

激光与光电子学进展

基于 MLP 神经网络的激光除锈检测系统

易锐¹, 王春明¹, 张威², 王军^{3*}¹华中科技大学材料科学与工程学院, 湖北 武汉 430074;²华中科技大学机械科学与工程学院, 湖北 武汉 430074;³武汉纺织大学机械工程与自动化学院, 湖北 武汉 430200

摘要 为了解决激光清洗除锈过程中传统锈蚀识别方法应用于不同锈蚀图像时灵活性差的问题,提出了基于 MLP (Multi-layer perception) 神经网络的锈蚀激光清洗检测方法。搭建了激光清洗机器视觉检测系统,采用 MLP 神经网络识别锈蚀图像。研究表明,所使用的 MLP 神经网络模型对不同锈蚀程度、不同光照条件下采集的锈蚀图像的识别结果对实际锈蚀的覆盖率超过 95%,误识别率小于 6%。采用图像的开运算操作消除误识别的微小区域,根据视觉检测结果生成最小外接矩形,并将其作为激光清洗的感兴趣区域,最终的感兴趣区域对锈蚀的覆盖率接近 100%。该方法对提高激光除锈过程的检测效率,促进激光除锈过程自动化具有一定的意义。

关键词 激光清洗; 机器视觉; 锈迹识别; 神经网络

中图分类号 TN249

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP222896

MLP Neural Network-Based Detection System for Rust Removal by Laser

Yi Rui¹, Wang Chunming¹, Zhang Wei², Wang Jun^{3*}

¹School of Materials Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, Hubei, China;

²School of Mechanical Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, Hubei, China;

³School of Mechanical Engineering and Automation, Wuhan Textile University, Wuhan 430200, Hubei, China

Abstract In order to address the poor flexibility of traditional rust recognition methods when applied to different images of rust in the process of rust removal by laser, a rust detection method based on a multi-layer perception (MLP) neural network is proposed. A machine vision inspection system for laser cleaning is built, and the MLP neural network is used to identify rust images. The results show that the MLP neural network model has a coverage rate of more than 95% and a false recognition rate of less than 6% for identifying rust from images with different degrees of rust captured under different lighting conditions. The open operation of the image eliminates small misidentified areas, and the minimum external rectangle, which is used as the region of interest for laser cleaning, is generated according to the visual inspection results. The coverage rate of the final region of interest is close to 100%. This method can improve the detection efficiency of rust removal by laser and promote the automation of this process.

Key words laser cleaning; computer vision; rust detection; neural network

1 引言

金属是在工程应用中使用最为广泛的材料^[1]。在金属零件服役前,通常会对其进行涂装以提升其抗腐蚀性能,而进行涂装前需进行表面清洗以去除浮锈和其他污染物^[2]。激光清洗作为一种新型清洗技术,被广泛应用于清洗锈蚀、氧化膜、油漆、涂层、油污等。激

光除锈技术有着诸多优点,如灵活性强、对基材损伤小、易于实现自动化与智能化、集成度高^[3-6]。为了进一步提高激光除锈技术的自动化程度,提升清洗效率,激光除锈前的视觉检测技术至关重要。

目前,众多学者对于金属锈蚀的机器视觉识别方法进行了较为深入的研究。刘伟军等^[7]提出了一种基于机器视觉的钢材激光清洗除锈检测方法,基于 HSV

收稿日期: 2022-10-26; 修回日期: 2022-11-23; 录用日期: 2022-12-12; 网络首发日期: 2023-01-05

通信作者: *wangjunwuhan@163.com

(Hue, saturation, value) 色彩空间转换, 根据优化的 HSV 阈值识别锈蚀区域, 同时采用 SURF (Speeded up robust features) 算法拼接多张图像, 以提高检测效率。刘金聪^[8]基于 OpenCV 设计了可以识别出生锈区域的位置和形状信息的锈蚀识别算法, 并成功采用激光除锈系统去除了识别到的锈迹。张宏发等^[9]针对大型轴类零件端面锈蚀的激光清洗过程设计了视觉检测系统, 采用直方图均衡化的方法增强对锈蚀的辨识度, 采用形态学重建消除光照影响, 采用自动阈值的分割算法识别出锈蚀区域。除此之外, 史天意等^[10]开发了基于机器视觉的铝合金氧化膜激光清洗系统, 张梦樵等^[11]采用色彩空间转换方法对多层油漆的激光清洗过程进行视觉检测。

MLP (Multi-layer perception)^[12] 是一种简单的人工神经网络, 常用于逻辑回归与非线性分类问题, 由一个输入层、一个输出层以及多个隐藏层组成, 每一层由若干个非线性的单元节点 (神经元) 组成, 神经元的激活函数赋予其非线性预测的能力。由于具有网络结构简单、可并行处理数据以及高度非线性的全局

