

文章编号:1673-9469(2024)03-0074-06

DOI:10.3969/j.issn.1673-9469.2024.03.010

基于BP神经网络的桥梁施工线形相机测量标定

雷笑,李婷,徐杰,陆泓霖,许川建

(河海大学土木与交通学院,江苏南京210098)

摘要: 机器视觉位移测量技术为大跨桥梁线形控制提供新解,而确保高精度的二维到三维坐标转换至关重要。对此,提出一种基于改进遗传算法BP神经网络的提升双目相机标定精度的方法,通过改进传统神经网络中的交叉及变异概率函数,提高标定效率及准确性。经相应试验算例验证,采取传统张氏标定法测量坐标的均方差误差为4.67 mm,应用该方法标定后测量坐标的均方差误差为0.82 mm,标定精度提高,能够满足桥梁施工线形的监控要求。

关键词: 双目视觉;BP神经网络;桥梁工程;数字图像识别

中图分类号:U446

文献标识码:A

Camera Calibration of Bridge Alignment Measurement Based on BP Neural Network

LEI Xiao, LI Ting, XU Jie, LU Honglin, XU Chuanjian

(College of Civil and Transportation Engineering, Hohai University, Nanjing, Jiangsu 210098, China)

Abstract: Machine vision displacement measurement technology provides a new solution for linear control of large-span bridges, and ensuring high-precision two-dimensional to three-dimensional coordinate conversion is crucial. A method based on improved genetic algorithm BP neural network is proposed to improve the calibration accuracy of binocular cameras. By improving the crossover and mutation probability functions in traditional neural networks, the calibration efficiency and accuracy are improved. Through corresponding experimental examples, it has been verified that the mean square error of measuring coordinates using the traditional Zhang calibration method is 4.67 mm. After applying this method for calibration, the mean square error of measuring coordinates is 0.82 mm, which improves the calibration accuracy and can meet the monitoring requirements of bridge construction linearity.

Key words: binocular vision; BP neural network; bridge engineering; digital image recognition

线形控制是大跨径桥梁施工控制的关键指标。传统的大跨径桥梁施工中线形控制技术往往依赖于现场技术人员的人工测量^[1]。随着计算机技术和视频设备的发展,基于机器视觉的位移识别方法越来越受到研究人员的关注,能够获得满足工程精度需求的测量数据^[2]。

1976年,Marr创立了双目视觉理论基础,双目视觉测量系统主要分为相机标定、图像采集、特征点提取与坐标计算四大步骤^[3]。在进行图像测量以及机器视觉应用时,须明确空间物体的三维实际坐标与其在图像中对应像素点之间的关联,即

相机标定。双目相机的标定是双目视觉技术关键研究领域之一^[4]。2000年,Zhang^[5]提出张氏标定法并得到广泛应用。随着神经网络算法发展,BP神经网络被应用于双目相机标定,该方法能实现不同精度下与任何连续函数相近的算法,但缺陷是收敛速度慢、标定精度低等^[6]。为了改进这些缺陷,科研人员开展了大量工作。傅其凤等^[7]使用神经网络建构出二维图像坐标与现实坐标的关联,通过神经网络计算,避免了相机的非线性复杂计算。2010年,李晶等^[8]利用BP神经网络对CCD摄像机进行了校准,最终的调整精度达到大

收稿日期:2023-08-23

基金项目:国家自然科学基金青年基金资助项目(51108152);国家自然科学基金面上项目(51678216)

作者简介:雷笑(1980-),男,陕西西安人,博士,副教授,主要从事桥梁设计理论与结构分析。

约 1.2 mm。崔岸等^[9]建立自适应神经网络进行标定,最终获得了 2.4 mm 左右的精度,标定精度虽有了很大的提升,但其稳定性由于遗传算法很容易陷入局部优化并不理想^[10]。近年来,张峰峰等^[11]针对双目相机校准面临的大量计算和复杂校准操作等问题,提出了一种利用差分遗传算法优化 BP 神经网络实现双目相机标定的解决方案。

