基于改进重建网络的镁合金激光焊缝缺陷检测

唐 昆[1] 彭海滨[1] 朱勇建[2*] 张 航[1] 曾 钢[3] 肖宏超[4] 周小杰[1]
唐伟东[1] 张明军[1] 毛 聪[1]

1.长沙理工大学机械装备高性能智能制造关键技术湖南省重点实验室,长沙,410114
2.深圳技术大学工程物理学院,深圳,518118
3.湖南省航天航空新型轻合金材料技术创新中心,长沙,410205
4.湖南省变形镁合金材料及表面防护工程技术研究中心,长沙,410205

摘要:针对镁合金激光焊缝表面缺陷形态复杂、特征不明显,以及漏检与误检率高等问题,提出了基于改进重建网络的无监督缺陷检测方法。通过ASPP、CBAM、SSPCAB模块的引入,以及多尺度特征融合模块MSFFM的添加,提高了网络特征提取与异常目标定位的能力,增强了缺陷位置的重建精度与相邻网络层间的特征信息融合,并在自建与公共数据集上进行了验证。所提方法可对镁合金焊缝表面的小样本复杂形态缺陷进行有效识别、精准分割与定位,且具备良好的通用性。

关键词:激光焊接;缺陷检测;无监督学习;异常定位;重建
中图分类号:TG441.7
DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2026.07.011 **开放科学(资源服务)标识码(OSID)**:

Defects Detection for Laser Welding Seams of Magnesium Alloy Based on Improved Reconstruction Network

TANG Kun[1] PENG Haibin[1] ZHU Yongjian[2*] ZHANG Hang[1] ZENG Gang[3] XIAO Hongchao[4]
ZHOU Xiaojie[1] TANG Weidong[1] ZHANG Mingjun[1] MAO Cong[1]

1.Hunan Provincial Key Laboratory of Intelligent Manufacturing Technology for High-performance Mechanical Equipment, Changsha University of Science and Technology, Changsha, 410114
2.College of Engineering Physics, Shenzhen Technology University, Shenzhen, Guangdong, 518118
3.Hunan Provincial Technology Innovation Center of Aerospace New Light Alloy Materials, Changsha, 410205
4.Hunan Provincial Engineering Research Center of Wrought Magnesium Alloys and Surface Protection, Changsha, 410205

Abstract: To tackle the problems of complex morphology and inconspicuous features in surface defects of magnesium alloy laser welding seams, which often lead to high miss-detection and false-positive rates, this paper presents an improved reconstruction network-based defect recognition approach. The network incorporates ASPP, CBAM, SSPCAB, and a multiscale feature fusion module (MSFFM) to enhance feature extraction and anomalous target localization, thereby improving reconstruction accuracy at defect sites and feature information fusion. Experiments conducted on both self-built and public datasets validate the proposed method. Results demonstrate that the approach exhibits strong generalization and can effectively identify, accurately segment, and localize defects characterized by small sample sizes and complex surface morphologies.

Key words: laser welding; defect detection; unsupervised learning; abnormal localization; reconstruction

0 引言

镁合金材料以其密度低、比强度高、铸造与热成形性优良等优点而在汽车制造、航空航天和电子设备等领域的应用日渐广泛。激光焊接是实现镁合金结构件可靠连接的重要手段之一[1]。镁合金熔点较低且镁、铝元素化学活泼性较强,这导致激光焊缝表面易出现飞溅、焊瘤、咬边、塌陷等缺陷,极大影响焊接质量及结构件的服役性能与寿命[2]。如何精准、高效检测镁合金激光焊接焊缝表面缺陷已成为工业界研究的热点问题。

激光焊接表面缺陷的传统检测多采用人工视

收稿日期:2024-10-12 **修回日期**:2026-02-03
基金项目:国家自然科学基金(51405034,51375297);湖南省高新技术产业科技创新引领计划(2022GK4027);长沙市自然科学基金(kq2402020)

检，该方法依赖检测人员的经验，检测效率低，漏检与误检率高。基于无监督学习的表面缺陷视觉检测可在训练过程中学习正常图像的深度特征，且不依赖缺陷样本的标注数量，在提高检测效率的同时具有更好的适应性，有效避免有监督学习中数据集大量人工缺陷标注造成的训练效率低、成本高，以及待测表面形态复杂、同种缺陷外观差异大引起的检测鲁棒性差等问题[3]。

无监督缺陷检测方法包括基于特征与基于重建两大类。基于特征的研究中，ZHANG等[4]将特征金字塔匹配集成到师生异常检测框架，通过师生差异进行缺陷检测；梁明等[5]将残差网络提取的特征构成金字塔，并根据网络差异定位缺陷；刘永江等[6]针对像素级定位问题提出了由正常图像特征构建的多尺度记忆库；冯志远等[7]通过放大师生网络中的多尺度异常特征差异，进而提高异常识别能力；ROTH等[8]提出基于正常与异常图像的特征记忆库方法，通过特征匹配差异实现缺陷检测；YANG等[9]提出深度特征对应机制，通过计算特征提取网络输出的目标特征与特征估计网络输出的估计特征之间的匹配程度来进行缺陷检测。基于特征的方法采用预训练网络结构，在处理纹理类数据和对象类数据上的异常具有较好的训练速度与检测精度，但过多关注图像的局部特征，忽略了图像的全局信息和上下文关系，在面对复杂表面形态时，异常区域检测精度不足，易出现误检，无法实现精准的缺陷定位。

基于重建的方法主要通过重建误差来检测异常。YANG等[10]采用多尺度特征生成器对多尺度信息进行快速编码与解码，重建图像中的异常区域；蒋婉等[11]采用模型修复不完整的正常图像；王栋欢等[12]通过重建网络的多种损失加权提高模型性能；乐华钢等[13]在重建网络中引入离散小波变换，以减少细节信息损失；ZAVRTANIK等[14]采用异常模拟，将待测图像输入重建网络与采用跳跃连接的判别网络，以进行异常定位；GEORGESCU[15]提出的掩蔽重建网络模型掩蔽了正常图像的某部分，通过重建学习正常图像全局结构。基于重建的方法通过学习与处理全局数据，以及跳跃连接等操作，网络融合的特征更丰富，虽比基于特征的方法更适于处理具有复杂表面形态的镁合金焊缝缺陷检测，但存在如下问题：输入图像的颜色信息与噪声增加了计算量，影响检测效率；重建网络无法充分捕获并学习各网络层之间的关键特征；浅层网络在重建过程中更多关注全局信息，忽略了小尺度局部异常；深层网络简单重建特征，导致泛化能力下降。

基于以上分析，本文以EdgRec模型[16]为基准网络，提出基于改进重建网络的无监督镁合金激光焊缝表面缺陷视觉检测方法。该方法在网络编码器开端、网络层之间、全连接层中，分别引入空洞空间金字塔池化（atrous spatial pyramid pooling，ASPP）、卷积块注意力模块（convolutional block attention module，CBAM）、自监督预测卷积注意力模块（self-supervised predictive convolutional attentive block，SSPCAB）；提出基于跳跃连接的多尺度特征融合模块（multi-scale feature fusion module，MSFFM），并用于编码器与解码器之间。自建镁合金激光焊缝数据集与MVTec AD公共数据集的验证实验结果表明，在网络轻量化的前提下，所提的改进重建网络可有效识别与精准定位镁合金焊缝表面的小样本复杂形态缺陷，且具备良好的通用性。

