

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416163

激光扫描下混凝土桥梁表观病害机器视觉检测*

汤华 易茜

(东南大学成贤学院机械与电气工程学院 南京 210088)

摘要: 混凝土桥梁的表观病害类型较多,且每种类型的病害具有不同的形状、尺寸、颜色等特征。为此提出一种基于激光扫描的混凝土桥梁表观病害机器视觉检测方法。通过激光扫描设备获取混凝土桥梁表面数据,通过渲染技术转化为二维图像。锐化图像边缘区域,使图像画质更加自然清晰。定位混凝土桥梁表观图像的感兴趣区域,将在感兴趣区域提取的梯度方向直方图特征和局部二元模式特征融合,组建混凝土桥梁表观样本集合。采用SVM作为分类器,采用融合后的特征对分类器展开离线训练,根据训练结果展开混凝土桥梁表观病害检测。实验结果表明,所提方法的模糊系数最高值达到了0.98,质量指标最高值达到了0.99,接近于最优值1,说明其可以有效提升混凝土桥梁表观图像质量,获取更加精准的混凝土桥梁表观病害检测结果。

关键词: 混凝土桥梁;表观病害;机器视觉;SVM;激光扫描

中图分类号: TN247 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Machine vision detection of surface defects in concrete
bridges under laser scanning

Tang Hua Yi Qian

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Southeast University Chengxian College, Nanjing 210088, China)

Abstract: There are many types of apparent diseases in concrete bridges, and each type of disease has different characteristics such as shape, size, color, etc. A machine vision detection method for surface defects of concrete bridges based on laser scanning is proposed. Obtain surface data of concrete bridges through laser scanning equipment and convert it into two-dimensional images through rendering technology. Sharpen the edge areas of the image to make the image quality more natural and clear. Locate the region of interest in the apparent image of concrete bridges, and fuse the gradient direction histogram features extracted in the region of interest with local binary pattern features to form a set of concrete bridge apparent samples. SVM is used as the classifier, and the fused features are used for offline training of the classifier. Based on the training results, concrete bridge apparent disease detection is carried out. The experimental results show that the proposed method has a maximum fuzzy coefficient of 0.98 and a maximum quality index of 0.99, which is close to the optimal value of 1. This indicates that it can effectively improve the quality of concrete bridge surface images and obtain more accurate results of concrete bridge surface disease detection.

Keywords: concrete bridges; apparent diseases; machine vision; support vector machine; laser scanning

0 引言

交通基础设施建设快速发展,混凝土桥梁由于受到各种因素的影响,可能会出现各种各样的表观病害,例如裂缝、剥落等,以上表观病害的存在不仅会影响桥梁的外观,还有可能对桥梁的安全结构以及使用寿命造成严重影响。所以,对混凝土桥梁表观病害展开精准的检测^[1-2]是十分必要的。传统的混凝土桥梁表观病害检测方法主要依赖于人

工检测,人工检测虽然比较直观,但是效率偏低,同时还容易受到人为因素以及视觉疲劳等多方面因素的影响,无法实现全面且精准地检测。

最近几年,相关专家针对混凝土桥梁表观病害检测^[3-4]方面的内容展开了大量研究。例如孙保燕等^[5]提出了一种基于贴近和倾斜摄影的桥梁表观病害检测方法,采集高分辨率影像数据,基于采集结果构建桥梁高分辨率三维实景模型,通过该模型捕捉并识别桥梁表面的裂缝、锈蚀及变形

