

王勇达^{1,2} 王硕禾^{1,2} 朱钰³ 常宇健^{1,2} 蔡承才^{1,2} 赵瑞康^{1,2}

基于优化 DeepLabv3+ 的智能化高速铁路安全区域划分算法研究

摘要

针对目前电气化铁路沿线复杂背景下铁路安全区域划分均需采用实际固定标准件为参照物且区域划分范围小等问题,提出一种无需参照物的高速铁路安全区域划分算法。首先基于无人机所采集图像中的相关参数计算出相应的 GSD(地面采样间距)参数,然后利用加入 ECA-Net 模块的 DeepLabv3+ 模型对图像中的轨道进行精确分割。通过边缘检测、开运算、概率霍夫变换等一系列图像处理操作,提取出构成轨道的关键像素点,并运用最小二乘法进行轨道拟合,得出轨道数学表达式。最后,结合数学算法和 GSD 参数以及轨道数学表达式,完成安全区域的划分。实验结果表明,所提算法测量精度高达 90% 以上,无需选取固定参照物,适应性强、鲁棒性高,具有较高的实用性和可靠性。

关键词

无人机;地面采样间距;DeepLabv3+;ECA-Net;安全区域

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

收稿日期 2023-04-24

资助项目 国家自然科学基金(12072205);河北省自然科学基金(A2022210024);中国铁路北京局集团有限公司科技研究开发计划(2020AGD02);石家庄铁道大学研究生创新资助项目(YC2023027)

作者简介

王勇达,男,硕士生,主要研究方向为图像处理、机器视觉以及深度学习算法。2531337505@qq.com

王硕禾(通信作者),男,博士,教授,主要研究方向为数字图像处理、机器视觉以及计算机测控。wangshuohe@sina.com

- 1 石家庄铁道大学 河北省交通电力网智能融合技术与装备协同创新中心,石家庄,050043
- 2 石家庄铁道大学 电气与电子工程学院,石家庄,050043
- 3 中国铁路北京局集团有限公司石家庄供电段,石家庄,050041

0 引言

随着我国高速铁路建设的快速发展,高速电气化铁路线路的长度日益增加^[1]。由于异物进入线路会导致突发事件的发生,因此对异物可能给列车安全行驶带来的影响进行判断变得尤为重要。在恶劣的气候条件下,各种轻飘物体,例如彩钢瓦、塑料薄膜、防尘网、大棚等,常常会出现在高速铁路周围^[2]。这些异物经常会由于大风等原因侵入高铁线路内,干扰接触网^[3]的正常工作,对铁路行车造成不同程度的危害。铁路安全区域的划分通常由各个地方路局根据铁路周围环境的不同来设置限界,并且铁路异物入侵巡检的大部分工作主要集中在对铁轨及轨道附近区域的异物进行检测。然而,近年来造成铁路接触网供电安全事故的异物并非来自轨道附近,是在路侧更大范围内。但目前对于更大范围的存在潜在隐患的异物检测,缺乏必要的技术手段。为了保障铁路的安全运行,按照国铁集团的相关文件要求,有必要对铁路沿线 500 m 范围内的地膜、防尘网、彩钢瓦等危害物及时检测并处理,避免影响行车安全及保障接触网的正常工作。因此,精确划分铁路大面积安全区域的范围,有助于对铁路沿线的潜在安全风险进行预判,对高铁安全运行具有重要意义。

目前,国内外众多学者提出了很多以铁路为背景的基于机器视觉的非接触式界限划分方法。赵文钰^[4]为提高铁路异物入侵检测的效率,采取了简单划分路侧区域限界的方法,通过路侧安装的监控摄像头采集影像,再利用传统图像处理技术将路侧区域划分为铁路限界内区域和铁路限界外区域,对不同区域内的目标采取不同的检测流程。但固定的监控设备不能全面覆盖铁路沿线,布设与维护成本高,灵活性差。Niu 等^[5]采用改进的 Canny 方法和 Hough 变换算法来提取轨道边缘信息,并结合图像分割方法来划定铁路周边危险区域,以减少后续图像处理中的信息量。然而,由于铁轨周边的环境往往比较复杂,传统的图像处理方法在面对复杂背景时容易出现误判,从而影响区域划分的准确性。陈永等^[6]采用透视变换和三次函数拟合的方法来检测铁轨线的位置,并根据检测结果扩展划分出危险区域和安全区域,从而得到铁路异物入侵区域。相比传统 Hough 算法,该方法能够检测弯曲的铁轨线。然而,在识别轨道线前,需要手动划定待识别区域,

无法实现对铁路异物侵限区域的自动提取. 王辉等^[7]提出一种基于深度学习的铁路轨道限界快速检测算法, 使用锚框逐网格定位代替了传统的逐像素定位方法, 大幅减少了计算量并提高了检测速度. 此外, 该算法结合轨道是连续线的特征, 能够快速智能定位识别铁路轨道坐标. 最后, 根据固定轨距作为界限划分基准, 按比例拓宽已识别的轨道线, 从而确定铁路异物入侵限界的范围. 李媛^[8]提出了一种基于轻量级网络 MobileNet 的改进全卷积网络, 用于对高铁异物入侵限界区域进行分割, 并完成了将高速铁路周界区域划分为安全区及危险区的任务. 然而该方法直接依照路基边界训练限界, 导致限界划定固定, 无法改变限界的大小. 这一限制可能会影响到该方法在实际应用中的适用性. 刘力^[9]将轨道线作为建立限界的主要参考, 首先将语义分割网络 Unet 替代传统算法进行轨道检测, 随后通过最小二乘法完成轨道线的数学建模, 再根据限界标准的规定, 完成限界模型的建立, 大幅提高了界限划分的效率. 上述界限分割方法都是基于列车上携带的摄像头拍摄的影像进行分割, 由于视觉透视原理, 该视角所采集的图像在远端感兴趣区域的像素占全图比例小, 从而导致界限划分效果不均衡.

