童强, 马黄平, 杨俊豪, 等. 基于深度学习的低温沉积食品 3D 打印缺陷识别 [J]. 食品工业科技, 2026, 47(5): 339−347. doi: 10.13386/j.issn1002-0306.2025040229

TONG Qiang, MA Huangping, YANG Junhao, et al. Defect Recognition of Low-temperature Deposition Food 3D Printing Based on Deep Learning[J]. Science and Technology of Food Industry, 2026, 47(5): 339−347. (in Chinese with English abstract). doi: 10.13386/j.issn1002-0306.2025040229

· 分析检测 ·

基于深度学习的低温沉积食品 3D 打印缺陷识别

童　强[1,2], 马黄平[1], 杨俊豪[1], 毕　野[1], 肖帅磊[1], 董秀萍[2,3], 孟庆国[4,*]

（1.大连工业大学机械工程与自动化学院, 辽宁 大连 116034;
2.海洋食品加工与安全控制全国重点实验室, 国家海洋食品工程技术研究中心, 辽宁省海产品精深加工产业共性技术创新平台, 大连市中式预制食品技术创新中心, 辽宁 大连 116034;
3.大连工业大学食品交叉科学研究院, 辽宁 大连 116034;
4.大连长丰实业总公司, 辽宁 大连 116092）

摘　要: 低温沉积（LDM）食品 3D 打印过程中易受到挤出温度、速度、物料流变性能等多因素耦合影响，导致堵料、过量挤出、干涉等多种缺陷，影响打印质量。为实现对缺陷的高效识别，本文搭建了基于工业相机的视觉监测平台，并构建了多类别喷嘴挤出缺陷图像数据集。针对缺陷尺寸小、类间差异不显著等问题，提出了一种融合 ResNet 与 Swin Transformer 的双通道多尺度特征提取网络，并引入多尺度注意力融合模块以提升识别精度。实验结果表明，所提模型能有效识别各类挤出缺陷，对堵料、过量、颗粒状和干涉类别的预测精度分别为 98.20%、97.89%、94.90% 和 97.86%，正常挤出为 97.63%；单张图像平均检测时间为 0.2 s。整体准确率为 97.53%，宏召回率为 97.62%，较 ResNet34 分别提升 4.11 和 4.00 个百分点，展现出优异的识别性能与实时性，可为食品 3D 打印质量控制提供可靠数据支撑。

关键词: 食品 3D 打印, 深度学习, 过程检测, 低温沉积, 缺陷识别

中图分类号: TS207　　**文献标识码:** A　　**文章编号:** 1002−0306(2026)05−0339−09

DOI: 10.13386/j.issn1002-0306.2025040229

本文网刊:

Defect Recognition of Low-temperature Deposition Food 3D Printing Based on Deep Learning

TONG Qiang[1,2], MA Huangping[1], YANG Junhao[1], BI Ye[1], XIAO Shuailei[1], DONG Xiuping[2,3], MENG Qingguo[4,*]

（1.College of Mechanical Engineering and Automation, Dalian Polytechnic University, Dalian 116034, China;
2.National Key Laboratory of Marine Food Processing and Safety Control, National Marine Food Engineering Technology Research Center, Liaoning Province Seafood Deep Processing Industry Common Technology Innovation Platform, Dalian City Chinese-Style Premade Food Technology Innovation Center, Dalian 116034, China;
3.Institute of Food Cross-Science, Dalian Polytechnic University, Dalian 116034, China;
4.Dalian Changfeng Industrial Corporation, Dalian 116092, China）

Abstract: The low-temperature deposition (LDM) food 3D printing process is easily affected by a combination of multiple factors, such as extrusion temperature, speed, and material rheological properties, leading to various issues such as blockage, excessive extrusion, and interference, affecting the printing quality. To achieve efficient identification of defects,

收稿日期: 2025−04−18

基金项目: 辽宁省属本科高校基本科研业务费专项资金资助（LJBKY2025012）; 中国博士后科学基金第 73 批面上项目（2023M730452）。

作者简介: 童强（1989−）, 男, 博士, 讲师, 研究方向: 水产品复合 3D 打印关键技术, E-mail: tongqiang.work@outlook.com。