收稿日期:2024-06-03

* 基金项目:江苏省大学生创新训练计划项目(XXQ2024006)、2022年度江苏省高等学校重点科研项目(22B41307)资助

等病害,以此实现桥梁病害检测。该方法避免了传统人工巡检中直接接触桥梁可能带来的安全风险,同时提高了检测效率。但是其构建的三维实景模型会受到航摄盲区、特征点匹配错误等因素的影响,导致检测结果存在一定的误差。周清松等^[6]提出了一种基于改进 YOLOv3 的桥梁表面病害检测识别方法,在 YOLOv3 架构的检测层中引入固定尺寸的分块池化模块,优化特征的整合能力。同时,在 YOLOv3 的特征提取网络中嵌入了密集连接卷积网络(dense convolutional network, DenseNet)结构,进一步提升检测效率。实验结果表明,该方法的检测效率较高,特征融合效果较好,但是由于模型复杂度的增加,训练过程中可能会出现梯度消失或爆炸等问题,导致模型训练难度提升,实用性不佳。Jin 等^[7]提出了一种基于红外热成像的混凝土桥梁病害检测方法,将红外热成像方法应用于混凝土桥梁内部空隙等病害检测中,从理论上分析混凝土桥梁隐蔽病害与红外热像的关系,建立具有内部空腔缺陷的混凝土模型,并进行了有限元仿真分析。王桂平等^[8]提出了一种基于迁移学习的桥梁表面病害检测方法,采用迁移学习技术,构建了基于视觉几何组网络-16 层(visual geometry group network-16 layers, VGG16)的迁移网络模型,该模型不仅保留了 VGG16 在图像识别领域的强大特征提取能力,还通过在其结构上添加新的全连接层,来适应特定的病害检测任务。但是在迁移学习中,源领域和目标领域的样本分布可能存在偏差,如果目标领域的数据与源领域的数据分布差异较大,迁移学习模型可能会受到过拟合或欠拟合等问题的影响,造成检测结果不佳。

针对现有方法存在的检测结果偏差加大以及实用性不强等问题,提出一种基于激光扫描下混凝土桥梁表面病害机器视觉检测方法。本研究旨在通过激光扫描与机器视觉技术,提升混凝土桥梁表面病害检测的精度与效果。聚焦于混凝土桥梁表面的多种病害类型,针对其形状、尺寸、颜色等特征提出解决方案。以激光扫描技术获取桥梁表面数据,结合渲染技术转化为二维图像,并通过图像锐化增强边缘清晰度。随后,融合梯度方向直方图与局部二元模式特征,构建病害样本集合,并采用支持向量机(support vector machine, SVM)分类器进行离线训练与病害检测。预期通过该方法能显著提升图像质量,实现更精准的病害检测结果,为桥梁安全维护提供科学依据,具有重要的实践意义与理论价值。

1 混凝土桥梁表面病害检测方法设计

1.1 激光扫描技术下混凝土桥梁表面数据采集

为了快速、高精度地获取桥梁表面的三维数据,提供详细的病害信息和准确的表面形貌,为后续的病害检测提供可靠的基础,首先通过 Faro Focus S350 激光扫描设备获取混凝土桥梁表面数据,其具体技术参数,如表 1 所示。

通过 Faro Focus S350 激光扫描设备获取混凝土桥梁

表 1 Faro Focus S350 激光扫描设备参数
Table 1 Parameters of the FARO Focus S350 laser scanning equipment

参数	规格
扫描范围	0.6~350 m
扫描精度	±1 mm
扫描速度	976 000 点/s
激光波长	1 550 nm
垂直角度范围	-45°~90°
水平角度范围	360°

表面数据的基本原理是:通过高速激光扫描测量的方法,大面积高分辨率地快速获取被测对象(即混凝土桥梁表面)的三维坐标数据。该设备利用激光技术,以高达 976 000 点/s 的扫描速度,在 0.6~350 m 的测程范围内精确捕捉桥梁表面的细节。内置的 800 万像素高动态范围(high-dynamic range, HDR)相机不仅能够捕捉详细的图像,还能在亮度急剧变化条件下对扫描数据进行自然的颜色叠加,确保即使在复杂环境下也能获取高质量的三维数据。这些数据为后续的桥梁病害检测提供了可靠的基础,帮助工程人员准确了解桥梁的表面形貌和病害情况。

具体实现步骤如下:

- 1) 确定扫描区域:确定需要扫描的混凝土桥梁表面区域,彻底清理桥梁表面,去除杂物、尘土和涂层等。
- 2) 安装激光扫描设备:将激光扫描设备放置在适当的位置,确保设备能够完整地扫描到整个桥梁表面。
- 3) 扫描操作:启动激光扫描仪器,执行扫描操作,确保激光扫描仪可以覆盖到整个预定区域的桥梁表面,并保持稳定的扫描速度。
- 4) 数据采集与存储:设备将自动采集激光扫描数据,记录每个扫描点的坐标、反射强度等信息。确保数据采集完整性和准确性,并及时进行存储和备份,以防止数据丢失。
- 5) 数据后处理与分析:对点云数据进行三维重建、曲面拟合等分析操作,生成混凝土桥梁的三维模型。然后通过渲染技术将三维模型转化为二维图像,展示混凝土桥梁表面的具体病害信息和结构形态。