目前路侧大范围的界限划分需求给传统图像采集视角带来了极大挑战. 而无人机具有机动灵活的视角, 可以无畸变地俯拍铁路沿线及周边区域, 并且因其巡检简单方便、效率高、无盲区、范围大等优点, 已经开始在铁路巡检领域得到广泛应用^[10], 因此, 利用无人机拍摄的影像来划分铁路两侧大面积安全区域的范围可以弥补传统影像采集方式的不足.

针对铁路安全区域的划分问题, 现有研究大多关注铁路及附近数米的范围, 无法覆盖远距离的隐患异物, 同时划定范围模糊, 难以确定实际划分距离. 尽管目前无人机已经广泛应用于铁路巡检, 但基于无人机视角的界限划分研究较少并且智能化程度低. 另外, 目前大多数铁路路侧界限划分算法需要参照物, 受参照物背景影响较大, 会出现误检情况, 不适用于复杂环境的界限划分. 由此, 本文创新性地提出了针对无人机采集影像并基于 Deeplabv3+ 无需参照物的地面采样间距 (GSD) 智能大范围界限划分算法, 可以实现铁路两侧 500 m 范围内的安全区域划分, 主要包括:

1) 利用相机传感器性能参数和传感器与目标物距离推导出不依赖参照物的 GSD 参数, 计算出图

像中一个像素点在真实世界中的实际大小, 从而不需要选取复杂背景中的任何特定物体作为参照物. 这种方法的优点在于, 可以使测量更加便利, 同时也可以提高测量的鲁棒性.

2) 将 ECA-Net 注意力机制模块引入 DeepLabv3+ 语义分割模型中, 可以有效地提高对轨道的分割精度. 这种方法的优势在于, ECA-Net 注意力机制可以在不增加模型复杂度的情况下, 增强模型对轨道区域的关注程度, 提高模型的特征提取效率和感知能力, 从而实现更准确的轨道分割.

3) 通过对提取出的轨道区域进行一系列图像处理操作, 包括边缘检测、开运算以及概率霍夫变换等, 可以有效地提取轨道上的像素点数. 这些像素点可以利用最小二乘法来拟合出轨道线, 从而实现轨道的识别.

本文方法通过将图像处理和数学算法相结合, 实现了对轨道线的自动化提取和识别, 具有高效、准确的特点.

1 方法原理

1.1 地面采样间距 (GSD) 的计算

地面采样间距 (Ground Sample Distance, GSD) 表示数字影像中单个像元对应的地面尺寸. 根据飞行实际高度 H 、摄像头倾斜角度 β 、变焦倍数 X , 结合本文推导公式可计算出飞行时刻相机所采集图像的地面采样间距.

像元是相机芯片上的最小感光单元, 每个像元对应图像上的一个像素, 像元尺寸 a 的计算公式如下:

$$a = \frac{\text{传感器尺寸}}{\text{有效像素}}. \quad (1)$$

变焦相机焦距的计算公式为

$$f = \frac{f_{\min} \times f_1}{f_{1,\min}}, \quad (2)$$

其中, f 为变焦相机焦距, f_1 为变焦相机等效焦距, f_{\min} 为变焦相机最小焦距, $f_{1,\min}$ 为变焦相机最小等效焦距.

广角相机的焦距是定值, 以广角相机的等效焦距为基准得变焦相机的变焦倍数 X 为

$$X = \frac{f_1}{f_2}. \quad (3)$$

即以变焦倍数 X 表示的变焦相机焦距 f 为

$$f = \frac{f_{\min} \times f_2 \times X}{f_{1,\min}}, \quad (4)$$

其中, f_2 为广角相机等效焦距.

无人机飞行实际高度为

$$H = H_1 - H_2, \quad (5)$$

其中, H 为飞行实际高度, H_1 为飞行当前高度, H_2 为地面海拔高度.

正射影像是一种具有正射投影性质的遥感影像.在无人机航拍时,摄像头垂直于地面,拍摄的影像可以通过正射投影方法将像素投射到地面上.然而,投射后的像素并非完全呈正方形.以传感器高度为标准的正射影像 GSD 为

$$\text{GSD}_H = \frac{H \times H_s}{f \times H_1}, \quad (6)$$

其中, H_s 为传感器高度, H_1 为图像高度.

以传感器宽度为标准的正射影像 GSD 为

$$\text{GSD}_W = \frac{W \times W_s}{f \times W_1}, \quad (7)$$

其中, W_s 为传感器宽度, W_1 为图像宽度.

以传感器高度和宽度为标准的计算结果不同,一般选取其中的一种作为正射影像 GSD_{OR} 即可:

$$\begin{aligned} \text{GSD}_{\text{OR}} &= \min \{ \text{GSD}_W, \text{GSD}_H \} \text{ 或} \\ \text{GSD}_{\text{OR}} &= \max \{ \text{GSD}_W, \text{GSD}_H \}. \end{aligned} \quad (8)$$

铁路安全区域的划分不需要非常高的精确度,且一般相机的像元实际尺寸单位为 μm 级,数量级较小,因此像元的长宽之间的误差可以忽略不计.为了方便操作,通常将像元的长和宽视为相等,从而得到地面采样间距. GSD 的计算原理如图 1 所示.

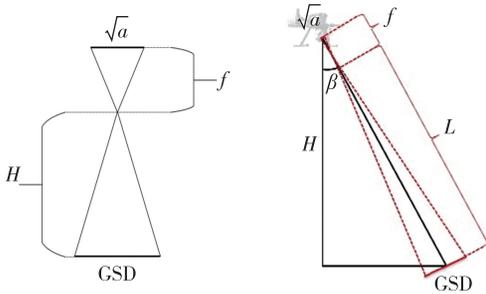


图 1 GSD 几何原理

Fig. 1 Orthographic GSD geometric schematic

$$\text{GSD}_{\text{OR}} = \frac{H\sqrt{a}}{f}. \quad (9)$$

在无人机对电气化铁路沿线进行巡检时,为保证观测视野范围足够广、飞行安全具有保障、操作便利等,一般采用倾斜摄影的方式来进行巡检.倾斜影像 GSD_{OI} 由正射影像 GSD_{OR} 推导得出.

$$\beta = 90 - |\delta|, \quad (10)$$

其中, β 为摄像头倾斜角度,表示摄像头倾斜面和竖直面的夹角, δ 为云台俯仰角度,转动范围为 $-120^\circ \sim 30^\circ$.