1　理论方法

1.1　改进重建网络框架

如图1所示，改进重建网络模型以EdgRec模型为基准网络，首先在编码器结构的起始阶段采用ASPP模块解决网络忽略小尺度异常特征的问题，提高网络的特征提取能力，并避免过拟合。然后，在每两层网络之间加入CBAM，提高网络对异常目标的定位能力，并减少特征冗余。之后，在全连接层引入SSPCAB，学习深层特征信息，提高缺陷位置的重建精度。最后，提出采用跳跃连接的MSFFM，并将其引入编码器与解码器之间，捕获和学习输入图像特征的重要信息，促进不同尺度特征与相邻网络层之间的特征信息融合。

该模型通过编码器与解码器的逐步向下采样（downsampling）、向上采样（upsampling），分别提取、构建、分割图像特征信息，并采用跳跃连接将编码器与解码器进行多尺度融合，以重建图像细节。模型重建图像的流程为：①将输入图像的灰度图传入ASPP模块，捕获图像的小目标缺陷信息，并进行双层的卷积、归一化、激活操作；②在池化操作前引入CBAM模块，减小特征信息损失；③在全连接层加入SSPCAB，掩蔽输入特征的中心区域，学习周围特征后对掩蔽区域进行预测；④解码器在上采样前引入CBAM模块；⑤通过跳跃连接，MSFFM将编码器与解码器在相同尺度下的特征进行融合，并通过上采样将深层网络的信息融合到上一层的跳跃连接。

训练模型时，将正常图像传入重建网络进行

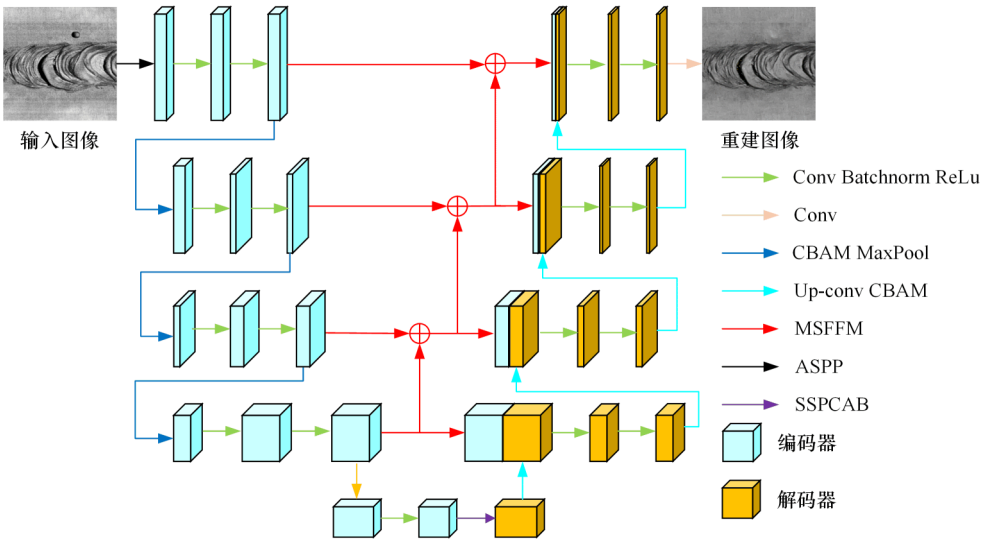


图1 改进重建网络框架

Fig.1 Framework of improved reconstruction network

旋转、缩放、裁剪，增加训练样本的多样性，令网络更好、更快地学习图像的特征并开始迭代，提高模型的泛化与抗干扰能力。通过设计的异常评估函数比较原始图像和重建图像，根据得到的异常映射图进行异常的识别和定位，得到最终的缺陷检测结果。

1.2 空洞空间金字塔池化模块

镁合金焊缝表面存在形态及尺寸差异较大的缺陷目标，重建网络在检测过程中易忽略小目标缺陷，导致重建后的结果还是含有异常区域的图像，而不是只包含正常区域的图像。ASPP模块[17]的引入解决了缺陷形态及尺寸差异造成的检测困难，可精准捕获不同尺度的特征信息。

如图2所示，ASPP模块包括5条支线，输入X被送入至5个并行分支：一个1×1的卷积、3个3×3的空洞卷积（膨胀率分别为6、12、18），以及1个全局池化后接1×1卷积与上采样的支路。各分支特征在通道维度拼接后，通过1×1卷积融合为最终输出。通过通道拼接方式融合多尺度特征图，并对融合后的特征进行1×1卷积，扩大网络感受野，然后输出最终的特征图。以上步骤可在保持特征图空间分辨率的条件下有效捕获图像中的多尺度特征信息，提高分割精度。

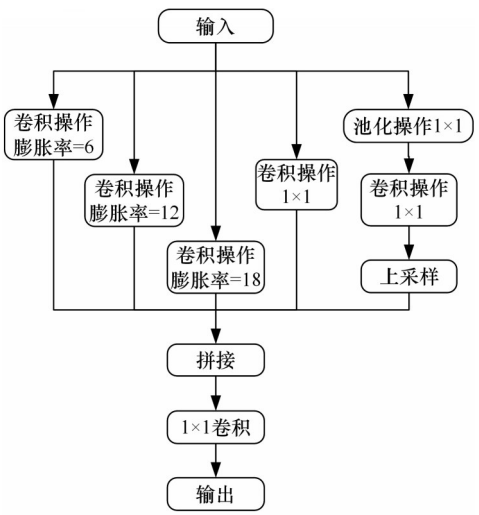


图2 ASPP模块结构

Fig.2 Structure of ASPP module

1.3 通道和空间注意力机制

特征提取中的池化下采样操作会损失部分细节特征，因此本文引入CBAM[18]，在保留图像重要区域特征信息的同时减小冗余特征的影响，减少参数量和计算量，提高整体特征提取的能力和图像质量。

如图3所示，CBAM包括通道注意力（channel attention，CA）机制和空间注意力（spatial attention，SA）机制。其中，通道注意力机制对输入特征F沿空间维度进行平均与最大池化，得到平均池化特征F^{c}_{avg}与最大池化特征F^{c}_{max}；通过共享多层感知机（multilayer perceptron，MLP）对空间特征进行通道加权，将所得的通道注意力权重M_C与特征F相乘，得到通道注意力增强的特征图F_C。空间注意力机制将特征图F_C沿通道维度进行平均与最大池化，获得平均池化特征F^{s}_{avg}、最大池化特征F^{s}_{max}；将F^{s}_{avg}和F^{s}_{max}进行拼接、卷积，所得的空间注意力权重M_S与特征图F_C相乘，获得空间注意力增强的特征图F'。

1.4 自监督预测卷积注意力模块

为学习输入特征的全局表示，准确重建被掩蔽区域，在全连接层引入SSPCAB[19]，以有效定位并重建缺陷，提高缺陷检测的性能。如图4所示，用于预测卷积被掩蔽区域的SSPCAB模块由

