

基于改进的YOLOv5s列车轨道线检测方法

姜珂, 石建强, 陈光武

引用本文

姜珂, 石建强, 陈光武. 基于改进的YOLOv5s列车轨道线检测方法[J]. 计算机科学, 2023, 50(11A): 230200101-6.

JIANG Ke, SHI Jianqiang, CHEN Guangwu. [Railway Track Detection Method Based on Improved YOLOv5s](#) [J]. Computer Science, 2023, 50(11A): 230200101-6.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于网格与超像素的图像重定向方法](#)

Image Retargeting Method Based on Grids and Superpixels

计算机科学, 2023, 50(11A): 221100153-8. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.221100153>

[基于深度学习的钢轨光带检测算法](#)

Rail Light Band Detection Algorithm Based on Deep Learning

计算机科学, 2023, 50(11A): 230200146-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230200146>

[改进YOLOv5s的轻量化钢材表面缺陷检测模型](#)

Improved YOLOv5s Lightweight Steel Surface Defect Detection Model

计算机科学, 2023, 50(11A): 230900113-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230900113>

[基于多编码器的多模态MRI脑肿瘤分割](#)

Multimodal MRI Brain Tumor Segmentation Based on Multi-encoder Architecture

计算机科学, 2023, 50(6A): 220200108-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220200108>

[结构化混合注意力网络的图像超分辨率重建](#)

Image Super-resolution Reconstruction Based on Structured Fusion Attention Network

计算机科学, 2023, 50(6A): 220600240-5. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220600240>

基于改进的 YOLOv5s 列车轨道线检测方法

姜珂 石建强 陈光武

兰州交通大学光电技术与智能控制教育部重点实验室 兰州 730070

兰州交通大学自动化与电气工程学院 兰州 730070

甘肃省高原交通信息工程及控制重点实验室 兰州 730070

摘要 轨道线检测有助于提高列车的行驶安全,但检测效果易受列车行驶环境的影响。针对这种情况,提出了基于图像预处理并使用改进后的 YOLOv5s 网络进行轨道线检测的方法。首先,对图像预处理,使用 HSV 分离出图像的多余信息后,基于 Otsu 阈值处理,提高了图像检测目标的显著度,降低了目标识别的复杂程度;其次,考虑到列车车载系统轻量化的要求,对 YOLOv5s 目标识别网络进行了改进,通过添加 CBAM 注意力机制模块改进主干网络,来加强有效的特征信息,可以在确保检测结果的基础上提高检测速度,并使得检测算法模型易于部署到移动端设备中。使用公开的列车行驶图像构建数据集进行实验,实验结果表明提出的检测算法在数据集测试中的 *mAP* 达到了 94.1%,具备一定的实时性和鲁棒性。

关键词: 列车前方环境理解;列车轨道线;YOLOv5s;图像处理;CBAM 模块

中图法分类号 U213

Railway Track Detection Method Based on Improved YOLOv5s

JIANG Ke, SHI Jianqiang and CHEN Guangwu

Key Laboratory of Opt-Electronic Technology and Intelligent Control Ministry of Education, Lanzhou 730070, China

School of Automation and Electrical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China

Gansu Provincial Key Laboratory of Traffic Information Engineering and Control, Lanzhou 730070, China

Abstract Track line detection is helpful to improve the running safety of the train, but the detection effect is easily affected by the running environment of the train, this paper proposes a method based on image pre-processing and using the improved YOLOv5s network for track line detection. Firstly, the image pre-processing, using HSV to separate out the redundant information of the image and then based on Otsu thresholding, improves the saliency of the image detection target and reduces the complexity of target recognition. Secondly, considering the requirement of light weight of the train on-board system, the YOLOv5s target recognition network is improved, and the backbone network is improved by adding CBAM attention mechanism module to enhance the effective feature information, which can improve the detection speed on the basis of ensuring the detection results and make the detection algorithm model easy to deploy to mobile devices. Experimental results show that the proposed detection algorithm achieves 94.1% *mAP* in the dataset test with certain real-time performance and robustness.