1.2 混凝土桥梁表面图像锐化

为了提升混凝土桥梁表面图像的质量和视觉效果,对采集得到的图像进行锐化处理。传统的单一高通滤波或边缘增强技术在图像锐化处理中,往往会导致图像噪声放大,同时可能过度强调某些边缘细节,造成视觉上的不自然感。而双层图像并行锐化方法通过分阶段处理可以在保留图像细节的同时,有效控制噪声的放大,从而获得更加清晰、自然的图像效果。因此,本文通过双层图像并行锐化方法对由混凝土桥梁表面数据转化的二维图像展开锐化和优化处理,详细的锐化流程,如图 1 所示。

混凝土桥梁表面图像锐化^[9]的目的是保证图像边缘的

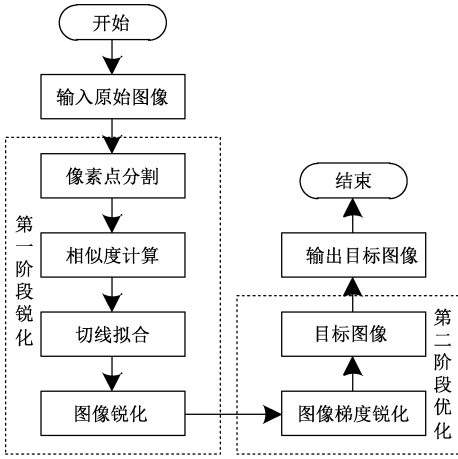


图 1 混凝土桥梁表观图像锐化流程图

Fig. 1 Flow chart of apparent image sharpening of concrete bridge

清晰度得到显著改善。在第一阶段的图像锐化处理过程中,如图 2(a)和(b)所示,将图像各个像素点作为中心,过该点以相等间隔分别向 n 个方向作切线;通过计算切线上各个点的相似度和拟合度,确定拟合切线,如图 2(c)所示。

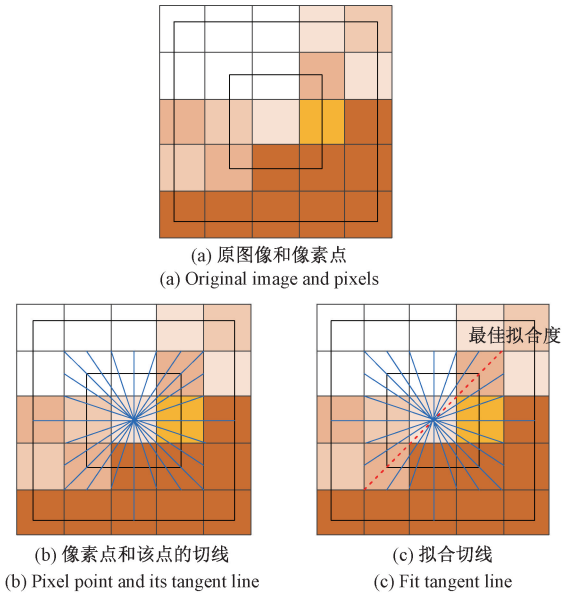


图 2 原始图像、像素点和切线、拟合切线

Fig. 2 Original image, pixels and tangents, fitted tangents

结合上述分析,给出混凝土桥梁表观图像第一阶段锐化处理的详细操作步骤:

1)输入原始混凝土桥梁表观图像,对其展开像素点分割处理;

2)将各个像素点作为中心,在切线上选取若干个点展开相似度 $RelSim$ 和拟合度 $Fitting$ 计算,如式(1)和(2)所示。

$$RelSim = 1 - \frac{(x_1, y_1, z_1)(x_2, y_2, z_2)}{\max(AbsSim)} \quad (1)$$

$$Fitting = \max(RelSim) - \min(RelSim) \quad (2)$$

其中, (x_1, y_1, z_1) 和 (x_2, y_2, z_2) 代表混凝土桥梁表观图像上随机两个点; $AbsSim$ 代表绝对相似度。

3)完成上述操作后,确定最佳拟合切线,利用拟合切线完成混凝土桥梁表观图像的锐化处理。

接下来,对未知像素展开插值处理^[10-11],展开插值处理的主要目的是使混凝土桥梁表观图像的边界更加平滑,降低图像的模糊程度,避免混凝土桥梁表观图像完成锐化处理后出现色调分离的情况,第二阶段详细的操作步骤如下:

1)将拟合切线方向作为依据,求解其法线方向 n , 距离目标点法线最近的两个点 u_1 和 u_2 , 颜色 E_c 可以采用线性插值法得到。

2)通过式(3)计算未知像素点到颜色渐变线分界点的距离 arc :

$$arc = BD \times$$

$$\sin\left(a \times \cos\left(\frac{1}{BD}[BC + CD \times \tan(bestArc)] \times Fitting\right)\right) \quad (3)$$

其中, B 代表原始混凝土桥梁表观图像的像素点; D 代表混凝土桥梁表观图像放大处理后的未知像素点; C 代表拟合直线的总数; $bestArc$ 代表最佳拟合度; a 代表最大取样直径距离。

3)通过步骤(2)获取的 arc, u_1, u_2 以及 E_c , 确定目标色点的偏移方向。当位于切线左上角像素的原始颜色和切线原始像素颜色两者之间的相似度取值比较高,而和右下方像素的颜色相似度较低时,切线需要向右下方偏移。

4)当切线开始向右下方偏移,需要利用切线对右下方的像素展开计算,同时将其作为切线左上方的像素取值范围,具体偏移程度主要由拟合度决定。

5)对于混凝土桥梁表观图像中的全部像素均展开上述操作,使图像边缘切线更加平滑,法线方向获取的锐化效果也更加显著,提升混凝土桥梁表观图像的清晰度和视觉效果,另外还可以进一步优化图像的非边缘部分。

2 表观病害机器视觉检测实现

2.1 定位处理

完成混凝土桥梁表观图像锐化处理后,需要对图像中的感兴趣区域展开定位处理,为了精准定位这些感兴趣区域,采用局部二值模式(local binary patterns, LBP)方法和霍夫变换 Hough^[12-13]结合的方式提取边缘中的直线。LBP 方法和 Hough 变换都属于机器视觉领域中的图像处理技术,其中, LBP 描述子对光照变化具有较好的鲁棒性,能够提取图像纹理特征,并且不易受到光照变化的影响。Hough 变换对噪声和不完整边缘数据具有较好的鲁棒性,可以在一定程度上克服边缘的间断或缺失情况。

2.2 特征提取

确定感兴趣区域后,分别展开特征提取。优先给出梯度方向直方图特征提取的详细步骤:

1) 计算混凝土桥梁表观图像中全部像素点的梯度值和方向信息, 确定目标图像的轮廓信息。

2) 将混凝土桥梁表观图像经过划分处理后, 形成多个小 cells, 以梯度和方向两者之间的差异作为判定依据, 对 cells 内包含的直方图展开统计, 同时组成特征描述器。

3) 将多个图像块组合形成一个更大的区域, 对该区域内的特征描述器展开串联, 获取该区域对应的方向梯度直方图 (histogram of oriented gradients, HOG) 特征描述器, 将全部 HOG 特征描述器串联组合后即可获取整幅图像的 HOG 特征描述器。

接下来展开局部二元模式特征提取, 具体操作步骤如下:

1) 优先将混凝土桥梁表观图像划分为规格为 16×16 的细胞单元, 将其设定为检测窗口。

2) 设定目标区域内像素点的灰度值作为阈值, 将目标图像邻域像素点灰度值和阈值两者展开比较, 假设阈值小, 则利用 1 标记像素点位置; 反之, 则利用 0 标记像素点位置, 同时获取 LBP 值, 如式(4)所示。

$$LBP(x_c, y_c) = arc \times 2^p (i_p - i_c) \quad (4)$$

其中, (x_c, y_c) 代表混凝土桥梁表观图像的中心像素; p 代表常数; i_p 代表混凝土桥梁表观图像的亮度; i_c 代表相邻像素的亮度。

3) 计算混凝土桥梁表观图像每个像素点 LBP 值出现的次数, 将这些次数统计成直方图, 然后对直方图进行标准化处理。

4) 统计混凝土桥梁表观图像的每个像素点, 生成一个直方图, 然后将这个直方图形成一个特征向量, 这个特征向量与混凝土桥梁表观图像的大小完全相同, 可以用来表示混凝土桥梁表观图像的纹理特征。