摄像头倾斜角度可以用 $\frac{H}{L} = \cos \beta$ 进行表示:

$$L = \frac{H}{\cos \beta}, \quad (11)$$

其中, L 为倾斜距离.

根据 GSD_{OR} 换算得 GSD_{OI} 公式为

$$\text{GSD}_{\text{OI}} = \frac{L\sqrt{a}}{f} = \frac{H\sqrt{a}}{f \cos \beta}. \quad (12)$$

根据式(12),可以计算出每个像素点在现实世界中所代表的实际大小.

1.2 DeepLabv3+模型

由于电气化铁路周围环境复杂,轨道的识别往往受到很大的干扰,导致轨道识别算法的普适性较低,抗干扰能力差.这意味着在简单背景下可以识别轨道,但是在复杂背景下就无法准确识别.为此,本文采用改进的 DeepLabv3+模型^[11]来对所关注的感兴趣区域(ROI)进行智能划定,即对轨道区域进行划定. DeepLabv3+模型结构如图 2 所示.

DeepLabv3+模型是一种采用编码器-解码器结构实现对图像分割的深度学习模型.编码器模块利用 Xception 神经网络,从输入的电气化铁路图像中提取特征;提取到的特征通过空间金字塔池化模块^[12](Atrous Spatial Pyramid Pooling, ASPP)获取多个尺度的高层语义信息;各特征信息在通道维度上进行拼接并通过 1×1 卷积降低通道数,然后将高层特征图输入到解码器进行处理.这样可以有效提高对轨道的识别准确性,特别是在复杂场景下的表现更为突出.

解码器模块使用 4 倍上采样处理的多尺度高级特征与主干网络 Xception 提取出的低级特征进行融合.随后,利用 3×3 卷积和 4 倍上采样将结果恢复到原始图像尺寸,完成对电气化铁路目标的分割.相较于仅有编码器结构,编码器-解码器结构能够有效融合图像的低层信息和高层信息,从而避免上采样操作导致的目标像素丢失问题.这样,可以有效提高分割的精度和可靠性.

1.3 改进 DeepLabv3+模型

DeepLabv3+模型通过 ASPP 可以获得多尺度信息,但是简单的维度拼接无法获得丰富的上下文信息,这对于电气化铁路的提取存在不足.为了增强网

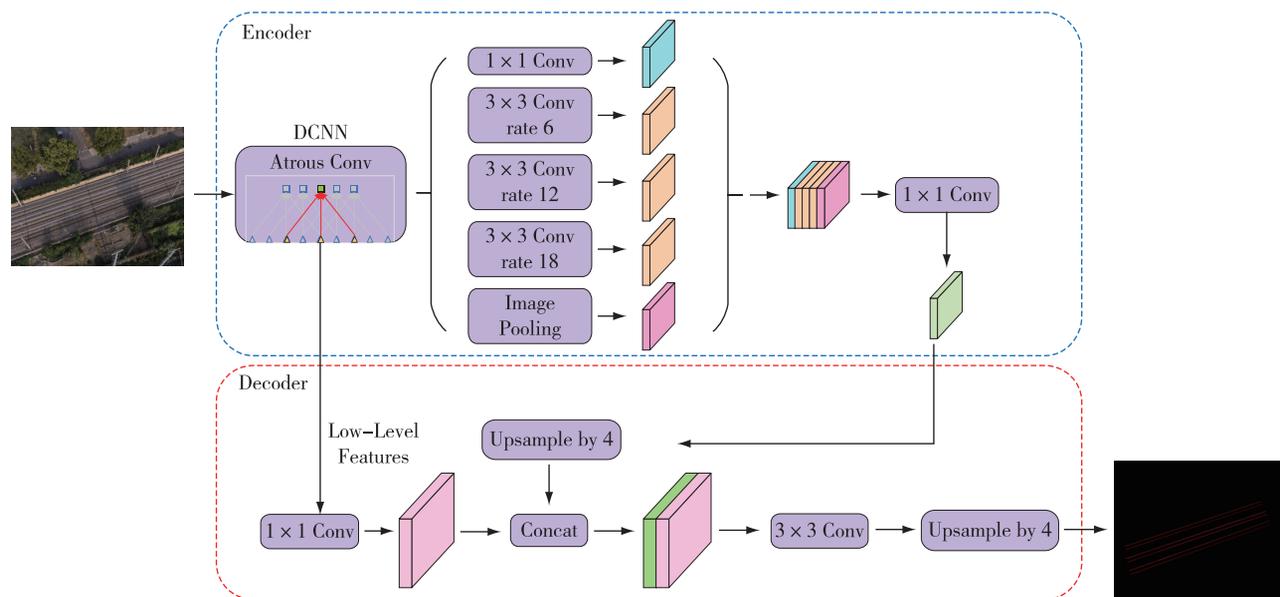


图2 DeepLabv3+网络结构

Fig. 2 DeepLabv3+ network structure

络对轨道位置的感知能力,同时提高整体的分割精度,可以采用注意力机制 ECA-Net^[13]来改进模型.

ECA-Net 是一种有效的通道注意力模块.该模块是在 SE-Net^[14]基础上进行改进的,同样是在特征通道上引入注意力机制结构,ECA-Net 仅引入少量的参数就获得了明显的性能增益.如图 3 所示,ECA 模块利用一个可以自适应变换卷积核大小的一维卷积替换了 SE 模块原有的全连接层.其前向传播过程为输入特征矩阵,经过平均池化(GAP)后产生特征矩阵(1×1×C),对特征矩阵通过一个一维卷积滑动进行学习输出特征矩阵(1×1×C),随后采用 Sigmoid 函数对一维特征矩阵进行非线性化.通道维度 C 与卷积核大小 k 之间的关系如下:

$$k = Y(C) = \left\lfloor \frac{\log_2(C)}{\gamma} + \frac{b}{\gamma} \right\rfloor_{\text{odd}}. \quad (13)$$

式(13)可基于 ECA-Net 嵌入模型不同深度的位置,根据通道维度 C 自适应选取不同大小的卷积核,以实现更好的特征融合效果.因卷积核大小一般取奇数,所以采用 odd 函数来实现取奇数操作.γ 和 b 是调整系数,分别设置为 2 和 1.

