

基于 Faster R-CNN 算法的公路路基路面 不均匀变形检测

石 峰¹, 钮 鹏¹, 樊 敏²

(1. 沈阳大学 建筑工程学院, 沈阳 10044; 2. 西南交通大学 土木工程学院, 成都 610031)

摘 要:公路路基路面不均匀变形检测时, RPN 的锚框尺寸固定且依赖取整操作, 导致候选框与真实变形区域对齐不精确, 尤其对多尺度变形适应性差。因此, 提出了一种基于 Faster R-CNN 算法的公路路基路面不均匀变形检测方法。构建基于 Faster R-CNN 算法的变形检测网络结构, 通过在特征提取网络模块中引入 SE 注意力机制, 自适应调整特征通道权重, 从而更准确地捕捉不均匀变形的细微特征, 生成公路路基路面不均匀变形特征图; 区域建议网络模块基于公路路基路面不均匀变形特征图, 通过引入多尺度算法, 生成固定尺寸且更精确的公路路基路面不均匀变形候选区域特征图; 目标检测网络模块通过 ROI Pooling 技术对公路路基路面不均匀变形候选区域特征图中的每一个候选区域框进行逐一处理, 并通过全连接层进行分类处理, 以区分不同变形类型, 从而实现公路路基路面不均匀变形检测。实验结果显示: 该方法展现出卓越的特征表示能力, 能敏锐捕捉公路路基路面不均匀变形的细微特征, 并精准强化不均匀变形特征的关键信息, 在公路路基路面不均匀变形检测任务中展现出极高的精准度, 所输出的各类型变形数量与真实数量基本吻合, 说明其检测效果较好, 可靠性更强。

关键词: Faster R-CNN; 公路路基路面; 不均匀变形; 检测方法; SE 注意力机制; 区域建议网络

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2026)07-1950-08

DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20250412

Uneven deformation detection of highway subgrade and pavement based on Faster R-CNN algorithm

SHI Feng¹, NIU Peng¹, FAN Min²

(1. College of Civil Engineering and Architecture, Shenyang University, Shenyang 110044, China; 2. School of Civil Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: When detecting uneven deformation of highway subgrade and pavement, the anchor box size of RPN is fixed and relies on rounding operations, resulting in inaccurate alignment between candidate boxes and real deformation areas, especially with poor adaptability to multi-scale deformation. Therefore, a method for detecting uneven deformation of highway subgrade and pavement based on Faster R-CNN

收稿日期: 2025-05-12.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51978416); 辽宁省住房厅科技计划项目城乡建设(LNSJSKJ-2025-067).

作者简介: 石峰(1984-), 男, 讲师, 博士. 研究方向: 路基路面工程与冻土工程, E-mail: shifutian1198@163.com

通信作者: 樊敏(1979-), 男, 高级工程师, 博士. 研究方向: 项目管理, 施工监控, 智能建造.

E-mail: fanmin@swjtu.edu.cn

algorithm is proposed. Construct a deformation detection network structure based on the Faster R-CNN algorithm, and introduce SE attention mechanism in the feature extraction network module to adaptively adjust the feature channel weights, thereby more accurately capturing the subtle features of uneven deformation and generating a feature map of uneven deformation of highway subgrade and pavement; The regional recommendation network module is based on the uneven deformation feature map of highway subgrade and pavement, and generates a fixed size and more accurate candidate region feature map of uneven deformation of highway subgrade and pavement by introducing multi-scale algorithms; The object detection network module uses ROI Pooling technology to process each candidate area box in the feature map of the uneven deformation candidate area of the highway subgrade and pavement one by one, and classifies them through a fully connected layer to distinguish different types of deformation, thereby achieving uneven deformation detection of the highway subgrade and pavement. The experimental results show that this method exhibits excellent feature representation ability, which can keenly capture the subtle features of uneven deformation of highway subgrade and pavement, and accurately enhance the key information of uneven deformation features; And it has demonstrated extremely high accuracy in the task of detecting uneven deformation of highway subgrade and pavement, with the output of various types of deformation quantities basically matching the actual quantity, indicating that its detection effect is good and its reliability is stronger.