*** 通信作者:** 孟庆国（1985−）, 男, 学士, 高级工程师, 研究方向: 机器视觉与机械自动化技术, E-mail: mengqingguo_0425@163.com。

this study developed a visual monitoring platform based on industrial cameras by constructing a multi-category nozzle extrusion defect image dataset, addressing the problems of small defect sizes and insignificant inter-class differences. A dual-channel multi-scale feature extraction network that integrated ResNet and Swin Transformer was proposed, and a multi-scale attention fusion module was introduced to improve recognition accuracy. Experimental results showed that the proposed model could effectively identify various types of extrusion defects, with prediction accuracies of 98.20%, 97.89%, 94.90%, and 97.86% for blockage, excess, granularity, and interference, respectively, and 97.63% for standard extrusion. The average detection time for a single image was 0.2 s. The overall accuracy was 97.53%, and the recall rate was 97.62%, which were 4.11 and 4.00 percentage points higher than those of ResNet34, respectively. This demonstrates excellent recognition performance and real-time capabilities, providing reliable data support for food 3D printing quality control.

Key words: food 3D printing; deep learning; process detection; low-temperature deposition; defect identification

当前, 中国制造业快速发展, 正由“制造大国”向“制造强国”转型, 智能制造作为核心方向日益受到重视[1−3]。增材制造(3D 打印)作为代表性技术, 具备设计灵活、材料利用率高、周期短等优势, 被誉为“第三次工业革命”的关键驱动力。挤出沉积式 3D 打印作为其中的重要分支, 广泛应用于生物医学、航空航天、食品等领域, 能够实现结构复杂、定制化的高精度制造, 展现出巨大的应用潜力与发展前景[4−7]。低温沉积成型(LDM)是挤出式 3D 打印的一种, 通过低温环境控制材料成型, 避免高温对食品材料的热降解, 适用于明胶[8]、海藻酸盐[9] 等热敏性食品材料的打印, 具备营养保留、结构可控、个性化定制等优势。

在 LDM 打印过程中, 物料流变性能、设备振动及工艺参数的耦合作用会影响打印稳定性与一致性, 易引发堵塞、过量挤出、干涉等缺陷, 限制该技术在食品打印领域的推广[10−12]。当前缺陷检测主要依赖人工判断, 效率低、误差大, 难以实现数据留存与过程溯源。随着机器视觉与深度学习的发展, 智能监测逐渐应用于 3D 打印。如 Sun 等[13] 通过多摄像头系统成像和图像处理来检测 3D 打印物体中导致物体不完整的缺陷, 从而检测打印完成失败缺陷及质量问题。Chia 等[14] 提出了一种基于视觉的方法, 用于实时扫描、过滤、分割和关联物理打印部件与数字 3D 模型。并通过自动捕获、过滤、分割、重建打印部件的高分辨率点云数据, 并与对应的数字 3D 模型进行比较, 实现打印过程的自动监控和错误检测。尽管已有研究在图像分类与分割上取得进展, 但仍存在实时性差、小目标识别能力弱、缺陷类型易混淆等问题。如 Shi 等[15] 提出一种轻量卷积神经网络用于缺陷检测, 但对颗粒类小缺陷的识别率不足。Zhang 等[16] 改进了基于 YOLOv5 的结构模型实现在线监测, 虽提升了检测速度, 但对类间相似缺陷易产生混淆。此外, 智能检测系统在 LDM 领域的研究仍相对较少。明胶作为一种从动物皮肤和骨骼中提取的天然高分子蛋白质, 主要成分为胶原蛋白的水解产物, 具有良好的生物相容性、热敏凝胶性和可食性, 已被广泛应用于食品 3D 打印领域[17]。由于其在较低温度下可保持较好的成型流变特性, 明胶特别适用于 LDM 打印工艺, 可在保证打印精度的同时实现较高的结构稳定性。因此, 本文以食品级明胶为打印材料, 设计并搭建了基于机器视觉的 LDM 打印过程监测系统, 实现喷嘴挤出状态的实时识别与模型缺陷的在线检测, 为打印质量的过程控制与优化提供了数据支撑和技术保障。