Keywords Train front environmental understanding, Railway track line, YOLOv5s, Image processing, CBAM module

铁路运输是我国基础设施的主要组成部分之一。列车安全是铁路运输的生命线,服务于公众的运输需求,也是贸易和供应链的支柱^[1]。多年来,铁路市场发展壮大,为公众和国家经济提供了更大的前景^[2]。为了保障铁路的平稳运行,需要确保高性能的铁路安全。当前多数研究人员将轨道上的异物作为研究重点,但铁路列车车道线检测作为运行过程中的关键技术,其研究内容对列车安全同样极具价值^[3]。

传统的车道线检测方法主要是利用车道线特征信息,如车道线的颜色、边缘、宽度、消隐点等,通过聚类的方式提取车道线,或是根据道路中的车道线特征求解所构造模型参数^[4]。

Garcia 等^[5]提出了一种利用基于单目视觉的方法和深度学习模型进行独立列车停靠活动的方法。Kapoor 等^[6]展示了一个使用 Hough 变换和 HSV 分割以及深度学习的框架,以安装在火车上的热成像系统作为基础,识别铁路轨道及其上的障碍物。传统方法在特定的环境下虽然可以取得良好的效果,但面对复杂环境时,往往不能满足使用要求^[7]。

基于图像分割的方法是对图中的每个像素进行分类,以端到端的方式判断图像中各像素是否属于车道线或背景^[8]。随着深度学习的发展,将车道线检测视为一种基于深度学习的图像分类问题可以很大程度上提高检测速度^[9]。He 等

基金项目:甘肃省科技计划项目(21ZD4WA018,2020-61-14,22YF7GA140,18JR3RA131);甘肃省教育厅科技项目(2017-A24);兰州市人才创新创业项目(2022-RC-56)

This work was supported by the Gansu Science and Technology Plan Projects(21ZD4WA018,2020-61-14,22YF7GA140,18JR3RA131), Science and Technology Project of Education Department of Gansu Province(2017-A24) and Lanzhou Talent Innovation and Entrepreneurship Project(2022-RC-56).

通信作者:姜珂(948866329@qq.com)

基于深度学习的编码解码 (Encode-to-Decode) 结构网络 MFD-FCN 实现对车道线图像的分割, 引入高分辨率网络模型, 用以获取多分辨率特征, 强化特征表达, 实现对车道线图像的细腻分割^[10]。Qin 等^[11]使用视图层处理点云, 将 3D 点云投影到具有不同视图的图像平面上, 然后使用插值生成完整的光栅图像。

然而, 列车运行时的环境复杂, Wang 等利用密度聚类 DBSCAN 算法动态确定邻域参数, 实现对车道线的提取^[12], 并使用抛物线模型对车道线进行拟合, 但该方法对图像的分辨率有较高要求, 不易部署在移动端。因此, 车道线检测与识别任务不能局限于常用的边缘提取算法, 检测过程中受遮挡、分辨率等不利因素影响, 检测方法无法有效辨认列车车道线位置的情况也不容忽视。

通过对国内外关于车道线识别算法的分析, 可以发现已有识别算法忽略了对图像环境中多余信息的处理, 因此其在复杂环境下的识别效果也有待提高。本文提出了一种基于改进的 YOLOv5s 网络车道线识别算法^[13], 首先基于多层次的图像处理, 去除检测图像中的多余信息, 提高了检测目标的显著度, 降低了目标识别的复杂程度, 提升了检测过程的效率; 其次, 为了使检测算法轻量化, 易于部署到移动平台, 引入 CBAM 注意力机制模块目标识别算法改进 YOLOv5s 网络^[14], 加强有效的特征信息, 最终得到对车道线的预测结果。

1 图像的预处理

图像处理技术在多个领域发挥着重要作用^[15], 但采集中会出现噪声, 导致采集到的图像与原始图像不相符, 因此需要利用图像处理技术对采集到的图像进行降噪预处理。

1.1 HSV 图像处理

彩色图像中蕴含大量的信息, 直接在原图像的基础上处理会导致计算量巨大。以笛卡尔坐标系作为基础, 由红色 (R)、绿色 (G)、蓝色 (B) 作为基础原色组成不同颜色, 将轨道线数据级的彩色图像进行 RGB 提取后, 分离出 R、G、B 3 种颜色。图 1 为经过 RGB 处理后的轨道线图像。