作用的优势, MLP 具有良好的分类性能, 被广泛应用于图像分割、对象识别、缺陷检测、光学字符识别等方面^[13-17]。

目前的研究多采用图像的阈值分割以识别锈蚀区域, 通过 HSV 色彩空间转换提高阈值分割的准确率。在上述方法中, 阈值受到锈蚀程度、光照等因素的影响, 难以用统一的阈值分割不同的锈蚀图像, 因此此方法在实际应用中存在一定限制。本文在现有研究的基础上, 针对上述问题, 提出了基于 MLP 神经网络的锈蚀识别方法, 训练神经网络学习锈蚀图像的特征, 将训练后的 MLP 神经网络模型应用于锈蚀图像的认识, 并根据识别结果生成适用于激光清洗的感兴趣区域 (Region of interest, ROI), 将其应用到激光清洗除锈过程中。

2 实验方法

2.1 实验材料与实验设备

实验采用的材料为 Q345 钢, 其化学成分如表 1 所示。钢板尺寸为 100 mm × 100 mm × 1 mm。

表 1 Q345 钢的化学成分表

Table 1 Chemical composition of Q345 steel

Element	C	Mn	Si	P	S	V
Mass fraction / %	<0.2	<1.7	<0.55	<0.045	<0.045	<0.15

所搭建的自动化激光清洗除锈系统如图 1 所示, 主要包括连续光纤激光器、一维振镜扫描系统、三轴运动平台、可编程逻辑控制器 (PLC)、CCD (Charge

coupled device) 工业相机、发光二极管辅助光源 (LED)、上位机软件。采用 Sky Laser 的 SLC-1000-A 连续型激光清洗机, 其最大输出功率为 1000 W, 激光波长为 1080 nm, 聚焦后的光斑直径为 0.5 mm。采用一维扫描振镜, 扫描频率范围为 0~200 Hz, 激光线宽调节范围为 5~200 mm。激光清洗头的移动由伺服电机驱动。CCD 工业相机为 600 万像素彩色面阵相机 (MV-CA060-10GC 型, 由杭州海康威视数字技术股份有限公司生产), 并利用 16 mm 定焦镜头 (OPT-C1614-2M 型, 由广东奥普特科技股份有限公司生产) 采集钢材表面锈蚀的彩色图像。采用的辅助光源为白色 LED 环形光源 (OPT-RI21090-W, 由广东奥普特科技股份有限公司生产)。

2.2 机器视觉锈蚀识别方法

2.2.1 MLP 锈蚀图像分割

MLP 是一种全连接的神经网络, 每个神经元以上一层所有神经元的输出为输入, 对输入进行运算后, 将其输出到下一层。神经网络的结构如图 2 所示, 其中输入为 $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$, 第 j 个神经元的权重为 $\{w_{1j}, w_{2j}, w_{3j}, \dots, w_{nj}\}^T$, 偏置量为 b_j , 每个神经元从输入到输出的计算过程为

$$a_j = \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i + b_j, \quad (1)$$

$$o_j = f(a_j), \quad (2)$$

式中: a_j 为对编号为 j 的神经元的输入加权求和并加上

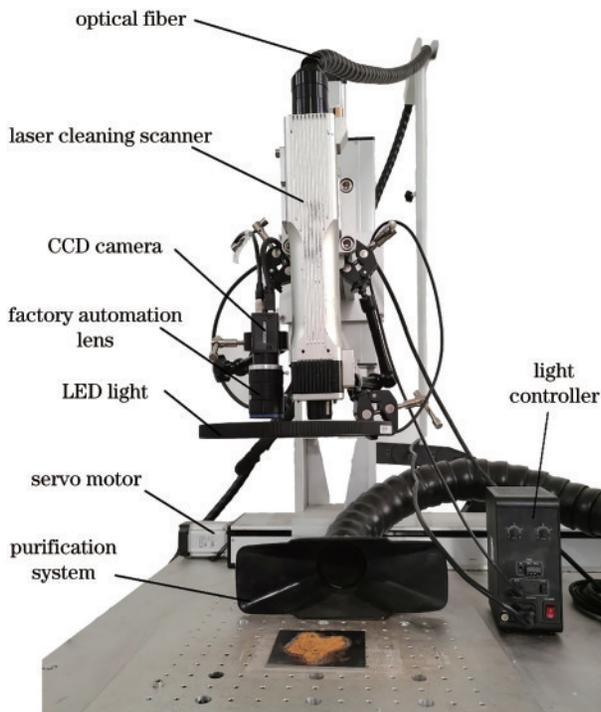


图 1 激光除锈机器视觉检测系统示意图

Fig. 1 Schematic diagram of laser derusting computer vision detection system

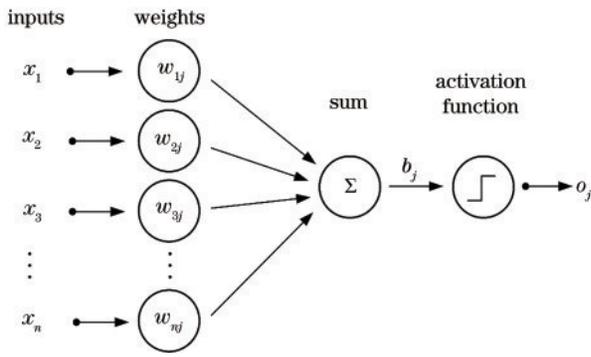


图 2 神经网络结构

Fig. 2 Structure of neural network

偏置量 b_j 后的值; o_j 为经过激活函数激活之后得到的输出。

采用 Halcon 机器视觉软件对图像进行 MLP 分割, 将 RGB 三通道彩色图像中的 RGB 像素值作为 MLP 的输入, 输出 1 和 0 对应此像素点为锈蚀或者基板。采用人工标注的锈蚀和基板的样本对 MLP 进行训练后, MLP 能够学习锈蚀区域像素点 RGB 像素值

