

文章编号:1672-3961(2024)03-0064-06 DOI:10.6040/j.issn.1672-3961.0.2023.099

基于颜色和纹理特征的立体车库锈蚀检测技术

岳仁峰¹,张嘉琦²,刘勇^{1*},范学忠¹,李琮琮³,孔令鑫³

(1.山东爱普电气设备有限公司济南高新分公司,山东 济南 250107; 2.山东大学控制科学与工程学院,山东 济南 250061; 3.国网山东省电力公司电力科学研究院,山东 济南 250003)

摘要:针对立体车库锈蚀检测的迫切需求,提出基于颜色和纹理特征的锈蚀检测新方法。利用高斯滤波和伽马变换解决锈蚀图片光照不均匀的问题。采用HSV(hue saturation value)色彩空间实现锈蚀的颜色特征筛选,提出基于灰度共生矩阵进行锈蚀纹理特征分析的方法,对锈蚀区域进行测量和形状分析。结合方向梯度直方图(histogram of oriented gradients, HOG)特征提取和支持向量机(support vector machine, SVM)算法实现了立体车库锈蚀检测。试验结果表明,该方法锈蚀识别准确率达到93.19%,实现了立体车库锈蚀表面的视觉检测,大大减少了外部环境的干扰。

关键词:锈蚀检测;图像处理;GrabCut算法;HSV色彩模型;机器学习**中图分类号:**TP391.4 **文献标志码:**A**引用格式:**岳仁峰,张嘉琦,刘勇,等.基于颜色和纹理特征的立体车库锈蚀检测技术[J].山东大学学报(工学版),2024,54(3):64-69.

YUE Renfeng, ZHANG Jiaqi, LIU Yong, et al. Corrosion detection technology of stereo garage based on color and texture features[J].

Journal of Shandong University (Engineering Science), 2024, 54(3):64-69.

Corrosion detection technology of stereo garage based on color and texture features

YUE Renfeng¹, ZHANG Jiaqi², LIU Yong^{1*}, FAN Xuezhong¹, LI Congcong³, KONG Lingxin³

(1. Jinan High-tech Branch, Shandong Aipu Electrical Equipment Co., Ltd., Jinan 250107, Shandong, China; 2. School of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250061, Shandong, China; 3. State Grid Shandong Electric Power Research Institute, Jinan 250003, Shandong, China)

Abstract: A new method based on color and texture features was proposed to meet the urgent need of corrosion detection in stereoscopic garage. Gaussian filtering and gamma transform were used to solve the problem of uneven illumination of corrosion images. The color feature selection of corrosion was realized by using hue saturation value (HSV) color space, and the texture feature analysis method of corrosion based on gray level co-occurrence matrix was proposed to measure and analyze the shape of corrosion area. Combining histogram of oriented gradients (HOG) feature extraction and support vector machine (SVM), the corrosion detection of stereoscopic garage was realized. The experimental results showed that the accuracy of rust identification using this method reached 93.19%, achieving visual detection of rust on the surface of the stereo garage, significantly reducing external environmental interference.

Keywords: corrosion detection; image processing; GrabCut algorithm; HSV color model; machine learning

0 引言

随着我国经济的快速发展,汽车数量激增,2020年达到3.72亿辆^[1]。由于立体车库土地利用率较

高,在医院、商场、老旧小区等大规模建设,很大程度上方便了人们的生活,解决了停车困难问题^[2]。但立体车库长期处于太阳暴晒、雨淋、潮湿等复杂环境中,主要部件极易发生锈蚀,导致承力钢结构、承力链条、汽车托板等承载能力严重下降,甚至可

收稿日期:2023-05-19

基金项目:山东省重点研发计划(重大科技创新工程)资助项目(2021CXGC010301)