图 1 图像的 RGB 处理

Fig. 1 RGB processing of images

但在实际应用场景中, 列车的车载摄像头采集的信息包含了很多多余信息, 普通图片处理方式不能够将这些多余信息提前处理。在 HSV 模型中, 颜色是由色度 (Hue)、饱和度 (Saturation) 和明度 (Value) 共同组成^[16], 因此在研究中利用 HSV 空间图像三分量的相互独立性分别使用非物理模型的直方均匀化和 β 权值自适应计算方法对 S 分量的饱和度进行整体视觉色彩修复; 使用非物理模型的直方均衡化方法对 V 分量亮度进行均匀黑预处理, 将处理后的 S 分量和 V 分量结果与原始 H 分量进行融合, 并使用自适应色彩恢复因子对增强 RGB 图像进行修正, 转换公式如式(1)~式(3)所示。

$$V = \max(R, G, B) \quad (1)$$

$$S = \begin{cases} \frac{V - \min(R, G, B)}{V}, & \text{if } V \neq 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

$$H = \begin{cases} 60(G - B) / (V - \min(R, G, B)), & \text{if } V = R \\ 120 + 60(B - R) / (V - \min(R, G, B)), & \text{if } V = G \\ 240 + 60(R - B) / (V - \min(R, G, B)), & \text{if } V = B \\ 0, & \text{if } V = R = G = B \end{cases} \quad (3)$$

根据 HSV 颜色空间和实验, H 值在 220~260 之间时, 为蓝色环境; H 值在 45~70 之间时, 为黄色环境; H 值在 90~150 时, 为绿色环境。根据检测区域, 将 H 值范围在 220~260 之间设定为天空颜色, 在进行轨道线识别前将包括天空在内的多余信息去除, 可以在不影响结果的前提下有效提高算法的训练速度。图 2 为利用 HSV 色彩去除天空后的效果图。

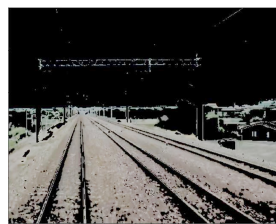


图 2 去除天空后的效果图

Fig. 2 Effect after removing the sky

与常用的 RGB 空间的混合三原色原理不同, HSV 空间有效地分离了色度、饱和度和亮度, 更符合人类色彩感觉的描述。因此, 采用 H 分量对环境色彩进行提取, 结合最大类间方差算法, 在 H 分量内自动搜索最佳阈值并进行分割。

1.2 图像的 Otsu 阈值分割

阈值分割常用在灰度图像中, 将灰度值以一定的阈值进行分割, 分为 0 或者 255, 使图像的像素值只有 0 或者 255 (非黑即白)。由于不同物体的像素值不同, 根据设置的阈值, 将图像中的物体以像素级分割出来, 有利于图像的进一步处理, 使图像变得简单, 而且数据量减小, 能凸显出感兴趣的目标的轮廓。要进行二值图像的处理与分析, 首先要把灰度图像二值化, 得到二值化图像。

Otsu (大津法或最大类间方差法) 使用的是聚类的思想, 把图像的灰度数按灰度级分成 2 个部分, 使得两个部分之间的灰度值差异最大, 每个部分之间的灰度差异最小, 通过方差的计算寻找一个合适的灰度级别来划分^[17]。所以可以采用 Otsu 算法来自动选取阈值进行二值化。Otsu 算法被认为是图像分割中阈值选取的最佳算法, 计算简单, 不受图像亮度和对比度的影响。在本文中提取图像借助 HSV 去除多余信息后再基于 Otsu 算法对图片进行处理, 可以更好地识别轨道线轨迹。Otsu 算法的原理为:

(1) 提取待分割的轨道线图像, 设其灰度级像素点 i 出现的概率为:

$$P_i = \frac{n_i}{N}, i = 0, 1, 2, \dots, L \quad (4)$$

其中, N 是图像中像素的总数; n_i 是灰度级为 i 的像素的数量, 其范围是图像的灰度变化范围。

(2) 设轨道线图像的初始阈值为 t , 则属于 C_0 , 反之属于 C_1 , C_0 和 C_1 分别代表轨道线图像的背景类和前景类, 出现

的概率为 ω_0, ω_1 , 灰度值为 u_0, u_1 , 则计算方式为:

$$\omega_0 = \sum_{i=1}^{l-1} P_i, \omega_1 = \sum_{i=l}^L P_i \quad (5)$$

$$u_0 = \sum_{i=1}^{l-1} iP_i, u_1 = \sum_{i=l}^L iP_i \quad (6)$$

(3) 由此可以获得最大类间方差 g , g 取得最大值时, 获取最佳阈值。计算方式为:

$$g = \omega_0 \times \omega_1 \times (u_0 - u_1) \quad (7)$$

Otsu 算法对图片进行处理的效果如图 3 所示。

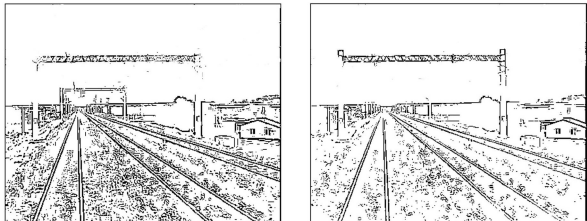


图 3 Otsu 分割后的图像

Fig. 3 Segmented image

Otsu 处理的二值化, 可以大幅减少用于检测的图像中的数据量, 从而凸显出目标的轮廓, 提高后续对车道线检测的速度与精度。

2 轨道线识别方法

深度学习的模型中, 在一定范围之内网络深度越深, 其结构组成就越复杂, 相对来说对目标的识别精度就会越高, 但是同时会产生很大的计算量, 也会需要更多的浮点运算, 最终生成的模型权重文件内存占比也会大。这就会导致对部署端硬件有着很高的要求, 无论是 CPU 的运算能力还是运行内存及储存空间。为了实现列车前方轨道线识别的工程部署, 要更加倾向于轻量级模型。基于此, 本文综合考虑模型检测性能和检测速度后, 直接选用 YOLOv5 系列。由于 YOLOv5s 内存占比小, 检测速度较快, 同时还能保证较高的精确度, 所以选用 YOLOv5s 作为原始模型。

2.1 YOLOv5s 检测方法

YOLOv5s 网络主要由主干网络 (Backbone)、颈部 (Neck) 和输出端 (Output) 3 部分组成, 其结构如图 4 所示。

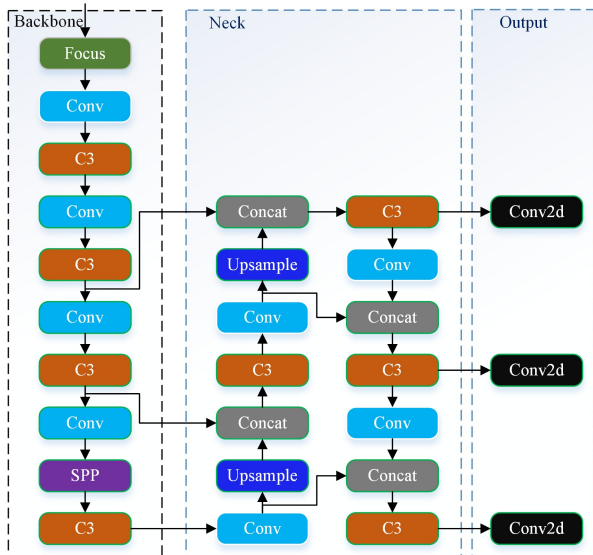


图 4 YOLOv5s 网络结构图

Fig. 4 Diagram of YOLOv5s network structure

主干网络对输入的图片进行特征提取, 其组成部分包括

切片结构 (Focus)、卷积模块 (Conv)、瓶颈层 (C3) 和空间金字塔池化 (SPP)。颈部对提取的特征进行融合, 将自顶向下传达强语义特征和自底向上传达强定位特征进行结合, 将从不同的主干层对不同检测层进行特征融合。在进行以上操作后, 将融合特征传入检测层, 通过非极大值抑制 (NMS) 对多目标框进行筛选, 最后输出置信度值最高的预测类别, 并返回目标位置的预测框坐标。

2.2 改进的 YOLOv5s 检测方法

注意力机制模块 (Convolutional Block Attention Module, CBAM) 是一种用于前馈神经网络的简单有效的注意力机制模块, 主要由通道注意力模块及空间注意力模块组成。CBAM 模块在接收到中间特征图之后, 会沿着通道和空间上的两个独立维度进行处理, 将处理之后得到的特征图与输入时的特征图相乘, 从而实现自适应的特征优化。CBAM 整体结构如图 5 所示。