为实现机器双目视觉测量在大跨桥梁线形监控上的应用,考虑增强在实际工程应用过程中的可操作性,必须要同时提高双目视觉测量的精度和稳定性。因此,本文基于大跨径桥梁高程测量思路对测量系统中的双目相机机器视觉标定方法展开研究,提出了一种基于改进 BP 神经网络的双目相机测量标定方法,解决了传统双目相机校正中存在的标定精度不高和过程复杂的问题。通过算例试验和张氏标定法的效果比较,验证了这一标定方法的准确性。

1 双目相机标定理论

1.1 改进的 Harris 角点亚像素级检测算法

双目相机标定从对图像像素角点的识别与检测展开。角点是图像的一个重要特征,对于图像识别精度有至关重要的影响,其所蕴含的信息丰富。图 1 展示的是图像的某个分区中存在一个灰度检测窗口:图 1(a)描述的是在一个特定的方向上,此平滑窗口移动的灰度数值发生了改变,但在其他方向上并没有改变,这表示窗口正在检测一条直线段;图 1(b)中窗口灰度信息沿着任意方向移动变化都较大,则此窗口区存在角点特征;图 1(c)描绘的是窗口在各个方向上移动的灰度信息并未发生改变,该窗口区无角点特征。

Harris 角点算法依据自相关函数来判定角点的具体位置。如果窗口平移的变化量为 $[u, v]$,所引发的灰度改变可以表示为 $E(u, v)$ ^[12],对微小的局部位移 $[u, v]$,我们能近似得出以下方程:

$$E(u, v) = [u, v] \sum_{x, y} w(x, y) \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = [u, v] M \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \quad (1)$$

利用函数中矩阵 M 特征值来判定像素点位置,分为边缘区、平面区和角点区。若两特性值都较小,那么这个像素点属于平面区;如果两者特性值中一个较大但另一个较小,那么这个像素点属于边缘区,是一个边缘点;若两个特性值相对较大,那么无论哪一方向的梯度变化都较大,这是我们需要提取的角点。因此得到了 Harris 角点响应函数 R :

$$R = \det(M) - k[\text{trace}(M)]^2 \quad (2)$$

式中: $\det(M)$ 为矩阵 M 的行列式, $\text{trace}(M)$ 为矩阵 M 的迹, k 为经验值常数,用于调整函数形状。

亚像素(Sub-pixel)技术是对像素进行更详细的分解或精细化,以便进行更高级别的测量和计算,本文采用以亚像素为基础的改进 Harris 角点检测方法^[12],通过对像素坐标进行亚像素坐标的近似提炼,得到角点的亚像素,进而提高图像角点检测处理的精度,最终提高位移测量的精度。

采用最大响应值的 Harris 像素点作为首要角点,并以此点为中心进行一定范围的角点群搜索。通过最小二乘法对角点群和目标角点的欧式距离进行加权计算,对初始角点的位置进行优化,实现了 Harris 亚像素角点的定位。利用角点满足其与正交向量的点积为零这一特性,计算出亚像素级角点位置。 p_i 为亚像素点 q 周围的点,设 p_i 处的灰度值为 G_i ,则有:

$$G_i \times (p_i - q) = 0 \quad (3)$$

最小二乘法求解亚像素点 q ,因此设 p_i 处的高斯权重为 ω_i ,得到:

$$q = \sum_{i=0}^N (G_i^T G_i \omega_i)^{-1} \times (G_i^T G_i \times p_i) \quad (4)$$