针对上述问题, 本文提出一种融合 ResNet[18−21] 与 Swin Transformer[22−25] 结构的双通道多尺度特征提取网络, 并引入多尺度注意力融合机制, 提升模型对小尺寸、类间差异小的缺陷目标的识别能力。在保证检测精度的同时, 兼顾了模型的实时性和鲁棒性。通过消融实验验证, 该模型在识别准确率和宏召回率方面优于传统 CNN 模型, 更适用于 LDM 喷嘴缺陷识别任务。

1 材料与方法

1.1 材料与仪器

180 冻力食品级明胶　河南糖柜有限公司。

本文使用的低温挤出沉积设备由实验室自主设计, 主要包括挤出机构、温控系统, 如图 1 所示。本实验所用挤出机构为柱塞式结构。运动控制部分由电机驱动丝杆, 推动活塞, 实现线性挤出, 该执行机构由课题组自制, 主要材质为不锈钢。温控系统包括料筒与环境两部分: 料筒加热系统由 PID 温控器、固态继电器、硅胶加热筒及温度传感器构成, 保障物料始终处于熔融状态; 冷却系统同样采用闭环 PID 控制,

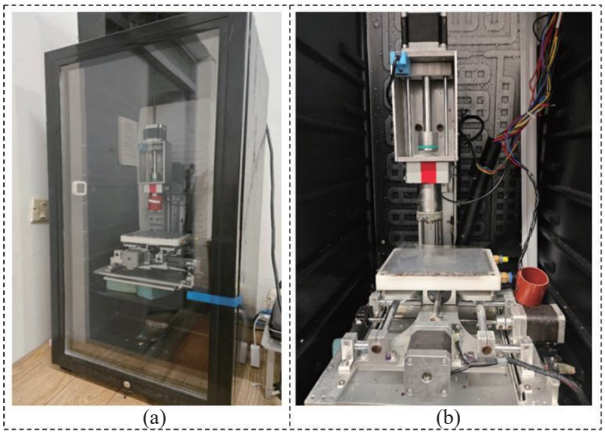


图 1　LDM 设备图

Fig.1　LDM equipment diagram

注: (a)LDM 设备整体外观; (b)LDM 设备挤出打印平台。

用于调节成型室温度，防止打印过程温差干扰。其详情如图 2 所示。

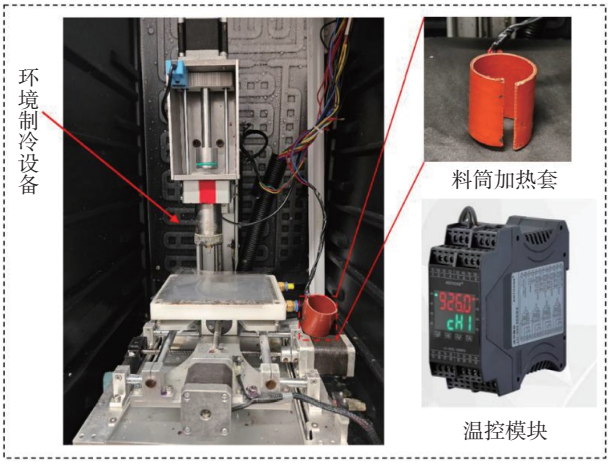


图 2　料筒与环境温控设备

Fig.2　Cylinders and environmental temperature control equipment

监测系统需要的主要硬件设备包括工业相机、镜头、光源、相机夹持设备。工业相机按成像原理分为 CCD 与 CMOS 两种。CCD 图像质量高、噪声低，但功耗大、传输慢；CMOS 功耗低、响应快、成本低，适用于高速成像与实时处理[26−28]。考虑本系统需实时监测喷嘴挤出缺陷，对响应速度要求较高，故选用 CMOS 相机。CMOS 相机高帧率及快速数据处理能力，有助于捕捉高速运动物料并及时反馈缺陷信息。本实验喷嘴直径为 0.6 mm，识别精度要求达 0.1 mm，检测区域为 100 mm×100 mm，需相机成像分辨率不低于 3000×3000 像素。综上，选用海康威视工业相机 MV-CA-060-10GC 作为图像采集设备，满足识别精度与处理需求，如图 3 所示，参数如表 1 所示。