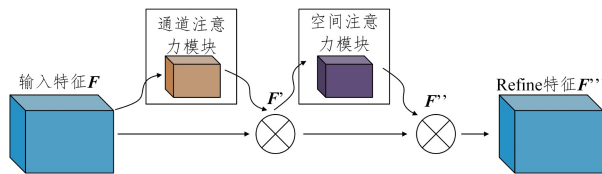


图 5 CBAM 模块整体结构

Fig. 5 Overall structure of CBAM module

根据图 5 可以看到, CBAM 模块的整体结构包含了 2 个独立的子模块, 即通道注意力模块 (Channel Attention Module, CAM) 和空间注意力模块 (Spatial Attention Module, SAM)。

通道注意力模块的整体结构如图 6 所示。

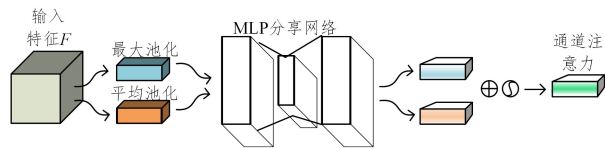


图 6 通道注意力模块整体结构

Fig. 6 Overall structure of channel attention module

将输入的特征图分别经过基于 width 和 height 的 global max pooling 最大池化和 global average pooling 平均池化, 得到两个 $1 \times 1 \times C$ 的特征图, 接着将它们分别送入一个两层的神经网络 (MLP), 第一层神经元个数为 C/r (r 为减少率), 激活函数为 Relu, 第二层神经元个数为 C , 这个两层的神经网络是共享的。而后, 将 MLP 输出的特征进行基于 element-wise 的加和操作, 再经过 sigmoid 激活操作, 生成最终的通道注意力特征, 即 $M_c(F)$ 。计算公式如式 (8) 所示:

$$M_c(F) = \sigma(MLP(AvgPool(F)) + MLP(MaxPool(F))) \\ = \sigma(W_1(W_0(F_{avg}^c)) + W_1(W_0(F_{max}^c))) \quad (8)$$

空间注意力模块的整体结构如图 7 所示。

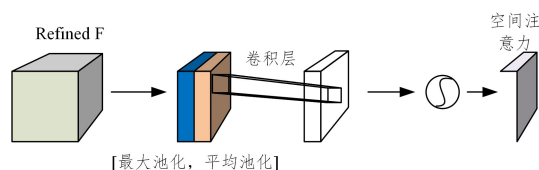


图 7 空间注意力模块整体结构

Fig. 7 Overall structure of spatial attention module

将通道注意力模块输出的特征图 F' 作为本模块的输入

特征图。首先做一个基于 channel 的最大池化和平均池化,得到两个特征图,然后将这 2 个特征图基于 channel 做通道拼接。之后经过一个卷积层操作,将其降维为 1 个 channel,再经过 sigmoid 生成空间注意力特征,即 $M_s(F)$ 。最后将该 feature 和该模块的输入 feature 做乘法,得到最终生成的特征。计算方式如式(9)所示:

$$M_s(F) = \sigma(f^{7 \times 7}([AvgPool(F); MaxPool(F)])) \\ = \sigma(f^{7 \times 7}([F_{avg}^s; F_{max}^s])) \quad (9)$$

在原始的 YOLOv5s 主干网络中,提取特征时卷积层主要计算每个特征图相邻位置的特征信息。由于特征图中每个通道都含有不同特征信息,所以卷积层会忽略通道信息之间的相关映射。列车轨道线会因为环境或者其他原因,存在提取的图像目标不稳定及像素值相对较低等局限性。通过添加注意力机制模块 CBAM 后,实现多尺度特征融合,加强通道间的特征信息训练。引入 CBAM 后,整体结构如图 8 所示。