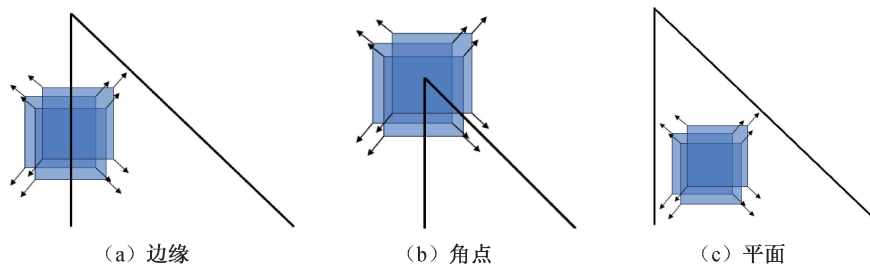


图 1 角点窗口在不同区域上的移动

Fig. 1 Movement of corner window in different regions

1.2 张氏标定法

机器视觉测量是从二维图像坐标到三维空间坐标的转变过程,这个过程涉及三种坐标系,即像素、图像和空间坐标系。

通过使用两台摄像机捕捉目标对象并运用视差理论来获取其三维信息的方法被称为双目视觉测量^[13]。如图2所示的随意放置的双目视觉模型,点 $P(X_p, Y_p, Z_p)$ 为待测物体点, O_l, O_r 分别是左、右相机的光轴中心,点 P 在左、右相机成像平面上的成像点分别为 P_1 和 P_2, C_l, C_r 分别代表左、右相机的相机坐标系。

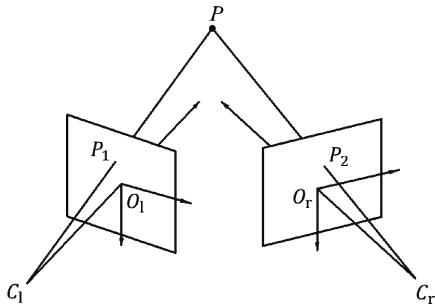


图2 双目相机标定原理图

Fig.2 Schematic diagram of binocular camera calibration

依据坐标系的相互关联,可确定从二维像素坐标转化到三维空间坐标的转换过程,接着采用张氏标定法求出相机内外参数,设 M 为内外参数矩阵的乘积,表达为

$$M = \begin{bmatrix} f_x & \gamma & u_0 \\ 0 & f_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} [RT] \quad (5)$$

式中: (u_0, v_0) 为像素坐标系原点; f_x, f_y 分别为相机 x 轴和 y 轴的像素单位焦距; γ 为径向畸变系数; R 为 3×3 的旋转矩阵, T 为 3×1 的平移向量。

双目相机将像素坐标转换为三维实际坐标的矩阵方程为

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} u_1 \\ v_1 \\ 1 \end{bmatrix} = Z_{c1} M_L \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} u_2 \\ v_2 \\ 1 \end{bmatrix} = Z_{c2} M_R \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \end{cases} \quad (6)$$

式中: (X_w, Y_w, Z_w) 为特征角点的三维实际世界坐标,通过联立方程求解三维实际坐标; Z_{c1}, Z_{c2} 为左右相机坐标系的尺度因子; M_L, M_R 则是左右相机的内外参数乘积。

2 基于改进遗传算法优化 BP 神经网络的双目相机标定法

本研究构建了一个三层 BP 神经网络模型,包含输入层、隐藏层和输出层。使用有监督前馈的神经网络训练方法,首先根据实际输入值正向计算网络输出值,然后根据网络输出和实际输出之间的差对网络权值进行调整。

BP 神经网络对双目摄像机进行校准需要获取一定数量角点的二维像素坐标和对应的三维实际坐标。基于 BP 神经网络的双目相机标定过程如图3所示,在这个过程中,BP 神经网络输入数据是标定板的同名角点像素坐标 $(u_{l,r}, v_{l,r})$ 和特征角点实际三维世界坐标 (X_w, Y_w, Z_w) , 而试验的输出数据则是通过神经网络计算后产生的标定板角点的新三维世界坐标 (X_w', Y_w', Z_w') 。一个通用的 BP 神经网络,输入层包含 4 个输入神经元,输出层包含 3 个输出神经元,具有 9 个节点的隐藏层^[14]。对输入数据实施正则化处理,再对输出数据执行反正则化操作,采用相关系数来描述两个棋盘格图像角点之间的相关性。

