

doi: 10.3969/j.issn.1001-3849.2025.04.011

# 基于轻量化深度学习的热浸镀 Zn-Al-Mg 镀层腐蚀强度检测

李 丹<sup>1\*</sup>, 付国帅<sup>2</sup>(1. 郑州工业应用技术学院 信息工程学院, 河南 郑州 451150; 2. 河南理工大学  
鹤壁工程技术学院, 河南 鹤壁 458030)

**摘要:** 热浸镀 Zn-Al-Mg 镀层腐蚀过程中产生的多种腐蚀物质, 导致表面图像包含锈斑、划痕、油污等大量的噪声和干扰信息, 以深度学习为主的人工智能检测方法会陷入复杂的循环迭代过程, 效率过低。为了提升热浸镀 Zn-Al-Mg 镀层腐蚀强度检测的精确性、效率及降低计算资源消耗, 提出基于轻量化深度学习的热浸镀 Zn-Al-Mg 镀层腐蚀强度检测方法。采用提升小波技术设计自适应提升机制, 利用提升小波的多尺度分析和去噪能力, 对腐蚀钢板图像进行预处理, 提取出更清晰的腐蚀特征。将自适应提升机制嵌入到卷积神经网络的初始层级, 构建卷积神经网络-ALS 镀层腐蚀强度检测模型。为了进一步降低检测的复杂性, 利用时延约束下的模型轻量化方法对构建模型进行轻量化处理, 通过求解轻量化模型, 实现热浸镀 Zn-Al-Mg 镀层腐蚀强度检测。测试结果表明: 设计方法对于较小及微小的腐蚀情况的强度检测准确, 显著减少了实施轻量化处理后的镀层腐蚀强度检测模型在各个数据量下的推理时延。

**关键词:** 热浸镀 Zn-Al-Mg 镀层; 轻量化深度学习; 提升小波技术; 腐蚀强度检测; 时延约束

**中图分类号:** TP391.41

**文献标识码:** A

## Corrosion strength detection of hot dipped Zn-Al-Mg coating based on lightweight deep learning

Li Dan<sup>1\*</sup>, Fu Guoshuai<sup>2</sup>(1. College of Information Engineering, Zhengzhou University of Industrial Technology,  
Zhengzhou 451150, China; 2. Hebi Institute of Engineering and Technology,  
Henan Polytechnic University, Hebi 458030, China)

**Abstract:** The various corrosive substances generated during the corrosion process of hot-dip Zn-Al-Mg coating result in surface images containing a large amount of noise and interference information such as rust spots, scratches, oil stains, etc. Artificial intelligence detection methods mainly based on deep learning will be trapped in complex cyclic iterative processes, resulting in low efficiency. In order to

收稿日期: 2024-08-19

修回日期: 2024-10-08

通信作者: 李丹(1985—), 女, 硕士, 讲师, 研究方向为计算机网络与深度学习、农业工程与信息技术,  
email: daxiong6787@163.com

基金项目: 教育部产学研合作协同育人项目“基于海豚实验平台的人工智能专业‘双师型’教师培训实践探索”(230705384254049); 河南理工大学鹤壁工程技术学院 2024 年度校级教育教学改革研究与实践项目“竞赛助力, 强化实践, 产教融合, 培养计算机专业应用型创新人才(2024-JGZD-001)”、“新工科背景下计算机类专业校企协同育人模式研究(2024-JGYB-004)”

引用信息: 李丹, 付国帅. 基于轻量化深度学习的热浸镀 Zn-Al-Mg 镀层腐蚀强度检测[J]. 电镀与精饰, 2025, 47(4): 71-77, 112.