Key words: Faster R-CNN; highway subgrade and pavement; uneven deformation; testing methods; Se attention mechanism; regional suggestion network

0 引言

公路路基路面不均匀变形,如裂缝、沉降、隆起等,会严重影响车辆行驶稳定性,当车辆行驶在不平整的路面上时,容易发生颠簸、侧滑甚至翻车等交通事故,对乘客的生命安全构成威胁^[1]。通过定期检测及时发现并处理公路路基路面不均匀变形问题,可减缓路面损坏速度,延长道路使用寿命,从而有效减少交通事故发生,保障行车安全。

当前,公路路基路面不均匀变形检测技术的研究已从传统人工测量向智能化、自动化方向发展。隆涛等^[2]利用可变形卷积和密集连接机制强化路面变形特征信息,采用转置卷积和桥接方式进行特征融合,并引入 SimAM 注意力模块抑制背景特征,实现路面变形检测。但是,在路面存在大量污渍、阴影、纹理等干扰时,SimAM 注意力模块难以准确区分裂缝和背景,导致误检率增加。瞿中等^[3]提出改进 U-Net 网络,在编码阶段用空间-通道注意力机制增强裂缝特征并抑制非裂缝特征,解码阶段融合多层次多尺度特征,以此实现路面裂缝检测。然而,空间-通道注意力机制在分配权重时,会出现不同区域之间的权重重叠现象,导致特征表示存在冗余,影响路面裂缝特征的准确识别。孙建诚等^[4]提出改进的 YOLOv5 算法,

引入坐标注意力模块隐化背景噪声以聚焦有用特征,并将 Conv 模块替换为 GhostConv 以降低 YOLOv5 网络复杂度,从而实现路面裂缝检测。但是,YOLOv5 算法感受野不足以捕捉足够的全局信息,在处理复杂场景时,因缺乏全局上下文信息导致检测性能下降。陶健等^[5]采用 Retinex 算法分离高频纹理信息,改进百分比阈值算法获取高信噪比裂缝二值图像。并利用圆形度、面积及类间欧氏距离去除路面图像噪声,实现路面裂缝检测。然而,Retinex 算法在复杂光照条件下无法准确分离路面图像中的光照和纹理信息,从而影响裂缝特征的提取效果。

现有研究表明,当前公路路基路面不均匀变形检测方法在特征提取精度和全局信息捕捉能力等方面仍存在明显不足。为此,本文提出一种基于 Faster R-CNN 算法的公路路基路面不均匀变形检测方法。针对公路路基路面上不同尺度的不均匀变形区域(例如微小的裂缝、局部沉降或隆起等小目标,以及大面积变形区域),利用特征提取网络模块精准捕捉与背景交织的不均匀变形特征,并通过区域建议网络模块(RPN)的锚框快速生成大量可能包含不均匀变形的候选区域,灵活适配公路变形尺度、形态多样的特点,全面覆盖各

类变形,减少候选区域遗漏,准确判定变形类型,实现对公路路基路面不均匀变形的高效、精准检测,为公路养护决策提供可靠依据。

1 公路路基路面不均匀变形检测方法

1.1 公路路基路面不均匀变形检测网络结构

公路路基路面不均匀变形检测常面临光照变化、污渍遮挡等复杂环境干扰,导致传统检测方法精度不足、鲁棒性差^[6]。针对这一挑战,本文采用 Faster R-CNN(更快区域卷积神经网络)进行改进,该网络通过特征提取模块、区域建议网络(RPN)和目标检测模块的协同工作,能有效克服环境干扰,实现高精度的变形检测。其多阶段检测架构对光照条件变化具有较强适应性,区域建议机制可有效处理局部遮挡问题,为公路变形检测提供了更可靠的深度学习解决方案。基于 Faster R-CNN 算法的公路路基路面不均匀变形检测网络结构如图 1 所示。