的特征, 这种特征包括 RGB 像素值的大小以及 RGB 三色之间的相对关系, 因此 MLP 能够准确地将图像中的锈蚀和基板区分开来。首先使用 create_class_mlp 算子创建一个输入维度为 3、输出维度为 2 的 MLP 神经网络模型, 随后使用 add_samples_image_class_mlp 算子向模型中添加锈蚀和基板的训练样本, 最后使用 train_class_mlp 算子进行神经网络的训练, 训练时通过误差反向传播不断迭代更新每个神经元的权重和参数, 从而使神经网络的预测值不断接近期望值。训练完成后, 使用 classify_image_class_mlp 算子来借助训练后的模型分割锈蚀图像。创建神经网络模型时, 隐藏层的数量太少会降低神经网络的泛化能力, 隐藏层的数量增加则会使训练时间增加, 并容易使模型陷入局部最优解^[15-17]。因此, 改变 MLP 神经网络隐藏层的数量, 使用相同的训练样本对其进行训练, 训练过程的误差曲线和训练结果如图 3 所示。当隐藏层数量为 5 层时模型的收敛速度最快, 并且当隐藏层超过 4 层时, 神经网络均能得到较优的锈蚀分割效果, 因此采用包含 5 层隐藏层的 MLP 模型。

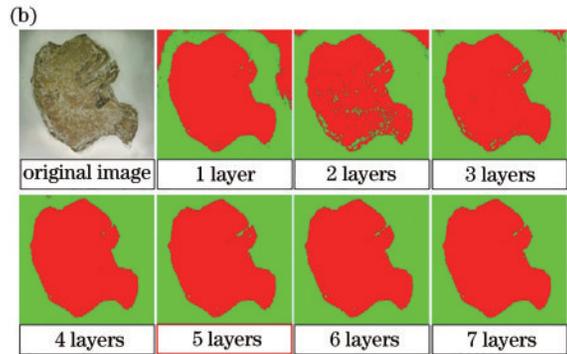
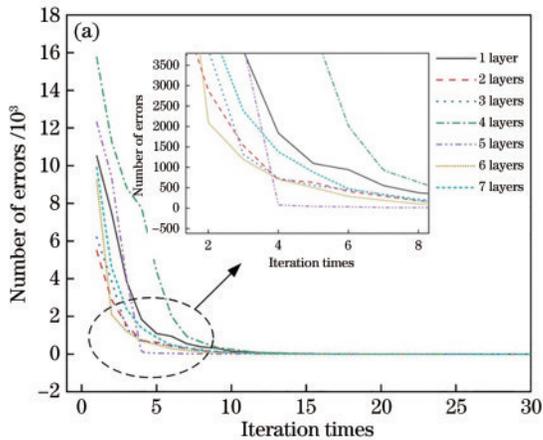


图 3 隐藏层数量不同的 MLP 网络的训练过程及训练结果。(a) 误差曲线; (b) 训练结果

Fig. 3 Training process and results of MLP network with different number of hidden layers. (a) Error curves; (b) training results

2.2.2 ROI 生成

所使用的激光清洗设备为 1000 W 连续激光清洗机, 通常激光清洗机需要满足大幅面、高效率的激光清洗需求。采用双振镜光束扫描系统会大大增加清洗头的体积, 降低清洗头的灵活性。因此, 激光清洗机多采用单振镜光束扫描系统, 如图 4 所示。振镜周期性快速摆动使聚焦后的光斑形成一条直线, 伺服电机驱动激光清洗头垂直于此直线运动, 形成一个矩形的激光清洗面。矩形的宽由振镜摆动的幅值决定, 即为激光线宽, 矩形的长由清洗头的运动距离决定。为了匹配激光清洗机的实际清洗区域, 需要根据图像识别的结果生成矩形的 ROI。