Li Dan, Fu Guoshuai. Corrosion strength detection of hot dipped Zn-Al-Mg coating based on lightweight deep learning [J]. 电镀与精饰, 2025, 47(4): 71-77, 112.

improve the accuracy and efficiency of corrosion strength detection of hot-dip Zn-Al-Mg coatings and reduce computational resource consumption, a lightweight deep learning-based corrosion strength detection method for hot-dip Zn-Al-Mg coatings is proposed. Adopting the lifting wavelet technique to design an adaptive lifting mechanism, utilizing the multi-scale analysis and denoising capabilities of lifting wavelets to preprocess corroded steel plate images and extract clearer corrosion features. Embedding the adaptive enhancement mechanism into the initial level of the convolutional neural network, a convolutional neural network ALS coating corrosion strength detection model is constructed. In order to further reduce the complexity of detection, a model lightweighting method under time delay constraints is used to lightweight the constructed model. By solving the lightweight model, the corrosion strength detection of hot-dip Zn-Al-Mg coating is achieved. The test results show that the design method is accurate for detecting the strength of small and minor corrosion situations, significantly reducing the inference delay of the coating corrosion strength detection model after implementing lightweight treatment at various data volumes.

**Keywords:** hot dipped Zn-Al-Mg coating; lightweight deep learning; lifting wavelet technique; corrosion strength testing; time delay constraint

在现代工业技术的飞速发展下,金属结构在极端环境下的耐久性要求日益提升,尤其是面对腐蚀性介质如盐雾、潮湿空气及工业废气等时,传统金属防护涂层的局限性逐渐显现<sup>[1]</sup>。在此背景下,热浸镀Zn-Al-Mg镀层作为一种创新的防腐技术,因其独特的合金成分设计——结合了锌的牺牲阳极保护、铝的增强屏障效应及镁的细化晶粒与提升耐蚀性的作用,展现出了比单一镀锌镀层更为卓越的耐腐蚀性能<sup>[2]</sup>。这一特性使得Zn-Al-Mg镀层在桥梁、电力塔架、海洋工程等关键基础设施领域具有广阔的应用前景<sup>[3]</sup>。然而,要确保其在实际服役环境中的长期可靠性,对Zn-Al-Mg镀层的腐蚀强度实施精准检测显得尤为重要。因此,当前研究聚焦于开发高效、准确的腐蚀强度检测方法,以科学评估Zn-Al-Mg镀层的耐蚀性能,为材料选型、工艺优化及结构维护提供可靠依据,从而推动金属防腐技术的进一步发展。

镀层腐蚀强度检测是当前材料科学与工程领域的重要研究方向,当前,镀层腐蚀强度检测技术涵盖了多种方法,包括超声波检测、射线检测、涡流检测等,这些技术能够在不破坏镀层结构的前提下,检测其内部缺陷和腐蚀情况。文献[4]运用了超声导波检测技术,对中央空调系统中的冷冻水管道潜在的腐蚀损伤实施了探测。通过对导波反射信号的精密标定,以及对保温层的局部移除以验证疑似缺陷,成功计算了缺陷区域管道的周向壁厚减损率,并深入剖析了影响缺陷回波信号特征的多种因素。导波的反射信号可能受到多种因素的影响,如

保温层的材料和厚度、管道内的流体状态等,这些都可能影响信号的准确解读和缺陷的精确定位。文献[5]提出了一种利用金属数字图像检测锈蚀区域的图像处理模型。输入图像包含各种可能的锈蚀纹理,使用Perlin Noise进行模拟,这允许模拟极端腐蚀条件,而无需等待这些条件发生。概率描述符是通过使用Fisher指数的判别分析来确定的。贝叶斯分类器用于识别锈蚀区域。此外,还介绍了在不同噪声条件和纹理变化下,用Perlin噪声生成的性能测试。图像处理模型依赖于对锈蚀纹理的准确模拟和识别,如果纹理变化复杂或噪声干扰大,可能会影响锈蚀区域的准确识别。文献[6]聚焦于涠洲某海上油田的隔水导管,基于实地情况量身打造了腐蚀检测策略,并通过建模手段对其结构强度及预期使用寿命实施了科学预测与评估。研究揭示了该油田隔水导管普遍存在的麻坑与孔洞腐蚀问题,为海上油气田平台隔水导管的检测与再利用策略提供了宝贵的参考依据。建模预测的准确性依赖于输入数据的准确性和模型的精确度,任何数据误差或模型假设的偏差都可能影响预测结果的准确性。文献[7]采用声发射技术针对某液体推进剂贮罐的焊缝应力腐蚀问题实施了深入研究。研究成效显著,不仅证明了声发射技术在监控压力容器应力腐蚀过程中的有效性,还展示了通过分析声发射信号的强度变化,能够精确评估设备健康状况,乃至定量预测压力容器的剩余使用寿命,为工业安全监测与维护提供了新的思路。声发射信号的强度变化可能受到环境噪声、材料特性等多种因素的影响,导致该方法

