

基于YOLO11的铝铸件X射线缺陷检测技术

尹 枞¹ 徐首帅² 付明芮² 穆宝岩² 杨 松¹

(1. 沈阳工业大学化工过程自动化学院, 沈阳 110003; 2. 中国科学院沈阳自动化研究所, 沈阳 110016)

摘要 针对铝铸件X射线探伤图片利用深度学习进行缺陷检测难以在多尺度缺陷并存的场景下获得较高精度的问题, 设计了基于X射线图片高清处理技术与YOLO11改进算法的铝铸件内部缺陷检测系统。将高清处理后的数据投入模型训练, 较处理前模型性能有明显的提升, 再用一种可变形卷积DCNv4改进SPPF模块与C3k2模块, 保持模型轻量化的同时精度也有所提升, 并在主干网络上加入MSCA模块, 提升对小缺陷特征提取能力, 最后开发出智能检测系统。结果表明, 该系统平均精度均值(mAP)可达93.2%, 满足智能制造和工业检测的需求。

关键词 铝铸件; X射线; YOLO11; 缺陷检测

中图分类号 TG146.21; TG245; TP311

文献标志码 A

DOI: 10.15980/j.tzzz.T20250174

X-ray Defect Detection Technology of Aluminum Castings Based on YOLO11

YIN Cong¹, XU Shoushuai², FU Mingrui², MU Baoyan², YANG Song¹

(1. Shenyang University of Technology, Shenyang 110003; 2. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016)

Abstract: Aiming at the challenge of achieving high accuracy in defect detection for X-ray inspection of aluminum casting using deep learning, particularly in scenarios where multiple-scale defects coexist, an internal defect detection system for aluminum castings based on high-resolution X-ray image processing technology combined with YOLO11 improved algorithm was designed. The high-definition processed data was put into model training to improve the model performance, and a deformable convolution DCNv4 was utilized to improve SPPF and C3k2 module to maintain the lightweight of model and simultaneously improve the accuracy. Moreover, MSCA module was added to backbone network to enhance the ability to extract small defect features. Finally, an intelligent detection system was developed. The results indicate that the system achieves an average mean accuracy (mAP) of 93.2%, meeting the requirements of intelligent manufacturing and industrial detection.

Key Words: Aluminium Casting, X-Ray, YOLO11, Defects Detection

铝铸件作为汽车、航空航天等领域的重要组成部分发挥着越来越重要的作用, 但其铸造过程易产生气孔、缩孔等缺陷^[1]。因此, 铸件内部缺陷的检测至关重要。在工业领域中, 基于X射线图像的铸件无损检测是确保产品质量的关键步骤。X射线检测铸件缺陷的流程包括: 将铸件置于检测平台上, 利用X射线穿透铸件, 随后工业相机(如CCD相机)捕获X射线能量信号, 并将其转换为数字图像信号, 最终存储于工控机中^[2]。在实际生产过程中, 铝铸件缺陷的检测主要依赖人工^[3], 易受操作人员主观影响, 难以保证识别效率和稳定性, 严重阻碍了铝铸件生产全流程自动化和高效化

的发展趋势。

当前, 除人工检测手段外, 基于铝铸件X射线图像的检测技术主要分为两大类: 其一为传统的图像处理技术, 该技术在处理与背景灰度、纹理差异显著的缺陷分割问题上具有一定的有效性。然而, 该方法依赖于人工设计的特征, 并且在完成分割后仍需进行后续处理步骤以获得最终检测结果。此外, 该技术在处理与背景灰度差异较小的缺陷时效果欠佳, 且无法实现多任务并行检测, 即无法同时进行缺陷定位与分类^[4]。其二为基于深度学习模型的缺陷分割方法, 近年来在图像分割和目标检测等领域展现了卓越的性能。杨凯

收稿日期: 2025-04-21; 修订日期: 2025-06-03

第一作者: 尹枞, 男, 1999年出生, 硕士研究生, E-mail: m15864013832@163.com

通信作者: 杨松, 男, 1968年出生, 教授, E-mail: yangsong.1968@163.com

引用格式: 尹枞, 徐首帅, 付明芮, 等. 基于YOLO11的铝铸件X射线缺陷检测技术[J]. 特种铸造及有色合金, 2026, 46(7): 998-1 006.

YIN C, XU S S, FU M R, et al. X-ray defect detection technology of aluminum castings based on YOLO11[J]. Special Casting & Nonferrous Alloys, 2026, 46(7): 998-1 006.

等^[5]结合DenseNet的稠密连接模块构建了基于YOLOv1的铸件缺陷定位模型,实现了精度的提升。XUE L等^[6]以Efficientnet作为基块处理后与主干网络中两个低级特征共同输入到PANet中,使浅层特征通过多条路径有效地传输至网络的更高层级,提高了对缺陷的检测性能。JIANG H Q等^[7]针对X射线原图片缺陷边缘模糊、纹理弱的问题,用一种双通道编解码网络增强了模型特征提取与融合能力,提高了分割精度。WU J D等^[8]利用自适应图像处理权值的周期性噪声消除算法预处理数据并结合YOLO目标检测算法,相较于X射线原图在一定程度上提升了检测精度,但图片处理效果仍较差。上述方法均难以在多场景多尺度并存且缺陷密集的情况下满足实际检测的需求,且大都专注于提升模型的容量以提升精度,对数据进行深入研究的工作报道较少。

目标检测领域主要分为单阶段目标检测和两阶段目标检测。单阶段目标检测中目前较为先进的算法有YOLO系列和RT-DETR^[9],这种算法可以将分类和回归在一个阶段内完成,优势在于检测速度快,可以做到实时检测。两阶段目标检测算法以Faster-RCNN为代表,精度高,但检测速度较慢。综合考虑,为满足工业实时检测的要求,本研究选取精度和速度更加平衡的单阶段目标检测方向,设计一种X射线图片的高清处理技术来预处理数据,基于YOLO11改进检测算法^[10],并与其他单阶段目标检测算法对比,以期为铝铸件生产全流程自动化提供参考。

1 X射线图片高清处理技术

1.1 高动态范围图像

动态范围指图像中从最暗到最亮部分的亮度差异范围。高动态范围图像(High dynamic range image)是一种能够记录更广泛亮度范围的图像技术^[11]。X射线图片就是一种高动态范围图像,通常有16位的位深,且X射线图片本身是单通道的灰度图像,这意味着该图片跨越了较大的灰度范围。人眼能处理的图像深度通常只有8位,对于X射线图片的灰度变换并不敏感,因此原图片中的许多缺陷并不容易被人直接观察到,而直接对原图片进行全局的对比度降低,又无法兼顾细节与各处曝光协调的问题。这对于标注工作和需要优质数据训练的模型^[12]造成了一定的困扰。