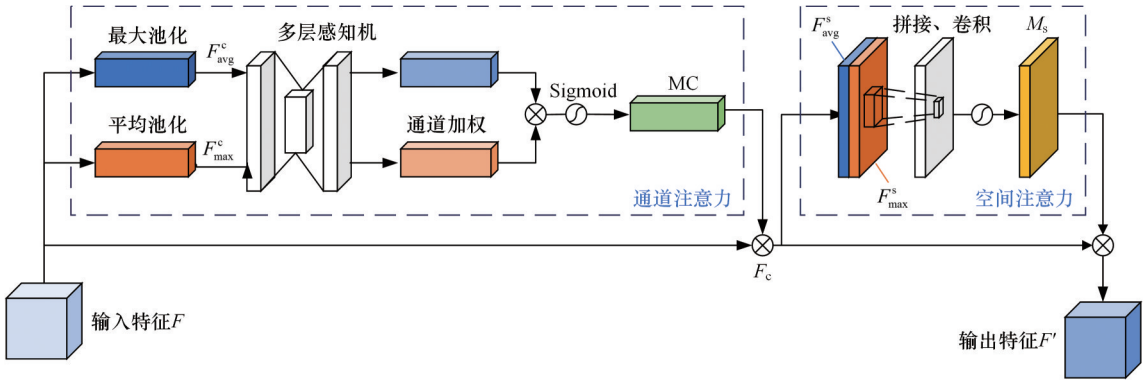


图3　CBAM结构

Fig.3　Structure of CBAM

掩蔽卷积(mask convolution，MC)和压缩-激励(squeeze-and-excitation，SE)注意力机制组成。如图4b所示，掩蔽卷积层对中心区域M周围的4个邻域(K_1～K_4)分别进行卷积运算，用ReLu函数激活K_1～K_4的卷积输出之和，再将所得特征值放入中心位置M。这种设计等效于将卷积核的中心感受野进行屏蔽(即遮蔽中心区域权重)，使网络无法直接利用中心区域M的原始信息，从而被迫学习周围邻域的全局上下文结构以预测中心区域M的内容。

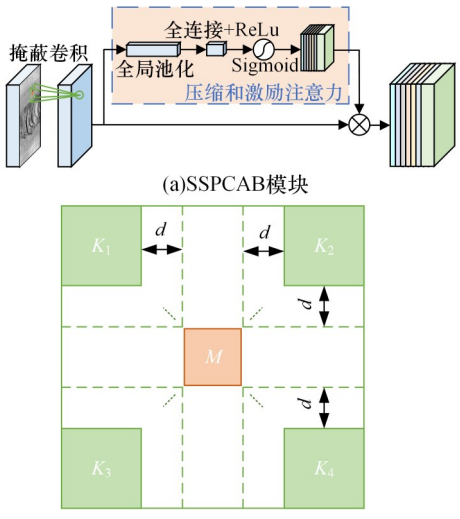


图4　SSPCAB结构

Fig.4　Structure of SSPCAB

1.5　多尺度特征融合模块MSFFM

为学习图像的高级语义与视觉信息，并捕获不同特征之间的关联，准确区分异常图像，本文设计一种多尺度特征融合模块。该模块通过跳跃连接将编码器浅层的高分辨率特征与解码器深层经上采样的语义特征进行跨层融合，有效整合多尺度信息，并借鉴MemSeg模型[20]的思想，在融合不同尺度特征的基础上，添加串行卷积模块[21]与残差连接的注意力机制[22]，使模型有效学习利用各层特征信息。

如图5a所示，在跳跃连接中，首先通过3×3卷积调整输入特征的尺寸；然后采用ReLu函数激活输入特征；接着，采用坐标注意力机制捕捉特征中的关键信息，并用SoftMax函数将注意力分数归一化为权重分布。最终，将上述处理的特征与卷积调整过的特征进行残差连接并输出。

如图5b所示，完成跳跃连接后，对最深网络层中不同分辨率的特征进行上采样，使特征的分辨率与上一个浅层网络相同，并使用1×1卷积使

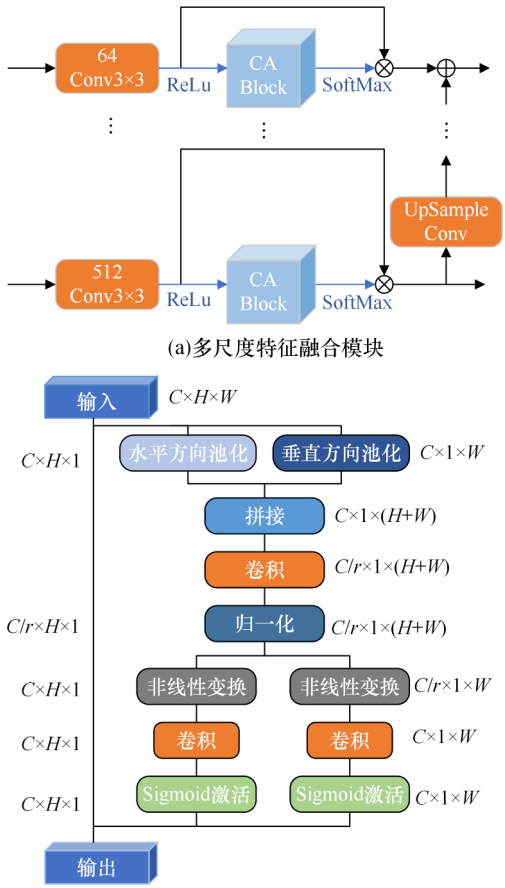


图5　MSFFM结构

Fig.5　Structure of MSFFM

特征在通道数上对齐。将上述处理后的多尺度特征逐元素相加至浅层网络，实现特征融合。

1.6 损失函数

本文在图像重建训练中采用基于图像像素的均方误差(mean squared error，MSE)损失函数

$$L_{\mathrm{mse}}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(a_i-b_i)^2 \tag{1}$$

式中：n为图像的张数；a_i、b_i分别为第i个样本的真实值和预测值。

与基于图像质量的结构相似性(structural similarity index measure，SSIM)损失函数

$$L_{\mathrm{ssim}}(p,q)=1-SSIM(p,q) \tag{2}$$

$$SSIM(p,q)=\frac{(2\mu_p\mu_q+c_1)(2\sigma_{pq}+c_2)}{(\mu_p^2+\mu_q^2+c_1)(\sigma_p^2+\sigma_q^2+c_2)} \tag{3}$$

式中：μ_p、μ_q分别为图像块p和q的像素强度的均值；σ_p、σ_q分别为图像块p和q的标准差；σ_{pq}为图像块p和q的像素强度协方差；c_1、c_2为常数。

$SSIM(p,q)$的取值范围是$[-1,1]$，其中，-1在理论上表示完全负相关(两个图像的变化趋势完全相反，但这种情况在实际有意义的自然图像中几乎不会出现)，1表示两张图像完全一致。实际的图像质量评估中，$SSIM(p,q)$越接近1，两图像相似度越高；越接近0，相似度越低。需要注意的是，对于任何有意义的自然图像，其$SSIM(p,q)$通常大于等于0。