无法准确解读信号, 实现腐蚀程度的精确评估。

虽然已有技术能够提供较为准确的检测结果, 但在某些复杂或微小缺陷的检测上, 其效率可能受到一定限制, 主要是因为深度学习方法过于冗杂, 因此设计基于轻量化深度学习的热浸镀 Zn-Al-Mg 镀层腐蚀强度检测方法。

## 1 热浸镀 Zn-Al-Mg 镀层腐蚀强度检测方法设计

### 1.1 基于深度学习的镀层腐蚀强度高精度检测

腐蚀图像中的特征往往较为复杂<sup>[8-10]</sup>, 包括不同形态、大小和分布的腐蚀产物, 以及可能存在的噪声和干扰信息。这些复杂的特征使得直接从原始图像中提取有效信息变得困难。因此, 采用提升小波(second generation wavelet transform, 简称为SGW)技术设计实现了一种自适应提升机制(adaptive lifting scheme, 简称为ALS), 并将其嵌入到卷积神经网络(convolutional neural networks, 简称为CNN)的初始层级, 构建卷积神经网络-ALS镀层腐蚀强度检测模型。

ALS由两个步骤构成: 水平提升步骤与垂直提升步骤, 由这两个步骤可以产生四个子频带, 分别标识为LL、LH、HL及HH, 其中L与H分别象征着低频与高频信息, 最终获得由不同频带构成的热浸镀 Zn-Al-Mg镀层图像的小波特征池 $K$ , 用下式来表示:

$$K = \{k_1, k_2, \dots, k_M\} \in P^{M \times J} \quad (1)$$

式中:  $k_M$ 代表热浸镀 Zn-Al-Mg镀层图像的第 $M$ 个小波特征参数;  $J$ 代表特征维度<sup>[11]</sup>。

将CNN中的非线性函数当做预测器与更新器, 以更好地适应ALS的输入信号。则此时ALS的损失函数包括预测器损失函数 $L_A$ 和更新器损失函数 $L_B$ <sup>[12]</sup>两个部分。

$$L_A = \frac{Q[\chi(m) - \delta(m)]}{K} \quad (2)$$

$$L_B = \frac{O - [\delta(m) - \chi(m)]}{K} \quad (3)$$

式中:  $\chi(m)$ 代表提升小波的偶序列;  $\delta(m)$ 指提升小波的奇序列;  $Q$ 代表预测器;  $O$ 代表更新器。

由此得到ALS的损失函数为 $L_K$ :

$$L_K = L_A + L_B \quad (4)$$

运用自适应提升机制获得HH、HL、LH、LL特性后, 评判其中的物理作用与重要性, 对其实施筛选, 仅保留核心信息, 实施决策输出, 如图1所示。

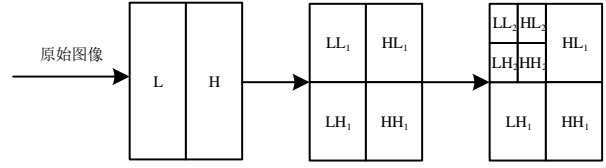


图1 自适应提升机制

Fig.1 Adaptive boosting mechanism

由此提取出清晰的热浸镀 Zn-Al-Mg镀层腐蚀特征 $X$ 为:

$$X = 1 - L_K \sum_{i=1}^n x_i \quad (5)$$

式中:  $x_i$ 代表第 $i$ 个热浸镀 Zn-Al-Mg镀层图像特征参数。

根据式(5)提取的热浸镀 Zn-Al-Mg镀层腐蚀特征, 虽然包含了丰富的信息, 但其中存在一定的冗余和相关性高的特征, 对最终的镀层腐蚀强度检测产生干扰。因此, 构建由卷积层、最大池化层、ReLU非线性激活单元组成的卷积结构组成的CNN架构, 实现基于深度学习的热浸镀 Zn-Al-Mg镀层腐蚀强度检测。此模型的运作流程如下:

步骤1: 输入图像: 接收一张尺寸为 $88 \times 88$ 像素的ALS输出作为输入图像。

步骤2: 第一卷积层: 输入图像通过首个卷积层处理, 该层使用 $5 \times 5$ 的卷积核, 并以步长为1进行扫描, 生成尺寸为 $84 \times 84$ 的特征图<sup>[13]</sup>。

步骤3: 最大池化层: 特征图被送入一个采用 $2 \times 2$ 窗口、步长为2的最大池化层, 特征图尺寸被压缩至 $42 \times 42$ 。

步骤4: 后续卷积模块处理:

第二个卷积模块将特征图尺寸缩减至 $19 \times 19$ , 第三个卷积模块进一步将特征图尺寸缩减至 $7 \times 7$ , 第四个卷积层将特征图尺寸缩减至 $3 \times 3$ 。

步骤5: 最终卷积层与分类器: 特征图通过一个 $3 \times 3$ 卷积核与Softmax分类器相结合, 输出一个高度准确的镀层腐蚀强度检测结果。

步骤6: 引入损失函数评估和输出最终检测结果:

CNN模型的损失函数采用SoftmaxLoss, 具体如下所示:

$$L_C = -X \sum_{l=1}^3 \beta_l \lg w_l(\alpha) \quad (6)$$

式中:  $\beta_l$ 代表样本属于 $l$ 类的标签值;  $w_l(\alpha)$ 代表 $\alpha$ 的Softmax归一化结果<sup>[14]</sup>;  $\alpha$ 代表经过最后一层卷积核后各样本所对应的镀层腐蚀强度检测结果。

设计的卷积神经网络-ALS镀层腐蚀强度检测

模型的整体损失函数如下式:

$$L_G = 1 - L_C \quad (7)$$

根据式(7), 评估步骤6输出的镀层腐蚀强度检测结果是否为最优结果。如果是, 将其输出; 反之, 则返回步骤3重新池化处理, 直至输出最优镀层腐蚀强度检测结果。

## 1.2 基于模型轻量化处理实现镀层腐蚀强度快速检测

利用上述构建的卷积神经网络-ALS镀层腐蚀强度检测模型, 通过嵌入自适应提升机制, 实现了镀层腐蚀强度高精度检测。但是这一过程引入额外的处理步骤, 增加了卷积神经网络的参数量, 需消耗大量的计算资源和时间完成检测, 导致检测速度降低。因此, 在严格的时延限制下实现模型轻量化处理, 驱动模型结构与参数的优化调整, 实现镀层腐蚀强度快速检测。

此方法旨在确保在严格遵守预设的时延阈值前提下, 实现模型损失函数的最小化, 从而在保证实时性的同时, 不牺牲模型的预测精度与泛化能力, 具体如下式:

$$\begin{cases} \min_E L_G(E) \\ \phi(E) \leq T_\phi \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $E$ 代表全部层的权重张量;  $\phi(E)$ 代表模型推理全部层的时延;  $T_\phi$ 代表特定应用场景下给定的时延约束<sup>[15]</sup>。