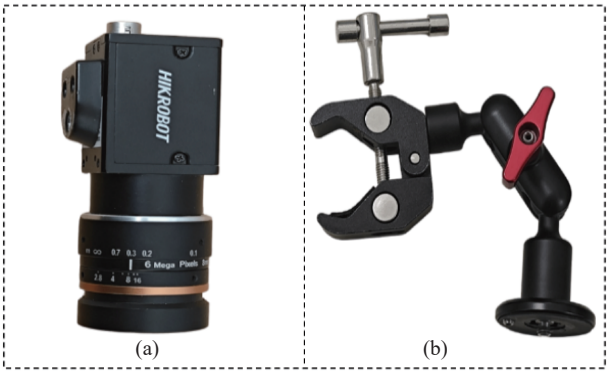


图 3　拍摄设备图

Fig.3　Photographing equipment

注：(a)为工业相机；(b)为夹具。

表 1　工业相机核心参数

Table 1　Core parameters of camera

参数	像元尺寸	靶面尺寸	分辨率	最大帧率	传感器
参数值	25 mm	1/1.8"	0.1 m	17 fps	CMOS

1.2　实验方法

1.2.1　喷嘴挤出缺陷定义及数据采集　根据喷嘴挤出状态可分为五类：正常挤出时，物料线条规则、界面清晰，无堆积或流淌，为理想状态；堵料通常由温度或速度设置不当引起，导致物料在料筒内凝胶化附着，阻碍挤出，表现为打印层空洞、表面凹陷；过量挤出由于挤出速度过快，造成物料堆积、流淌，致使成型边缘不规则；颗粒状挤出则因温度过低使物料凝胶化，挤出呈颗粒状，易引发层间分离；喷嘴干涉多因层厚设置过低，喷嘴刮起或被包裹物料，导致成型表面不平整，亦易造成层间分离。其详情如图 4 所示。

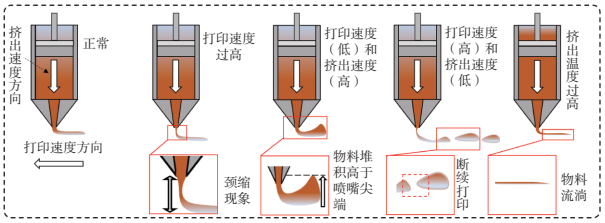


图 4　挤出状态图

Fig.4　Extrusion state diagram

为实现喷嘴挤出缺陷的高效识别与精准分类，本文基于低温沉积建模(LDM)食品 3D 打印实验平台，通过系统调控挤出温度、打印速度、挤出速度等关键工艺参数，主动诱导形成五类典型喷嘴状态，正常、堵料、过量、颗粒状和喷嘴干涉。数据采集过程中，采用高清工业相机垂直固定于打印区域上方，实时记录喷嘴挤出过程。各类缺陷状态通过典型参数干预实现，首先，使用明胶打印不同尺寸立方体模型。相机及安装位置如图 5 所示，光源采用条形光源，远端侧向照明，采集区域为喷嘴尖端区域。合理参数配置下获得正常挤出状态(挤出速度 0.015~0.03 mm/s，挤出温度为 40~50 ℃、打印速度 7~10 mm/s)，共采集 1140 张图片；降低温度或提高速度诱发堵料现象，共采集 1048 张图片；挤出量过大或速度过慢导致过量挤出，共采集 978 张图片；温度不足造成物料颗粒状挤出，共采集 604 张图片；层厚设置过小易引发喷嘴干涉，共采集 1084 张图片。每种状态均通过多次试验反复诱导，确保缺陷样本的代表性与覆盖性，采集结果如图 6 所示。随后，从采集视频中提取关键帧图像，剔除模糊与无效帧，依据缺