第一作者简介:岳仁峰(1989—),男,山东济南人,工程师,硕士,主要研究方向为电气设备与智能检测。E-mail:gxq8452@163.com

*通信作者简介:刘勇(1977—),男,山东济南人,工程师,主要研究方向为电气设备与智能检测。E-mail:1906955356@qq.com

能发生掉车事故,严重威胁人们的生命财产安全^[3]。因此对立体车库锈蚀区域进行定期巡检,及时发现锈蚀部位,对于保障立体车库安全运行具有重要意义^[4]。

目前,国内外许多学者对锈蚀检测技术进行了深入研究。文献[5]提出一种 HSV (hue saturation value) 色彩空间转换方法,同时采用中值滤波方法去除干扰像素点,计算锈蚀面积,该方法很大程度上减少了不均匀光照的影响;文献[6]根据直方图均衡化、形态学处理、RGB (red, green, blue) 色彩空间提出了防震锤锈蚀检测方案,实现防震锤的锈蚀区域分割;文献[7]提出一种智能图像分析方法,应用 HSV 色彩空间提供彩色图像的自适应分割并检测图像上的锈蚀,提高锈蚀区域分割的可靠性;文献[8]提出一种基于 GrabCut 算法的半交互式分割方法,在复杂输电线路锈蚀图像中通过较少的交互得到满意的分割效果;文献[9]结合颜色、纹理和区域特征,训练了高斯混合模型提高了锈蚀区域的检测精度;文献[10]使用 K -means 方法对颜色模型中的彩色图像进行聚类,并使用 HSV 颜色模型中的 Hue 组件生成的特征识别锈蚀区域,取得了较好的效果;文献[11]在小波边缘检测之后,提出了基于小波的去噪方法识别可能存在锈蚀的区域和锈蚀的分布。综上,大多学者基于颜色特征和纹理特征对锈蚀进行检测,但对于锈蚀区域的特征分析研究较少,且缺乏对立体车库复杂环境下锈蚀区域识别的数字图像处理技术。

基于上述问题,本研究提出一种基于颜色特征和纹理特征的立体车库锈蚀检测方法。将输入图像转换到 HSV 色彩空间,克服背景颜色等特定条件的影响,利用锈蚀区域的颜色纹理特征进行形状分析,最终结合方向梯度直方图 (histogram of oriented gradients, HOG) 特征提取和支持向量机 (support vector machine, SVM) 算法实现立体车库锈蚀区域的准确检测。

1 图像预处理

1.1 基于高斯滤波和伽马变换的光照校正

由于图像采集环境的限制,采集的图像光照不均匀。对于锈蚀图像,不均匀的光照会隐藏锈蚀的特征,影响对锈蚀特征的正确分析。因此,需在图像预处理阶段进行光照校正,提高图像质量,便于后续锈蚀分析。图像预处理流程见图 1。

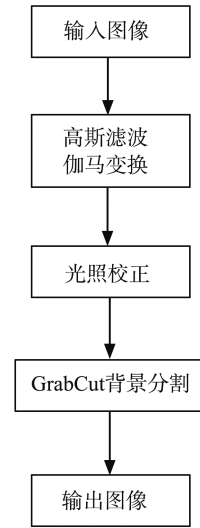


图 1 图像预处理流程图

Fig.1 Flow chart of image preprocessing

数字图像处理中,高斯滤波器是一个常用的线性滤波器^[12]。高斯滤波的卷积核是按照正态分布的概率密度确定的,同时卷积核各元素之和为 1,因此称为高斯滤波。伽马变换表达式为:

$$g_m = P\left(0.5, \frac{m-g_a}{m}\right), \quad (1)$$

$$o_t = P(v, g_m), \quad (2)$$

式中: g_a 为高斯滤波处理后的像素,表示各像素的光照强度情况; m 为所有像素的高斯滤波后的平均像素; v 为光照校正前各像素在 HSV 空间中的明度; o_t 为光照校正后各像素的明度。