最终的损失函数为

$$L=L_{\mathrm{mse}}(x,x')+\alpha L_{\mathrm{ssim}}(x,x') \tag{4}$$

式中：x、x'分别为输入图像与重建图像；α为损失加权系数，本文取1。

2 实验与评估

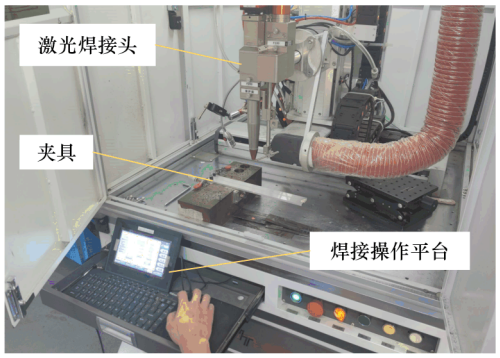
2.1 实验数据集

为验证所提检测方法的有效性与通用性，通过构建的镁合金激光焊接实验焊缝数据集与MVTec AD公共数据集进行验证[23]。

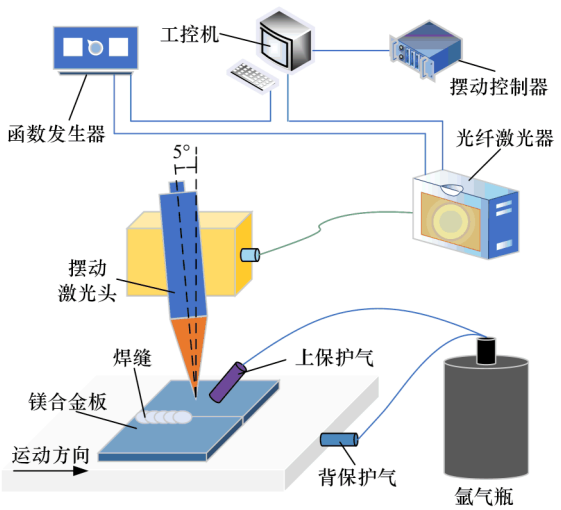
2.1.1 镁合金激光焊接焊缝数据集

实验材料为轧制型AZ31B镁合金板，焊接试样尺寸为50 mm×40 mm×5 mm。为避免氧化膜和油污等对实验的影响，实验前采用砂纸打磨试样的对接面和上表面，并采用无水乙醇和丙酮清洗试样表面。

如图6所示，实验采用IPG YLS-3000光纤激光器。实验中，激光束通过焦距100 mm的准直镜准直后，经焦距150 mm的聚焦透镜聚焦至试样表面。为防止镁合金高反射率对激光器的损害，激光器倾斜5°～10°，并通过摆动控制器控制振镜进行路径扫描。通过函数发生器正弦调制激光功率，以优化焊接过程。采用99.99%纯度的氩气作为保护气，确保焊缝上下表面得到有效保护。激光器由去离子水循环冷却系统冷却，并由内置的同轴红光系统辅助定位。激光焊接的工艺参数如表1所示。



(a)光纤激光焊接系统



(b)焊接原理示意图

图6 激光焊接实验平台

Fig.6 Experimental platform of laser welding

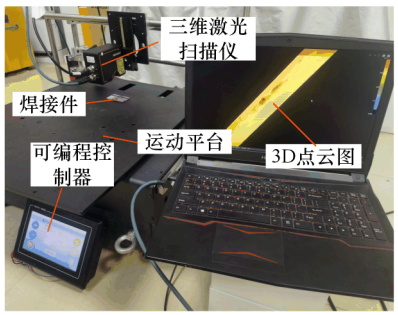
表1 焊接工艺参数

Tab.1 Welding parameters

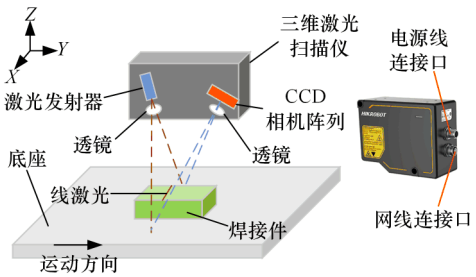
参数	数值
中心光束平均激光功率P_A/W	1000
中心光束调制频率/Hz	200，400，600，800，1000
中心光束调制振幅/W	100，300，500，700，900
环光束激光功率/W	1000
焊接速度/(mm·s^{-1})	30
离焦量/mm	0
上表面保护气体流量/(l·min^{-1})	20
背保护气体流量/(l·min^{-1})	15

激光焊接过程中，焊缝表面易形成黑色氧化膜，但焊缝及两侧存在高反光区域。氧化膜的遮盖及高反光造成焊缝图像采集区域背景复杂，各类表面缺陷的特征不明显，模型难以有效识别并学习缺陷特征。因此，本文基于激光三角测量原理，采用三维激光扫描仪扫描焊缝表面，采用

CCD相机捕获并数字化反射光，生成包含三维坐标信息的点云图，并将其转化为二维深度图，以构建焊缝数据集。该方法减轻小背景、光照等环境因素对图像采集的影响，利于缺陷特征的捕捉与学习，生成的点云图可用于焊缝表面三维几何形态的分析。图像采集平台如图7所示。



(a)图像采集示意图



(b)扫描仪采集原理

图7　图像采集平台

Fig.7　Platform of image acquisition

构建的焊缝数据集包含飞溅、焊瘤、咬边、塌陷4种缺陷类型。其中，飞溅为焊缝周围的不规则金属颗粒，焊瘤为焊缝表面局部突起的形状，咬边为焊缝边缘的缺口或切槽，塌陷为焊缝表面的局部凹陷区域。

焊缝数据集划分为训练集、测试集。训练集包含无标签的283幅正常图像。测试集包含正常与异常的202幅图像，其中，每类缺陷样本为46～54幅图像。图8为部分缺陷图像。

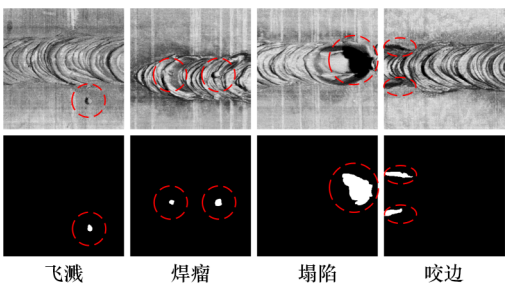


图8　镁合金激光焊接数据集部分缺陷

Fig.8　Partial defects in laser welding dataset of magnesium alloy

2.1.2　MVTec AD公共数据集

MVTec AD数据集包含10种物体、5种纹理，部分缺陷如图9所示。数据集由5354幅图像组成，其中，训练集包含无标签的3629幅正常图像，每个类别由60～320幅图像组成；测试集包含正常与异常的1725幅图像，每个类别由42～167幅图像组成。

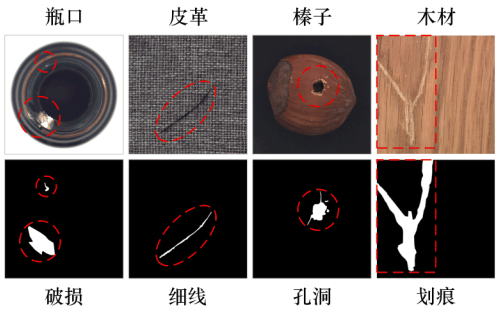


图9　MVTec AD公共数据集部分类别缺陷

Fig.9　Partial defects in MVTec AD public dataset

2.2　重建网络轻量化

重建网络的轻量化操作如表2所示。网络的输入图像尺寸为$C\times H\times W$，其中，C为图像的通道数，H、W分别为图像的高和宽。将三通道的深度图转化为单通道灰度图，排除深度信息影响，并将卷积通道减半，减小网络计算的复杂度，加快训练。