改进后的 DeepLabv3+网络可以快速、精准地从电气化铁路沿线的复杂背景图像中提取轨道特征.提取的特征经过 ASPP,对输出的多尺度空间信息进行特征拼接.为了减少拼接后无关特征对识别精度的影响,先通过使用 ECA-Net 注意力机制提高卷积神经网络的注意力,再使用 1×1 大小的卷积增加其

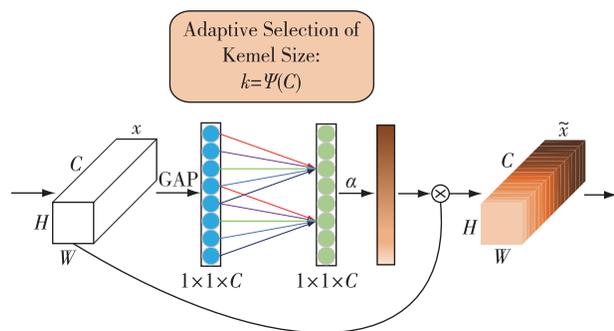


图3 ECA-Net 模块示意图

Fig. 3 Diagram of the ECA-Net module

非线性能力.将 1×1 卷积后的多尺度高级特征与编码器提取的低级特征进行拼接,再利用 3×3 卷积和 4 倍上采样技术,恢复图像原图的分辨率.改进后的模型在轨道识别精度上得到了提高,有助于更精准地分割复杂场景下的轨道.改进后的网络结构如图 4 所示.改进的 DeepLabv3+模型可以很好地提取轨道 ROI 区域,图 5 展示了其提取效果.

1.4 轨道中心线的识别

ROI (Region of Interest) 区域即为感兴趣区域,是通过改进的 DeepLabv3+模型来进行获取的.将数据输入到改进的 DeepLabv3+模型中,输出图像如图 5 所示.图 5 中白色线性区域表示使用模型提取的铁路轨道区域,将此区域定义为 ROI 区域.对 ROI 区域进行灰度化处理,利用 Sobel 算子提取出 x 方向和 y

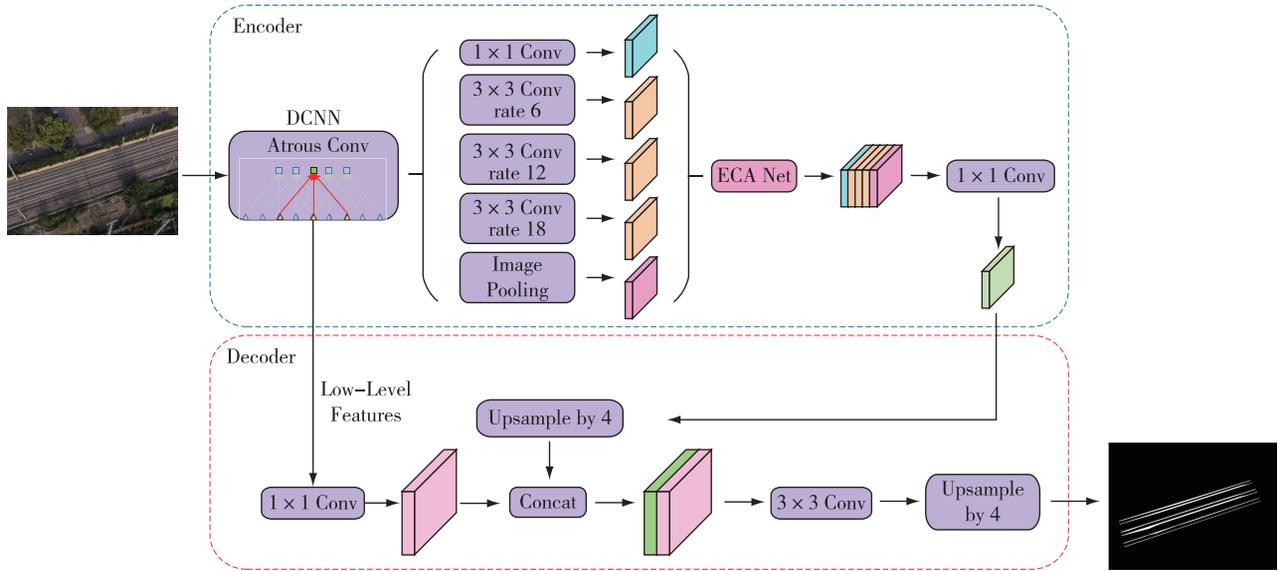


图4 DeepLabv3+模型改进
Fig. 4 DeepLabv3+ model improvement

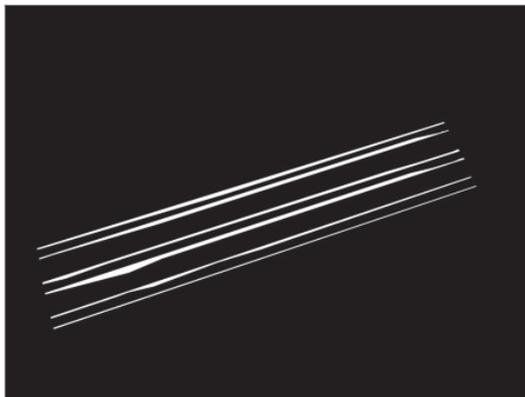
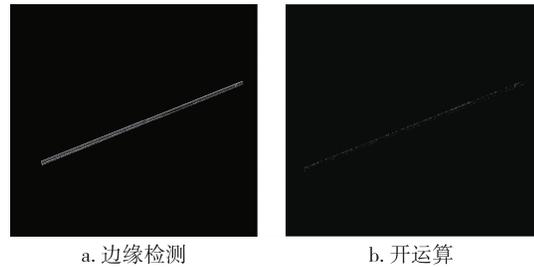


图5 改进 DeepLabv3+后图像
Fig. 5 Improved DeepLabv3+ image

方向的边缘信息并融合.为了进一步提高融合后的边缘提取图像的质量,采用形态学中的开运算进行处理^[15].具体而言,采用 3×3 大小的结构元对图像进行腐蚀操作,以去除周围的噪声.接着,利用形态学中的膨胀操作对图像的边界进行扩张,以促进区域的连通.所得图像如图6所示.