1.2 方案设计与仿真实例

将输入图像转换到 HSV 色彩空间,由于图像从 RGB 色彩空间到 HSV 色彩空间的转换方式为非线性变换,会产生奇异点和不稳定点,为了降低非线性变换的影响同时降低由于光照不均匀产生的噪声信号,对其中的 V 分量进行 3 次不同参数的高斯滤波,降低参数对滤波效果的影响,取各像素 3 次高斯滤波后平均像素作为高斯滤波后的像素,代表光照强度情况,像素比较大的代表光照强度较高,像素比较小的代表光照强度较低。对明度进行伽马变换,使光照强度较高的像素的明度降低,使光照强度较低的像素的明度升高。将 HSV 色彩空间转换为对应的 RGB 色彩空间,输出光照校正后的图像。将图像数据由 RGB 色彩空间转到 HSV 色彩空间,对 V 分量进行高斯滤波得到 g_a 。进行 V 分量伽马变换,转换到 RGB 色彩空间并显示光照校正后的图像,如图 2 所示。

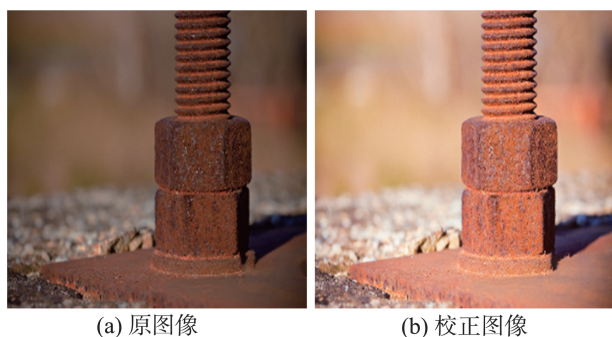
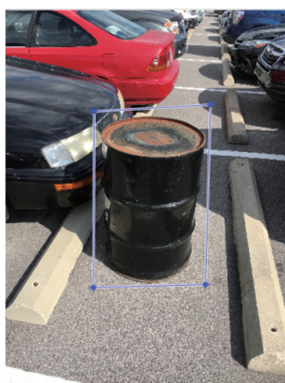


图2 光照校正
Fig.2 Illumination correction



(a) 原图像



(b) 目标定位



(c) 背景去除

图3 GrabCut 算法试验结果图

Fig.3 GrabCut algorithm experiment results

如图3(a)所示,框选一个区域作为可能的目标,框外作为背景。根据目标和背景的R、G、B 3通道信息构建高斯混合模型(gaussian mixture model, GMM),学习优化GMM的参数^[16]。依据高斯混合模型,构造图并寻找图的最小割,从而实现目标和背景的分类。在锈蚀检测中,可以在光照校正后的图像中框选出关注物体所在的区域,利用GrabCut算法初步去除背景,排除该部分背景对后续锈蚀识别的干扰。

从图3可知,对于存在锈蚀区域的图像,利用GrabCut算法初步定位区域去除背景干扰,取得了较好的效果。

2 锈蚀特征识别与分析

2.1 基于HSV色彩空间的颜色特征识别

去除锈蚀图像背景后,还需根据特征识别后的二值图像进行锈蚀的测量和形状分析,以便于更好地分析该区域锈蚀情况。HSV色彩空间的H分量和S分量受光照强度的影响小,光照强度的变化主要体现在V分量上,因此HSV色彩空间对光照因素变化具有良好的抗干扰能力。金属锈蚀部分的颜色

1.3 基于GrabCut算法的背景去除

GrabCut算法是基于图论的分割方法,将图像映射为带权无向图,图中每个节点对应图像中的每个像素^[13]。分割的最优原则是使划分后的子图在内部保持相似度最大,而子图之间的相似度保持最小。基于图论的分割方法的本质就是移除特定的边,将图划分为若干子图从而实现分割,该算法利用了图像中的纹理(颜色)信息和边界(反差)信息,只要少量的用户交互操作即可得到比较好的分割结果^[14-15]。GrabCut算法试验结果如图3所示。