在基于 Faster R-CNN 算法的公路路基路面不均匀变形检测网络结构中,特征提取网络模块选取 VGG16 作为核心主干特征提取网络,其核心功能在于高效提取公路路基路面图像中的不均匀变形特征。为进一步增强特征提取的精准度和

有效性,引入 SE 注意力机制(压缩-激励注意力机制)通过自适应校准特征通道,提高公路路基路面不均匀变形特征表示能力,从而输出公路路基路面不均匀变形特征图,发送至区域建议网络模块和目标检测网络模块进行进一步分析。区域建议网络模块(RPN)接收公路路基路面不均匀变形特征图并生成一组包含不均匀变形的候选区域框^[7]。针对 RPN 在锚框尺寸选择时通常采用取整操作,导致无法准确覆盖公路路基路面不均匀变形区域的问题,本文引入多尺度算法对 RPN 进行改进,生成固定尺寸且更精确的公路路基路面不均匀变形候选区域特征图。目标检测网络模块通过 ROI Pooling 技术对公路路基路面不均匀变形候选区域特征图中的每一个候选区域框进行逐一处理,依据各候选区域框的具体位置,从公路路基路面不均匀变形特征图中截取相应的不均匀变形特征区域。最终,通过全连接层对这些经过尺寸调整的不均匀变形特征进行分类处理,以区分不同变形类型,从而实现公路路基路面不均匀变形检测。

1.2 改进特征提取网络模块

在基于 Faster R-CNN 算法的公路路基路面不均匀变形检测网络架构中,特征提取网络模块引入 SE 注意力机制能够精准评估输入公路路基路面图像各特征通道的重要性,并据此动态调整各通道权重,实现特征通道的智能校准,强化关键信息、抑制冗余或无关信息,SE 注意力机制能够显著提升公路路基路面不均匀变形特征表达的精准度与有效性。设公路路基路面图像用 Q 表示;卷积操作 D_{tr} 表示^[8];特征提取网络模块输出的公路路基路面不均匀变形特征图用 Y 表示;公路路基路面图像的通道数、宽度、高度分别用 C 、 B 、 H 表示。卷积操作 D_{tr} 如式(1)所示:

$$y_t = v_t * Q = \sum_{i=1}^{C'} v_i^e * q^i \quad (1)$$

式中: y_t 为第 t 个输出的公路路基路面不均匀变形特征图; v_t 为第 t 个卷积核; v_i^e 为 v_t 中第 e 个二维空间内核; q^i 为第 i 个输入的公路路基路面图像; C' 为卷积操作前的公路路基路面图像通道数。

将卷积操作生成的第 t 个公路路基路面不均匀变形特征图 y_t 输入至全局池化层 D_{sq} 进行压缩处理,从而将其转换为 t 个尺寸为 1×1 的实数(用于反映每个通道的全局信息), D_{sq} 的具体操作如

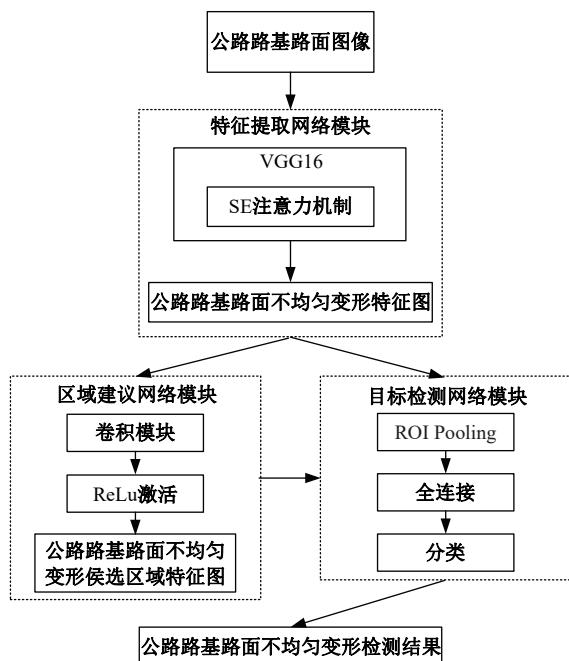


图 1 公路路基路面不均匀变形检测网络结构

Fig. 1 Network structure for detecting uneven deformation of highway subgrade and pavement