从图像识别结果中可以看出, 由于钢板腐蚀过程的随机性, 不均匀的锈迹内部也会存在与基板像素特征相似的小区域, 基板上也可能存在划痕、凹坑等, 并

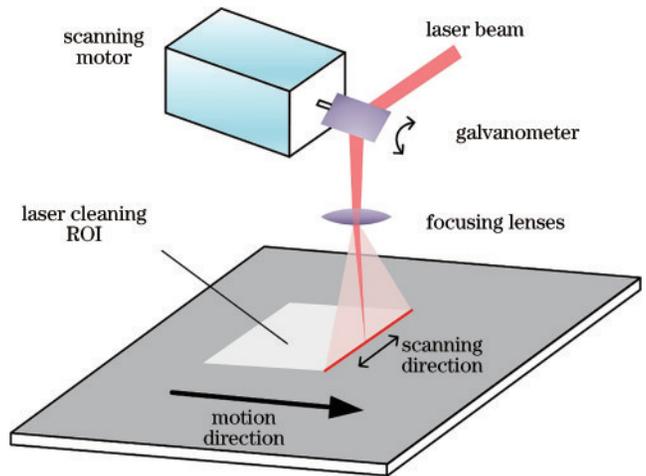


图 4 单振镜光束扫描系统

Fig. 4 Single galvanometer beam scanning system

且光照不均匀导致图像局部较暗,识别到的锈蚀区域内部存在较多孔洞,远离锈蚀区域的周边存在一些被 MLP 误识别的小斑点。前者可以被覆盖在 ROI 内,而后者则会导致 ROI 扩大,或者生成多个 ROI,从而降低激光清洗的效率。因此在生成 ROI 之前需要消除这些被误识别的小区域,目前在图像处理中,最常用的消除小区域的方法是开运算^[18-19],即先对图像进行腐蚀,再以同样大小的卷积核对区域进行膨胀操作。图像的腐蚀与膨胀操作的定义为

$$X \odot k = \{x | k + x \subseteq X\}, \quad (3)$$

$$X \oplus k = \{x | k + x \cap X \neq \emptyset\}, \quad (4)$$

式(3)表示被卷积核 k 腐蚀后的原图像 X 的图像,式(4)则表示被 k 膨胀后的 X 的图像。图像开运算的公式为

$$X \circ k = (X \odot k) \oplus k. \quad (5)$$

由于圆形卷积核具有较好的边界平滑效果,并且仅通过输入圆的半径便能控制卷积核的大小,采用半径为 3.5 pixel 的圆形卷积核对识别后的区域进行开运算,在 Halcon 软件中使用 `erosion_circle` 算子可以对图像进行开运算。对开运算之前的图像进行连通域检测,结果显示存在 98 个连通域,而开运算之后仅剩 1 个连通域,这说明被误识别的微小区域全部被去除。使用 `shape_trans` 算子生成最小外接矩形,将其作为激光清洗的 ROI,结果如图 5 所示。经过开运算后,ROI 面积减小 23.6%。通过机器视觉识别锈蚀区域并生成激光清洗 ROI,可提高自动化程度,节约人工绘制清洗区域的时间成本;通过开运算操作可以缩小 ROI 面积,使清洗效率得到有效提升。

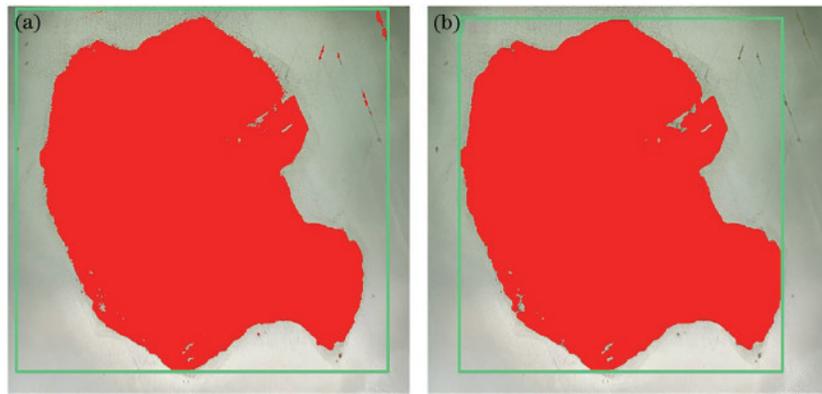


图 5 图像处理结果。(a)开运算前的 ROI;(b)开运算后的 ROI

Fig. 5 Image processing results. (a) ROI before opening-operation; (b) ROI after opening-operation

2.3 实验过程

为提高 MLP 模型分割锈蚀图像的准确性和灵活性,分别采集了锈蚀和基板的图片各 30 张,图片的大小为 100 pixel × 100 pixel,如图 6 所示,其中锈蚀和基板的图像包含不同锈蚀程度、不同亮度、不同光照条件、不同光照角度等各种情况的样本。首先使用 `add_samples_`

`image_class_mlp` 添加训练样本,随后进行神经网络的迭代训练。训练过程共耗时 29.439 s,最终样本平均误差仅为初始误差的 0.03%,这说明训练后的 MLP 模型对输入样本的识别结果的可信度较高。训练完成后使用 `write_class_mlp` 算子,将训练好的模型以文件的形式保存,之后便可直接读取训练好的模型文件。