1.2 双边滤波

双边滤波(Bilateral filter)是一种经典的非线性图像滤波技术^[13],其结合了空间邻近度和灰度相似性,在

平滑图像噪声的同时能有效保留边缘细节,其中输出是输入的加权平均值。像素权重取决于空间核函数 f 和强度域中的函数 g ,降低了差异较大的像素权重。某个像素 s 处的双边滤波器的输出 J_s 为:

$$J_s = \frac{1}{k(s)} \sum_{p \in \Omega} f(p-s) g(I_p - I_s) I_p \quad (1)$$

$$k(s) = \sum_{p \in \Omega} f(p-s) g(I_p - I_s) \quad (2)$$

式中, Ω 为像素 s 的所有邻接像素集合; p 为 Ω 中的任一像素; I 为像素的强度值。因此, J_s 在该模型中主要受到空间位置相近且强度相似像素的影响。本研究中,空间域内的函数 f 采用高斯函数进行表达,而强度域内的函数 g 亦以高斯函数表示。在式(2)中, $k(s)$ 主要执行归一化功能。双边滤波器的工作原理见图1。

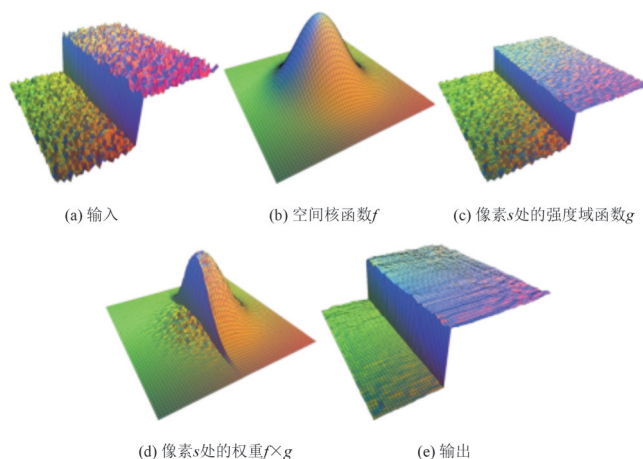
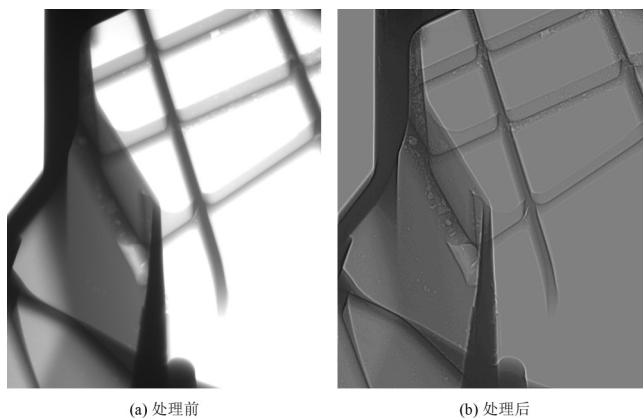


图1 双边滤波器工作原理图

Fig.1 Working principle diagram of double-sided filter

双边滤波器处理效果图见图2。可以看出,双边滤波器虽解决了原图片中曝光严重的问题,并保留了缺陷的边缘,但图像灰度范围仍较大,缺陷与背景差异并不直观。



(a) 处理前 (b) 处理后
图2 双边滤波器处理前后效果对比图

Fig.2 Comparison of bilateral filter before and after processing

1.3 基于双边滤波的 HDRI 高清处理方法

针对上述问题,本研究提出了一种基于双边滤波的高动态范围图片的高清处理方法。双边滤波器对 X 射线原图片进行处理,利用其“保边去噪”的作用去除噪声的同时保留物体的轮廓与亮度渐变信息,得到输出后的结果 1,再将原图像减去结果 1 得到一个新的图像结果 2,结果 2 包含了所有如纹理等高频信息。此时两个结果相加得到的结果见图 2。高清处理方法在此基础上对两个结果再分别进一步处理,对结果 1 进行一次对数压缩,减小其灰度动态范围,对结果 2 使用伽马矫正等非线性增强算法提高其特征表示能力,然后将两结果相加,并用指数放大后的像素重新表示。对上述结果统计其灰度直方图,计算累积分布函数,将原始灰度值映射到新的灰度值,最后通过映射函数拉伸灰度范围,使暗区更暗、亮区更亮,突出细节,并在此基础上进一步设置灰度阈值,将低于该阈值的缺陷像素设为更小的灰度值。这种方法通过重新分布图像像素的灰度值,从而增强全局对比度,得到最终的输出结果图片,视觉上过亮的区域被压制,暗部的细节也变得更加直观。图 3 为原图与经过 X 射线图片高清处理后的对比图。

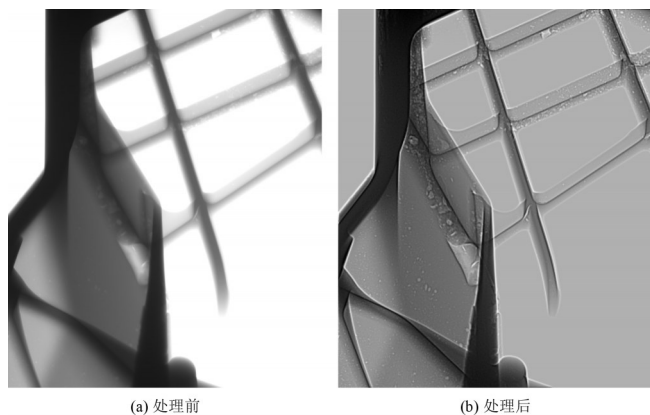


图 3 X 射线原图与高清处理后对比图

Fig.3 Original and HD processed X-ray images

2 YOLO11 网络模型的改进

2.1 YOLO11 网络模型

YOLO11 共有 5 个架构,分别是 YOLO11n、YOLO11s、YOLO11m、YOLO11l、YOLO11x。相比于前代 YOLO 模型,YOLO11 最重要的变化是在 CSP 模块的基础上又引入了 C3k2 块替代之前的 C2F 块,该模块使用不同的核大小和通道分离策略来优化更复杂特征的提取。保留了 SPPF 模块以及引入 C2PSA 注意力模块,该模块通过结合通道和空间信息提供更有效的特