对开运算后的图像进行概率霍夫变换^[16],概率霍夫变换可以提高线检测的效率和准确性.与常规霍夫变换需要考虑所有点的情况不同,概率霍夫变换只需要从随机取样的一小部分点集合中获取足够的信息来进行直线检测,可以大幅减少计算量和检测时间.提取概率霍夫变换中所需要的点作为集合,并将集合中的所有点采用最小二乘法^[17]进行线性拟合,拟合得出线性方程,如图7所示,其中横轴为



a. 边缘检测 b. 开运算
图6 边缘检测处理
Fig. 6 Edge detection processing

标记图像的横坐标像素值,纵轴为标记图像的纵坐标像素值.将拟合得到的线性方程绘画到原图上,从而得到一条与轨道位置相同的直线,即为轨道的识别线,如图8所示.

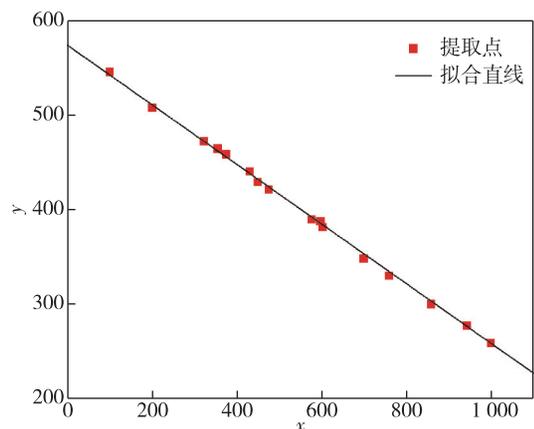


图7 最小二乘法线性拟合
Fig. 7 Linear regression using least squares method



图8 轨道的识别
Fig. 8 Track identification



图10 轨道中心线识别
Fig. 10 Track center line identification

电气化铁路的两轨道拟合后的直线分别为 L_1 , L_2 , 如图9所示. 对应的方程如式(14)所示, 推导得轨道中心线方程如式(15)所示.

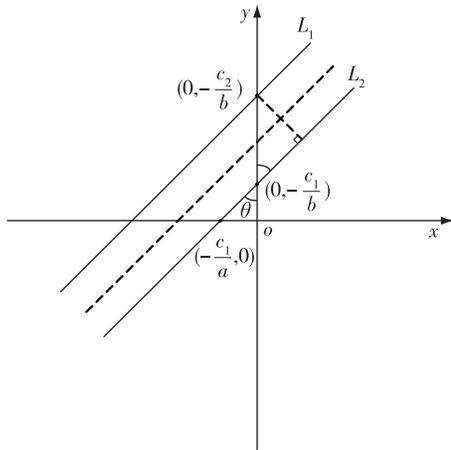


图9 轨道直线几何图
Fig. 9 Straight line geometry for railway track

$$\begin{aligned} L_1: y_1 &= k_1x + b_1, \\ L_2: y_2 &= k_2x + b_2. \end{aligned} \quad (14)$$

$$y_{\text{Center_line}} = \frac{k_1 + k_2}{2}x + \left[b_2 + \left(\frac{b_1 - b_2}{2} \right) \right]. \quad (15)$$

选取图像上任意两横坐标值 x_1, x_2 代入式(15), 即可得到 y_1, y_2 值, 由此两点确定轨道中心线的位置. 将轨道中心线在原图上绘画出来, 即完成轨道中心线的识别, 如图10中绿线所示.

1.5 铁路安全区域划分

根据不同地区铁路局对异物侵入安全区域的不

同规范标准, 来进行相应限界的智能划分. 以铁路正线的轨道中心线为基准, 向两侧分别扩展划定为安全区域. 扩展距离 L (单位: m) 与地面采样间距 (GSD) 相比求得要向两侧扩展的像素数. 轨道中心线上选择两点向一边同方向同距离进行平移相同的像素数量 n , 将平移后的两点进行连接即为平移后的异物限界, 按此操作在轨道中心线上选择两个点, 向中心线另一边进行平移得到另一边限界, 两限界之间的区域即为安全区域, 如图11所示.



图11 铁路安全区域划分
Fig. 11 Railway safety zone division

2 试验分析与验证

为进一步验证算法准确性、可行性,对影响铁路安全区域划分的主要因素进行分析,即 GSD 公式推导的数值偏差和算法对轨道识别的位置偏差。

以 H20T 相机为例来计算其广角相机在不同飞行高度下的正射影像 GSD_{OR} 、广角相机在不同飞行高度和不同倾斜角度下的倾斜影像 GSD_{OI} ,并将计算的 GSD_{Av} 与大疆 DJI Pilot2 自带的 GSD 计算器显示的 GSD_{DD} 比对,验证 GSD 计算方法的准确性.推导公式如下:

$$a = \frac{\text{传感器尺寸}}{\text{有效像素}} = \frac{6.29 \text{ mm} \times 4.71 \text{ mm}}{4\ 056 \times 3\ 040} = 1.55 \mu\text{m} \times 1.55 \mu\text{m}, \quad (16)$$

$$f = 4.5 \text{ mm}, \quad (17)$$

$$GSD_{OR} = \frac{H\sqrt{a}}{f} = \frac{1.55H}{4.5 \times 10}, \quad (18)$$

$$\beta = 90 - |\delta|, \quad (19)$$

$$GSD_{OI} = \frac{H\sqrt{a}}{f \cos \beta} = \frac{1.55H}{4.5 \times 10 \cos \beta}. \quad (20)$$

式(18)为利用广角相机进行电气化铁路巡检时 GSD_{OR} 的推导公式,只需记录实际高度 H 参数即可;式(19)–(20)为 GSD_{OI} 的推导公式,需记录实际高度 H 、云台俯仰角度 β 两个参数值。