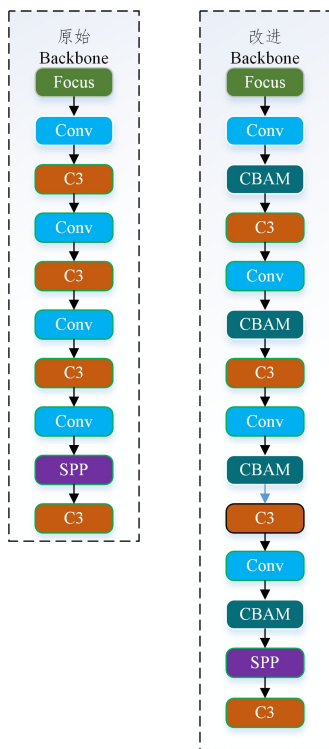


图 8 引入 CBAM 模块后的结构

Fig. 8 Structure of introducing CBAM module

整体改进思路如下:在 YOLOv5s 网络的 backbone 中,引入 CBAM 模块添加到 Conv 与 C3 之间,该方法能够将给定的中间特征图依次通过通道注意力模块和空间注意力模块,在通道维度和空间维度上分别加强关注特征信息的“内容”和“区域”。通过添加 CBAM 模块来提高表征能力,关注重要的特征并对次要特征进行抑制,有效地帮助了网络内的信息流动,提高了检测方法的效率。

3 实验及分析

为了验证本文提出模型的性能,在 NVIDIA GeForce GTX 1660 Ti 的 GPU 上进行训练和测试。实验硬件配置为:Windows10 系统,运行内存为 16 GB,64 位操作系统。在 Python 编程语言下进行实验仿真。

3.1 数据集与预处理

本文的实验搜集了铁路网站公开的列车第一视角视频,

并按照直轨道、左转轨道和右转轨道进行划分,构建用于对方方法进行实验验证的数据集。在构建数据集时,考虑以下 3 个方面。

(1)环境多样化:考虑到列车在行驶过程中周围环境的多样性,在构建数据集时尽可能多地加入不同的轨道周围环境。

(2)复杂天气环境:列车行驶时的天气变化比较随机,本文构建的数据集中包括了晴天、下雨和阴天等天气环境,增加了算法的鲁棒性。

(3)多标签处理:构建数据集采集 3 名不同的轨道线类型,分别为直轨道线、左转轨道线和右转轨道线,每个类大约有 2000 个样本,总共 6000 张图像,每张图像的尺寸为 640×480 。采集的实验数据集示例如图 9 所示。



图 9 轨道线数据集示例

Fig. 9 Example of track line data set

实验中,将数据集按照 8:2 的比例划分训练集与验证集,即 4800 张训练集图片,1200 张验证集图片。标签数据的标注工作由 4 名相关研究人员进行,为降低因目标标签不准确导致模型训练和识别性能下降的可能性,研究人员在标注完成后交换进行标注结果的校正工作。

3.2 评价指标

在对模型性能进行衡量时,采用精确率(Precision)、召回率(Recall)、平均准确率(Average Precision, AP)、平均准确率均值(mean Average Precision, mAP)和检测速度 FPS 作为评价指标。准确率为模型对某类别正确预测的数量与该类别所有数量的比值。召回率为模型对某类别正确预测的数量与测试集中该类别所有数量的比值。平均准确率(AP)为模型预测某类别的准确率均值。平均准确率均值(mAP)为所有的单类别的 AP 求和与类别数的比值。此外,在最终的评估方案中,使用平均交并比(Mean Intersection over Union, mIoU)作为分割精确度衡量指标。mIoU 为图像像素每个类的 IoU 值累加后的平均值,计算方法如下:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (10)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (11)$$

$$AP = \frac{\sum Precision}{N} \quad (12)$$

$$mAP = \frac{\sum AP}{NC} \quad (13)$$

$$mIoU = \frac{1}{NC} \frac{(A \cap B)}{(A \cup B)} \quad (14)$$

其中, TP 为是真阳性: 正确地将目标预测为正确标签; FP 为假阳性: 错误地将目标预测为正确标签; FN 为假阴性: 将正确标签目标预测为错误; N 为数据集图片数量, NC 为样本数目。式(14)中, A 是预测框, B 是真实框, 分子是两框的交集, 分母为两框的并集。

3.3 基于YOLOv5s的预测结果

实验中在YOLOv5s网络模型的主干网络位置加入CBAM注意力机制后, 再进行网络训练。为了体现基于改进的YOLOv5s对图片处理后的检测效果, 分别使用原始图片和Otsu处理后的图片进行实验, 并且在实验中使用未改进YOLOv5s网络进行对比, 测试结果如表1所列。