应用粗粒度的剪枝方法, 将优化问题变为寻找每层的稀疏度, 也就是每层内保留的通道的数目, 使模型总的推理时延能够满足给定的预算, 具体如下式:

$$\begin{cases} \min_{E, z} L_G(E^{(v)}) \\ \text{s.t.} \begin{cases} \gamma(\min_E L_G(E)) \leq z^{(v)}, v \in V \\ \phi(E) \leq T_\phi \end{cases} \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $E^{(v)}$ 代表层 $v$ 的权重张量;  $(E^{(v)})$ 代表层的稀疏度的计算参数;  $z^{(v)}$ 代表层 $v$ 的稀疏度界限;  $V$ 代表全部层的合集。

求解上式的核心在于利用深度学习模型各层稀疏度 $z$ 作为参数, 来评估并预测模型的推理时延, 进而验证其是否持续符合既定的性能约束。具体而言, 是将卷积神经网络的推理时延表达为各层稀疏度的一个复合函数, 以实现精准建模<sup>[16]</sup>。即通过数据驱动的方式来训练和优化时延模型, 使其不仅能够准确反映硬件特性, 还能与深度学习训练流程无

缝集成, 提升整体优化效率。

将 $\hat{\phi}$ 设为可微的函数, 利用其来近似 $\phi$ :

$$\hat{\phi} = \arg \min_{r \in R} \eta_s [(r(s) - \phi(s))^2] \quad (10)$$

式中:  $R$ 代表全部潜在的稀疏模型与其所对应的推理时延构成的空间;  $r(s)$ 代表潜在的稀疏模型与其所对应的推理时延;  $\eta_s$ 代表关于 $z$ 的期望。

根据以上过程, 利用卷积神经网络模型各层的稀疏度 $\hat{\phi}$ 作为参数, 通过数据驱动的方式训练和优化时延式(9), 使其能够准确反映硬件特性, 并与卷积神经网络训练流程无缝集成, 提升整体优化效率, 以此确保卷积神经网络-ALS镀层腐蚀强度检测模型能够在严格遵守时延阈值的同时, 实现高效且准确的镀层腐蚀强度检测。

## 2 实验测试

### 2.1 测试数据与训练数据

利用设计方法实施某建筑工程建筑钢材热浸镀Zn-Al-Mg镀层的腐蚀强度检测。首先使用高分辨率采集设备在光线充足、无阴影和反射干扰的环境下采集实验建筑钢材热浸镀Zn-Al-Mg镀层的图像作为测试图像。采集过程中, 使用光源控制器调整光线强度和角度, 以获得最佳的图像效果。实验现场如图2所示。



(a) 实验仪器



(b) 采集现场

图2 实验现场照片

Fig.2 Photos of the experimental site

为了构建高质量的热浸镀Zn-Al-Mg镀层腐蚀图像数据集，以供实验使用，采取以下策略来优化和整理图像：

图像数量扩充策略：通过对比度调整、水平镜像翻转、垂直镜像翻转、顺时针旋转90°及逆时针旋转90°五种图像增强技术，对热浸镀Zn-Al-Mg镀层图像数量扩充，增加数据集的多样性。

数据筛选与整理：为了优化数据准备流程，采用了针对性的筛选方法，仅选取了具有代表性的正常热浸镀Zn-Al-Mg镀层图像样本。同时，对于腐蚀图像，实施了整理工作，剔除了所有残缺或重复的图像，确保数据集的纯净度。

标记：为了支撑后续的腐蚀强度检测任务，对

腐蚀图像实施标记工作，即针对腐蚀区域的位置实施框选。这一过程结合了人工目视检查与GitHub上开源的自动化标记软件，不仅提高了标记效率，还确保了标记的准确性。在框选腐蚀区域时，遵循了严格的标准，即确保框选区域全面覆盖腐蚀信息，并保持框选形状的一致性，从而增强了腐蚀图像标记的可靠性，为后续模型设计及相关研究工作奠定了坚实基础。