2.1 正射影像 GSD 数值偏差对比

以 H20T 相机的广角相机为例,其相机焦距为 4.5 mm 的定值,通过设定不同的实际高度 H ,利用 GSD 推导公式计算出 GSD_{OR} 的实际计算数值,并将 GSD_{DD} 与 GSD_{Av} 进行对比,结果如表 1 所示。

表 1 正射 GSD 计算方法验证

Table 1 Verification of orthographic GSD calculation method

H/m	$GSD_{DD}/(\text{cm} \cdot \text{px}^{-1})$	$GSD_{Av}/(\text{cm} \cdot \text{px}^{-1})$	误差/ $(\text{cm} \cdot \text{px}^{-1})$
20	0.69	0.688	0.002
30	1.03	1.033	0.003
40	1.38	1.377	0.003
50	1.72	1.722	0.002
60	2.07	2.066	0.004
70	2.41	2.411	0.001
80	2.76	2.756	0.004
90	3.10	3.100	0.000
100	3.45	3.444	0.006
110	3.79	3.789	0.001
120	4.14	4.133	0.007
130	4.48	4.478	0.002
140	4.82	4.822	0.002
150	5.17	5.167	0.003

由表 1 中 DJI Pilot2 的显示数值可知, GSD 测量值为厘米级精度, GSD_{DD} 和 GSD_{Av} 两者数值基本接近,即正射 GSD 计算方法满足实际应用需求。

2.2 倾斜影像 GSD 数值偏差对比实验

以 H20T 相机的广角相机为例,通过设定不同的实际高度 H 和不同云台俯仰角度 β 两者的数值,利用 GSD 推导公式计算出 GSD_{OI} 的实际计算数值,再将 GSD_{DD} 与倾斜影像 GSD_{Av} 进行对比,结果如表 2 所示。

表 2 倾斜影像 GSD 计算方法验证

Table 2 Verification of GSD calculation method for oblique image

H/m	$\beta/(\text{°})$	$\delta/(\text{°})$	$GSD_{DD}/(\text{cm} \cdot \text{px}^{-1})$	$GSD_{Av}/(\text{cm} \cdot \text{px}^{-1})$	误差/ $(\text{cm} \cdot \text{px}^{-1})$
40	-80	10	1.40	1.399	0.001
50	-80	10	1.75	1.749	0.001
60	-80	10	2.10	2.098	0.002
70	-80	10	2.45	2.448	0.002
40	-70	20	1.47	1.399	0.071
50	-70	20	1.83	1.833	0.003
60	-70	20	2.20	2.199	0.001
70	-70	20	2.57	2.566	0.004
40	-60	30	1.59	1.591	0.001
50	-60	30	1.99	1.989	0.001
60	-60	30	2.39	2.386	0.004
70	-60	30	2.79	2.784	0.006
40	-50	40	1.80	1.799	0.001
50	-50	40	2.25	2.248	0.002
60	-50	40	2.70	2.698	0.002
70	-50	40	3.15	3.147	0.003

表 2 中 GSD_{DD} 和 GSD_{Av} 两者数值(厘米级)基本接近,即倾斜 GSD 计算方法满足实际应用需求。

由表 1、表 2 可得 DJI pilot2 自带的 GSD 计算器显示数值 GSD_{DD} 与 GSD 计算方法推导的计算结果 GSD_{Av} 误差较小,满足实际应用需求,因此可以采用本文方法进行 GSD 的计算。

2.3 实验数据集及评价指标

为了研究电气化铁路沿线的影像数据,本文采用无人机拍摄视频和图片的方式进行数据采集,并制作 Rail 数据集.该数据集包含 1 990 张影像数据,并通过 Labelme 软件进行标注.数据集按 8:1:1 的比例进行划分,分别用于训练、验证和测试,如表 3 所示。

表 3 Rail 数据集划分

Table 3 Rail dataset division

数据集	训练集	验证集	测试集	总计
数量	1 592	199	199	1 990

MIOU (Mean Intersection Over Union)、MPA (Mean Pixel Accuracy) 是计算机视觉领域中常见的评价指标. MIOU 为平均交并比, 它通过计算每个类别的交集与并集的比值, 再对所有类别的结果取平均得到分割模型的整体性能指标, 可以评价图像分割模型的像素级别预测准确度. MPA 为平均像素准确率, 它计算模型对图像中所有像素的分类准确率的平均值, 反映图像分割模型对每个像素分类的准确性.

$$\text{MIOU} = \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N \frac{X_{ii}}{\sum_{j=1}^N X_{ij} + \sum_{j=1}^N X_{ji} - X_{ii}} \right), \quad (21)$$

$$\text{MPA} = \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N \frac{X_{ii}}{T_i} \right), \quad (22)$$

式中: X_{ii} 代表识别为 i 类、实际为 i 类目标的像素; X_{ij} 代表识别为 j 类、实际为 i 类目标的像素; X_{ji} 代表识别为 i 类、实际为 j 类目标的像素; N 为包括背景在内的类别总数; T_i 为 i 类目标像素的总数量.

2.4 DeepLabv3+实验对比

为了验证改进 DeepLabv3+模型的性能优势, 与 UNet、PSPNet 以及改进前 DeepLabv3+模型进行对比实验, 结果如表 4 所示.

表 4 对比实验

Table 4 Comparison test results

模型	MIOU/%	MPA/%	FPS/(帧/s)
UNet	89.31	90.04	21
PSPNet	80.12	89.23	13
DeepLabv3+	87.13	91.25	38
改进 DeepLabv3+	91.04	95.42	36

实验结果表明, 改进后的 DeepLabv3+模型相比于 UNet、PSPNet 以及改进前的 DeepLabv3+模型, MIOU 指标分别提升 1.73、10.92、3.91 个百分点, MPA 分别提升 5.38、6.19、4.17 个百分点. 此外, 在检测速度方面, 改进后的 DeepLabv3+模型 FPS 分别比 UNet 和 PSPNet 提升了 15 和 23 帧/s, 但相比于改进前的 DeepLabv3+略有下降. 即改进后的算法在分割精度方面有了明显提升, 但检测速度略有下降. 改进前后的分割效果对比如图 12 所示.