征提取。除此之外还实现了双头架构,训练过程使用一对多的分配头,推理阶段使用一对一的分类头,实现了无 NMS 的高效推理。YOLO11 模型架构图见图 4。

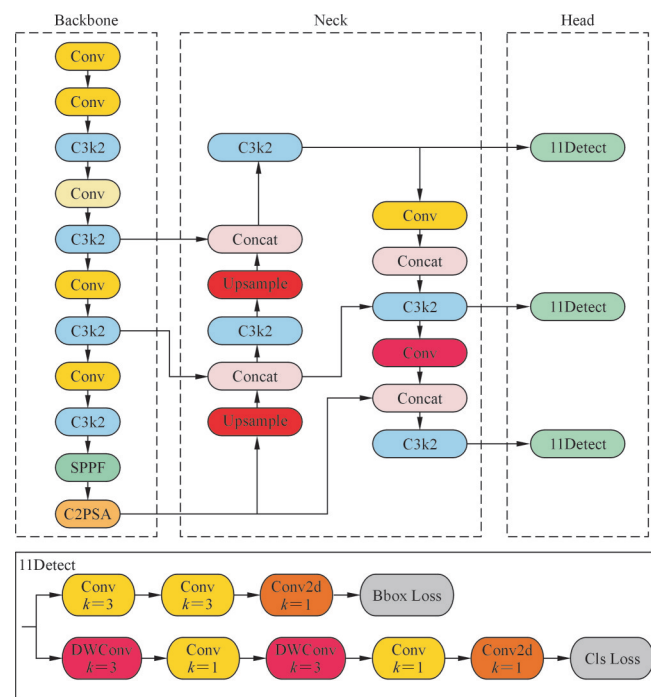


图 4 YOLO11 模型架构图

Fig.4 Architecture diagram of YOLO11 model

YOLO11 凭借其较先进的架构,在 COCO 等数据集上表现出优于同阶段其他单阶段目标检测模型的性能。但本研究所用铝铸件内部缺陷数据集存在多场景、多尺度和缺陷多且密集等特点,与 COCO 数据集有较大差异,因此仍有进一步探索改进其架构以提升精度的必要。综合考虑模型的规模、识别的精度以及推理速度,本研究基于 YOLO11m 架构进行改进设计。

2.2 DCNv4

DCNv4 (Deformable convolutional networks v4) 是一种基于可变形卷积改进的操作符^[14]。与 DCNv3 相比,DCNv4 主要有两大改进:①通过去除之前版本中的 softmax 归一化,使其每个卷积核都能自适应地调整其聚合权重,对每个像素的响应不再受到固定范围的限制。这种灵活性的增加对于提升模型在处理不同分辨率、不同尺度物体时的性能至关重要。②使用一个线程来处理同一组中的多个通道,这些通道共享采样偏移和聚合权重。该方法减少了内存读取和双线性插值系数计算的工作量,并且可以合并多个内存访问指令,处理速度显著提升,原理图见图 5。

在处理相同通道内不同位置的查询像素时,传统卷积对于聚合权值具有更灵活的无界值范围,但窗口形状和聚合权值是输入无关的;注意力和 DCNv3 使

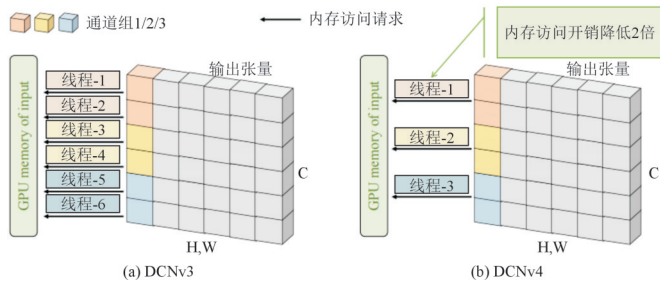


图5 DCNv3与DCNv4内存访问原理对比图

Fig.5 Comparison of memory access principles of DCNv3 and DCNv4

用动态权重来聚合空间特征,而DCNv3为每个位置使用一个专用窗口,注意力则使用固定的窗口共享参数;DCNv4结合了其优点,使用自适应聚合窗口和具有无界值范围的动态聚合权重,见图6。

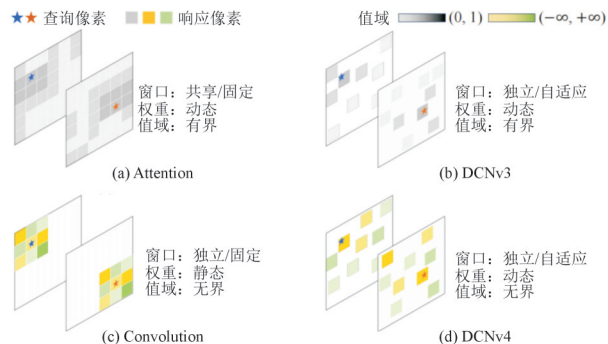


图6 DCNv4与其他空间聚合核心操作符对比图

Fig.6 Comparison of DCNv4 and other spatial aggregation core operators

2.3 模型改进

2.3.1 改进SPPF模块

SPP层^[15]可以通过金字塔池化的方式在不同的尺度下进行池化操作,并将各个尺度的池化结果先展平并拼接作为输出,在不改变特征图大小且保留大部分空间信息的情况下,得到一个固定长度的向量表示。与SPP相比,SPPF的池化操作由并联结构变为串联结构,但池化区域大小不变,大幅减少参数数量,提高了效率。

SPPF在对特征图进行池化操作前,需要接收由Conv层、BN层和SiLU激活函数组成模块输出的特征图,而特征图中的信息只能受限于标准卷积固定的感受野。本试验所检测数据存在场景多样、多尺度缺陷并存以及缺陷分布广且局部密集的特点,因此对卷积感受野的灵活性有较高的要求。故设计将DCNv4融入SPPF模块,将DCNv4的输入输出通道等接收参数调整为与原Conv层一致,保留BN层与SiLU激