图 5　采集数据情况图

Fig.5　Data collection situation diagram

陷特征人工标注对应类别，构建涵盖五类喷嘴挤出状态的图像数据集，为后续深度学习模型的训练与验证提供高质量数据支撑。

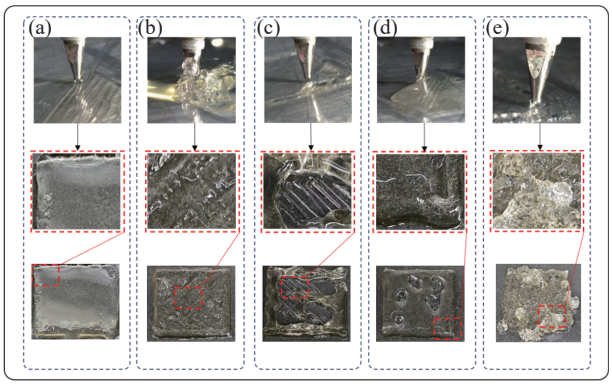


图 6 喷嘴挤出缺陷及打印件表面状态

Fig.6 Nozzle extrusion defects and printed part surface conditions

注：(a)正常挤出状态；(b)喷嘴与成型表面干涉；(c)喷嘴堵料；(d)喷嘴过量挤出；(e)颗粒状挤出。

1.2.2 构建双通道多尺度特征融合缺陷识别模型

本文提出的双通道多尺度特征融合网络主要由特征提取网络和多尺度特征融合模块组成，网络的基本框架如图 7 所示。模型采用 ResNet34 与 Swin Transformer 的双通道结构应对生物材料 3D 打印过程中喷嘴挤出缺陷尺寸微小、类间差异不显著等问题，提升模型对细粒度缺陷特征的提取能力。针对打印过程中典型的微小挤出缺陷(如堵料现象，其主要表现为喷嘴尖端不再挤出物料)，由于喷嘴与成型面之间的距离通常为 0.1~0.3 mm，喷嘴直径约为 0.4 mm，故相关缺陷在图像中的面积占比极小，如图 8 所示，对特征提取网络的感知能力提出了较高要求。Swin Transformer 通过分层窗口注意力机制构建了多尺度渐进式的特征融合路径：在 Stage 1 阶段采用 4×4 的细粒度窗口，以捕捉材料表面微小形变特征；在 Stage 3 阶段扩展至 16×16 窗口，实现局部拓扑关联建模，用于识别挤出路径中的局部畸变模式；最终在 Stage 4 阶段通过 32×32 的宏观窗口进行全局建模，用于检测挤出材料的整体形态异常，从而实现对不同尺度缺陷的统一感知与判别。

模型首先对输入的喷嘴图像进行预处理，包括随机旋转和水平翻转等数据增强。随后，图像输入双通道特征提取网络：ResNet 用于提取全局特征，Swin Transformer 提取局部特征。提取的特征通过多尺度注意力融合模块进行融合，以提升分类准确率。最后，融合特征输入多层感知机(MLP)实现分类。

1.2.2.1 全局特征提取模块 ResNet(残差网络)由 He 等[29]提出，通过引入残差结构，有效缓解了深层网络中的梯度消失问题。其核心思想是利用恒等映射将输入特征直接传递到后续层，实现“跳跃连接”，数学表达如式(1)。这种结构提升了网络的训练效率和深层模型的稳定性。

$$y = \mathcal{F}(x,\{W_i\}) + x \quad \text{式（1）}$$

式中：x 表示输入特征向量或特征图，$\mathcal{F}(x,\{W_i\})$ 表示残差映射函数，通常由多个卷积层、BatchNorm 和激活函数(如 ReLU)组成，其中$\{W_i\}$为这些层的可学习权重参数集合；y表示该残差块的输出特征，与输入x具有相同的维度。

