致检测结果出现误检。

4 结语

本文提出了一种基于 CNN 的航拍视频轨道异



a) 漏检结果



b) 误检结果



c) 图 9 b) 的轨道区域放大图

图 9 轨道异物误检图

Fig. 9 Mis-detection pictures of track abnormal objects

物检测方法。首先根据轨道特有直线特征,通过 Canny 边缘检测、概率 Hough 变换、线段合并与筛选、透视变换等操作提取待检测的轨道区域;对 MobileNet 模型进行改进,在此基础上对单帧图像的轨道区域进行检测分类;利用视频多帧关联对单帧图像轨道区域的检测结果进行优化,得到最终的视频轨道异物检测结果;并对自制航拍数据集进行训练与测试。试验结果表明,本文方法在该数据集上的  $R_D$  为 90.48%, $R_F$  为 7.32%,能够有效地对无人机拍摄的动态背景视频图像进行轨道异物检测。在下一步工作中,将对轨道区域的提取方法做进一步优化;提高网络模型对小目标轨道区域的检测精度,并添加新的轨道场景类型,提高网络模型的泛化性能。

参考文献

[1] ZHOU Y, WANG S, MEI X, et al. Railway tunnel clearance inspection method based on 3D point cloud from mobile laser scanning[J]. Sensors, 2017,17(9):2055.  
[2] 董宏辉,葛大伟,秦勇,等. 基于智能视频分析的铁路入侵检测技术研究[J]. 中国铁道科学,2010(2):121.

- DONG Honghui, GE Dawei, QIN Yong, et al. Research on railway invasion detection technology based on intelligent video analysis[J]. China Railway Science, 2010(2):121.
- [3] 郭保青, 朱力强, 史红梅. 基于快速 DBSCAN 聚类的铁路异物侵限检测算法[J]. 仪器仪表学报, 2012(2):241.
- GUO Baoqing, ZHU Liqiang, SHI Hongmei. Intrusion detection algorithm for railway clearance with rapid DBSCAN clustering[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012(2):241.
- [4] RODRIGUEZ L A F, URIBE J A, BONILLA J F V. Obstacle detection over rails using Hough transform[C]// Proceedings of Symposium of Image, Signal Processing, and Artificial Vision (STSIVA). Colombia: IEEE, 2012.
- [5] WANG Q, LI X, JIA L. An effective railway dynamic invader detection and tracking method[C]// Proceedings of the 3rd International Conference on Electrical and Information Technologies for Rail Transportation (EITRT). Changsha: Electrical Equipment Technology Committee for Rail Transportation of China Electrotechnical Society, 2017.
- [6] ŠILAR Z, DOBROVOLNÝ M. The obstacle detection on the railway crossing based on optical flow and clustering[C]// Proceedings of 36th International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP). Rome: IEEE, 2013.
- [7] 董宏辉, 孙智源, 葛大伟, 等. 基于高斯混合模型的铁路入侵物体目标识别方法[J]. 中国铁道科学, 2011(2):131.
- DONG Honghui, SUN Zhiyuan, GE Dawei, et al. Target recognition method of railway invasion based on Gaussian mixture model[J]. China Railway Science, 2011(2):131.
- [8] 史红梅, 柴华, 王尧, 等. 基于目标识别与跟踪的嵌入式铁路异物侵限检测算法研究[J]. 铁道学报, 2015(7):58.
- SHI Hongmei, CHAI Hua, WANG Yao, et al. Study on railway embedded detection algorithm for railway intrusion based on object recognition and tracking[J]. Journal of the China Railway Society, 2015(7):58.
- [9] 王洋, 余祖俊, 朱力强, 等. 基于 CNN 的高速铁路侵限异物特征快速提取算法[J]. 仪器仪表学报, 2017(5):1267.
- WANG Yang, YU Zujun, ZHU Liqiang, et al. Fast feature extraction algorithm for high-speed railway clearance intruding objects based on CNN[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017(5):1267.
- [10] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[C]// Proceedings of International Conference on Learning Representations (ICLR) 2015. San Diego, CA: Computational and Biological Learning Society, 2015.
- [11] HOWARD A G, ZHU M, CHEN B, et al. MobileNets: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications[J/OL]. [2017-04-17]. arXiv:1704.04861. <https://arxiv.org/abs/1704.04861>.

(收稿日期:2020-07-24)

(上接第 90 页)

视管理规定》,通过在大客流重点车站安排人员进行保驾和巡视,降低乘客冲门、吊门等现象的发生。

3) 完善预案体系。上海申通地铁建立了 1 项总体预案 + 31 项专项预案的应急预案体系,明确突发事件下的处置要求,以提升对天气灾害等客观因素造成的延误事件的应急处置效率。

## 5 结语

通过实施上述对策,上海申通地铁 2019 年列车运行可靠度提升至 713 万车·km/件,为历史最好水平。可见优化运营管理策略、提高维护管理水平及加强现场管控能力能够有效提升列车运行可靠度。下一阶段,上海申通地铁将结合大数据、人工智能等技术深入研究智慧化运营在提升列车运行可靠度方面的应用和推广,实现上海轨道交通运营的高质量发展。

## 参考文献

- [1] 徐瑞华,江志彬,邵伟中,等.城市轨道交通列车运行延误及其传播特点的仿真研究[J].铁道学报,2006(2):7.
- XU Ruihua, JIANG Zhibin, SHAO Weizhong, et al. Simulation study on train delay and propagation characteristics of urban mass transit systems[J]. Journal of the China Railway Society, 2006(2):7.
- [2] 杜云飘.城市轨道交通突发事件应急管理研究[D].西安:长安大学,2018.
- DU Yunpiao. Study on emergency management of unexpected incidents for the Chinese urban rail transit[D]. Xi'an: Chang'an University, 2018.
- [3] 刘峰博,干叶婷,周峰.大数据技术在轨道交通应急辅助决策系统中的应用设计[J].华东交通大学学报,2016(2):56.
- LIU Fengbo, GAN Yeting, ZHOU Feng. Application design of big data technologies in emergency decision supporting system[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2016(2):56.

(收稿日期:2020-07-13)