在传统 BP 神经网络算法应用中,交叉和变异概率通常被设置为固定值,但这两项概率的配置对遗传计算的全局优化性能以及收敛速率产生直接影响。为了匹配大跨桥梁施工线形的精度与稳定性要求,本文采用遗传算法对 BP 神经网络算法的交叉和变异概率函数进行了优化,增强了算法的收敛和整体优化能力。通过优化遗传算法来实现交叉概率的自适应动态调整,以确保在个体适应度超过整体适应度的条件下降低变异几率,从而维护优质数据个体的“基因”传递。

交叉概率 P_c 决定了 BP 神经网络中数据群体的多样性,变异概率 P_m 决定了能否避开局部极值找到全局最优,定义适应度函数 f 为 BP 神经网络预测输出和期望输出的误差绝对值之和。适应度函数为整个系统提供目标导向,用于评价 BP 神经网络的性能优劣。实现适应度函数、交叉概率和变异概率三者之间有效平衡,是提高遗传算法在优化 BP 神经网络训练中效能的关键。

优化遗传算法的交叉概率 P_c 改进公式为

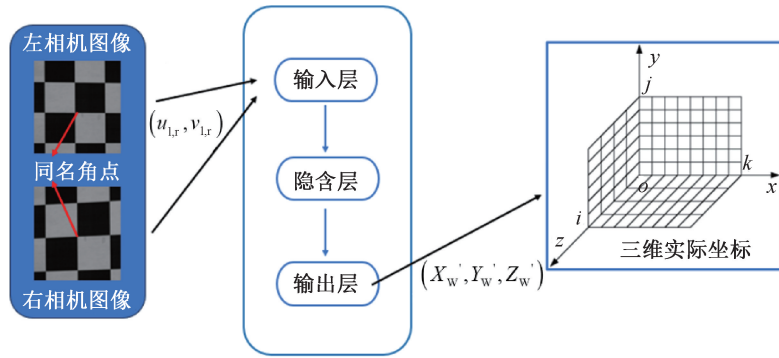


图 3 基于 BP 神经网络在双目相机标定中的应用原理

Fig. 3 Application principle of BP neural network in binocular camera calibration

$$P_c = \begin{cases} 2X_1 \frac{\arcsin(f_{\text{avg}}/f_{\text{max}})}{\pi}, \arcsin(f_{\text{avg}}/f_{\text{max}}) < \pi/6 \\ X_2 - 2X_2 \frac{\arcsin(f_{\text{avg}}/f_{\text{max}})}{\pi}, \arcsin(f_{\text{avg}}/f_{\text{max}}) \geq \pi/6 \end{cases} \quad (7)$$

式中: f_{max} 为最大适应度值, f_{avg} 为平均适应度值, X_1 、 X_2 为调整参数。

由式(7)可见,当 $\arcsin(f_{\text{avg}}/f_{\text{max}}) < \pi/6$ 时,随着 $f_{\text{avg}}/f_{\text{max}}$ 减小,群体的多样性越丰富,此时 P_c 自适应增加,使得个体之间完成交叉,不断迭代产生优质个体;当 $\arcsin(f_{\text{avg}}/f_{\text{max}}) \geq \pi/6$ 时,随着 $f_{\text{avg}}/f_{\text{max}}$ 增加,减少基因之间交叉操作,加快计算收敛。