特征在HSV色彩空间中一般处于H分量色调值的 $0^\circ \sim 30^\circ$ 和 $330^\circ \sim 360^\circ$,采用此色调值可以较好地去除背景信息、保留锈蚀信息。一个像素在HSV色彩空间中的H分量大于 $0.084 (30^\circ)$ 并且小于 $0.92 (330^\circ)$,或者S分量小于0.3,或者V分量小于0.2,判定这个像素为背景像素,改为白色,否则判定为可能的目标像素,保持颜色不变。利用采集到的车库锈蚀图像,仿真结果颜色特征识别如图4所示。



(a) 原图像



(b) 颜色筛选

图4 颜色特征识别

Fig.4 Color feature recognition

通过在HSV色彩空间筛选颜色,能够有效去除颜色与锈蚀有明显区别的背景,保留在锈蚀颜色范围内的颜色像素信息。

2.2 基于灰度共生矩阵的纹理特征识别

灰度共生矩阵用来统计具有特定位置关系的2个像素灰度的联合分布情况,其主要特征值为能量、对比度和熵^[17]。能量是指矩阵中元素值的平方和,即

$$A = \sum_{i=1}^8 \sum_{j=1}^8 (G(i,j))^2, \quad (3)$$

式中, $G(i,j)$ 为灰度共生矩阵的第*i*行第*j*列归一化后的数值。

对比度的定义为:

$$C = \sum_{n=0}^7 n^2 \sum_{|i-j|=n} G(i,j), \quad (4)$$

式中*n*为*i*与*j*的差值。



(a) 原图像



(b) 颜色筛选



(c) 纹理筛选

图5 纹理特征识别

Fig.5 Texture feature recognition

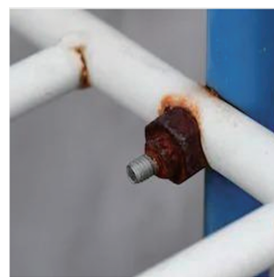
2.3 基于二值图像的锈蚀测量与分析

通常采用最小外接矩形框描述目标物体所在的区域。一般情况下最小外接矩形框与图像边界平行,其属性信息由4部分组成,分别是矩形框左上角点的2个坐标、矩形框的水平宽度和垂直高度。属性信息描述了最小外接矩形框的位置和大小。利用该信息可以在二值图像中画出每个连通域的最小外接矩形框作为锈蚀的位置标记。最小外接矩形框的长度和宽度可以度量锈蚀所在区域的长度和宽度。因此,采用每1个连通域的最小外接矩形框表示对应锈蚀(二值图像中的连通域)所在区域的位置信息。二值图像每个连通域的面积代表锈蚀像素级面积。对每个连通域求周长,具体做法是通过边界像素(不包含孔洞边界),分别计算各相邻边界像素的距离,求和得到1个连通域的周长,用该周长代表每块锈蚀的像素周长。计算二值图像中所有连通域的面积之和和周长之和,作为一个图像中所有锈蚀的像素面积和周长。通过每一块锈蚀的面积和周长的关系确定锈蚀是条形或者块状。根据最小外接矩形框属性裁剪出每个连通域的子图像,然后获得连通域边界元素坐标信息,从而计算出连通域周长。锈蚀识别结果如图6所示,锈蚀测量分析结果见表1。

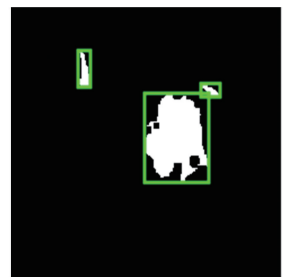
熵

$$E = - \sum_{i=1}^8 \sum_{j=1}^8 G(i,j) \log G(i,j) \quad (5)$$

将经过颜色特征识别后的彩色图像转换为相应的二值图像,对二值图像利用先膨胀再腐蚀的闭运算,以达到消除小孔洞或接连邻近连通域的目的,从而防止可能存在锈蚀的区域过于琐碎,有利于后续切割图像识别纹理特征。二值图像中每一个白色连通域代表一个可能存在锈蚀的区域。根据每个连通域的最小外接矩形框在颜色特征识别后的彩色图像中切割出对应的图像,后续进行灰度共生矩阵的统计和相关参数的计算^[18]。试验结果如图5所示。