活函数并代替标准卷积。改进后的SPPF模块见图7。

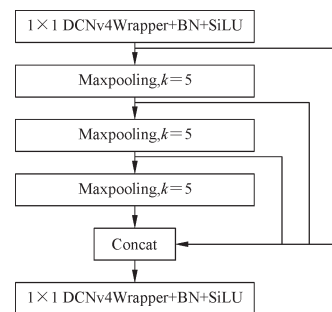


图7 改进的SPPF模块

Fig.7 Improved SPPF module

2.3.2 改进C3k2模块

C3k2沿用了CSP结构,将输入特征图按照维度划分为两个路径,一部分经过Shortcut,另一部分经过卷积模块操作,最后将两部分处理的结果拼接。C3k2里的卷积模块提供了两种选择,其中C3k对特征的提取更细致,在计算量和精度之间采取了较为平衡的状态,而Bottleneck则是通过 1×1 卷积压缩通道数降维,进而用 3×3 卷积提取特征,再用 1×1 卷积升维恢复通道数来降低单层计算量,以牺牲部分精度来实现极致的轻量化。二者较好的搭配为在模型的Backbone部分用C3k更精确地提取特征,在特征融合的Neck部分则选用Bottleneck,减少参数量,提高运行速度。但Bottleneck亦有其局限性,采用传统的卷积,固定的感受野限制了对特征的提取能力,且其参数量和计算量也要多于DCNv4。DCNv4凭借可变形卷积,可根据不同的特征图灵活地调整感受野,加之明显的速度优势,因此本研究将DCNv4融入C3k2模块中,不再采用Bottleneck。融合DCNv4后的C3k2模块仍应用于Neck部分,Backbone部分保留C3k,改进后的C3k2模块见图8。

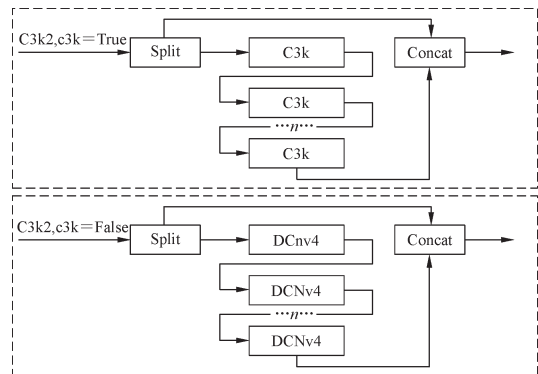


图8 改进的C3k2模块

Fig.8 Improved C3k2 module

2.3.3 增加MSCA模块

本试验收集的数据中,存在多尺度缺陷并存的情况,对于较大尺度的缺陷,适合更深的骨干网络,但会造成小尺度缺陷的消失。针对小尺度目标的检测问题,本研究引入了MSCA注意力机制模块^[16],使得模型能更好地兼顾细节信息与语义信息。

MSCA模块包含3部分:总计局部信息的深度可分离卷积、获取多尺度上下文信息的多分支深度条带卷积以及可联通不同通道之间信息的 1×1 卷积。MSCA通过多尺度卷积特征来引导空间注意力,利用简单的逐元素乘法操作对输入特征进行加权,这种设计比传统的卷积操作和Transformer中的自注意力机制在空间信息编码上更高效。多分支深度可分离卷积提取多尺度特征,这些特征被用作注意力权重来重新加权输入特征,每个分支都采用轻量级的卷积来近似大核卷积。如为模拟一个标准的 7×7 卷积,MSCA模块仅使用一对 7×1 和 1×7 的卷积,其计算的复杂度为线性 $O(n)$,相比Transfommer中的自注意力机制 $O(n^2)$ 有很大的速度优势。这种多尺度特征聚合方式能够更好地捕捉物体的细节和上下文信息。计算原理为:

$$A_{it} = C_{conv\ 1\times 1} \left\{ \sum_{i=0}^3 S_{scale\ i} [D_{W_Conv}(F)] \right\} \quad (3)$$

$$O_{ut} = A_{it} \otimes F \quad (4)$$

式中, $i=\{0,1,2,3\}$ 为不同的分支,在其中3个分支中,均使用两个深度条带卷积来近似具有标准大内核的深度卷积。3条分支的内核大小分别设置为7、11和21,这种条带卷积一方面可以减少计算量,另一方面可以对窄长型的目标如本试验中的缩孔等进行有效表示。MSCA模块具体结构图见图9。将MSCA模块加入C2PSA模块后面,并与改进的SPPF模块和C3k2模块一同试验,完整的YOLO11m改进图见图10。