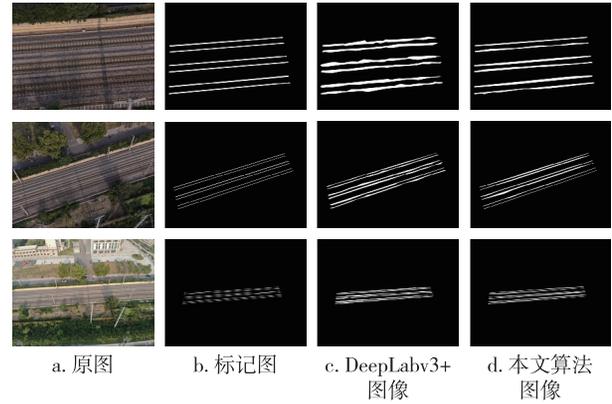


图 12 改进前后分割效果对比

Fig. 12 Comparison of segmentation results before and after improvement

2.5 轨距误差测量

轨道识别的位置偏差与 GSD 的数值偏差直接影响实际安全区域划分的准确性. 铁轨的标准尺寸为 1 435 mm, 因此以轨距误差测量为参考, 测量其与实际铁轨轨距的误差大小, 从而推导出安全区域划分存在的误差.

电气化铁路的两轨道拟合后的直线如图 9 所示, 设 L_1, L_2 对应的方程分别为

$$\begin{aligned} L_1: A_1x + B_1y + C_1 &= 0, \\ L_2: A_2x + B_2y + C_2 &= 0. \end{aligned} \quad (23)$$

电气化铁路的两轨道平行, 所以可设两条轨道分别拟合的直线斜率相等, 即 x 和 y 前面的系数相同, 因此可设两条直线方程为

$$\begin{aligned} L_1: Ax + By + C_1 &= 0, \\ L_2: Ax + By + C_2 &= 0. \end{aligned} \quad (24)$$

设点 $P(a, b)$ 在直线 $Ax + By + C_1 = 0$ 上, 则 $Aa + Bb + C_1 = 0$, 即:

$$Aa + Bb = -C_1. \quad (25)$$

由点到直线距离公式得, 点 P 到 $Ax + By + C_2 = 0$ 的距离为

$$d = \frac{|Aa + Bb + C_2|}{\sqrt{A^2 + B^2}}. \quad (26)$$

将式(25)代入式(26)得:

$$d = \frac{|-C_1 + C_2|}{\sqrt{A^2 + B^2}} = \frac{|C_1 - C_2|}{\sqrt{A^2 + B^2}}. \quad (27)$$

两条平行线之间的距离是从一条直线上任意一点到另一条直线的距离, 即两轨道之间的距离可通过式(27)进行表示, 即已知两条轨道的拟合直线方程可求出两条轨道之间所占像素点数量, 轨道距离

d_{od} 计算公式如下:

$$d_{od} = d \times GSD_{S_i}, \quad (28)$$

其中, d 为两条轨道之间所占像素点的数量, GSD_{S_i} 为所拍摄图片的地面采样距离.

以 H20T 的变焦相机为例,通过控制无人机不同的飞行实际高度 H 、变焦倍数 X 、云台俯仰角度 β 来计算轨距的相对误差,结果如表 5 所示.

根据表 5 可知,相对误差均在 10% 以内.同时,

轨距测量误差受云台俯仰角度影响较大,最佳倾斜角度为 $50^\circ \sim 90^\circ$.此外,随着变焦倍数的增大,轨道识别效果提升,测量误差降低.需要指出的是,铁路安全区域的设定范围广泛,精度要求相对较低,因此 10% 以内的精度误差符合实际需求.综上所述,本文方法具有较高的实用性和可靠性,并为电气化铁路沿线安全管理提供了有效技术支持.

表 5 轨距误差测量

Table 5 Track gauge error measurement

图片 (DJI_某月某日_某刻)	实际高度 H / m	变焦倍数 X	云台俯仰角度 δ / ($^\circ$)	实际测量间距 d_{od} / m	铁轨标准尺寸/ m	误差/ m	相对误差/ %
DJI_0928_0811	66.232	4.875	70.1	1.448	1.435	0.013	0.906
DJI_0928_0817	87.907	1.958	61.4	1.335	1.435	0.100	6.969
DJI_0928_0820	99.582	1.000	90.0	1.346	1.435	0.089	6.202
DJI_1101_0912	30.248	1.000	47.0	1.298	1.435	0.137	9.547
DJI_1101_0915	52.523	2.003	80.0	1.398	1.435	0.037	2.578

3 结束语

针对目前电气化铁路沿线复杂背景下铁路安全区域划分均需采用实际固定参照物且区域划分范围小的问题,提出一种无需参照物的智能区域划分算法,摆脱了传统方法需要实际固定参照物和区域划分范围小的限制;结合 GSD 参数和轨道数学表达式,实现了安全区域的精准划分;用 ECA-Net 模块和 DeepLabv3+ 模型对图像中的轨道进行精确分割,提高了测量精度;运用最小二乘法进行轨道拟合,提高了算法的鲁棒性.本方法具有测量精度高、无需选取固定参照物、适应性强、鲁棒性高等优点,为电气化铁路沿线安全管理提供了有效的技术支持.本方法可以进一步发展和应用于其他需要区域划分的领域,具有广泛的应用前景和推广价值.