(a) 原图像



(b) 特征识别结果

图6 锈蚀识别结果

Fig.6 Results of corrosion identification

表1 锈蚀测量分析结果

Table 1 Results of corrosion measurement and analysis

序号	面积/cm ²	周长/mm
1	3.52	793.82
2	0.88	369.00
3	0.59	296.55

3 基于SVM的锈蚀判别

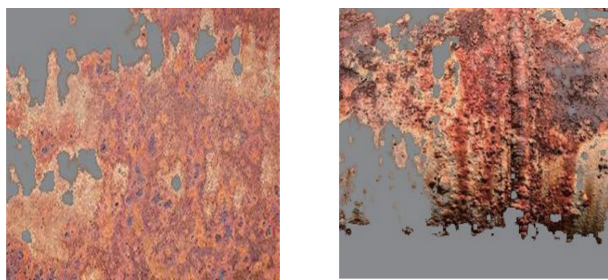
3.1 特征提取

灰度共生矩阵纹理特征识别中,颜色筛选后的背景像素和目标区域像素组成的像素对在灰度共生矩阵的分量无法确定,因此无法排除背景和目标区域组

成的像素对对灰度共生矩阵的影响^[19]。引入 SVM 分类,对特征识别后仍然有可能存在锈蚀目标的图片进行 SVM 二分类。二分类的结果以及观测值对于进一步判断采集到的图像存在锈蚀的可能性以及锈蚀处理优先级具有重要意义。由于进行 SVM 分类的目的是在特征提取之后进一步判断存在锈蚀的可能性,所以将每一张图片在图像预处理和特征筛选后的彩色图像在 HSV 色彩空间中 S 分量小于 0.3 的像素的 V 分量改为 0.55,使其灰度接近锈蚀灰度,再将图像像素转换为 [256 256], 然后进行灰度 HOG 特征提取。这样可以很大程度上减少图像信息的复杂程度。采用的胞元大小为 [4 4] 像素,块大小为 [2 2] 胞元,块的横纵步长均为 4 个像素。

3.2 数据集

由于目前没有公开的锈蚀图像数据集,本研究数据来自于网络搜集和车库采集。共搜集图片 800 张,除涵盖了多个立体车库下的锈蚀图像,还包含了多种场景下的锈蚀特征,从带有局部锈蚀的钢架桥到整体发生锈蚀的钢制管道等,锈蚀大小与锈蚀程度覆盖范围较广。由于锈蚀通常伴随钢材表面涂层破损,锈蚀部位往往呈现红棕色,且表面较为粗糙。选取在纹理特征筛选后仍然有可能的锈蚀区域的图像,对它们进行光照校正和特征筛选处理,将纹理特征筛选后的彩色图像在 HSV 色彩空间中 S 分量小于 0.3 的像素的 V 分量改为 0.55,使其灰度接近锈蚀灰度,作为数据集。选取训练集 4 000 张,验证集 500 张。数据集示例如图 7 所示。



(a) 图像1

(b) 图像2

图7 锈蚀数据集图像示例

Fig.7 Examples of images from the rust dataset

3.3 评价指标及仿真结果

采用 SVM 分类进一步判断存在锈蚀的可能性,提高模型的检测精度。结合分类结果和观测值,将分类结果为无且观测值大于 0.9 的样本判定为无锈蚀,其他判定为有锈蚀,以此判断结果中的真正例、假正例和假反例。在本研究试验中,采用准确率 P_a 、精确率 P_n 、召回率 P_r 和综合评价指标 F_1 作为衡量锈蚀识别模型的指标,评估分类模型的性能。准确率为预测正确的结果占总样本的百分比,