式(2)所示:

$$D_{sq}(z_t) = \frac{1}{H \times B} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^B y_t(i, j) \quad (2)$$

式中: z 为全局池化层压缩后的实数; i, j 为公路路基路面不均匀变形特征图高度和宽度方向上的索引。

为捕获公路路基路面不均匀变形特征图通道之间的相关性,对压缩后的 t 个实数进行激励操作 $D_{ex}^{[9]}$ 。通过权重 $W = \{W_1, W_2\}$ 为所有公路路基路面不均匀变形特征图通道生成相应的权重值,如式(3)所示:

$$D_{ex}(z, W) = \sigma(\lambda(z, W)) - \sigma(W_2 \delta(W_1 z)) \quad (3)$$

式中: λ 为中间变换; σ 为Sigmoid激活函数; δ 为ReLU激活函数。

激励层输出的每个权重值对应一个公路路基路面不均匀变形特征图通道,反映该通道对于公路路基路面不均匀变形检测任务的贡献程度。随后,通过缩放操作 D_{scale} ,将这些权重值应用到各个通道的原始公路路基路面不均匀变形特征上,实现对原始公路路基路面不均匀变形特征权重的重新标定。缩放操作 D_{scale} 如式(4)所示:

$$\tilde{y} = D_{scale}(y_t, w_t) = w_t y_t \quad (4)$$

式中: $\tilde{y}$ 为重新标定的公路路基路面不均匀变形特征图^[10]; w_t 为激励层输出的第 t 个权重值。

1.3 改进区域建议网络模块

区域建议网络(RPN)是轻量级神经网络架构,能够有效地从公路路基路面不均匀变形特征图中识别出目标区域。然而,RPN在锚框尺寸选择时通常采用取整操作,导致锚框的尺寸和位置在特征图上的表示可能无法与实际的公路路基路面不均匀变形特征精确对齐。这种不对齐会导致候选区域框在定位时产生偏差,无法准确覆盖公路路基路面不均匀变形区域^[11]。因此,引入多尺度算法对RPN进行优化。优化后,锚框尺寸选择不再局限于完全的取整操作,而是保留浮点坐标精度,在不同尺度下更灵活地选择锚框,同时确保生成的公路路基路面不均匀变形候选区域特征图具有固定尺寸。具体改进步骤如下:

步骤一 在采用多尺度算法对RPN进行改进的过程中,将原本单一的RPN结构划分为两个独立的组别,即大尺度组A和小尺度组B,其划分依据是锚框在公路路基路面不均匀变形特征图上所占据的面积比例。根据每个公路路基路面不均

匀变形区域所对应的锚框面积比例,将其分别归类到大尺度组A或小尺度组B中,以便更精准地处理不同尺度的公路路基路面不均匀变形特征,如式(5)所示:

$$RPN = \begin{cases} A, & \text{其他} \\ B, & 0.015 \geq \frac{\tilde{y}_s}{G_s} \geq 0.002 \end{cases} \quad (5)$$

式中: G_s 为锚框的面积; $\tilde{y}_s$ 为公路路基路面不均匀变形特征图的实际面积^[12]。

步骤二 通过对RPN的参数进行精细调整,针对大尺度组与小尺度组中的各层参数进行优化设置,以确保每一层的输出维度都能充分体现出多尺度的特性。这一调整过程使得RPN能够更好地适应不同尺度的公路路基路面不均匀变形检测需求,从而完成RPN的改进。