参考文献

References

- [1] 陆娅楠.我国高铁运营里程超 4 万公里:铁路运营总里程超 15 万公里[N].人民日报,2021-12-31(1)
- [2] 铁路专家解答如何守好高铁的“安全红线”[J].城市轨道交通研究,2021,24(5):191
- [3] 刘国福.对我国发展高速电气化铁路接触网的思考和探讨[J].铁道工程学报,2003,20(1):122-125
LIU Guofu. Pondering and exploring on developing the OCS of high-speed electrification railway[J]. Journal of Railway Engineering Society, 2003, 20(1): 122-125
- [4] 赵文钰.高速铁路周界入侵多尺度目标检测算法研究[D].北京:北京交通大学,2022

- ZHAO Wenyu. Research on multi-scale target detection algorithm for high-speed railway perimeter intrusion[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2022
- [5] Niu H X, Hou T. Fast detection study of foreign object intrusion on railway track[J]. Archives of Transport, 2018, 47(3): 79-89
- [6] 陈永, 卢晨涛, 王镇. 基于轻量级网络的铁路感兴趣区域异物侵限检测[J]. 吉林大学学报(工学版), 2022, 52(10): 2405-2418
CHEN Yong, LU Chentao, WANG Zhen. Detection of foreign object intrusion in railway region of interest based on lightweight network[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2022, 52(10): 2405-2418
- [7] 王辉, 吴雨杰, 范自柱, 等. 基于深度学习的铁路限界快速检测算法[J]. 铁道科学与工程学报, 2023, 20(4): 1223-1231
WANG Hui, WU Yujie, FAN Zizhu, et al. Fast detection algorithm of railway clearance based on deep learning[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2023, 20(4): 1223-1231
- [8] 李媛. 基于深度学习的高速铁路异物侵限检测的研究[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2022
LI Yuan. Research on foreign body penetration detection of high-speed railway based on deep learning[D]. Lanzhou: Lanzhou Jiaotong University, 2022
- [9] 刘力. 基于深度学习的轨道侵限异物检测方法研究[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2022
LIU Li. Research on detection method of railway intrusion obstacles based on deep learning[D]. Lanzhou: Lanzhou Jiaotong University, 2022
- [10] 缪希仁, 刘志颖, 鄢齐晨. 无人机输电线路智能巡检技术综述[J]. 福州大学学报(自然科学版), 2020, 48(2): 198-209

- MIAO Xiren, LIU Zhiying, YAN Qichen. Review on UAV intelligent technology for transmission line inspection[J]. Journal of Fuzhou University (Natural Science Edition), 2020, 48(2): 198-209
- [11] Azad R, Asadi-Aghbolaghi M, Fathy M, et al. Attention Deeplabv3+: multi-level context attention mechanism for skin lesion segmentation[C]//European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2020: 251-266
- [12] 矫健, 张磊, 李晶. 基于空洞空间金字塔池化的雾天图像语义分割[J]. 计算机应用研究, 2021, 38(7): 2200-2202
- JIAO Jian, ZHANG Lei, LI Jing. Semantic segmentation of foggy images based on atrous spatial pyramid pooling[J]. Application Research of Computers, 2021, 38(7): 2200-2202
- [13] 毛志荣, 都云程, 肖诗斌, 等. 基于 ECA-Net 与多尺度结合的细粒度图像分类方法[J]. 计算机应用研究, 2021, 38(11): 3484-3488
- MAO Zhirong, DU Yuncheng, XIAO Shibin, et al. Fine-grained image classification method based on ECA-Net and multi-scale[J]. Application Research of Computers, 2021, 38(11): 3484-3488
- [14] 唐渔, 何志琴, 周宇辉, 等. 基于 Se-ResNet50 特征编码器的公共环境图像描述生成[J]. 计算机应用研究, 2023, 40(6): 1864-1869
- TANG Yu, HE Zhiqin, ZHOU Yuhui, et al. Public environment image caption generation based on Se-ResNet50 feature encoder[J]. Computer Application Research, 2023, 40(6): 1864-1869
- [15] 张永宏, 袁永. 基于小波包分解和形态学融合的地基云图边缘检测[J]. 南京信息工程大学学报(自然科学版), 2011, 3(2): 150-153
- ZHANG Yonghong, YUAN Yong. Ground nephogram edge detection based on the fusion technique between wavelet package transform and morphological method[J]. Journal of Nanjing University of Information Science & Technology (Natural Science Edition), 2011, 3(2): 150-153
- [16] 辛超, 刘扬. 基于概率霍夫变换的车道线识别算法[J]. 测绘通报, 2019(增刊2): 52-55
- XIN Chao, LIU Yang. Research on lane recognition algorithm based on probability Hough transform[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(sup2): 52-55
- [17] 慕羨, 刘明珠. 分析摄影测量图像处理的高精度误差补偿法[J]. 电子测试, 2021(17): 114-115, 90
- MU Xian, LIU Mingzhu. A high precision error compensation method for photogrammetric image processing is analyzed[J]. Electronic Test, 2021(17): 114-115, 90

Intelligent high-speed railway safety zone division based on optimized DeepLabv3+

WANG Yongda^{1,2} WANG Shuohe^{1,2} ZHU Yu³ CHANG Yujian^{1,2} CAI Chengcai^{1,2} ZHAO Ruikang^{1,2}

1 Hebei Provincial Collaborative Innovation Center of Transportation Power Grid Intelligent Integration Technology and Equipment, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China

2 School of Electrical and Electronic Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China

3 Shijiazhuang Power Supply Section of China Railway Beijing Bureau Group Co.Ltd., Shijiazhuang 050041, China

Abstract To address the problem that the railway safety zone division along the electrified railway with complex background needs to use actual fixed standard parts as reference and the division range is small, a smart safety zone division approach independent of reference objects is proposed. The GSD (Ground Sample Distance) parameters are calculated from relevant parameters in images collected by UAVs (Unmanned Aerial Vehicles), and the DeepLabv3+ model with ECA-Net module is used to accurately segment the railway in the image. Then, a series of image processing operations such as edge detection, opening operation, and probability Hough transform are used to extract the key pixel points that make up the railway, and the least squares algorithm is used to fit the railway and obtain its mathematical expression. Finally, mathematical models, GSD parameters, and the mathematical expression of the railway are combined to complete the safety zone division. Experimental results show that the proposed approach achieves measurement accuracy over 90%, doesn't need to select fixed reference objects, and has strong adaptability and high robustness. The high practicality and reliability of the proposed approach provides effective technical support for safety management along the electrified railway.

Key words unmanned aerial vehicle (UAV); ground sample distance (GSD); DeepLabv3+; ECA-Net; safety zone