1.2.2.2 局部特征提取模块 Swin Transformer 是 Liu 等[30]提出的一种改进型视觉 Transformer 架构，旨在解决传统 Transformer 计算量大、效率低的问

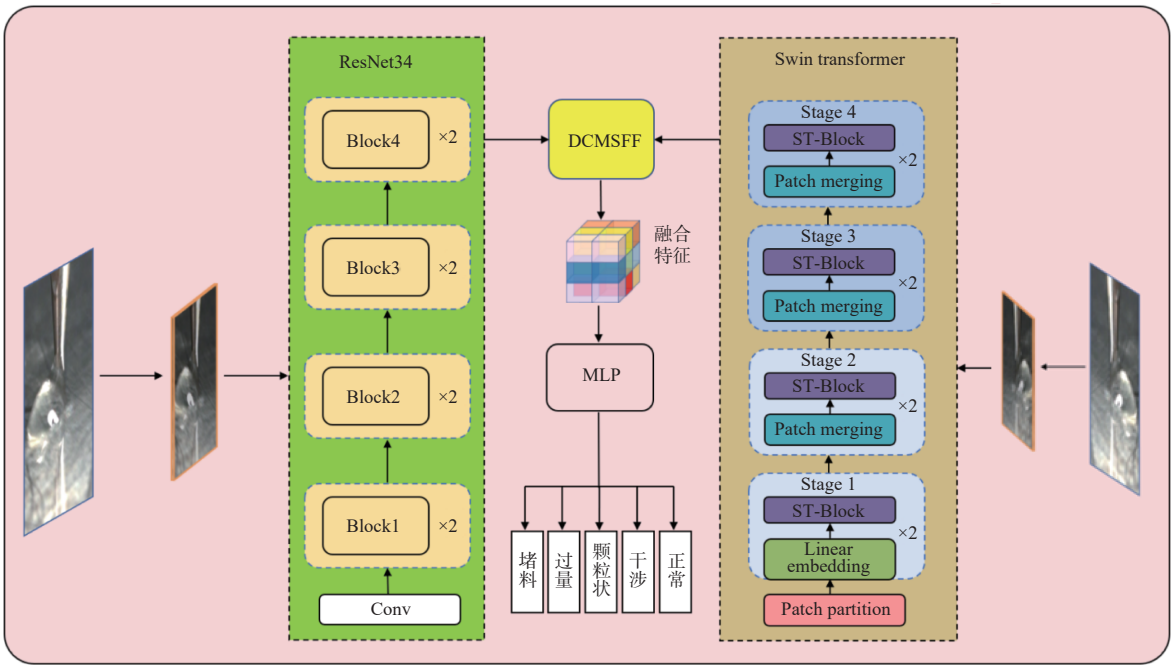


图 7 网络模型架构图

Fig.7 Network model architecture diagram

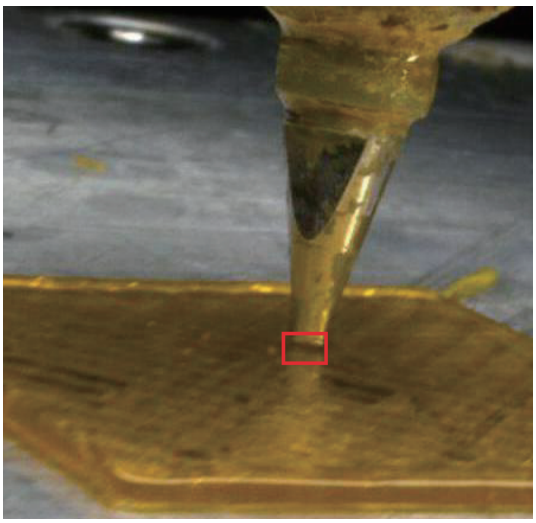


图 8　缺陷情况图

Fig.8　Defect situation diagram

题。通过局部窗口内的自注意力计算和滑动窗口机制实现跨窗口信息交互，同时采用分层结构，逐步提取更高层次特征。其基本模块包括归一化层（LN）、窗口自注意力（W-MSA）、偏移窗口注意力（SW-MSA）和多层感知机（MLP）。