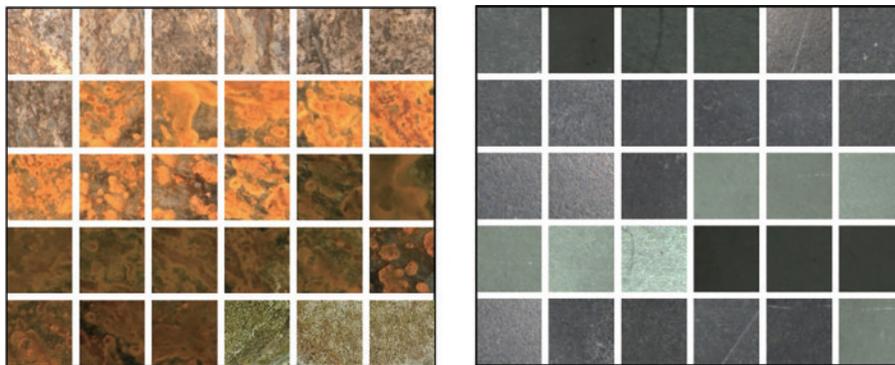


图 6 不同状态的锈蚀样本(左)和基板样本(右)

Fig. 6 Rust samples in different states (left) and base plate samples (right)

为验证训练后的 MLP 模型对不同情况下锈蚀的识别效果,准备不同生锈程度的试样:试样 A 为轻度锈蚀,试样 B 为重度锈蚀。如图 7 所示,图 7(a)、(b)为在

专业 LED 光源下拍摄的锈蚀图像,其中图 7(a)为试样 A,图 7(b)为试样 B。图 7(c)、(d)分别为在自然光和不均匀光照条件下拍摄的试样 B 的图像。使用

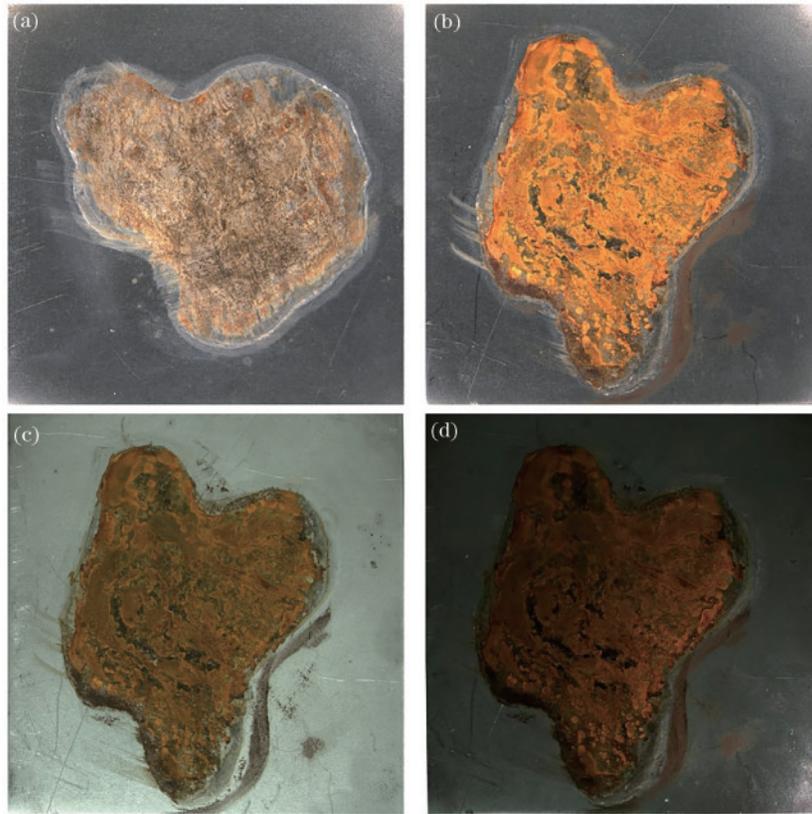


图7 不同锈蚀图像。(a)专业LED光源下拍摄的试样A;(b)专业LED光源下拍摄的试样B;(c)自然光下拍摄的试样B;(d)不均匀光照下拍摄的试样B

Fig. 7 Different rust images. (a) Sample A taken under professional LED light source; (b) sample B taken under professional LED light source; (c) sample B taken under natural light; (d) sample B taken under uneven light

read_class_mlp 算子读取 MLP 模型,分别对这 4 张锈蚀图像进行识别。

通过激光清洗实验验证锈蚀识别的准确性。采用识别结果,分别计算出激光清洗 ROI 的长、宽与位置坐标。在固定相机的位置后,事先在 Halcon 软件中借助相机标定助手完成了相机的内外参标定和手眼标定,因此可将图像上的坐标与长宽尺寸转换到激光清洗机的坐标系下^[20-23]。根据 ROI 的宽度确定激光线宽,根据 ROI 的长和位置坐标设置激光清洗的起点和终点,启动程序,完成对锈蚀的激光清洗。