表1 不同方式的实验结果

Table 1 Experimental results of different approaches

	Precision	Recall	mAP
YOLOv5s	0.917	0.905	0.916
YOLOv5s+图片处理	0.924	0.918	0.926
YOLOv5s+CBAM	0.931	0.925	0.933
YOLOv5s+CBAM+图片处理	0.938	0.934	0.941

根据实验结果可以看出, 在检测网络不变的情况下, 对图像进行先行处理之后再行识别的方法有着更好的检测结果, 证明了去除环境多余信息后有助于后续的验证分类。此外, 改进后的YOLOv5s网络在输入图像相同的情况下, 具有更高的准确率, 这是因为加入注意力机制提高了表征能力后, 加强了关注的信息, 证明了所提方法的有效性。

使用mIoU作为分割精确度衡量指标, 并对比相同硬件水平下的图片处理FPS, 结果如表2所列。

表2 网络性能结果比较

Table 2 Comparison of network performance results

	mIoU(训练集)	mIoU(验证集)	FPS
YOLOv5s	0.912	0.902	50
YOLOv5s+CBAM+图片处理	0.945	0.941	45

相比直接选用网络进行分类检测, 本文方案由于检测前进行了图片预处理, 完整的检测FPS为45, 略低于原始模型的FPS, 但其FPS仍处于比较高的水平, 便于在移动端的部署; 并且与之对的是, 基于训练模型检测的平均交并比mIoU中, 本方案的检测结果占优, 提升了3.3%。

3.4 与其他目标检测算法的对比实验

为了进一步验证改进的YOLOv5s网络对于列车轨道线的检测效率和分类精度, 将本文提出的网络与现阶段主流的目标检测算法进行对比实验。采用本文构建的列车轨道线数据集, 设置相同的实验参数、相同的硬件和软件环境, 来保证对比实验除算法变量外的一致性。实验中将本文算法与YOLOv3-tiny^[18], YOLOv4-tiny^[19], Mobilenet-SSD^[20]同时进行训练, 保持相同的迭代次数, 实验结果如表3所列。

表3 与目标检测算法的性能对比

Table 3 Performance comparison with target detection algorithms

	主干网络	V/FPS	mAP	Ws/MB
YOLOv3-tiny	TinyDarkNet	30	0.902	16.6
YOLOv4-tiny	TinyDarkNet	35	0.924	12.3
Mobilenet-SSD	Mobilenetv2	27	0.857	118
本文模型	CSPDarkNet	45	0.941	15.9

从表3中可以看出, 在相同的硬件平台下, 基于改进的YOLOv5s进行检测的速度为每秒45帧, 是4个网络中最快的, 满足了实际运行中的检测要求。基于本文模型的mAP值为0.941, 高于其他3个网络的检测结果。对于模型的内存占比方面, 改进的YOLOv5s网络模型的大小仅为15.9MB, 虽然高于YOLOv4-tiny的12.3MB, 但由于本文模型的检测结果达到最优, 满足了轨道线检测应用场景轻量化的要求, 同时确保了网络的精度, 因此所提模型更加适用于列车轨道线的检测。图10为训练模型对数据集的实验检测结果可视化。

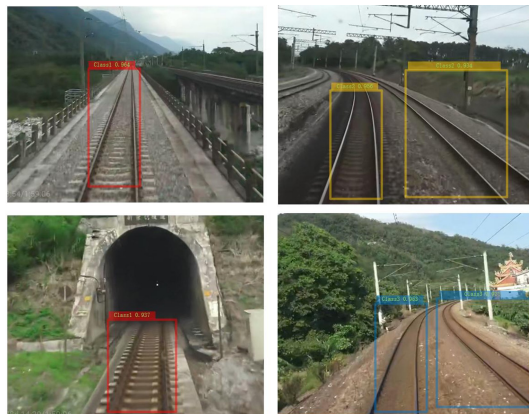


图10 轨道线检测可视化

Fig. 10 Track line inspection visualization

结束语 本文根据列车轨道线检测过程中环境复杂的特性, 提出了基于图像预处理并使用改进后的YOLOv5s网络进行轨道线检测的方法。首先, 基于Otsu阈值处理, 对提取的轨道线图像进行处理, 去除多余信息, 提高了检测目标的显著度, 并降低了目标识别的复杂程度, 优化了检测过程的效率; 其次, 为了使检测算法轻量化, 易于部署到移动平台, 改进了目标识别算法YOLOv5s网络, 通过添加CBAM注意力机制模块改进主干网络, 来加强有效的特征信息, 不仅取得了良好的检测结果, 还提高了检测速度。实验结果表明, 本文提出的检测算法在数据集测试中的mAP达到了94.1%, 具备一定的实时性和鲁棒性。后续工作中, 将研究不同光照对轨道线检测的影响, 推广算法的应用场景。