1.2.2.3　多尺度特征融合模块　在低温沉积环境下采集的喷嘴挤出缺陷图像存在类间差异小、对比度低等问题，导致传统单一特征提取网络难以获得有效特征，分类精度和鲁棒性较差。为此，本文在双通道特征提取网络基础上，设计了一种基于空间通道注意力的多尺度特征融合模块，如图 9 所示。该模块包含通道注意力（用于增强 ResNet 提取的全局特征）、空间注意力（用于强化 Swin Transformer 提取的局部特征）以及空间通道注意力交互模块。通过对全局与局部特征间的关联性建模，实现更有效的特征增强，提升模型的检测能力与鲁棒性。

1.2.3　Swin Transformer 模块消融实验　为评估 Swin Transformer 模块对双通道特征提取网络的影响，本文设计了以下消融实验：首先，采用常用 CNN 网络进行缺陷识别，选取性能最优的 CNN 网络作为全局特征提取通道；其次，将不同 CNN 网络与 Swin Transformer 组合，构建双通道特征提取网络，在 1.2.2 小节制作的喷嘴挤出缺陷数据集上进行测试；最后，通过对比各组合模型在测试集上的准确率和宏召回率，评估单通道 CNN 网络结构及 CNN 网络与 Swin Transformer 组合的优劣，确定最优的特征提取网络结构。双通道网络命名为 SWT-CNNs，其中 SWT 为 Swin Transformer 简写，CNNs 表示具体网络结构。所用 CNN 包括 ResNet、VGG[31]、AlexNet[32]、MobileNet[33]。

1.2.4　DCMSFF 特征融合模块的消融实验　在上一小节中不包含 DCMSFF 的 SWT-ResNet34 在本文建立的喷嘴挤出缺陷数据集上的表现是最好的，因此本小节选用 SWT-ResNet34 作为特征提取网络，通过是否在 SWT-ResNet34 特征提取网络之后添加 DCMSFF 特征融合模块，验证 DCMSFF 模块对于提升模型性能的有效性。

1.2.5　模型训练环境与参数设置　本实验在 Windows 11 操作系统上进行，使用 13th Gen Intel Core i7-13620H CPU（2.40 GHz）和 NVIDIA RTX 4050 8GB GPU。编程环境为 PyCharm 2022，深度学习框架为 PyTorch 2.4.0，编程语言为 Python 3.10.13。训练中，采用图像增强方法，数据集按 7∶2∶1 比例划分为训练集、验证集和测试集。训练轮数为 50，批次大小为 16，损失函数为交叉熵，优化器为 Adam，初始学习率为 0.001。

1.2.6　模型性能评价指标　为评估缺陷识别模型在喷嘴挤出缺陷识别方面的准确性，本文选取了以下分类性能指标：宏召回率（Recall，R）、准确率（Accuracy）。各指标的具体计算公式如下。