步骤三 改进后的RPN以公路路基路面不均匀变形特征图的像素点为中心,生成多个大小和宽高比各异的边界框,即锚框。每个像素点生成3组不同大小的初始锚框,每组包含3个长宽比例不同的锚框。对于生成的每个锚框,判断其对应的公路路基路面不均匀变形特征图区域是否包含公路路基路面不均匀变形目标,从而生成一个分割结果,即前景区域(包含不均匀变形目标的区域)和背景区域的划分结果。

为评估公路路基路面不均匀变形特征图分割结果与真实分割的相似程度,采用交并比作为指标。交并比是指两个边界框的相交面积与并集面积之比,其取值范围为0到1,值越大表示公路路基路面不均匀变形特征图分割结果越接近真实情况。当公路路基路面不均匀变形特征图分割结果的平均交并比数值大于0.5时,该分割结果被判定为前景图像,并对其类别和边框进行修正处理。平均交并比如式(6)所示:

$$IoU = \frac{G_s \cap \tilde{y}_s}{G_s \cup \tilde{y}_s} \quad (6)$$

式中: IoU 为平均交并比^[13]。

步骤四 对公路路基路面不均匀变形特征图实际面积执行池化操作,并将处理后的不同尺度面积设定为改进RPN连接层的标准尺度。在此过程中,采用双线性插值算法计算公路路基路面不均匀变形特征图中采样点的像素值,从而生成具有固定尺寸的公路路基路面不均匀变形候选区域特征图。

步骤五 改进的 RPN 对公路路基路面不均匀变形候选区域特征图中的不均匀变形目标进行更精确的识别和定位,包括调整候选区域的边界框,使其更准确地贴合不均匀变形目标的实际边界,以及判断候选区域中是否确实包含不均匀变形目标,从而输出更精确的公路路基路面不均匀变形候选区域特征图。

步骤六 改进的 RPN 核心任务包括公路路基路面不均匀变形特征图中不均匀变形区域与背景的检测、不均匀变形区域位置的精确定位以及不均匀变形区域与背景的精确定分割,因此,改进的 RPN 损失函数包含 3 个主要部分:检测损失、定位损失和分割损失。检测损失函数 L_{cls} 如式(7)所示:

$$L_{\text{cls}} = \sum_{r=1}^k x_r x'_r / N_{\text{cls}} \quad (7)$$

式中: x_r 为锚框预测不均匀变形目标的概率; r 为锚框的编号^[14]; k 为锚框数量; x'_r 为实际标签值; N_{cls} 为公路路基路面不均匀变形特征图样本数量用。

步骤七 定位损失函数,在公路路基路面不均匀变形目标定位过程中,会产生一定的损失量,其定位中产生的损失 L_{box} 和定位函数 L_{reg} 如式(8)所示:

$$\begin{cases} L_{\text{box}} = L_{\text{box}}(f_r) = \sum_{r=1}^k m_r L_{\text{reg}}(f_r) / N_{\text{cls}} \\ L_{\text{reg}} = L_{\text{cls}}(f_r - (f'_r)) \end{cases} \quad (8)$$

式中: f_r 为预测边界框的方位系数; f'_r 为实际边界框的方位系数^[15]; m_r 为锚框计算损失。

步骤八 分割损失函数和总损失函数,将检测损失函数、定位函数以及分割损失函数 L_{mask} 相加的总和 L 作为总损失函数。分割损失函数和总损失函数如式(9)(10)所示:

$$L_{\text{mask}} = - \sum_{r \geq 1} (x_r \log x_r + 1 - x_r) / m \quad (9)$$

$$L = L_{\text{cls}} + L_{\text{box}} + L_{\text{mask}} \quad (10)$$

式中: x_r 为分割过程中判断锚框对应的公路路基路面不均匀变形特征图区域是否包含不均匀变形目标的预测值。

通过区域建议网络模块生成公路路基路面不均匀变形候选区域特征图后,将其输入到目标检测网络模块进行分类处理,以区分不同变形类型,从而实现公路路基路面不均匀变形检测。

2 实验分析

为验证本文方法在实际应用中的性能,实验选取道路检测车采集的路面图像作为测试样本,其中包括 1 200 个样本数据。在实验环境配置方面,硬件平台搭载主频为 2.20 GHz 的 Intel Xeon E5-2650 处理器、NVIDIA TESLA P100 图形处理器(GPU)以及 16 GB 运行内存。其中 2 张路面图像如图 2 所示。

利用本文方法与文献[3]采用的改进的 U-Net 网络、文献[4]采用的改进的 YOLOv5 算法对所选取的图像 1 进行特征提取,生成公路路基路面不均匀变形特征图,从而验证本文方法在特征提取方面的性能优势。特征提取对比结果如图 3 所示。

通过图 3 可知,本文方法展现出卓越的特征表示能力,能敏锐捕捉公路路基路面不均匀变形的细微特征,并精准强化不均匀变形特征的关键信息,使得该特征在特征图上得以清晰、显著地呈现。反观文献[3]所采用的改进 U-Net 网络以及文献[4]所运用的改进 YOLOv5 算法,未能有效聚焦并凸显不均匀变形特征,导致特征图在表征此类关键变形信息时表现欠佳。这一对比说明,本文方法具有精细化的特征呈现效果,为后续公



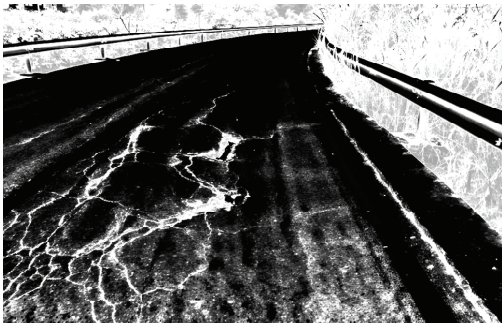
(a)图像1



(b)图像2

图 2 路面图像

Fig. 2 Road surface image



(a)本文方法特征提取结果



(b)改进的U-Net网络特征提取结果



(c)改进的YOLOv5算法特征提取结果

图 3 特征提取对比结果

Fig. 3 Comparison results of feature extraction

路路基路面不均匀变形检测,提供极具辨识度与可靠性的数据支撑,有力保障后续工作的有效性与准确性。

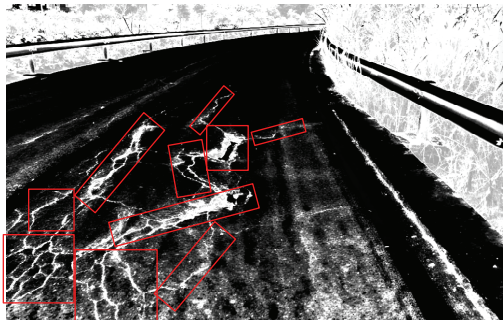
采用本文方法实施候选区域定位操作,对两幅公路路基路面不均匀变形特征图进行细致分析,精准框定出可能存在不均匀变形的候选区域,并据此生成公路路基路面不均匀变形候选区域特征图,以验证本文方法在候选区域定位中的有效性。公路路基路面不均匀变形候选区域特征图如图 4 所示。

通过图 4 可知,本文方法所生成的公路路基路面不均匀变形候选区域特征图展现出卓越的定位精度,能够以极高的精确度框定出不均匀变形区域,并且没有错误候选区域。这一优异表现主要得益于本文方法引入了 SE 注意力机制,使网

络能够自适应地强化关键变形特征通道,有效抑制了背景噪声干扰;其次,多尺度算法的应用显著提升了网络对不同尺寸变形区域的适应性,解决了传统 RPN 锚框尺寸固定导致的定位偏差问题;最后,改进后的 ROI Pooling 技术确保了变形特征的精确空间对齐。