参考文献

- [1] XIAO Y, SU L Y. Research on the Integrated Technology of the Automatic Driving System for Rail Transit[J]. China Railway, 2015, 5(5): 109-113.
- [2] LIU D W, GUO J, WANG X M, et al. Intelligent Monitoring Technologies for Railway Signaling Systems in China[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2014, 49(9): 904-912.
- [3] APKING A. Worldwide Market for Railway Industries Study: Market Volumes for OEM Business and After-Sales Service as Well as Prospects for Market Developments of Infrastructure and Rolling Stock[J]. SCI Verkehr GmbH: Köln, Germany, 2018: 7.
- [4] XIAO J S, CHENG X, LI B J, et al. Lane detection algorithm-based on Beamlet transformation and K-means clustering[J]. Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition), 2015, 47(4): 98-103.
- [5] ETXEBERRIA-GARCIA M, LABAYEN M, ZAMALLOA M,

- et al. Application of computer vision and deep learning in the railway domain for autonomous train stop operation[C]//2020 IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII). IEEE, 2020; 943-948.
- [6] KAPOOR R, GOEL R, SHARMA A. Deep learning based object and railway track recognition using train mounted thermal imaging system [J]. Journal of Computational and Theoretical Nanoscience, 2020, 17(11): 5062-5071.
- [7] DENG Y W, PU H T, HUA X B. Research on Lane Detection Based On RC-DBSCAN[J]. Journal of Hunan University(Natural Sciences), 2021, 48(10): 85-92.
- [8] MUTHALAGU R, BOLIMERA A, KALAIC V. Lane detection technique based on perspective transformation and histogram analysis for self-driving cars[J]. Computers & Electrical Engineering, 2020, 85: 106653.
- [9] WEI X, YANG Z, LIU Y, et al. Railway track fastener defect detection based on image processing and deep learning techniques: A comparative study[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2019, 80: 66-81.
- [10] HE H, LIU A, QIU J. Lane Line Detection Method Based on MFD-MCN[J]. Journal of Hunan Institute of Engineering(Natural Science Edition), 2022, 32(2): 48-53.
- [11] QIN N, HU X, DAI H. Deep fusion of multi-view and multimodal representation of ALS point cloud for 3D terrain scene recognition [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018, 143: 205-212.
- [12] WANG J T, HONG W, GONG L. Lane detection algorithm based on density clustering and RANSAC[C] // 2018 Chinese Control And Decision Conference (CCDC). Shenyang, China: IEEE, 2018; 919-924.
- [13] LI X J, DENG Y M, CHEN Z H, et al. Improved YOLOv5's Foreign Object Debris Detection Algorithm for Airport Runways [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(2): 202-211.
- [14] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. Cbam: Convolutional block attention module[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision(ECCV). 2018; 3-19.
- [15] WEI X K, SUO D, WEI D H. A Survey of The Application of Machine Vision In Rail Transit System Inspection[J]. Control and Decision, 2021, 36(2): 257-282.
- [16] WANG S, LIU F, LIU B. Research on application of deep convolutional network in high-speed railway track inspection based on distributed fiber acoustic sensing[J]. Optics Communications, 2021, 492: 126-141.
- [17] WANG G, CHEN X C, HAN D Y. Research on threshold segmentation algorithm of coal CT images based on improved Otsu [J]. Coal Science and Technology, 2021, 49(1): 264-271.
- [18] YUE X X, JIA J X, CHEN X D, et al. Road small target detection algorithm based on improved YOLO V3[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(21): 218-223.
- [19] LU D, MA W Q. Gesture Recognition Based on Improved YOLOv4-tiny Algorithm[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2021: 1-9.
- [20] LYU Z, ZHANG D, LUO J. A GPU-free real-time object detection method for apron surveillance video based on quantized MobileNet-SSD[J]. IET Image Processing, 2022.



JIANG Ke, born in 1997, postgraduate. Her main research interests include train tracking and safety.