精确率指预测为正的样本中真正为正的样本占比,召回率指真正为正的样本中正确预测为正的样本占比。在所有的评价指标中,精确率和召回率是相互矛盾的,因此引入了 F_1 综合衡量网络的识别效果。准确率、精确率、召回率和综合评价指标的定义公式分别为

$$P_a = \frac{T_p + T_n}{T_p + T_n + F_p + F_n}, \quad (6)$$

$$P_n = \frac{T_p}{T_p + F_p}, \quad (7)$$

$$P_r = \frac{T_p}{T_p + F_n}, \quad (8)$$

$$F_1 = \frac{2 \times P_n \times P_r}{P_n + P_r}, \quad (9)$$

式中, T_p 、 T_n 、 F_p 和 F_n 分别为真正例、假正例和假反例数量。将直接使用 SVM 做二分类方法作为基准方法,试验结果如表 2 所示。本研究方法相对于基准方法准确率提高 10.42%,精确率提高 12.86%,召回率提高 9.05%, F_1 提高 10.94%。模型总体识别准确率达到 93.19%,表明该方法能够克服背景干扰并提供较好的检测结果。

表2 SVM 锈蚀分类结果

Table 2 Results of corrosion measurement and analysis
单位:%

方法	P_a	P_n	P_r	F_1
SVM 分类	82.77	78.37	79.96	79.16
本研究方法	93.19	91.23	89.01	90.10

4 结论

本研究给出基于颜色和纹理特征的锈蚀检测新方法,利用高斯滤波和伽马变换减少了光照不均匀对锈蚀检测的影响。采用 GrabCut 算法实现了交互式的目标和背景初步分离。通过对锈蚀颜色的研究,采用 HSV 空间实现了锈蚀颜色特征提取,并筛选出颜色与锈蚀具有明显区别的背景。针对锈蚀纹理沟纹较深、灰度分布不均匀等问题,利用灰度共生矩阵的对比度和能量特征实现锈蚀的纹理特征识别,并且通过构建对应的纯黑白二值图像和背景(颜色特征判断)颜色变换减少背景像素对灰度共生矩阵的干扰。本研究方法实现了对锈蚀数目、位置、周长、面积的测量,并根据周长和面积的关系进行形状分析。通过对特征筛选后的彩色图像采用灰度 HOG 特征提取组成特征向量进行 SVM 二分类,对立体车库锈蚀存在的可能性和锈蚀处理优先级做了探讨。

参考文献:

- [1] 宋雨萌,谷峪,李芳芳,等. 人工智能赋能的查询处理与优化新技术研究综述[J]. 计算机科学与探索, 2020, 14(7): 1081-1103.
SONG Yumeng, GU Yu, LI Fangfang, et al. Survey on AI powered new techniques for query processing and optimization[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2020, 14(7): 1081-1103.
- [2] 陈宗泉. 立体车库的特点、应用及其发展前景探讨[J]. 全面腐蚀控制, 2021, 35(4): 42-44.
CHEN Zongquan. The characteristics application and development prospect of stereo garage are discussed[J]. Total Corrosion Control, 2021, 35(4): 42-44.
- [3] 许家豪. 垂直旋转式立体车库设计[J]. 电子测试, 2022, 36(4): 21-22.
XU Jiahao. Vertical revolving stereo garage design[J]. Electronic Testing, 2022, 36(4): 21-22.
- [4] 王艳平,封云,刘洋,等. 某车库框架梁钢筋锈蚀检测鉴定[J]. 工程质量, 2020, 38(5): 106-108.
WANG Yanping, FENG Yun, LIU Yang, et al. Detection and identification of steel corrosion of a garage frame beam[J]. Project Quality, 2020, 38(5): 106-108.
- [5] 刘伟军,田泽琦,卞宏友,等. 基于机器视觉的钢材锈蚀表面激光清洗检测方法[J]. 应用激光, 2021, 41(6): 1287-1292.
LIU Weijun, TIAN Zeqi, BIAN Hongyou, et al. Laser cleaning detection method for rust layer of steel based on machine vision [J]. Applied Laser, 2021, 41(6): 1287-1292.
- [6] 宋伟,左丹,邓邦飞,等. 高压输电线防震锤锈蚀缺陷检测[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(增刊1): 113-117.
SONG Wei, ZUO Dan, DENG Bangfei, et al. Corrosion defect detection of earthquake hammer for high voltage transmission line[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(Suppl.1): 113-117.
- [7] VOROBEL R, LVASENKO I, BEREHULYAK O, et al. Segmentation of rust defects on painted steel surfaces by intelligent image analysis[J]. Automation in Construction, 2021(123): 103515.
- [8] 琚泽立,孔志战,侯喆,等. 面向输电线路的锈蚀缺陷检测[J]. 电工技术, 2020(17): 77-81.
JU Zeli, KONG Zhizhan, HOU Zhe, et al. Corrosion defect detection for transmission lines[J]. Electric Engineering, 2020(17): 77-81.
- [9] GIBBONS T, PIERCE G, WORDENK A. Evaluation of deep learning approaches based on convolutional neural networks for corrosion detection[J]. Structural Health Monitoring, 2018(5): 1110-1128.
- [10] VALETI B, PAKZAD S. Automated detection of corrosion damage in power transmission lattice towers using image processing[C]// Structures Congress. Denver, USA: Scopus, 2017:474-481.
- [11] NELSON B N, SLEBODNICK P, LEMIEUX E J, et al. Wavelet processing for image de-noising and edge detection in automatic corrosion detection algorithms used in shipboard ballast tank video inspection systems [C]//Proceedings of SPIE, the International Society for Optical Engineering. Bellingham, USA: SPIE, 2001: 134-145.
- [12] 邹翔,潘兵,王延珺,等. 高斯预滤波对数字体图像相关测量的影响[J]. 光学学报, 2021, 41(15): 140-150.
ZOU Xiang, PAN Bing, WANG Yanjun, et al. Effect of Gaussian prefiltering on digital volume correlation measurement[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(15): 140-150.
- [13] AYKUT M, AKTURK S M. An improvement on GrabCut with CLAHE for the segmentation of the objects with ambiguous boundaries [M]. Póvoa de Varzim, Portugal: Springer International Publishing, 2018:116-122.
- [14] IVASENKO I, CHERVATYUK V. Detection of rust defects of protective coatings based on HSV color model [C]//Proceedings of the 2019 IEEE 2nd Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering (UKRCON). Lviv, Ukraine: IEEE, 2019: 1143-1145.
- [15] BILAL M, HANIF M S. Benchmarkrevision for HOG-SVM pedestrian detector through reinvigorated training and evaluation methodologies[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 21(3): 1277-1287.
- [16] 闫丽梅,刘永强,徐建军,等. 基于 Grabcut 分割和填充物面积判别的复合绝缘子断串诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(22): 114-119.
YAN Limei, LIU Yongqiang, XU Jianjun, et al. Broken string diagnosis of composite insulator based on GrabCut segmentation and filler area discrimination [J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(22): 114-119.
- [17] 陈滔,张张国,刘澳. 基于灰度共生矩阵的图形纹理检测及焊接缺陷的 SVM 分类实现[J]. 洛阳理工学院学报(自然科学版), 2022, 32(1): 53-61.
CHEN Tao, ZHANG Qingguo, LIU Ao. SVM classification implementation of graphic texture detection and welding defects based on gray level co-occurrence matrix[J]. Journal of Luoyang Institute of Science and Technology (Natural Science Edition), 2022, 32(1): 53-61.
- [18] WU Y, WANG D K, WANG L, et al. An analysis of the meso-structural damage evolution of coal using X-ray CT and a gray-scale level co-occurrence matrix method [J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2022, 152: 105062.
- [19] SIQUEIRA D, ROBERTI F. Multi-scale gray level co-occurrence matrices for texture description[J]. Neurocomputing (Amsterdam), 2015(120): 336-345.