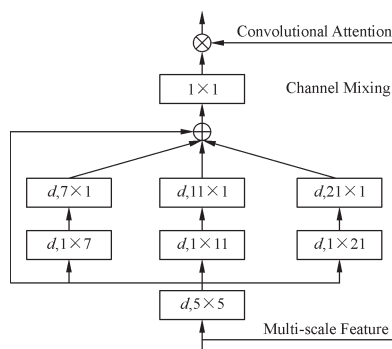


图9 MSCA注意力机制模块

Fig.9 MSCA attention mechanism module

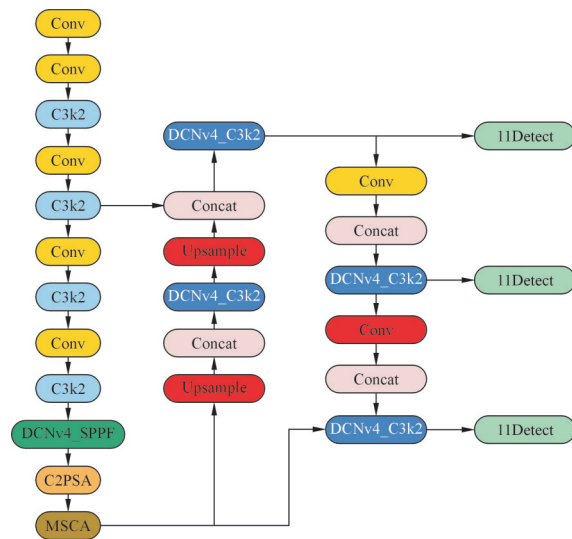


图10 改进后的YOLO11m模型

Fig.10 Improved YOLO11m model

3 试验及结果分析

3.1 试验数据

试验数据来源于丹东某无损检测公司,包括车体各类异形件及轮毂、轮辋和轮芯等不同部分,有94张 $3\ 072\times 3\ 060$,196张 $1\ 024\times 1\ 024$ 和301张 512×512 等尺寸的铝铸件X射线缺陷图片。先用改进的labelme将所有图片数据标注,再分别将3种尺度的图片调整成适合YOLO11m输入的 640×640 。对于 $3\ 072\times 3\ 060$ 分辨率的图片,先将其调整到 $3\ 200\times 3\ 200$,标注数据同比例缩放,再按照 640×640 切割,割完后得到2 350张 640×640 的图片; $1\ 024\times 1\ 024$ 的图片采用同样的方法,先将图片调整到 $1\ 280\times 1\ 280$ 分辨率,同比例调整标注数据,再切割,得到784张 640×640 的图片;301张 512×512 的图片无须切割,按照上述方法调整图片大小及其标注数据,因此共计3 435张 640×640 的铝铸件X射线缺陷图片。气孔、缩孔和缩松虽属于不同类型的缺陷,但本质接近,即在铝铸件内部形成孔隙,在X射线正片中这几类缺陷的灰度值都低于铝铸件本体,所以呈白色。低密度夹渣虽不算完全的孔隙,但其体积往往偏小,形成的缺陷近似于孔隙,且其密度低于铸件本体,在正片中同样呈现白色。高密度夹渣密度高于铝铸件本体,且不属于孔隙类型,在正片中呈现黑色。铅字则是为区分不同铸件所作编号,完全不同于其他缺陷。因此,本研究将缩孔、气孔、低密度夹渣和缩松归为孔类缺陷(SC),剩下两类为高密度夹渣(MFM)和铅字(FT)。缺陷类别调整见表1。

各类型缺陷数量及尺寸如下:孔类缺陷(SC)44 681个,其中低密度夹渣、气孔和缩孔的范围通常在 $8\times 10^{-4}\sim 7\text{ mm}^2$,缩松为孔类缺陷面积中较大的缺陷,通常

表 1 缺陷类别调整

Tab.1 Category adjustment for defects

调整前类别	气孔	缩孔	低密度夹渣	缩松	高密度夹渣	铅字
调整后类别	SC			MFM		FT

在 7~160 mm², 孔类缺陷平均面积为 0.67 mm²。高密度夹渣(MFM)为 639 个, 尺寸在 0.01~40.00 mm², 平均面积为 1.30 mm²。铅字(FT)为 1 057 个, 尺寸在 0.01~22.13 mm², 平均面积为 2.32 mm²。

3.2 试验环境

本试验中, 初始学习率与最终学习率为 0.01, 动量参数为 0.937, 采用 4 张显卡参与训练, 批处理大小为 64, 训练轮次为 200, 软硬件详细信息见表 2。

表 2 试验环境

Tab.2 Experiment environment

参数	试验环境
操作系统	Ubuntu 22.04.5 LTS 64 位
CPU	Intel(R) Xeon(R) Silver 4410T
GPU	NVIDIA GeForce RTX4090*4
Python	Python 3.12
深度学习框架	Pytorch2.2.2 CUDA12.1
DCNv4	1.0.0.post2

3.3 高清处理数据验证试验

通过对比原数据与高清处理后数据在不同模型上的精度以验证 X 射线图片高清处理技术对于模型的效果, 为保证结果准确性, 各模型训练均使用同一个数据集。按照 8:1:1 的比例划分训练集、验证集和测试集。基于实际的工业检测需求, 对实时性、精度均有较高的要求, 而单阶段目标检测模型对这两点的平衡普遍好于两阶段模型, 因此仅对比目前较为前沿的几个单阶段目标检测模型以及一个实例分割模型, 不再专门训练两阶段目标检测模型。使用的标注软件基于 labelme 改进。标注的数据文件为 json 格式, 需要先将数据分别转换为 YOLO 所需的 txt 格式与 RT-DETR 所需的 coco 格式再投入模型训练, 结果见表 3。由表 3 可知, 使用 X 射线高清处理技术后的数据, 对各类模型的性能普遍有所提升, 如 YOLOv5m、YOLOv8m 和 YOLO11m, 相比于原数据 mAP 分别提高了 4.8%、3.6%、3.8%。对于 YOLO11m 和 YOLOv12m 的 mAP 值均达到了 90% 以上, 可见高清处理后的数据, 明显提升了模型性能。

表 3 参数对比

Tab.3 Parameter comparison

模型	mAP/%	
	处理前	处理后
YOLOv5m	79.1	82.9
YOLOv8m	82.6	85.6
YOLOv12m	87.8	91.1
YOLO11m-seg	83.6	84.8
RT-DETR (HGNETv2l)	84.9	86.5
YOLO11m	87.1	90.4

3.4 改进模型对比试验

为验证改进后的模型相较于原模型的性能提升, 先将改进的 SPPF 模块替换到骨干网络作为试验 a, 验证效果后再加入 MSCA 注意力机制模块作为试验 b, 再次验证效果后将改进的 C3k2 模块替换到颈部作为试验 c。模型消融试验结果见表 4。

表 4 模型消融试验

Tab.4 Model ablation test

模型	SPPF 改进模块	MSCA 模块	C3k2 改进模块	mAP/%	GFLOPs(浮点数运算)
原模型				90.4	68.2
试验 a	✓			91.6	68.5
试验 b	✓	✓		92.3	145.4
试验 c	✓	✓	✓	93.2	136.4

由表 4 可知, 试验 a 的 mAP 值较原模型提升了 1.3%, 且浮点数运算增长很少。试验 b 的 mAP 值较原模型提升了 0.8%, 但浮点数运算增加了 1 倍多。试验 c 的 mAP 值相较试验 b 提高了 1.0%, 且运算量减少了 6.2%。将改进方案与其他模型对比, 结果见表 5。

表 5 模型性能对比

Tab.5 Performance comparison for model

模型	mAP-SC/%	mAP-MFM/%	mAP-FT/%	mAP/%	GFLOPs
YOLOv5m	66.5	82.6	99.5	82.9	64.4
YOLOv8m	70.7	87.7	98.4	85.6	79.1
YOLO11m	82.5	89.3	99.4	90.4	68.2
YOLOv12m	81.6	92.3	99.4	91.1	68.1
YOLO11m-seg	69.8	86.2	98.4	84.8	123.6
RT-DETR (HGNETv2l)	72.6	88.0	98.9	86.5	108.0
YOLO11(a)	82.6	92.8	99.4	91.6	68.5
YOLO11(b)	85.4	92.1	99.5	92.3	145.4
YOLO11(c)	86.8	93.3	99.4	93.2	136.4