框选标记工作中，采用的文件格式为XML，XML文件的属性如表1所示。XML文件应用纯文本来保存结构化数据，同时有相应的工具来帮助存储数据和结构。

表 1 XML 文件的属性

Tab.1 Attributes of XML files

序号	属性	解释	是否为关键信息	序号	属性	解释	是否为关键信息
1	folder	存储文件夹名	否	9	depth	图片深度	否
2	filename	文件名	否	10	name	类型	是
3	path	存储路径	否	11	bndbox	框选区域	是
4	source	数据来源	否	12	x <sub>min</sub>	最小横坐标	是
5	database	数据库	否	13	y <sub>min</sub>	最小纵坐标	是
6	size	图片型号	否	14	x <sub>max</sub>	最大横坐标	是
7	width	图片宽	否	15	y <sub>max</sub>	最大纵坐标	—
8	height	图片高	否	—	—	—	—

2.2 实验过程

首先设定所提方法相关参数如下：

利用设计的卷积神经网络-ALS镀层腐蚀强度检测模型实现热浸镀Zn-Al-Mg镀层腐蚀强度检测。其中参数设置情况具体如下：批次大小：128；训练轮次：2 000；图片输入大小：640×640；初始学习率：0.01。利用设计的时延约束下的模型轻量化方法实现卷积神经网络-ALS镀层腐蚀强度检测模型的轻量化处理。使用PyTorch(软件)、NVIDIA GTX 1080 Ti GPU(硬件)实现模型的轻量化处理。该步骤中的参数设置情况如下：Adam优化器Beta: 0.9~0.999；权重衰减：10<sup>-4</sup>； $\alpha$ 的学习率：0.1。

然后，通过以下步骤来优化和整理采集的图像与实验数据集：图像数量扩充、数据筛选与整理以及标记。其中腐蚀区域框选结果如图3所示。最后，将文献[5]、[6]作为对比测试方法，共同参与测试。

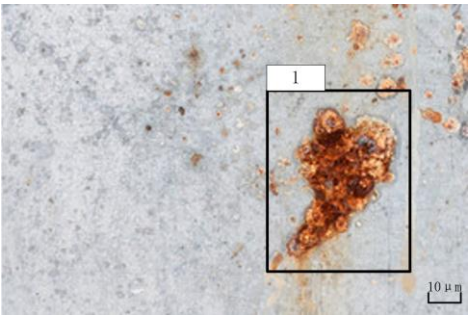


图 3 腐蚀区域框选结果

Fig.3 Corrosion area box selection result

2.3 测试项目与结果分析

为了验证所设计的时延约束下的模型轻量化方法是否能够有效地降低卷积神经网络-ALS镀层腐蚀强度检测模型的复杂度，同时保持较高的检测准确率，并显著减少推理时延。以准确率、微小腐蚀下的F1分数和推理时延为指标，分析卷积神经网络



络-ALS镀层腐蚀强度检测模型和轻量化卷积神经网络-ALS镀层腐蚀强度检测模型的性能。其中,准确率表示模型正确预测镀层腐蚀强度占有所有预测的比例,反映模型的整体预测性能。微小腐蚀下的F1分数表示针对轻微腐蚀情况,模型预测精确度和

召回率的调和平均值,反映模型在识别细微腐蚀差异上的能力。推理时延表示模型进行一次镀层腐蚀强度预测所需的时间,衡量模型的实时响应速度和计算效率。结果如表2所示。

表2 轻量化模型性能分析

Tab.2 Performance analysis of lightweight models

剪枝率/%	量化类型	准确率/%	微小腐蚀 F1 分数/%	推理时延/ms
原始	浮点数	92.0	85.0	30
20	INT8	91.7	85.5	24
25	INT8	91.3	85.3	22
30	INT8	90.8	84.8	19
35	INT8	90.0	84.0	16
40	INT8	89.2	83.2	14