变异概率 P_m 改进公式为

$$P_m = 0.001 + X_3 \frac{x}{x_{\text{max}}} \quad (8)$$

式中: X_3 为调整参数, x 为当前迭代次数, x_{max} 为最大迭代次数。

由式(8)可见,随着迭代次数的增加,自适应变异概率函数能获得较大的变异概率,这种设计有助于加剧表现不佳个体的变异处理。

利用优化后的 BP 神经网络算法,调整 BP 神

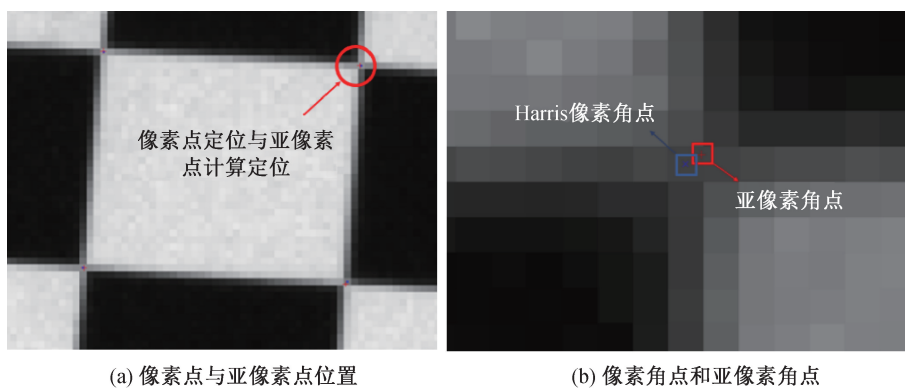
经网络的起初权重和初期阈值,从而避免在训练时被极小局部值所干扰。

3 试验结果与分析

3.1 基于改进 Harris 角点检测的图像坐标提取

比较 Harris 角点算法提取的角点坐标和亚像素提取的角点坐标精确度。根据式(3)和式(5),对棋盘格角点进行检测精度对比试验,验证角点距离方差。试验使用理想棋盘格,即各角点等距离分布。试验计算了 8 对角点位置,Harris 算法产生的距离方差为 0.112 pixel,改进 Harris 角点亚像素检测算法产生的距离方差为 0.054 pixel,角点计算方差越小则检测结果越精确,表明改进 Harris 角点检测算法能更好地捕捉到真实的角点坐标,角点定位检测也更精准,对于提升整个测量系统的精确度具有积极作用。

利用双目相机对棋盘格图片进行拍摄,将 Harris 角点算法提取的角点坐标和亚像素提取的角点坐标进行比较,Harris 像素点与亚像素匹配点如图 4 所示。表 1 列出了部分角点检测结果。



(a) 像素点与亚像素点位置

(b) 像素角点和亚像素角点

图 4 Harris 像素点与亚像素点对比图

Fig. 4 Comparison of Harris pixel points and sub-pixel points

表1 图像角点坐标 (单位:像素)
Tab.1 Image corner coordinates (unit: pixel)

角点	Harris 算法				亚像素精度改进 Harris 算法			
	left 左相机采集角点		right 右相机采集角点		left 左相机采集角点		right 右相机采集角点	
	像素横坐标 u	像素纵坐标 v	像素横坐标 u	像素纵坐标 v	像素横坐标 u'	像素纵坐标 v'	像素横坐标 u'	像素纵坐标 v'
#1	1 422	579	1 373	818	1 421.86	579.10	1 373.04	817.85
#2	1 117	882	1 135	1 086	1 116.71	881.57	1 134.88	1 086.47
#3	1 425	1 187	1 376	1 334	1 424.82	1 187.18	1 376.32	1 334.23
#4	1 728	1 489	1 621	1 587	1 728.19	1 489.22	1 620.97	1 587.48
#5	1 733	2 095	1 627	2 113	1 732.87	2 095.48	1 627.31	2 113.28

表2 神经网络预测部分角点的三维实际坐标值对比

Tab.2 Comparison of three-dimensional actual coordinate values for predicting partial corner points using neural networks