表2　重建网络轻量化

Tab.2　Lightweight operation for reconstruction network

网络层	轻量化操作	输入图像尺寸
1	3→1	$1\times H\times W$
2	128→64	$64\times H/2\times W/2$
3	256→128	$128\times H/4\times W/4$
4	512→256	$256\times H/8\times W/8$
5	1024→512	$512\times H/16\times W/16$

2.3　实验参数设置

实验基于Pytorch1.8.1框架，采用CUDA11.1进行GPU加速，以Python3.8作为运行环境；硬件配置为显卡NVIDIA 3090(24GB显存)，处理器为Xeon Platinum 8362，操作系统为Ubuntu20.04。重建网络根据不同数据集对部分超参数进行微调，如表3所示。

2.4　评价指标

在缺陷检测任务中，检测结果会出现表4所示的4种情况。为验证重建网络性能，根据表4，实验采用曲线下面积(area under the curve of the receiver operating characteristics，AUROC)评估图像级的缺陷检测(defect detection，DET)性能和像素级的异常分割(anomaly segmentation，SEG)性能，分别用DET-AUROC和SEG-AUROC表

表3 重建网络参数设置

Tab.3 Parameter setting of reconstruction network

	镁合金数据集	Mvtec AD数据集
学习率	0.0001	0.001
批大小	2	8
学习率调整(衰减率)	0.2	
迭代次数	800	
优化器	Adam	
损失函数	MSE+SSIM	
图像大小 (通道数×长×宽)	1×256×256	
激活函数	ReLu	

表4 检测结果

Tab.4 Test results

真实标签	预测结果	
	有缺陷	无缺陷
有缺陷	真阳性	假阴性
无缺陷	假阳性	真阴性

示。DET性能关注图像中是否存在缺陷,以及缺陷的大致位置;SEG性能评估模型具备像素级别区分正常与异常区域的能力,从而精准分割缺陷。

AUROC曲线的横轴表示误检率R_{FP},纵轴表示检出率R_{TP},它们的计算公式为

$$R_{FP}=\frac{P_F}{P_F+N_T} \tag{5}$$

$$R_{TP}=\frac{P_T}{P_T+N_F} \tag{6}$$

式中:P_T、N_F、P_F、N_T分别为真阳性、假阴性、假阳性、真阴性的预测数量。

此外,本文还采用区域级重叠率R_{PRO}作为评价指标,其计算公式为

$$R_{PRO}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{S_p^{(i)}}{S_g^{(i)}} \tag{7}$$

式中:S_p为模型检测出的异常区域面积;S_g为真实标注的异常区域面积;n为给定阈值下两重叠区域的个数;上标i为区域的索引。

R_{PRO}越大,缺陷定位越准确。

3 实验结果与分析

3.1 缺陷分类实验

为验证所提方法对缺陷的识别、分割、定位性能以及通用性,在两个数据集上分别开展了分类实验及对比分析。

3.1.1 镁合金激光焊接焊缝数据集

采用构建的镁合金激光焊接焊缝数据集,将本文方法与基于特征的CFA[24]、Simple-Net[25]、DFC[9]、DeSTSeg[26]、Ms-Flow[27]和基于重建的AE[28]、DRAEM[14]、FAIR[29]进行对比实验。

如表5所示,相较于其他基于重建检测方法的缺陷分类结果,与DRAEM相比,本文方法的DET-AUROC、SEG-AUROC、R_{PRO}指标分别提高8.9%、1.4%、17.2%,识别与定位能力有较大提高;相较基于特征检测方法的缺陷分类结果,本文方法的DET-AUROC指标提高14.4%,而SEG-AUROC、R_{PRO}指标则保持了与其他方法相当的精度,验证了本文方法的优越性。

表5 缺陷分类实验结果(镁合金激光焊接数据集)

Tab.5 Experiment results of defect classification

(magnesium alloy laser welding dataset) %

方法	模型	DET-AUROC	SEG-AUROC	R_{PRO}
基于特征方法	CFA	81.1	88.4	74.2
	Simple-Net	80.5	86.7	55.1
	DFC	67.6	89.1	51.6
	DeSTSeg	60.7	78.8	54.9
	Ms-Flow	75.3	89.9	65.4
基于重建方法	AE-MSE	41.0	53.0	9.0
	AE-SSIM	43.0	74.0	24.0
	DRAEM	62.7	83.1	40.9
	FAIR	86.0	79.6	40.2
	本文方法	94.9	84.5	58.1

单类别缺陷分类实验的结果如表6所示。其中,DET-AUROC指标最低为91.7%(出现于咬边缺陷),SEG-AUROC指标最低为84.9%(出现于焊瘤缺陷),这表明本文方法对四类缺陷均具有较好的识别与分割性能。飞溅、塌陷缺陷的R_{PRO}指标分别为82.1%和77.6%,高于焊瘤和咬边缺陷,本文方法对飞溅、塌陷的定位能力较优。

表6 单类别缺陷识别检测结果(本文方法)

Tab.6 Experiment results of single category

(proposed method) %

	DET-AUROC	SEG-AUROC	R_{PRO}
飞溅	97.0	96.2	82.1
焊瘤	92.2	84.9	61.8
塌陷	98.7	93.0	77.6
咬边	91.7	85.5	58.3

3.1.2 MVTec AD公共数据集

为验证所提方法的通用性,将所提出方法及前述实验中表现较优的CFA、Simple-Net、FAIR等方法在MVTec AD公共数据集上进行对比实验。

如表7所示。本文方法对纹理类物品的缺陷检测DET-AUROC、SEG-AUROC、R_{PRO}均值分别为97.4%、97.3%、93.0%,对象类物品的缺陷检测DET-AUROC、SEG-AUROC、R_{PRO}均值分别为94.8%、94.8%、90.0%,与其他3种方法相当,对两大类物品的缺陷均具有较好的识别、分割