由表 5 可知, 各改进试验的精度均超过了 YOLOv12m, 相较于原模型 mAP 值分别提高了 1.3%、2.1% 与 3.1%。对于平均面积较大的物体如铅字(FT), 各模型都能较好地识别, 而对于高密度夹渣(MFM), 除了 YOLOv12mmAP 值能达到 90% 以上, 其他原生模块均未达到。在试验 a 中, 加入了用 DCNv4 卷积改进的 SPPF 模块, 增强了对这类缺陷的感知能力, mAP 值较改进前提升了 3.9%, 并且保持了模型原有的轻量化。试验 b 在试验 a 的基础上又增加了 MSCA 注意力机制模块, 提升了对小目标缺陷的提取能力, 但运算量却大大增加。试验 c 在试验 b 的基础上加入 C3k2 模块, 进一步提升了颈部的特征融合能力, 孔类缺陷(SC)的检测较原模型 mAP 值提高了 5.2%。对于本试验, 孔类缺陷占比超过 90%, 提升对孔类缺陷的检测能力对最终的检测结果有重要的影响。改进后的 YOLO11m 训练曲线图见图 11。

图 12 为验证集中随机抽取各部位的验证结果, 共

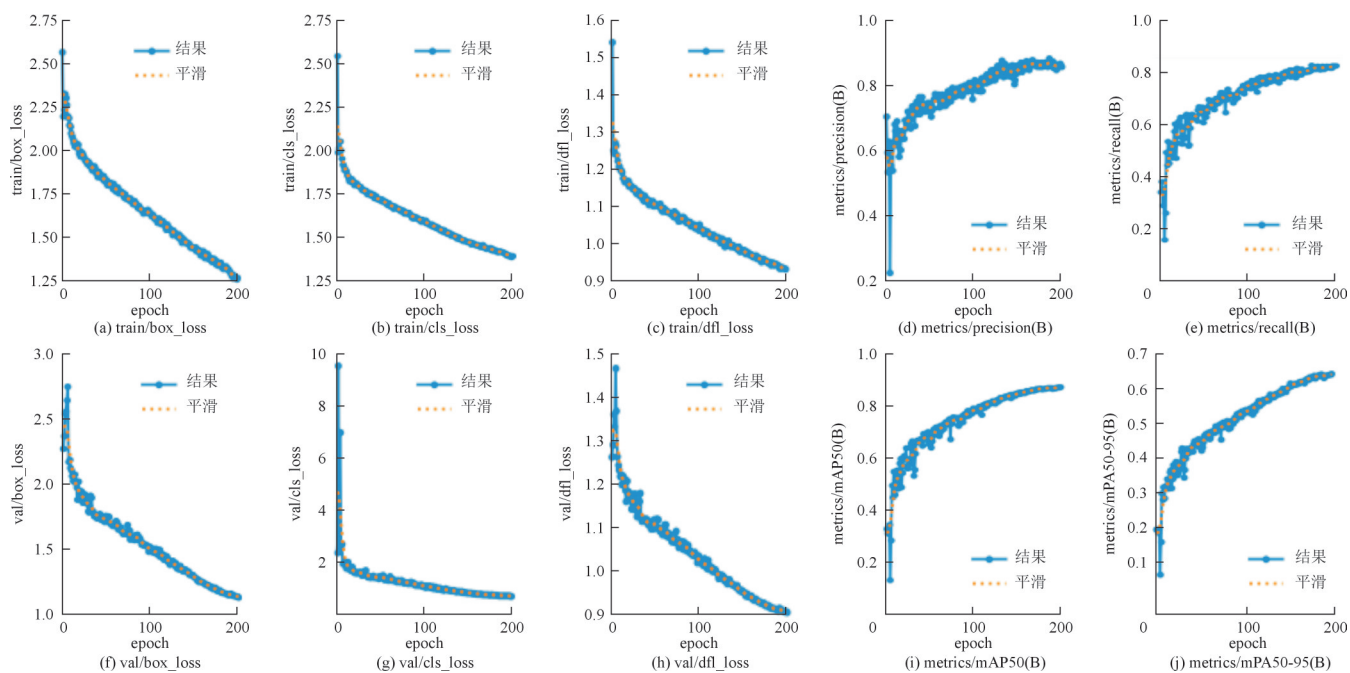


图 11 改进后的 YOLO11m 训练曲线图
Fig.11 Training curves of improved YOLO11m

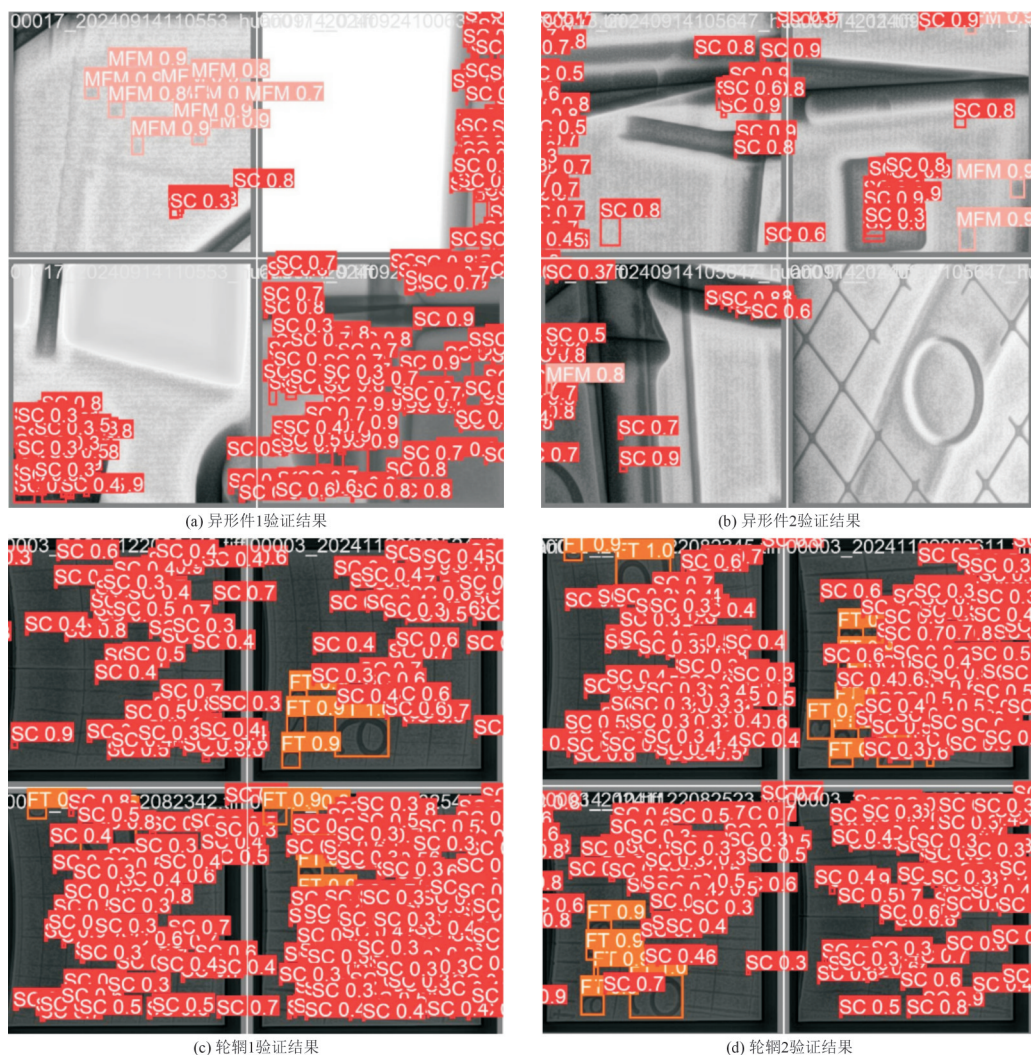
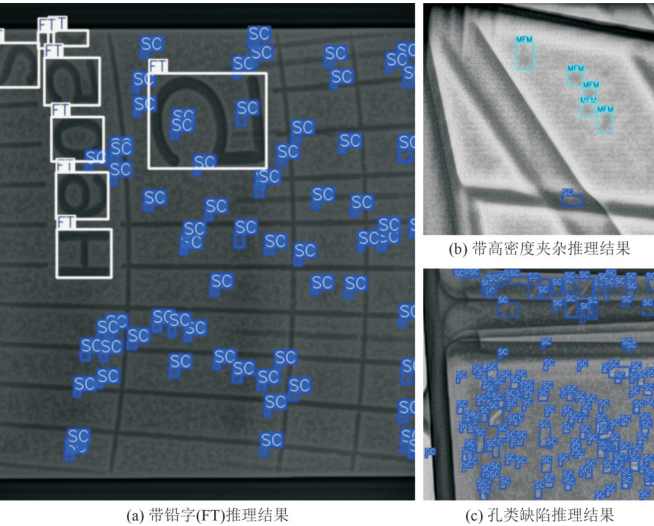


图 12 模型验证结果图
Fig.12 Verification result of model