通过上述分析可知, 利用 LBP 算子描述图像在局部范围内的纹理信息, 能够提取出图像的局部结构特征, 使得在复杂的混凝土纹理中也能较为准确地识别出边缘。结合 Hough 变换对 LBP 提取出的边缘信息中的直线进行检测。Hough 变换的原理是将图像中的直线变换到参数空间, 通过检测参数空间中的极值点来确定直线的描述参数^[14-15]。由于 Hough 变换对于噪声和断裂线条具有较好的鲁棒性, 因此能够在 LBP 提取的边缘信息中有效地识别出直线, 从而实现感兴趣区域的精准定位。LBP 方法和 Hough 变换的结合能够在混凝土桥梁表观图像中准确提取出边缘中的直线, 实现对感兴趣区域的精准定位。

2.3 特征融合下病害检测实现

通过并行融合的方法, 将样本空间 ϕ 中两个不同的特征空间合并为一个复特征向量空间, 如果两个特征向量的维数存在差异, 则需要对维数较低的特征向量展开补零操作, 保证特征向量的维度一致。

通过式(5)展开并行融合处理, 获取融合直方图 $H(x, y)$:

$$H(x, y) = \arctan\left(\frac{P_y(x, y)}{P_x(x, y)}\right) \times LBP(x_c, y_c) \quad (5)$$

其中, $P_x(x, y)$ 和 $P_y(x, y)$ 代表图像中像素点的梯度值。

完成特征融合处理后, 将其输入到 SVM 分类器中展开分类训练, 完成混凝土桥梁表观病害检测。SVM 可以在样本量较少的情况下, 获取更加精准的分类结果。通过式(6)给出超平面表达式:

$$w^T x + b = 0 \quad (6)$$

式中: T 代表转置项; b 代表偏置项。

利用 $|w^T x + b|$ 描述特征向量到超平面的相对距离, 同时设定函数间隔 γ' , 具体表达式如下:

$$\gamma' = y(w^T x + b) \quad (7)$$

由于使用函数间隔无法准确测量各个点和超平面之间的距离, 如果调整 w 和 b , 则函数间隔也会发生变化。为此, 需要全部度量统一, 并且在法向量内加入相关的限制条件, 得到几何间隔 γ , 如式(8)所示。

$$\gamma = \begin{cases} \frac{y(w^T x + b)}{\|w\|_2} \\ \gamma' \\ \frac{\gamma'}{\|w\|_2} \end{cases} \quad (8)$$

引入 SVM 分类器的目的是确保所有样本点到超平面的距离均大于设定阈值, 即让所有的分类点都出现在各自类别的支持向量两侧。为了实现这一目标, 需要确保几何间隔 γ 最大。通过设定函数间隔 $\gamma' = 1$, 可以得到相应的数学表达式, 如式(9)所示。

$$\max \frac{1}{\|w\|_2} s \cdot ty(w^T x + b) \geq 1 \quad (9)$$

由于最小 $\frac{1}{\|w\|_2}$ 和最大 $\frac{1}{2} \|w\|_2^2$ 是相等的, 因此 SVM 的优化函数等价于:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|_2^2 s \cdot ty(w^T x + b) \geq 1 (i = 1, 2, \dots, m) \quad (10)$$

由于目标函数 $\frac{1}{2} \|w\|_2^2$ 是凸函数, 且约束条件是仿射的, 因此可以利用凸优化理论, 通过引入拉格朗日函数, 将原问题转化为无约束的优化问题, 即可以利用凸优化理论来求解上述优化问题, 得到原问题的最优解, 即优化函数 $L(w, b, \alpha)$:

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|w\|_2^2 - \sum \alpha [y(w^T x + b) - 1] \quad (11)$$

其中, α 代表拉格朗日乘子。求解 $L(w, b, \alpha)$ 中 w 和 b 的最小值, 接着再求解 α 的最大值, 最后将优化函数转换为等价的极小化问题。

结合上述分析, 将最终获取的分类超平面表示为式(12)的形式:

$$\sum_{i=1}^m \alpha^* y K(x, x_i) + b^* = 0 \quad (12)$$

式中: $K(x, x_i)$ 代表核函数; α^* 和 b^* 分别代表拉格朗日乘子和偏置项的平均值。

传统的 SVM 通常使用线性核、多项式核或径向基函数(radial basis function, RBF)核,线性核虽然计算简单、速度快,但它无法处理非线性问题。多项式核能够处理非线性问题,但其参数选择对性能影响很大,且计算复杂度随着阶数的增加而增加,可能导致过拟合。RBF 核虽然灵活且能够很好地处理非线性问题,但它对参数的敏感性较高,不当的选择可能导致模型性能下降。因此,本文设计一个混合核函数,对式(12)中的核函数进行改进,以更好地捕捉混凝土桥梁表观病害的特征,混合核函数表达式如下:

$$K'(x, x_i) = \alpha K_l(x, x_i) + (1 - \alpha) K_g(x, x_i) \quad (13)$$

式中: $K_l(x, x_i)$ 和 $K_g(x, x_i)$ 分别代表局部和全局核函数; α 代表权重参数。

并使用多核学习(multiple kernel learning, MKL)方法,将多个不同类型的核函数组合起来,以更好地适应不同类型的特征,表达式如下:

$$K'(x, x_i) = \sum_{k=1}^m \beta_k K'_k(x, x_i) \quad (14)$$

式中: $K'_k(x, x_i)$ 代表第 k 个核函数, β_k 代表其权重。

在改进核函数的基础上,得到最终的分类决策函数 $f(x)$ 如式(15)所示。

$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^m \alpha^* y K'(x, x_i) + b^*\right) \times H(x, y) \quad (15)$$

采用融合特征离线训练 SVM 分类器,得到性能最优的 SVM 模型,通过该模型对混凝土桥梁表观病害展开精准分类,最终实现混凝土桥梁表观病害机器视觉检测,确保检测性能得到有效提升。

3 试验研究

为了验证所提基于激光扫描的混凝土桥梁表观病害机器视觉检测方法的有效性,展开试验分析。试验样本图像来自 COCO(common objects in context)数据集,其是一个用于目标检测、图像分割和关键点检测等任务的多样化数据集,包含超过 33 万张图像,涵盖 80 个不同的对象类别。在该数据集中搜索混凝土桥梁表观病害图像 1 500 张,分别由 1 200 张图像和 300 张图像组成训练集和测试集。使用测试集对所提方法、文献[5]方法和文献[6]方法进行评估,选取文献[5]方法和文献[6]方法这两种方法作为对比,是因为文献[5]方法和文献[6]方法是现阶段较为先进的桥梁病害检测方法,与这两种方法进行对比分析,可以验证本文方法在病害检测方面的优势与应用价值。

3.1 实验指标设置

为了衡量所提方法对混凝土桥梁表观图像的锐化效

果,选取模糊系数 K_{Blur} 和质量指标 Q 作为测试指标,对应的表达式如下:

$$K_{Blur} = \frac{\psi_{输出}}{\psi_{输入}} \quad (16)$$

$$Q = \frac{4\sigma_{xy}xy}{(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)[(\bar{x})^2 + (\bar{y})^2]} \quad (17)$$

式中: $\psi_{输出}$ 和 $\psi_{输入}$ 代表输出和输入边缘能量; σ_{xy} 代表均方误差; σ_x^2 和 σ_y^2 分别代表特征向量和二元输出的均方误差; \bar{x} 和 \bar{y} 代表特征向量和二元输出的均值。其中, K_{Blur} 的取值越接近 1,说明图像具有更好的清晰度,色彩也更加鲜明。 Q 值越接近 1,则说明图像的质量越好。

3.2 实验结果分析

不同方法的模糊系数试验结果,如表 2 所示。

表 2 3 种不同方法的模糊系数实验结果比较

Table 2 Comparison of experimental results of fuzzy coefficients of three different methods

测试图像编号	所提方法	文献[5]方法	文献[6]方法
001	0.95	0.80	0.90
002	0.97	0.86	0.92
003	0.98	0.88	0.94
004	0.96	0.87	0.91

通过表 2 可以看出,所提方法通过锐化图像边缘区域,使图像画质更加自然清晰,因此其模糊系数取值明显更大一些,最高值达到了 0.98,与文献[5]方法和文献[6]方法的最高值相比分别提升了 0.1 和 0.04,说明经过所提方法锐化处理后混凝土桥梁表观图像的清晰度更高,获取的结果也更加鲜明。

不同方法的质量指标对比结果,如表 3 所示。

表 3 3 种不同方法的质量指标实验结果比较

Table 3 Comparison of the experimental results of the quality indicators of three different methods

测试图像编号	所提方法	文献[5]方法	文献[6]方法
001	0.97	0.82	0.88
002	0.99	0.85	0.93
003	0.96	0.84	0.90
004	0.98	0.88	0.92