表7　缺陷分类实验结果（MVTec AD公共数据集）

Tab.7　Experiment results of defect classification（MVTec AD public dataset）　%

类别		DET-AUROC				SEG-AUROC				R_{PRO}			
		CFA	Simple-Net	FAIR	本文方法	CFA	Simple-Net	FAIR	本文方法	CFA	Simple-Net	FAIR	本文方法
纹理类	地毯	97.6	99.6	100	98.0	98.7	98.6	99.4	99.1	94.9	94.5	97.6	95.6
	网格	97.9	99.7	98.3	96.6	98.4	98.1	98.8	99.0	94.6	92.4	95.6	96.2
	皮革	98.9	100	99.7	99.3	98.7	99.0	99.6	99.6	95.6	96.2	98.8	98.8
	瓷砖	97.8	100	100	100	98.1	97.0	98.3	98.4	93.6	92.0	95.1	95.0
	木材	98.0	100	98.3	93.0	97.9	92.0	94.9	90.3	93.4	76.7	90.3	79.4
	均值	98.0	99.7	99.3	97.4	98.4	97.0	98.2	97.3	94.4	90.4	95.5	93.0
对象类	瓶口	100	100	99.2	99.7	98.5	98.2	98.1	98.3	95.2	93.2	93.6	94.3
	电缆	99.8	98.7	97.9	93.4	98.6	97.7	96.6	95.9	94.7	89.8	87.8	83.4
	胶囊	99.0	99.6	88.5	92.8	98.7	99.1	88.8	93.5	94.9	93.3	76.4	79.6
	榛子	98.6	100	99.6	99.4	98.5	98.5	99.1	99.4	95.0	88.7	96.1	95.4
	齿轮	99.1	100	91.1	92.9	98.6	98.7	93.2	96.7	95.2	89.4	74.2	87.7
	药片	98.9	97.8	96.1	97.6	98.6	98.5	98.4	98.8	95.5	92.9	94.9	95.6
	螺钉	97.5	93.1	82.4	94.9	98.5	98.7	98.3	98.5	94.9	93.2	92.1	89.0
	牙刷	97.8	96.1	83.9	92.5	98.2	96.9	95.8	98.9	93.5	84.6	80.4	93.6
	晶体管	97.9	100	99.3	97.8	98.2	96.3	93.5	91.1	93.6	88.1	97.3	83.5
	拉链	98.1	99.9	97.8	99.4	98.0	98.5	98.8	99.1	93.6	94.9	96.1	97.1
	均值	98.7	98.5	91.6	94.8	98.4	98.1	96.1	94.8	94.6	90.8	87.9	90.0

与定位能力。

本文方法在多个类别的检测任务中展示出较好的缺陷识别与定位能力，以及通用性，在关键类别中的表现突出。这归功于改进重建网络引入ASPP模块、SSPCAB、CBAM和MSFFM，MSFFM模块通过融合多尺度特征，在准确理解全局语义信息的同时精准捕获局部细节特征。这不仅加强了对图像特征的学习，也促进了不同网络层之间的特征融合，实现了缺陷的快速识别与精准定位。

3.2　缺陷可视化实验

为验证所提方法捕捉缺陷特征的能力，在两个数据集上开展了缺陷可视化对比实验，生成可视化图像类的激活热力图，通过颜色变化区分不同方法对缺陷的识别能力。

3.2.1　镁合金激光焊接焊缝数据集

如图10所示，在焊瘤和咬边的缺陷图像中，CFA方法将图像中的纹理特征作为重点目标进行识别，这是因为该方法在面对形态复杂的表面缺陷时，训练精度过度依赖预训练模型。预模型倾向提取全局特征，而缺陷识别还需关注局部细节与异常，故CFA方法难以全面学习图像的整体信息，无法准确捕捉图像的关键特征，造成误检或漏检。本文方法直接学习正常图像的分布，有效减小正常纹理特征对检测精度的负面影响，并精准定位异常区域。

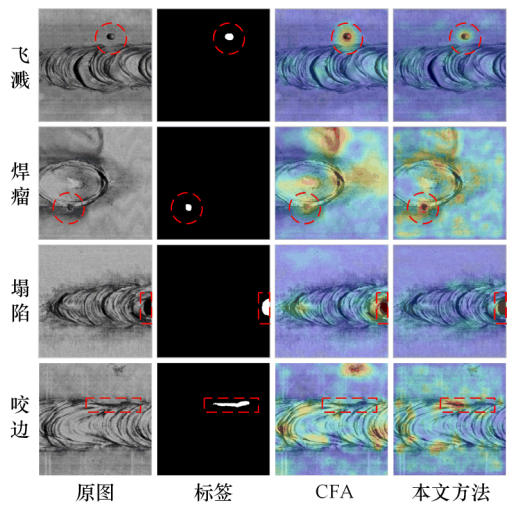


图10　缺陷可视化实验结果（镁合金激光焊接数据集）

Fig.10　Experiment results of defect visualization（magnesium alloy laser welding dataset）

图11所示为4类缺陷的重建与可视化效果，本文方法可将异常图像的缺陷特征重建为正常特征，通过原始图像与重建图之间的差异直观展示异常缺陷的位置。

3.2.2　MVTec AD公共数据集

为验证本文方法的通用性，在MVTec公共数据集上对CFA方法与本文方法进行缺陷可视化实验，结果如图12所示。本文方法在不同类别物品的缺陷识别与定位方面均优于CFA方法，在处理细微和复杂缺陷时展现出显著优势。图13所示为本文方法对不同类别缺陷的重建和可视化

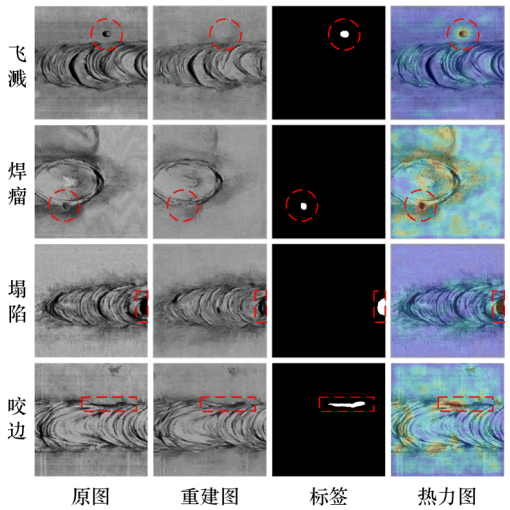


图11 缺陷重建与缺陷检测结果

（镁合金激光焊接数据集）

Fig.11 Defect reconstruction and defect detection results（magnesium alloy laser welding dataset）

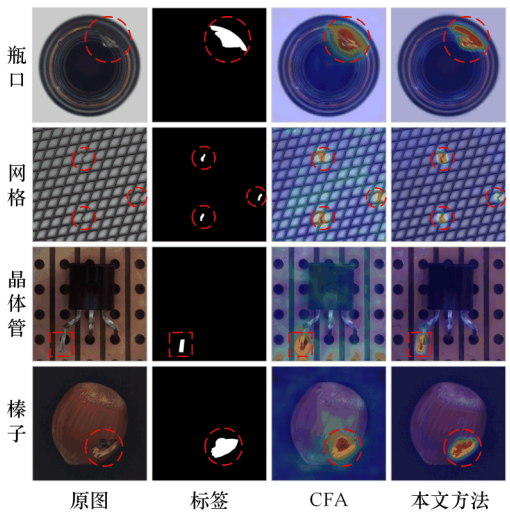


图12 缺陷可视化实验结果（MVTec公共数据集）

Fig.12 Experiment results of defect visualization

（MVTec public dataset）

效果。

从以上缺陷可视化实验结果可知，本文方法通过特征学习实现异常特征的精准定位及异常区域的分割。相较于基于特征的方法，本文方法在细微及复杂形态缺陷的识别与定位上更优，且具备通用性。

3.3 消融实验

为验证本文方法各模块的有效性及其对改进重建网络的影响，进行了多组消融实验与对比分析。如表8第一行与第五行数据所示，与没有添加任何注意力机制的方法相比，添加4个模块后，SEG-AUROC提高32.7%，R_{PRO}提高18.6%；CBAM等机制可有效定位异常图像的缺陷位置，MSFFM等模块的加入使重建网络能够融合特征