角点	实际的三维空间坐标/mm			张氏标定三维空间坐标计算值/mm			基于改进 BP 神经网络三维空间坐标计算值/mm		
	X_w	Y_w	Z_w	X_a	Y_a	Z_a	X_b	Y_b	Z_b
	#1	28.000	0.000	0.000	28.915	1.326	2.156	28.059	0.069
#2	0.000	28.000	0.000	2.165	29.315	3.393	1.164	28.296	-1.311
#3	28.000	56.000	0.000	30.415	57.876	5.860	29.387	55.573	-1.940
#4	56.000	84.000	0.000	57.456	87.964	7.152	56.836	82.332	-2.520
#5	56.000	140.000	0.000	59.186	146.156	6.756	56.710	138.563	-1.921

3.2 双目相机标定试验结果与分析

3.1 节采用改进 Harris 亚像素算法对角点的二维像素坐标进行了数据采集,试验根据公式(7)张氏标定法原理,使用 Python 调用 Opencv 函数,进而求解得到标定板角点的三维空间坐标数据(X_a, Y_a, Z_a)。

改进 BP 神经网络标定试验输入上文根据改进 Harris 角点检测采集得到的角点像素坐标与角点实际三维空间坐标数据,输出经改进 BP 神经网络优化后的角点三维空间坐标(X_b, Y_b, Z_b),并将改进的 BP 神经网络获取的三维空间坐标(X_b, Y_b, Z_b)与实际的三维空间坐标及传统张氏标定方法获得的三维空间坐标(X_a, Y_a, Z_a)进行对比。部分计算结果如表2所示。

用均方差误差对2种不同方式下 X, Y, Z 坐标计算值的标定精度进行评价,如果均方差误差较小,则表示其标定的精准程度更高。假设真实的角点三维空间坐标的值为(X_w, Y_w, Z_w),通过不同标定方式计算获得的三维世界坐标值为(X_i, Y_i, Z_i),标定结果精度的均方差误差计算公式为

$$E = \sqrt{\frac{(X_w - X_i)^2 + (Y_w - Y_i)^2 + (Z_w - Z_i)^2}{3}} \quad (9)$$

根据式(9)进行误差分析,运用本研究所提出的方法进行的双目相机标定坐标的均方差误差为0.82 mm,而采取传统张氏标定法进行的双目

相机标定坐标的均方差误差为4.67 mm。改进 BP 神经网络标定方法较传统张氏标定方法得到的测量精度提高,可满足桥梁施工线形监控精度要求。

4 结论

本文提出了一种基于机器视觉的大跨桥梁施工线形双目相机测量标定方法,可以提高桥梁施工线形监控测量精度。采用此方法进行的双目相机标定坐标的均方差误差为0.82 mm,而采取传统张氏标定法进行的双目相机标定坐标的均方差误差为4.67 mm。本文方法标定过程更为简洁,进一步提升了标定的精准程度,可满足大跨径桥梁线形控制及位移测量所需的精度标准。

参考文献:

- [1] 雷冬, 杜文康, 朱国靖, 等. 基于机器视觉方法的高铁桥梁监测技术研究[J]. 铁道工程学报, 2023, 40(03): 45-49.
- [2] HUANG J, SHAO X, YANG F, et al. Measurement method and recent progress of vision-based deflection measurement of bridges: a technical review[J]. Optical Engineering, 2022, 61(7): 070901.
- [3] 马林. 基于双目视觉的图像三维重建[D]. 济南: 山东大学, 2008.
- [4] ZHANG J, ZHU J, DENG H, et al. Multi-camera cali-