从表 3 可以看出,所提方法的质量指标明显更优,其最高值达到了 0.99,接近于最优值 1,说明采用所提方法通过锐化混凝土桥梁表观图像的边缘区域,使得病害特征在图像中更加突出和清晰,有效提升了混凝土桥梁表观图像质量,为后续的混凝土桥梁表观病害机器视觉检测奠定坚实的基础。

在测试集中随机选取混凝土桥梁表观病害图像作为测

试样本展开试验分析,分析 3 种不同方法的病害检测性能,如图 3 所示。

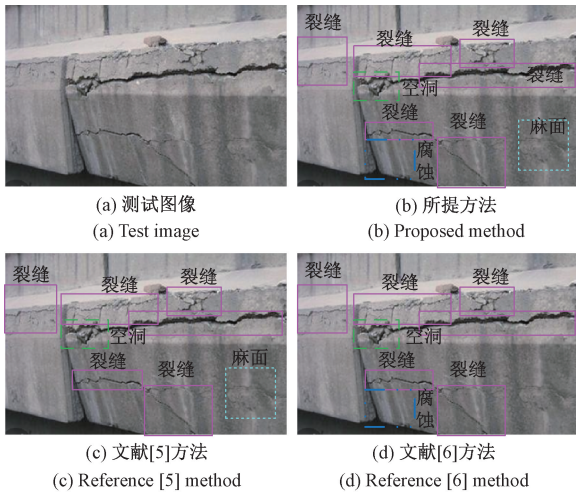


图 3 3 种方法的混凝土桥梁表面病害检测结果比较

Fig. 3 Comparison of the detection results of the three methods for apparent disease of concrete bridges

从图 3 可以看出,在感兴趣区域中,所提方法将梯度方向直方图(HOG)特征和局部二元模式(LBP)特征进行融合,形成了更加丰富和全面的混凝土桥梁表面样本集合,能够更全面地反映病害的多种特征,提高了病害检测的准确性和全面性。因此,对于不同类型的混凝土桥梁表面病害,采用所提方法均可以精准检测出全部表面病害,而文献[5]方法在检测过程中并没有检测到混凝土桥梁表面图像中的腐蚀,文献[6]方法没有检测到混凝土桥梁表面图像中的麻面和腐蚀。由此可见,所提方法更加适用于检测混凝土桥梁表面病害,可以得到更加精准的混凝土桥梁表面病害检测结果。

4 结 论

为了有效解决传统检测方法存在的不足,提出一种基于激光扫描的混凝土桥梁表面病害机器视觉检测方法。首先,通过激光扫描技术结合渲染技术,实现了从三维数据到二维图像的精确转换,提高了数据处理的效率和准确性;其次,引入图像锐化技术,有效增强了图像边缘区域的清晰度,为病害特征的提取提供了更高质量的图像;再次,采用梯度方向直方图特征和局部二元模式特征的融合方法,构建了丰富的病害特征集合,增强了检测方法的适应性和准确性;最后,利用 SVM 分类器对融合特征进行离线训练,实现了对多种病害类型的有效检测,提升了混凝土桥梁表面病害检测的效率和精度。经过实验对比可知,所提方法可以有效提升混凝土桥梁表面质量和清晰度,获取更加精准的混凝土桥梁表面病害检测结果,使其检测性能得到有效优化。未来阶段,将对所提方法展开更加深入的研究,使其可以为混凝土桥梁发展作出更大的贡献。