展示16张结果图,均为640×640。其中前8张为车体各类异形件,后8张为轮辋。可以看出,高密度夹渣(MFM)和铅字(FT)的样本数量少于孔类缺陷(SC),但二者均具有高判别性特征,如边缘明确,形状相对于缩松等孔类缺陷更规则,平均面积更大等。YOLO11采用的Task-Aligned Assigner动态样本分配策略结合颈部网络的BiFPN结构使得模型更适合检测这种高判别性的物体。而孔类缺陷(SC)虽然数量远多于高密度夹渣(MFM)和铅字(FT),但其中除了缩松外,其他缺陷如气孔和缩孔面积均较小,且孔类缺陷除气孔外形状均不规则,因此模型对孔类缺陷(SC)的学习能力弱于另外两类。图13为模型的推理结果。



(a) 带铅字(FT)推理结果 (b) 带高密度夹渣推理结果 (c) 孔类缺陷推理结果

图13 模型推理结果图

Fig.13 Inference result of model

4 应用及验证

4.1 系统设计

将改进的算法集成到铝铸件内部缺陷智能检测软件中,并将软件的检测结果与另一名二级无损检测资格人员(非参与标注)的检测结果对比,以验证软件的实际检测效果。软件基于Windows11系统开发,编译器是Python3.11,软件界面由PyQt5设计,开发平台为PyCharm,打包工具是pyinstaller 6.13。软件的使用环境支持Windows7、Windows8、Windows10、Windows11等操作系统,GPU版本为CUDA12.5。图14为铝铸件X射线图片内部缺陷智能检测系统的软件界面。首先点击软件左上角“文件”,将待检测的文件夹路径传入,并设置好文件夹中对应的文件格式。左侧空白栏显示图片信息,NG代表有缺陷,依据中的L和S分别代表缺陷长度和面积。中间区域分成两块,左侧显示原图,右侧显示检测结果图,下方为缺陷面积排行表,面积最大