3 结果与讨论

不同情况下锈蚀图像的检测结果如图 8 所示。识别区域未覆盖处没有见到明显的锈蚀痕迹,这说明此 MLP 神经网络模型可有效识别出不同状态的锈蚀。为了更为精确地评估锈蚀识别的可靠性,通过人工标注的方法测量实际锈蚀面积。图 7(a)所示的锈蚀区域面积为 148219 pixel,图 7(b)所示的锈蚀区域面积为 198993 pixel。为了能够量化识别结果的准确性,计算识别结果对锈蚀区域的覆盖率和误识别率,计算公式为

$$\alpha = (S \cap S_i) / S_i, \quad (6)$$

$$\beta = (S - S \cap S_i) / S_i, \quad (7)$$

式中: α 和 β 分别为覆盖率和误识别率; S_i 为实际锈蚀区域; S 为识别出的锈蚀区域。

对 4 种情况下的识别结果分别计算覆盖率和误识别率,结果如表 2 所示,其中 a~d 指图 7(a)~(d)所示的 4 种情况。a 和 b 均为在专业 LED 光源下采集的不同锈蚀程度的图像,可以看出在不同锈蚀程度下,识别结果均有较高的覆盖率。重度锈蚀识别结果的覆盖率要比轻度锈蚀低 3.52%,这是由于重度锈蚀表面锈的颜色、分布更为复杂,增加了识别的难度。c 为在自然光下采集的重度锈蚀图像,其识别结果覆盖率为 95.05%,比专业光源下的覆盖率略低,这是由于在自然光下采集的锈蚀图像会因为光照较弱而丢失一些细节,并且自然光下的色彩还原度不如专业光源。此外,对在自然光下采集的图像的误识别率增加了 1.9%,这是由于在自然光下采集的图像的整体亮度低于在专业光源下采集的图像,色彩暗沉的非锈蚀点更容易被判定为锈蚀。d 为在不均匀光照下采集的重度锈蚀图像,光源靠近图像的右下角,图像整体亮度较低,并且越靠近左上角亮度越低。d 的识别结果的覆盖率为 98.02%,误识别率为 5.96%,二者均比 b、c 识别结果的覆盖率、误识别率高,这是由于 d 的亮度最低,丢失大量锈蚀细节,仅保留大致的形貌轮廓,导致识别出的锈蚀区域大于实际锈蚀区域,从而导致误识别率变高。

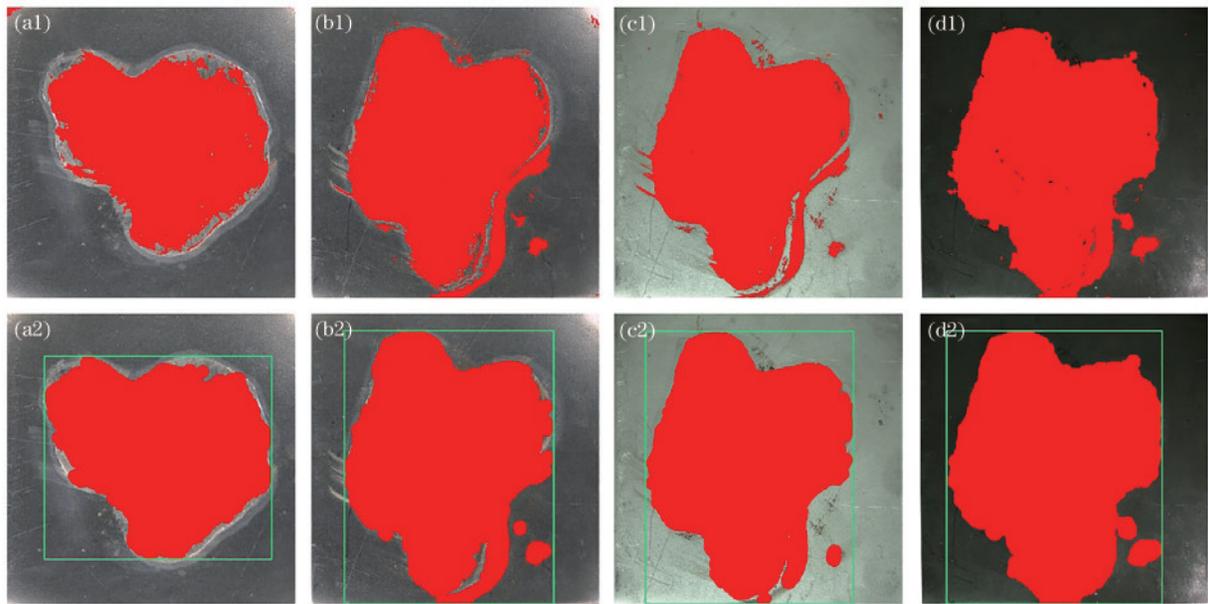


图 8 不同状态锈蚀的图像处理结果。(a1)~(d1)分别为对图 7(a)~(d)的 MLP 锈蚀识别结果;(a2)~(d2)分别为(a1)~(d1)的 ROI
Fig. 8 Image processing results of different rusts. (a1)~(d1) are MLP rust identification results of Fig. 7(a)~(d), respectively;
(a2)~(d2) are ROI of (a1)~(d1), respectively

表 2 锈蚀识别结果的覆盖率和误识别率
Table 2 Coverage and misrecognition rate of rust identification results

Group	Coverage rate / %	Misrecognition rate / %
a	99.39	1.03
b	96.87	0.13
c	95.05	2.03
d	98.02	5.96

由此,识别的区域更能覆盖到实际的锈蚀区域,所以覆盖率也较高。从以上分析可以看出,MLP神经网络模型对 4 种不同情况下的锈蚀图像的识别均有较好的稳定性,覆盖率均能达到 95% 以上。随着光照条件变差,误识别率略有上升。