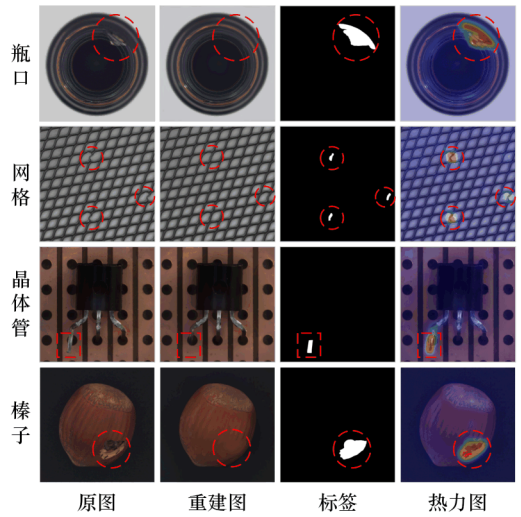


图13 图像重建与可视化（MVTec公共数据集）

Fig.13 Image reconstruction and visualization

（MVTec public dataset）

表8 各模块消融实验结果

Tab.8 Results of ablation experiments for each module

%

ASPP	SSPCAB	CBAM	MSFFM	DET-AUROC	SEG-AUROC	R_{PRO}
				100	51.8	39.5
√				100	53.5	43.3
√	√			98.6	60.0	42.2
√	√	√		95.4	78.8	48.6
√	√	√	√	94.9	84.5	58.1

注：“√”表示采用当前模块。

关键的全局与局部信息。

CBAM机制可帮助网络学习特征关键信息，提高模型的准确性和泛化能力。为验证CBAM的有效性及效果，在其他模块参数固定后，将CBAM机制与SimAM[30]、ECA[31]和ELA[32]这三种当前流行的机制分别用于重建网络进行改进对比实验，通过消融实验对比分析不同机制对网络性能的提升效果。如表9所示，CBAM在3个指标上均优于其他3种机制，CBAM注意力机制通过最大程度过滤和处理冗余信息，显著提高了重建网络在镁合金激光焊接数据集上的缺陷识别、分割与定位的准确性。

表9 注意力机制消融实验结果

Tab.9 Experimental results of attention mechanism ablation

%

SimAM	ECA	ELA	CBAM	DET-AUROC	SEG-AUROC	R_{PRO}
√				83.6	81.5	52.6
	√			69.2	70.5	45.4
		√		91.5	63.5	35.8
			√	94.9	84.5	58.1

图14所示为MSE、SSIM、MSE+SSIM损失函数的消融实验结果，黑色虚线上方的区域表明缺陷的区分能力较强。如图14所示，重建网络采用的MSE+SSIM损失函数的AUROC达到0.95，具有良好的缺陷识别性能。

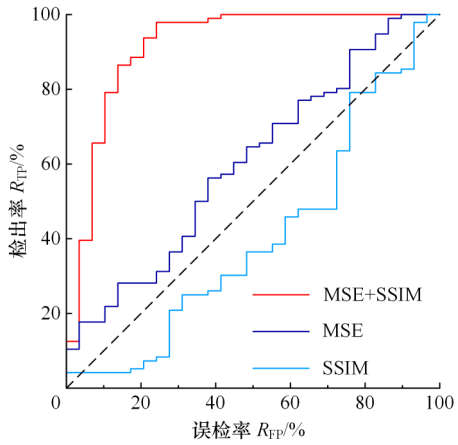


图14　损失函数消融实验结果

Fig.14　Experimental results of loss function ablation

表2显示本文方法采用轻量化操作，因此进一步进行轻量化操作的对比实验分析。表10所示为不同方法的轻量化实验结果。结合表5～表7可知，相较于FAIR、DRAEM等基于重建的检测方法，本文方法在保证较小损失的前提下，大幅减小了参数量和浮点计算量，缩短了训练与推理时长，并在此基础上，获得了DET-AUROC、SEG-AUROC指标的提升，保证了较好的缺陷识别与分割性能。

表10　轻量化实验结果

Tab.10　Lightweight experimental results

	FAIR	DRAEM	本文方法	CFA	Simple-Net
损失	0.004	0.249	0.126	0.256	0.027
参数量/10^6	69.0	98.2	23.3	11.2	68.9
浮点计算量/10^9	159.9	198.2	69.3	1.8	11.4
训练时长/s	2895	4063	2684	646	1541
推理时长/s	7	9	6		

4　结论

本文提出一种基于改进重建网络的无监督镁合金激光焊接焊缝表面缺陷视觉检测方法。该方法在网络编码器开端采用ASPP模块，通过并行卷积及池化操作有效捕获图像的多尺度特征，提高网络的特征提取能力并避免过拟合；在每层网络之间加入CBAM机制，以获取空间注意力增强的特征图，提高网络对异常目标定位能力，减少特征冗余；在全连接层引入SSPCAB，通过中心区域卷积核的遮蔽与预测学习深层特征信息，提高缺陷位置的重建精度；提出多尺度特征融合模块MSFFM，将函数激活特征与卷积调整特征进行残差连接，增强网络层间的特征信息融合。

本文方法与其他方法在镁合金激光焊接焊缝数据集与MVTec AD公共数据集的缺陷分类、可视化及消融实验结果表明，在网络轻量化的前提下，对于镁合金焊缝表面的小样本复杂形态缺陷，改进重建网络在DET-AUROC、SEG-AUROC、R_{PRO}等评价指标上优于其他方法，可实现缺陷的有效识别、精准分割与定位，并具备通用性。

参考文献：

[1] 李翠，周丹，孟晓明，等. 不锈钢板激光光束摆动叠焊工艺研究[J]. 中国机械工程，2019，30(11)：1359-1366.
LI Cui，ZHOU Dan，MENG Xiaoming，et al. Research on Laser Beam Swing Stacking Welding Process of Stainless Steel Plate [J]. China Mechanical Engineering，2019，30(11)：1359-1366.

[2] 李坤，马锐津，戴启雷，等. 高性能镁合金激光制造技术研究现状及展望[J]. 航空制造技术，2022，65(Z2)：30-47.
LI Kun，MA Ruijin，DAI Qilei，et al. Research Status and Prospects of High Performance Magnesium Alloy Laser Manufacturing Technology [J]. Aerospace Manufacturing Technology，2022，65(Z2)：30-47.

[3] 洪景山，祝颖丹，宋康康，等. 基于深度学习的工业缺陷检测研究进展[J]. 计算机科学，2024，51(10)：261-275.
HONG Jingshan，ZHU Yingdan，SONG Kangkang，et al. Research progress on industrial defect detection based on deep learning [J]. Computer Science，2024，51(10)：261-275.

[4] ZHANG Hui，WU Zuxuan，WANG Zheng，et al. Prototypical Residual Networks for Anomaly Detection and Localization[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Vancouver，2023：16281-16291.

[5] 梁明，张明路，吕晓玲. 基于特征金字塔匹配和自监督的表面缺陷检测[J]. 激光与光电子学进展，2023，60(4)：367-375.
LIANG Ming，ZHANG Minglu，LV Xiaoling. Surface Defect Detection Based on Feature Pyramid Matching and Self-supervision[J]. Advances in Laser and Optoelectronics，2023，60(4)：367-375.