参考文献

- [1] 杨魁,王丹妮,唐双,等. 基于改进 YOLO 算法的混凝土表面病害识别方法[J]. 公路工程, 2021, 46(5): 81-86.
YANG K, WANG D N, TANG SH, et al. Concrete surface disease identification method based on improved YOLO algorithm[J]. Highway Engineering, 2021, 46(5): 81-86.
- [2] 严世强,张宇峰,刘宁宁,等. 基于渗流和区域生长联合分析的红外图像裂缝病害检测方法[J]. 现代电子技术, 2020, 43(18): 6-10.
YAN SH Q, ZHANG Y F, LIU N N, et al. Method of infrared image crack disease detection based on conjoint analysis of percolating and region growing[J]. Modern Electronics Technique, 2020, 43(18): 6-10.
- [3] 张建超,刘世川,田秀淑. 无砟轨道混凝土结构病害检测技术研究综述[J]. 北京交通大学学报, 2022, 46(6): 80-92.
ZHANG J CH, LIU SH CH, TIAN X SH. Review on disease detection technology for ballastless track concrete structure [J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2022, 46(6): 80-92.
- [4] 李良福,武彪,王楠. 基于多分辨率网络的桥梁裂缝检测方法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(12): 103-112.
LI L F, WU B, WANG N. Method for bridge crack detection based on multiresolution network[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(12): 103-112.
- [5] 孙保燕,莫春华,张玉涛,等. 贴近和倾斜摄影互融在拱桥表面病害检测的应用[J]. 遥感信息, 2023, 38(2): 26-32.
SUN B Y, MO CH H, ZHANG Y T, et al. Application of nap-of-the-object and tilt photography in apparent disease detection of arch bridges[J]. Remote Sensing Information, 2023, 38(2): 26-32.
- [6] 周清松,董绍江,罗家元,等. 改进 YOLOv3 的桥梁表面病害检测识别[J]. 重庆大学学报, 2022, 45(6): 121-130.
ZHOU Q S, DONG SH J, LUO J Y, et al. Bridge apparent disease detection based on improved YOLOv3[J]. Journal of Chongqing University, 2022, 45(6): 121-130.
- [7] JIN H, ZOU L L. Detection of hidden disease of concrete bridge based on infrared thermal imaging[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1748(4): 042041.
- [8] 王桂平,陈旺桥,杨建喜,等. 基于迁移学习的桥梁表面病害检测技术研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2022,

- 19(6):1638-1646.
- WANG G P, CHEN W Q, YANG J X, et al. A bridge surface distress detection technology based on transfer learning[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2022,19(6):1638-1646.
- [9] 王舜,周惠兴,张中岳,等.基于改进粒子群的正交轴系三维激光扫描设备的几何参数标定研究[J].电子测量技术,2023,46(1):1-8.
- WANG SH, ZHOU H X, ZHANG ZH Y, et al. Research on geometric parameter calibration of 3D-laser-scanner with orthogonal shafting based on improved particle swarm optimization[J]. Electronic Measurement Technology, 2023,46(1):1-8.
- [10] 蒋仕新,唐椿程,杨建喜,等.基于改进 Segformer 的混凝土桥梁表面病害轻量级识别方法[J].中国公路学报,2024,37(2):77-87.
- JIANG SH X, TANG CH CH, YANG J X, et al. Lightweight detection method of surface damage on concrete bridges based on improved Segformer[J]. China Journal of Highway and Transport, 2024, 37(2):77-87.
- [11] 郭江龙,蒋庆,曹松晓,等.基于图像处理的微通道流道板表面缺陷检测方法研究[J].电子测量与仪器学报,2024,38(2):40-48.
- GUO J L, JIANG Q, CAO S X, et al. Research on surface defect detection method for microchannel flow channel plate based on image processing[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(2):40-48.
- [12] 谢文高,张怡孝,刘爱荣,等.基于水下机器人与数字图像技术的混凝土结构表面裂缝检测方法[J].工程力学,2022,39(1):64-70.
- XIE W G, ZHANG Y X, LIU AI R, et al. Method for concrete surface cracking detection based on rov and digital image technology[J]. Engineering Mechanics, 2022,39(1):64-70.
- [13] 杨春平,胡强.高速公路隧道病害检测与处治技术研究[J].现代隧道技术,2021,58(4):237-245.
- YANG CH P, HU Q. Research on the detection and treatment technology for highway tunnel defects[J]. Modern Tunnelling Technology, 2021,58(4):237-245.
- [14] 牟欣颖,何赞泽,王洪金,等.基于一维卷积神经网络的联动扫描热成像缺陷自动识别与深度回归[J].电子测量与仪器学报,2021,35(4):211-217.
- MU X Y, HE Y Z, WANG H J, et al. Joint scanning thermography defect automatic classifier and depth regression based on 1D CNN[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(4): 211-217.
- [15] 张辉霖,李登华,丁勇.面向混凝土裂缝检测的级联神经网络算法研究[J].水力发电学报,2022,41(8):134-143.
- ZHANG H L, LI D H, DING Y. Research on cascaded neural network algorithm for concrete crack detection[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2022,41(8):134-143.

作者简介

汤华(通信作者),硕士,讲师,主要研究方向为机器视觉、图像检测识别。

E-mail: xzh987654123@163.com

易茜,硕士,讲师,主要研究方向为高等教育、机械专业教学。