图 8(a2)~(d2)为激光清洗 ROI 生成结果。从图

中可以看出,锈蚀识别结果中包含了局部反光、划痕、凹坑等非锈蚀区域,然而通过对其进行开运算操作之后,这些误识别的小区域均得到了有效去除,锈蚀的主体部分以及图 8(b2)、(c2)、(d2)中与主体脱离的小范围锈蚀“孤岛”被保留。在经过开运算操作后的区域的基础上生成最小外接矩形,作为激光清洗 ROI。可以看出,ROI 基本包括了图像中的锈蚀区域。根据锈蚀识别结果生成 ROI 之后,实际激光清洗区域对实际锈蚀区域的覆盖率几乎达到 100%。图 9(a)和图 9(b)分别为试样 A 和试样 B 经激光清洗后的表面宏观形貌,可以看出锈蚀基本被清洗干净,基材原有的金属光泽露出。图中两侧的直线为激光起始位置和终止位置,由于激光短暂停留,这 2 个位置发生了轻微氧化。对清洗后的图像再次进行锈蚀识别,识别结果中无锈蚀区域。

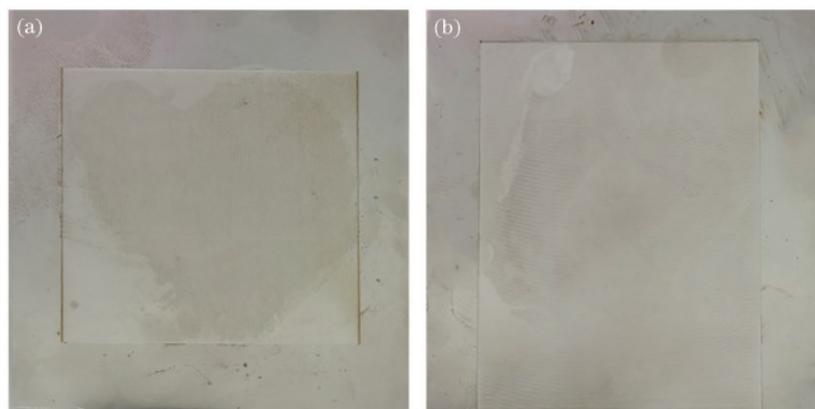


图 9 激光清洗结果。(a)试样 A;(b)试样 B

Fig. 9 Results of laser cleaning. (a) Sample A; (b) sample B

4 结 论

通过对激光清洗除锈过程中锈蚀的机器视觉检测过程进行研究,验证了采用 MLP 神经网络识别锈蚀的可行性,得出的主要结论如下:

1) 针对激光清洗除锈过程中的锈蚀检测问题,提出了基于 MLP 神经网络模型识别锈蚀图像的方法。构建了输入为 3 维、输出为 2 维的 MLP 神经网络,发现在采用 5 层隐藏层的神经网络时,训练速度较快,并且对锈蚀有较好的识别效果。

2) 采集了不同状态的锈蚀图像及基板图像来对 MLP 神经网络模型进行训练,实现了对不同锈蚀程度、不同光照条件下采集的实际锈蚀图像的识别,识别结果能覆盖 95% 以上的实际锈蚀区域。随着光照条件变差,误识别率略有上升,但 4 种情况下的误识别率均低于 6%。

3) 采用开运算对锈蚀识别结果进行处理,可以有效消除被误识别的微小区域,减轻由基材表面的划痕、反光、凹坑等造成的干扰因素的影响,可有效减小最终激光清洗 ROI 的面积,提高清洗效率。最终采用生成最小外接矩形的方法生成激光清洗 ROI,ROI 对实际锈蚀区域的覆盖率几乎达到 100%。根据生成的 ROI 进行激光清洗实验后,未发现残余锈蚀。对清洗后的表面图片再次进行锈蚀识别,未检测出锈蚀区域。