[6] 刘永江，陈斌. 基于多尺度记忆库的像素级无监督工业异常检测[J]. 计算机应用，2024，44(11)：3587-3594.
LIU Yongjiang，CHEN Bin. Pixel Level Unsupervised Industrial Anomaly Detection Based on Multi-scale Memory Bank [J]. Computer Applications，2024，44(11)：3587-3594.

[7] 冯志远，陈莹. 基于判别式增强的蒸馏学习自监督缺陷检测[J]. 系统仿真学报，2025，37(6)：1499-1511.
FENG Zhiyuan，CHEN Ying. Distillation Learning Self Supervised Defect Detection Based on Discriminant Enhancement [J]. Journal of System Simulation，2025，37(6)：1499-1511.

[8] ROTH K，PEMULA L，ZEPEDA J，et al. Towards Total Recall in Industrial Anomaly Detection [C] //2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New Orleans，2022：14298-14308.

[9] YANG Jie，SHI Yong，QI Zhiquan. Learning Deep Fea-

ture Correspondence for Unsupervised Anomaly Detection and Segmentation[J]. Pattern Recognition, 2022, 132: 108874.
[10] YANG Jie, SHI Yong , QI Zhiquan. DFR:Deep Feature Reconstruction for Unsupervised Anomaly Segmentation [J]. Neurocomputing,2020,424:9-22.
[11] 蒋婉,杨凯,邱春蓉,等. 基于图像修复的无砟轨道道床异常检测算法[J]. 激光与光电子学进展,2024,61(12):410-421.
JIANG Wan,YANG Kai,QIU Chunrong,et al. Anomaly Detection Algorithm for Ballastless Track Bed Based on Image Restoration [J]. Advances in Laser and Optoelectronics,2024,61(12):410-421.
[12] 王栋欢,于艾洋,肖洪. 基于无监督学习的航空发动机铸造涡轮叶片缺陷检测方法[J]. 航空动力学报,2025, 40(6): 1000-8055(2025)06-20230800-12.
WANG Donghuan,YU Aiyang,XIAO Hong. Defect Detection Method for Casting Turbine Blades in Aircraft Engines Based on Unsupervised Learning [J]. Journal of Aeronautical Power, 2025, 40(6): 1000-8055(2025)06-20230800-12.
[13] 乐华钢,王文武,朱磊,等. 融合自注意力与缺陷凸显的缺陷检测方法[J]. 电子测量与仪器学报,2023,37(9):85-92.
LE HuaGang,WANG Wenwu,ZHU Lei,et al. Defect Detection Method Integrating Self Attention and Defect Highlighting [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation,2023,37(9):85-92.
[14] ZAVRTANIK V, KRISTAN M, SKOČAJ D. DRÆM -a Discriminatively Trained Reconstruction Embedding for Surface Anomaly Detection[C]//2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Montreal, 2021: 8310-8319.
[15] GEORGESCU M I. Masked Autoencoders for Unsupervised Anomaly Detection in Medical Images[J]. Procedia Computer Science, 2023, 225: 969-978.
[16] LIU Tongkun, LI Bing, DU Xiao, et al. Component-aware Anomaly Detection Framework for Adjustable and Logical Industrial Visual Inspection[J]. Advanced Engineering Informatics, 2023, 58: 102161.
[17] CHEN L C, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, et al. DeepLab: Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets, Atrous Convolution, and Fully Connected CRFS[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40(4): 834-848.
[18] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: Convolutional Block Attention Module[C]// European Conference on Computer Vision. Munich, 2018: 3-19.
[19] RISTEA N C, MADAN N, IONESCU R T, et al. Self-supervised Predictive Convolutional Attentive Block for Anomaly Detection[C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New Orleans, 2022: 13566-13576.
[20] YANG Minghui, WU Peng, FENG Hui. MemSeg: a Semi-supervised Method for Image Surface Defect Detection Using Differences and Commonalities[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 119: 105835.
[21] THOMINE S, SNOUSSI H. Distillation-based Fabric Anomaly Detection[J]. Textile Research Journal, 2024, 94(5/6): 552-565.
[22] ZHANG Hongwei, LIU Shuaibo, LU Shuai, et al. Knowledge Distillation for Unsupervised Defect Detection of Yarn-dyed Fabric Using the System DAERD: Dual Attention Embedded Reconstruction Distillation[J]. Coloration Technology, 2024, 140(1): 125-143.
[23] BERGMANN P, BATZNER K, FAUSER M, et al. The MVTec Anomaly Detection Dataset: a Comprehensive Real-world Dataset for Unsupervised Anomaly Detection[J]. International Journal of Computer Vision, 2021, 129(4): 1038-1059.
[24] LEE S, LEE S, SONG B C. CFA: Coupled-Hypersphere-based Feature Adaptation for Target-oriented Anomaly Localization [J]. IEEE Access, 2022, 10: 78446-78454.
[25] LIU Zhikang, ZHOU Yiming, XU Yuansheng, et al. SimpleNet: a Simple Network for Image Anomaly Detection and Localization[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Vancouver, 2023: 20402-20411.
[26] ZHANG Xuan, LI Shiyu, LI Xi, et al. DeSTSeg: Segmentation Guided Denoising Student-teacher for Anomaly Detection[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Vancouver, 2023: 3914-3923.
[27] TAN Pengjie, WONG W K. Unsupervised Anomaly Detection and Localization with One Model for all Category [J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 289: 111533.
[28] BATZNER K, HECKLER L, KÖNIG R. EfficientAD: Accurate Visual Anomaly Detection at Millisecond-level Latencies[C]//2024 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). Waikoloa, 2024: 127-137.
[29] DU Xiao, LI Bing, LIU Tongkun, et al. Efficient Visual Anomaly Detection Model with Adaptive Wavelet Transform[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2024, 182: 108457.
[30] YANG Lingxiao, ZHANG Ruyuan, LI Lida, et al. SimAM: a Simple, Parameter-free Attention Module for Convolutional Neural Networks[C]//International Conference on Machine Learning. Vienna,2021:11863-11874.
[31] OUYANG Daliang, HE Su, ZHANG Guozhong, et al. Efficient Multi-scale Attention Module with Cross-spatial Learning [C] //2023 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Rhodes, 2023: 1-5.
[32] SHI Pengfei, HE Qi, ZHU Sisi, et al. Multi-scale Fusion and Efficient Feature Extraction for Enhanced Sonar Image Object Detection[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 256: 124958.

（编辑 张 洋）

作者简介：唐 昆，男，1980年生，副教授、硕士研究生导师。研究方向为精密/超精密加工技术、机器视觉与深度学习。发表论文20余篇。E-mail: tangkun@csust.edu.cn。朱勇建*（通信作者），男，1979年生，教授、博士研究生导师。研究方向为2D/3D智能感知技术、基于人工智能的机器视觉检测、激光3D测量。发表论文30余篇。E-mail: zhuyongjian@sztu.edu.cn。

本文引用格式：
唐昆，彭海滨，朱勇建，等. 基于改进重建网络的镁合金激光焊缝缺陷检测[J]. 中国机械工程，2026,37(7):1624-1634.
TANG Kun,PENG Haibin,ZHU Yongjian,et al. Defects Detection for Laser Welding Seams of Magnesium Alloy Based on Improved Reconstruction Network[J]. China Mechanical Engineering,2026,37(7):1624-1634.