的前十个缺陷将会被特殊标注并将面积信息与直径信息展示在该表格中。图15为软件检测过程示意图,该展示图搭载的模型为YOLO11m-seg,并隐藏了矩形框的显示。

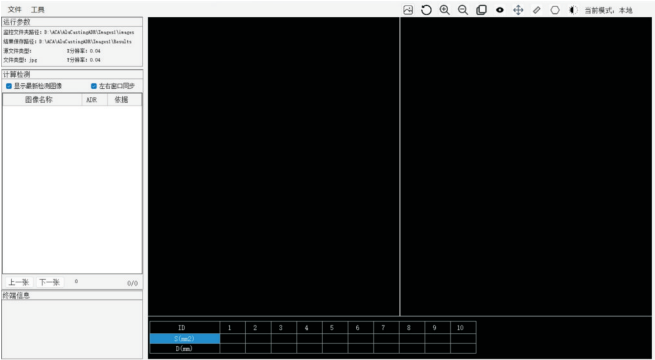


图14 智能检测系统软件界面

Fig.14 Software display of intelligent detection system

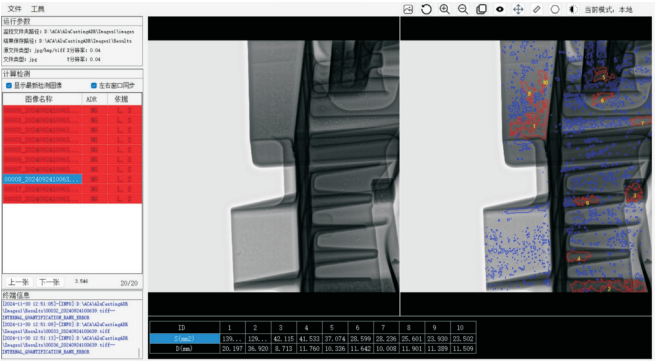


图15 软件检测过程示意图

Fig.15 Schematic diagram of software detection process

4.2 验证

将智能检测系统基于TensorRT部署到检测电脑中,该设备显卡为RTX3060Ti,优化后的模型推理速度提升2~3 ms。随机抽取10张3 072×3 060的缺陷照片作为测试数据,其中孔类缺陷3 135个,高密度夹渣49个,铅字92个。人工按照原图大小检测。软件内置算法会在数据投入模型前缩放为3 200×3 200,再切割成25张640×640的图片,共计250张。软件检测结果与一名二级无损检测资格人员的检测结果作对比,模型以mAP50为判断依据。人工检测结果:孔类缺陷(SC)达79.6%、高密度夹渣(MFM)达92.8%、铅字(FT)达100%,整体mAP为90.8%。孔类缺陷(SC)占比较大且面积较小,易被漏检或误检。系统检测结果为,孔类缺陷(SC)达86.8%、高密度夹渣(MFM)达94.8%、铅字(FT)达99.4%,整体mAP为93.6%,超过了人工检测精度,并且平均检测速度为32 ms,满足工业智能检测与实时检测的要求。

5 结 论

针对深度学习应用于铝铸件内部缺陷检测时,在多尺度缺陷及复杂场景共存条件下检测精度不足的问题,本研究提出了一种高分辨率X射线图像处理技术以及一种基于YOLOv11m的改进算法。首先,通过高分辨率图像处理技术,使缺陷特征更加显著,简化了标注过程,并提升了模型的检测精度。随后,采用DCNv4对SPPF模块进行优化,实现了模型轻量化的同时,增强了对中小型缺陷的识别能力。进一步地,引入MSCA模块以强化对微小目标缺陷的特征提取能力,并通过集成C3k2模块,在提高检测精度的同时,减少了浮点运算量。结果表明,相较于改进前的模型,提出的YOLOv11m算法在孔类缺陷(SC)检测的平均精度(mAP)上提升了约5.2%。此外,与具有专业二级无损检测资质人员的检测结果对比显示,该算法的检测精度能够满足在线实时质量检测的需求。

参 考 文 献

- [1] 颜秋余. 基于X射线图像的航空钛合金铸件缺陷检测与分类研究[D]. 武汉:华中科技大学, 2020.
- [2] 张辉, 张邹铨, 陈煜嵘, 等. 工业铸件缺陷无损检测技术的应用进展与展望[J]. 自动化学报, 2022, 48(4): 935-956.
- [3] 武博. 航空钛合金铸件内部缺陷自动识别关键技术研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2022.
- [4] 姚晓波, 卢文涛, 李博超, 等. 基于图像处理的汽车铝压铸件缺陷智能检测系统研究[J]. 汽车测试报告, 2023(20): 149-151.
- [5] 杨凯, 孙志毅, 王安红, 等. 基于YOLO网络系统的材料缺陷目标检测方法研究[J]. 系统科学学报, 2020, 28(3): 70-75.
- [6] XUE L, HEI J M, CHEN X J, et al. An efficient method of casting defects detection based on deep learning[A]//2020 IEEE International Conference on Advances in Electrical Engineering and Computer Applications(AEECA)[C]. Dalian, China, 2020.
- [7] JIANG H Q, ZHANG X G, TAO C Y, et al. Casting defect region segmentation method based on dual-channel encoding - fusion decoding network[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 247: 123-254.
- [8] WU J D, HUANG Y H. Enhanced identification of internal casting defects in vehicle wheels using YOLO object detection and X-ray inspection[J]. Tra itement du Signal, 2023, 40(5): 1 909-1 920.
- [9] ZHAO Y, LÜ W Y, XU S L, et al. DETRs beat YOLOs on real-time object detection[C]//2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle, WA, USA, 2024.
- [10] İSMAIL E P, ERDAL E. Deep learning-based detection of aluminum casting defects and their types[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 118: 105-636.
- [11] CHEN X Y, LIU Y H, ZHANG Z W, et al. HDRUNet: Single image HDR reconstruction with denoising and dequantization [C]// 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops(CVPRW). Nashville, TN, USA, 2021.

- [12] WANG Y X, HU C F, CHEN K, et al. Self-attention guided model for defect detection of aluminium alloy casting on X-ray image [J]. Computers & Electrical Engineering, 2020, 88: 106-821.
- [13] DURAND F, DORSEY J. Fast bilateral filtering for the display of high-dynamic-range images [C]//Proceedings of the 29th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques (SIGGRAPH'02). New York, USA, 2002.
- [14] XIONG Y W, LI Z Q, CHEN Y T, et al. Efficient deformable convnets: Rethinking dynamic and sparse operator for vision applications[C]//In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). Seattle, WA, USA, 2024.
- [15] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1 904-1 916.
- [16] GUO M H, LU C Z, HOU Q B, et al. SegNeXt: Rethinking convolutional attention design for semantic segmentation[C]// Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Red Hook, NY, USA, 2022.

(编辑:刘晨辉)

《特种铸造及有色合金》征稿启事

《特种铸造及有色合金》杂志是中国科学技术协会主管、中国机械工程学会铸造分会和武汉机械工艺研究所共同主办的全国性科技期刊,是对国内外公开发行的中文核心期刊,中国科技论文统计与分析用刊,INSPEC、CA、MA、AJ、JST、Scopus等国内外权威数据库及检索系统收录期刊,并获得全国优秀科技期刊一等奖、国家期刊奖、新中国60年有影响力的期刊、湖北省十大有影响力的自然科学期刊等。

本刊面向国内外广大科技工作者征稿,征稿内容包括:各种(黑色和有色合金)特种铸造方法、各种有色合金及复合材料的成形理论、工艺、设备、材料、测试与控制、计算机应用等方面的科技成果、生产技术和现场经验,此外还包括各相关学科和交叉学科,如挤压铸造(液态模锻)、半固态加工、新能源材料、电子封装、高熵合金、非晶合金(金属玻璃)、焊接、粉末冶金、合金化、热处理、表面处理等方面的学术和技术研究成果等。

特种铸造及有色合金杂志社(武汉)有限公司

地址:武汉市江岸区建设大道融玺1001大厦11楼

邮编:430019

电话:027-85358206, 85486024,

85358127

投稿网址:www.special-cast.com

邮箱:tzzz@special-cast.com