参 考 文 献

- [1] Sun S J, Chen W, Yi S, et al. Study of the corrosion protection behavior of neutral water-based rust remover on carbon steel[J]. *Colloids and Surfaces A: Physicochemical and Engineering Aspects*, 2018, 558: 130-137.
- [2] Razab M K A A, Noor A M, Jaafar M S, et al. A review of incorporating Nd:YAG laser cleaning principal in automotive industry[J]. *Journal of Radiation Research and Applied Sciences*, 2018, 11(4): 393-402.
- [3] 成健, 方世超, 刘顿, 等. 金属表面激光清洗技术及其应用[J]. *应用激光*, 2018, 38(6): 1028-1037.
Cheng J, Fang S C, Liu D, et al. Technology and application of laser cleaning for metal surface[J]. *Applied Laser*, 2018, 38(6): 1028-1037.
- [4] 张若楠, 韦朋余, 蒋泽, 等. 船舶建造领域激光除锈技术研究与应用现状[J]. *激光杂志*, 2021, 42(5): 1-9.
Zhang R N, Wei P Y, Jiang Z, et al. Research and application status of laser derusting technology in shipbuilding field[J]. *Laser Journal*, 2021, 42(5): 1-9.
- [5] 杨明昆, 周仿荣, 马仪, 等. 激光除锈技术及其发展现状[J]. *清洗世界*, 2018, 34(10): 37-42.
Yang M K, Zhou F R, Ma Y, et al. Laser derusting technology and its application[J]. *Cleaning World*, 2018, 34(10): 37-42.
- [6] 何宾, 姜伟, 樊志勇, 等. 激光除锈在海洋工程建造领域的应用前景[J]. *涂层与防护*, 2020, 41(4): 40-45.
He B, Jiang W, Fan Z Y, et al. Application of rust-removing laser in marine engineering construction[J]. *Coating and Protection*, 2020, 41(4): 40-45.
- [7] 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 W J, Tian Z Q, Bian H Y, et al. Laser cleaning detection method for rust layer of steel based on machine vision[J]. *Applied Laser*, 2021, 41(6): 1287-1292.
- [8] 刘金聪. 基于机器视觉的激光智能除锈系统研究[D]. 苏州: 苏州大学, 2020: 23-34.
Liu J C. Research on laser intelligent removal system based on machine vision[D]. Suzhou: Soochow University, 2020: 23-34.
- [9] 张宏发, 刘复兴, 周诗洋, 等. 基于机器视觉的大轴端面锈蚀检测与清洗[J]. *煤矿机械*, 2021, 42(10): 170-172.
Zhang H F, Liu F X, Zhou S Y, et al. Rust detection and cleaning of large shaft end face based on machine vision[J]. *Coal Mine Machinery*, 2021, 42(10): 170-172.
- [10] 史天意, 周龙早, 王春明, 等. 基于机器视觉的铝合金激光清洗实时检测系统[J]. *中国激光*, 2019, 46(4): 0402007.
Shi T Y, Zhou L Z, Wang C M, et al. Machine vision-based real-time monitor system for laser cleaning aluminum alloy[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2019, 46(4): 0402007.
- [11] 张梦樵, 戴惠新, 郑云昊, 等. 基于色彩转换的列车油漆涂层激光清洗检测研究[J]. *应用激光*, 2020, 40(4): 644-648.
Zhang M Q, Dai H X, Zheng Y H, et al. Research on laser cleaning detection of train paint coating based on color conversion[J]. *Applied Laser*, 2020, 40(4): 644-648.
- [12] Chen Z H, Chi Z R, Fu H, et al. Multi-instance multi-label image classification: a neural approach[J]. *Neurocomputing*, 2013, 99: 298-306.
- [13] 王娟, 吴宪祥, 曹艳玲, 等. 基于 BBO-MLP 和纹理特征的图像分类算法[J]. *光电子·激光*, 2016, 27(11): 1214-1219.
Wang J, Wu X X, Cao Y L, et al. An image classification algorithm based on BBO-MLP and texture features[J]. *Journal of Optoelectronics·Laser*, 2016, 27(11): 1214-1219.
- [14] Sun B, Xu C, He J, et al. Cleanliness prediction of rusty iron in laser cleaning using convolutional neural networks[J]. *Applied Physics A*, 2020, 126(3): 1-9.
- [15] Liao T W, Tang K. Automated extraction of welds from digitized radiographic images based on MLP neural networks[J]. *Applied Artificial Intelligence*, 1997, 11(3): 197-218.
- [16] Mohan B K. Classification of remotely sensed images using artificial neural networks[J]. *IETE Journal of Research*, 2000, 46(5): 401-410.
- [17] Do Y T. A design of multilayer perceptron for camera calibration[J]. *Journal of Sensor Science and Technology*, 2002, 11(4): 239-246.

- [18] 秦小文, 温志芳, 乔维维. 基于 OpenCV 的图像处理[J]. 电子测试, 2011(7): 39-41.
Qin X W, Wen Z F, Qiao W W. Image processing based on OpenCV[J]. Electronic Test, 2011(7): 39-41.
- [19] 郁道银, 张宏, 李云青, 等. 一种新的适用于彩色图像处理的彩色空间变换方法[J]. 光学学报, 1995, 15(5): 576-579.
Yu D Y, Zhang H, Li Y Q, et al. A new color space transform method suited to color image processing[J]. Acta Optica Sinica, 1995, 15(5): 576-579.
- [20] Poulin-Girard A S, Thibault S, Laurendeau D. Influence of camera calibration conditions on the accuracy of 3D reconstruction[J]. Optics Express, 2016, 24(3): 2678-2686.
- [21] 张春萍, 王庆. 光场相机成像模型及参数标定方法综述[J]. 中国激光, 2016, 43(6): 0609004.
Zhang C P, Wang Q. Survey on imaging model and calibration of light field camera[J]. Chinese Journal of Lasers, 2016, 43(6): 0609004.
- [22] Zhang Z. A flexible new technique for camera calibration [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.
- [23] Song L M, Wang M P, Lu L, et al. High precision camera calibration in vision measurement[J]. Optics & Laser Technology, 2007, 39(7): 1413-1420.