- bration method based on a multi-plane stereo target[J]. Applied Optics, 2019, 58(34): 9353-9359.
- [5] ZHANG Z. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.
- [6] CAI C, WENG X, FAN B, et al. Calibration and rectification of vertically aligned binocular omnistereo vision systems[J]. Journal on Image and Video Processing, 2017, 2017(1): 1-14.
- [7] 傅其凤, 崔彦平. 双目视觉摄像机神经网络标定方法[J]. 工程图学学报, 2005, 26(6): 93-97.
- [8] 李晶, 袁峰, 丁振良. 基于BP神经网络的外姿态测量系统线阵CCD标定[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(05): 1138-1141.
- [9] 崔岸, 袁智, 王龙山. 基于自适应神经网络的双摄像机标定[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(21): 55-57+60.
- [10] 胡志新, 王涛. 改进遗传算法优化BP神经网络的双目相机标定[J]. 电光与控制, 2022, 29(01): 75-79.
- [11] 张峰峰, 陈龙, 薛保珊, 等. 差分遗传算法优化BP神经网络的双目相机标定[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2021, 42(07): 928-935.
- [12] 高帅, 贺伟, 李涛, 等. 改进的Harris角点检测目标识别方法[J]. 探测与控制学报, 2022, 44(06): 81-86.
- [13] TONG Y, LI H, CHEN J, et al. Dual-band stereo vision based on heterogeneous sensor networks[J]. Signal Processing, 2016, 126: 87-95.
- [14] 沈花玉, 王兆霞, 高成耀, 等. BP神经网络隐含层单元数的确定[J]. 天津理工大学学报, 2008(05): 13-15.
- (责任编辑 王利君)

(上接第73页)

4 结论

本文提出一种改进的YOLOv5裂缝检测方法,通过在模型骨干段引入轻量化Mobilenet v3特征提取模块,并在模型颈部段加入了CBAM注意力机制,最后在模型输出端引入一个嵌入Panet模块进行小目标检测。该方法平均检测精度达97%,图像检测时间降低了75.8%,模型大小仅27.8 MB,该方法有效提升了路面裂缝的检测,表明提出的改进方法有效。

参考文献:

- [1] 郭林飞, 柴仕琦, 董静怡, 等. 我国城市路面塌陷事故统计分析[J]. 工程管理学报, 2020, 34(02): 49-54.
- [2] 杨泽, 孙静宇. 复杂背景下的路面裂缝检测的关键技术[J]. 计算机工程与设计, 2023, 44(05): 1519-1527.
- [3] 俞逸舟. 不同裂缝形式下沥青混凝土路面内孔压变化规律研究[J]. 河北工程大学学报(自然科学版), 2018, 35(03): 54-58.
- [4] 单俊鸿, 王书报, 李裕双, 等. 桥梁承台大体积混凝土的裂缝控制措施[J]. 河北工程大学学报(自然科学版), 2007(03): 4-6.
- [5] 李丽宏, 谢东阳, 王琳, 等. 纹理图像多尺度灰度共生矩阵步长参数的研究[J]. 河北工程大学学报(自然科学版), 2021, 38(03): 108-112.
- [6] 张跃飞, 王敬飞, 陈斌, 等. 基于改进的Mask R-CNN的公路裂缝检测算法[J]. 计算机应用, 2020, 40(S2): 162-165.
- [7] 李雪露, 杨永辉, 储茂祥, 等. 基于改进Faster R-CNN的钢板表面缺陷检测[J]. 安徽大学学报(自然科学版), 2023, 47(02): 66-73.
- [8] 黄尚安, 阮太元, 周昊, 等. 基于改进Faster R-CNN的道路坑洞检测方法[J]. 科学技术创新, 2023(09): 112-115.
- [9] CUI X, WANG Q, DAI J, et al. Intelligent recognition of erosion damage to concrete based on improved YOLO-v3[J]. Materials Letters, 2021, 302: 130363.
- [10] SHAO Yongxin, SUN Zhetao, TAN Aihong, et al. Efficient three-dimensional point cloud object detection based on improved Complex-YOLO[J]. Frontiers in Neurobotics, 2023, 17: 1092563.
- [11] GONG Hang, MU Tingkui, LI Qiuxia, et al. Swin-transformer-enabled YOLOv5 with attention mechanism for small object detection on satellite images[J]. Remote Sensing, 2022, 14(12): 2861.
- [12] 罗晖, 贾晨, 李健. 基于改进YOLOv4的公路路面病害检测算法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(14): 336-334.
- (责任编辑 王利君)