由表2可知,随着剪枝率的增加,轻量化卷积神经网络-ALS镀层腐蚀强度检测模型的准确率和F1分数逐渐下降,但在剪枝率不超过35%时,下降幅度较小,表明模型在一定程度内具有较好的鲁棒性。随着剪枝率和量化的应用,推理时延显著减少。根据表2可知,剪枝率为35%且量化至INT8的模型在保持较高准确率89.2%和F1分数83.2%的同时,将推理时延降低至14 ms,是满足时延约束条件下的最佳选择。因此,所设计的时延约束下的模型轻量化方法有效地降低了卷积神经网络-ALS镀层腐蚀强度检测模型的复杂度,显著减少了推理时延,同时保持了较高的检测准确率,证明了该方法在实际应

用中的有效性和可行性。

三种方法对热浸镀Zn-Al-Mg镀层腐蚀强度检测结果,如图4所示。根据图4可知,设计方法对于较小及微小的腐蚀情况的强度检测最为准确,而文献[5]、[6]对于微小的腐蚀情况的强度检测均存在一定判定不准确的问题。这是由于卷积神经网络-ALS镀层腐蚀强度检测模型集合了ALS与卷积神经网络的优势,其中卷积神经网络能够自动从腐蚀镀层的图像中提取关键特征,如腐蚀形态、颜色变化等,这些特征对于腐蚀强度的识别至关重要,ALS能够融合热浸镀Zn-Al-Mg镀层图像中来自各频段特征的信息。

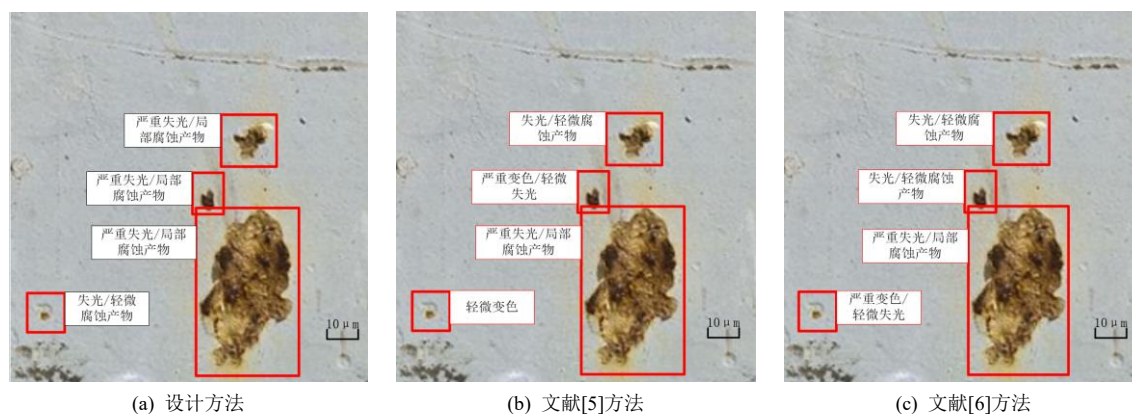


图4 腐蚀强度测试结果

Fig.4 Test results of corrosion strength

在对比三种方法对热浸镀Zn-Al-Mg镀层腐蚀强度检测的性能时,除了检测准确率外,推理时延也是一个重要的考量因素。为了评估不同方法在推

理过程中的效率,在上述实验条件下,将实验数据量设置在8 GB,所有方法均在相同条件下实现,实验过程中记录了每种方法在处理相同测试数据集

时的平均推理时延。实验结果如表3所示。

表 3 不同方法推理时延测试

Tab.3 Different methods of inference delay testing

方法	平均推理时延/ms
设计方法	15
文献[5]方法	29
文献[6]方法	46

由表3分析可知,设计方法的平均推理时延远低于文献[5]和文献[6]的方法。设计方法的平均推理时延仅需15 ms。这表明设计方法在模型设计上进行了有效的优化,特别是在减少计算复杂度和提高计算效率方面。通过采用模型轻量化技术,将推理时延降低,这对于需要快速响应的应用场景至关重要。设计方法不仅在腐蚀强度检测上表现出较高的准确率,特别是在微小腐蚀情况下,同时还在推理时延上展现了显著的优势。这使得设计方法在实际应用中更快地提供检测结果,从而满足实时性要求。