采用本文方法对 1 200 个测试样本进行公路路基路面不均匀变形检测,并分类出各样本所对应的不均匀变形类型。随后,将本文方法检测得出的各类变形类型样本数量与预先标注的真实数量进行比对分析,以验证本文方法的准确性与可靠性。公路路基路面不均匀变形检测结果如表 1 所示。

通过表 1 可知,本文方法在公路路基路面不均匀变形检测任务中展现出极高的精准度,所输出的各类变形数量与真实数量基本吻合。这一结



(a)图像1变形候选区域特征图



(b)图像2变形候选区域特征图

图 4 变形候选区域特征图

Fig. 4 Feature map of deformation candidate area

表 1 公路路基路面不均匀变形检测结果

Table 1 Results of uneven deformation detection of highway roadbed and pavement

变形类型	真实数量	本文方法检测数量
沉降类	598	598
隆起类	162	161
裂缝类	341	341
波浪类	99	98

果表明,本文方法在公路路基路面不均匀变形检测方面具有高准确性和可靠性,能够为公路养护决策提供坚实可靠的数据支撑。这主要得益于SE注意力机制对线性特征的强化作用和多尺度算法对不同形态变形的适应性。这些定量结果充分表明,本文方法不仅能精确识别各类变形,而且具有强鲁棒性,可为公路养护决策提供更可靠的数据支持。

3 结束语

在公路路基路面不均匀变形检测领域,Faster R-CNN算法展现出高精度、强鲁棒性与适应性以及精准定位等显著优势。这些优势共同作用下,极大地提升了公路路基路面不均匀变形检测的准确性与效率,为公路的养护和管理工作提供了坚实的技术支撑。随着深度学习技术的持续进步,模型轻量化已成为行业发展的主流方向。未来,Faster R-CNN算法可能会进一步优化网络结构,通过减少计算量和内存占用,使其能够适应更为广泛的应用场景。

参考文献:

- [1] 许贵阳,张诗泉,白堂博.基于改进Faster R-CNN的CRTS II型轨道板裂缝检测方法[J].中国铁道科学,2023,44(1):106-113.
Xu Gui-yang, Zhang Shi-quan, Bai Tang-bo. Crack detection method of CRTS II Track slab based on faster R-CNN Improvement[J]. China Railway Science, 2023, 44(1): 106-113.
- [2] 隆涛,董安国,刘来君.基于注意力机制和可变形卷积的路面裂缝检测[J].计算机学报,2023,50(增刊1):402-407.
Long Tao, Dong An-guo, Liu Lai-jun. Pavement Crack detection based on attention mechanism and deformable convolution[J]. Computer Science, 2023, 50(Sup. 1): 402-407.
- [3] 瞿中,李明.混合扩张卷积和注意力机制的路面裂缝检测[J].计算机工程与设计,2023,44(8):2425-2431.
Qu Zhong, Li Ming. Pavement crack detection with hybrid dilated convolution and attention mechanism[J]. Computer Engineering and Design, 2023, 44(8): 2425-2431.
- [4] 孙建诚,杨舒涵,龚芳媛,等.基于改进YOLOv5的复杂背景下路面裂缝检测[J].中国科技论文,2023,18(7):779-785.
Sun Jian-cheng, Yang Shu-han, Gong Fang-yuan, et al. Pavement crack detection in complex background based on improved YOLOv5[J]. China Sciencepaper, 2023, 18(7): 779-785.
- [5] 陶健,田霖,张德津,等.基于局部纹理特征的沥青路面裂缝检测方法[J].计算机工程与设计,2022,43(2):517-524.
Tao Jian, Tian Lin, Zhang De-lin, et al. Asphalt pavement crack detection method based on local texture features[J]. Computer Engineering and Design, 2022, 43(2): 517-524.
- [6] 王保宪,白少雄,赵维刚.基于特征增强学习的路面裂缝病害视觉检测方法[J].铁道科学与工程学报,2022,19(7):1927-1935.
Wang Bao-xian, Bai Shao-xiong, Zhao Wei-gang. Pavement crack damage visual detection method based on feature reinforcement learning[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2022, 19(7): 1927-1935.
- [7] 许慧青,陈斌,王敬飞,等.基于卷积神经网络的细长路面病害检测方法[J].计算机应用,2022,42(1):265-272.
Xu Hui-qing, Chen Bin, Wang Jing-fei, et al. Elongated pavement distress detection method based on convolutional neural network[J]. Journal of Computer Applications, 2022, 42(1): 265-272.
- [8] 游江川.基于改进Mask-RCNN的路面裂缝检测[J].电视技术,2022,46(6):7-9,19.
You Jiang-chuan. Pavement crack detection based on improved mask-RCNN[J]. Video Engineering, 2022, 46(6): 7-9, 19.
- [9] 郭香蓉,李鸿.一种基于集成学习的路面裂缝检测仿真算法[J].计算机仿真,2022,39(2):121-125.
Guo Xiang-rong, Li Hong. A simulation algorithm for pavement crack detection based on ensemble learning[J]. Computer Simulation, 2022, 39(2): 121-125.
- [10] 王卫东,张晨雷,胡文博,等.基于改进Faster R-CNN和正交投影的无砟轨道板裂缝精细化测量[J].中国铁道科学,2023,44(6):46-56.
Wang Wei-dong, Zhang Chen-lei, Hu Wen-bo, et al. Fine-grained measurement of ballastless track slab cracks based on improved faster R-CNN and orthogonal projection[J]. China Railway Science, 2023, 44(6): 46-56.