测试设计方法的轻量化的推理时延,将未实施轻量化处理的卷积神经网络-ALS镀层腐蚀强度检测模型作为对比,测试不同数据量下轻量化前后的模型推理时延,测试结果如表4所示。

表 4 推理时延测试结果

Tab.4 Results of reasoning delay test

数据量/GB	未实施轻量化处理前 推理时延/ms	实施轻量化处理 后推理时延/ms
5	12.34	7.89
10	58.76	36.45
15	115.23	71.32
20	228.91	142.56
25	570.45	188.74

从表4中可以看出,实施轻量化处理后的卷积神经网络-ALS镀层腐蚀强度检测模型在各个数据量下的推理时延均显著减少,特别是在较高数据量下,其推理时延的降低更加显著。这验证了时延约束下的模型轻量化方法的有效性,能够显著提升模型的运行效率,特别是在处理大规模数据集时更为显著。

### 3 结 论

本文研究并设计了一种基于轻量化深度学习

的热浸镀Zn-Al-Mg镀层腐蚀强度检测方法,通过构建结合SGW和卷积神经网络CNN的卷积神经网络-ALS镀层腐蚀强度检测模型,提升了检测精度、效率和计算资源利用率。该模型利用提升小波的多尺度分析和去噪能力,对腐蚀钢板图像进行预处理,有效提取出更清晰的腐蚀特征。通过嵌入ALS到CNN的初始层级,增强了模型对腐蚀特征的识别能力。为了进一步降低检测复杂性,本文采用了时延约束下的模型轻量化方法,对构建的模型进行了优化处理,显著减少了模型的参数量和计算复杂度,同时保持了较高的检测精度。实验结果表明,本文设计的轻量化深度学习模型在检测热浸镀Zn-Al-Mg镀层腐蚀强度时表现出色。该方法对于较小及微小的腐蚀情况实现更为准确的检测,且在不同剪枝率和量化类型下,均能在保持92.0%的准确率和85.5%的F1分数的同时,降低推理时延,最低可达14 ms。综上所述,本文提出的基于轻量化深度学习的热浸镀Zn-Al-Mg镀层腐蚀强度检测方法,不仅克服了传统方法在检测复杂或微小腐蚀情况时的局限性,还通过优化模型结构和参数,实现了高效、准确的腐蚀强度检测。该方法在金属防腐技术的评估与监测中具有重要的应用价值,有望推动相关领域的进一步发展。

### 参考文献

- [1] 顾天真,刘雨薇,彭灿,等.热浸镀 Zn-Al-Mg 镀层在模拟湿热海洋大气环境中的腐蚀行为研究[J].表面技术,2024,53(2):110-119.
- [2] 石建强,张思远,江海涛,等.基于第一性原理的热浸镀 Zn-Al-Mg 镀层力学及耐蚀性能[J].金属热处理,2023,48(6):211-218.
- [3] 徐军,陈焕勇,阚鹏程,等.桥梁缆索用钢丝热镀锌铝镁镀层研究[J].公路,2023,68(9):143-147.
- [4] 马柯,张胜军,曹建群.冷冻水管道腐蚀缺陷超声导波检测[J].腐蚀与防护,2013,34(7):628-631.
- [5] Margarita R. Gamarra Acosta, Juan C. Vélez Díaz, Norelli Schettini Castro. An innovative image-processing model for rust detection using Perlin Noise to simulate oxide textures[J]. Corrosion Science, 2014, 88(6): 141-151.
- [6] 孙宪平.涪洲某油田隔水管腐蚀检测及强度评估技术研究[J].石化技术,2023,30(3):78-80.

\*下转 112 页\*