- [11] 乔朋, 梁志强, 段长江, 等. 基于改进 Faster R-CNN 与 U-Net 算法的桥梁病害识别与量化方法[J]. 东南大学学报: 自然科学版, 2024, 54(3): 627-638.
Qiao Peng, Liang Zhi-qian, Duan Chang-jiang, et al. Bridge defects detection and quantifying method based on modified Faster R-CNN and U-Net[J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2024, 54(3): 627-638.
- [12] 汪西晨, 彭富伦, 李业勋, 等. 基于改进 Faster R-CNN 的红外目标检测算法[J]. 应用光学, 2024, 45(2): 346-353.
Wang Xi-chen, Peng Fu-lun, Li Ye-xun, et al. Infrared target detection algorithm based on improved Faster R-CNN[J]. Journal of Applied Optics, 2024, 45(2): 346-353.
- [13] 冷岳峰, 刘正, 徐宝祎, 等. 改进 Faster R-CNN 的钢材表面缺陷检测[J]. 机械科学与技术, 2025, 44(1): 75-83.
Leng Yue-feng, Liu Zheng, Xu Bao-yi, et al. Detection of steel surface defect based on improved Faster R-CNN[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2025, 44(1): 75-83.
- [14] 程嘉瑜, 陈妙金, 李彤, 等. 基于改进 Faster-RCNN 网络的无人机遥感影像桃树检测[J]. 浙江农业学报, 2024, 36(8): 1909-1919.
Cheng Jia-yu, Chen Miao-jin, Li Tong, et al. Detection of peach trees in unmanned aerial vehicle(UAV) images based on improved Faster-RCNN network[J]. Acta Agriculturae Zhejiangensis, 2024, 36(8): 1909-1919.
- [15] 崔广炎, 王艳辉, 徐杰, 等. 基于改进 Faster R-CNN 的隧道衬砌中离散实体目标自动检测研究[J]. 铁道学报, 2024, 46(2): 171-180.
Cui Guang-yan, Wang Yan-hui, Xu Jie, et al. Automatic detection of discrete entity objects in tunnel lining based on improved Faster R-CNN[J]. Journal of the China Railway Society, 2024, 46(2): 171-180.