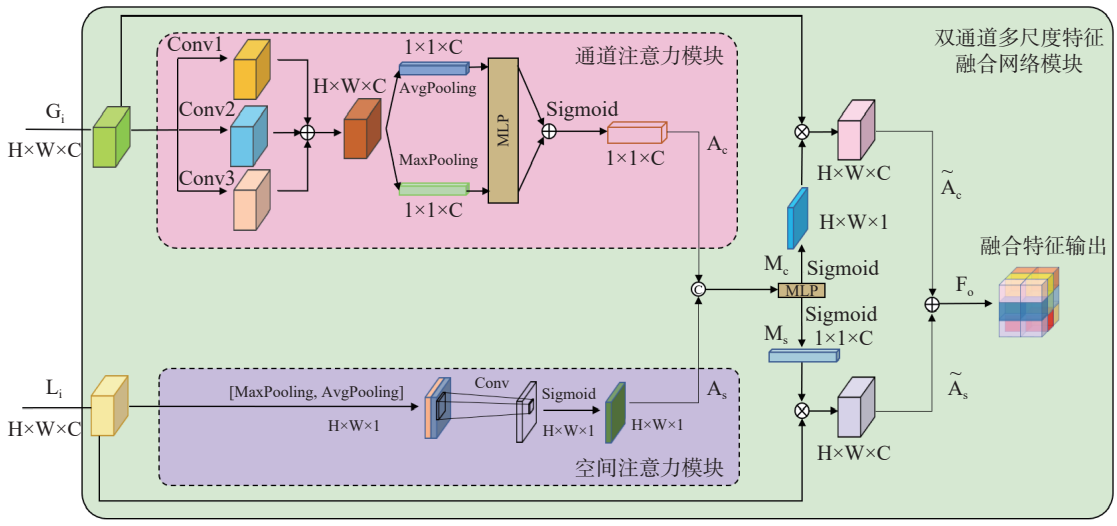


图 9　多尺度特征融合模块

Fig.9　Multi-scale feature fusion module

召回率 R 反映的是在进行挤出缺陷分类时，在实际为正例的样本中，被模型正确预测为正例的比例。TP（True Positive，真阳性），实际为正例（比如“存在缺陷”），且模型预测为正例的样本数量。FN（False Negative，假阴性），实际为正例，但模型错误预测为负例（比如“漏检了缺陷”）的样本数量。

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad 式（2）$$

Macro-Recall 为宏召回率，通过计算每个类别的召回率 R，然后对所有类别的召回率进行平均，可以提供对分类模型的全面评估。i 代表第 i 个类别，n 为类别总数。

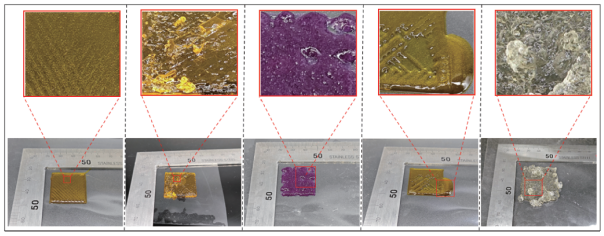
$$Macro_R = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} R_i \quad 式（3）$$

准确率（Accuracy）用来计算正确预测的样本数占所有样本总数的比例。如式（4）所示。TN（True Negative，真阴性），实际为负例（比如“无缺陷”），且模型预测为负例的样本数量。FP（False Positive，假阳性），实际为负例，但模型错误预测为正例（比如“误判出不存在的缺陷”）的样本数量。

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad 式（4）$$

1.3 数据处理

根据常见缺陷类型，实验将缺陷图像划分为 5 个类别（如图 10 所示）。为提升分类性能并降低计算资源消耗，采集到的图像以喷嘴为中心裁剪为 224×224 尺寸，以突出喷嘴区域、减少背景干扰，从而增强模型对缺陷细节的识别能力和鲁棒性。图像预处理与数据集构建过程通过 PyCharm 进行脚本化实现，包括自动裁剪、数据增强和文件结构整理。考虑到喷嘴在 LDM 打印过程中的持续运动及光照变化，采用亮度、对比度、色调、饱和度的随机调整及小角度旋转等方式进行数据增强，以提升模型的泛化能力。模型训练过程产生的准确率曲线和损失曲线等可视化结果使用 Origin 绘制，以获得更清晰的图形展示效果；实验流程示意图及部分图像展示在 PPT 中进行排版与呈现。最终共获得 4854 张有效图像，并按照 7∶2∶1 的比例划分为训练集、验证集和测试集，分别用于模型训练、超参数调优和性能评估。



(a) 表面波纹状　(b) 表面刮痕　(c) 表面凹坑　(d) 边缘不规则　(e) 表面颗粒状

图 10　缺陷种类图

Fig.10　Defect type diagram

2 结果与分析

2.1 训练过程分析

如图 11 所示，为本研究模型训练过程中的学习率（LR）变化曲线。训练采用 Adam 优化器，初始学习率设定为 0.001，并在训练过程中按照线性衰减策略逐步降低，至第 50 轮时接近于 0。因此，将训练轮数设置为 50 轮，在学习率策略与模型收敛速度之间实现良好平衡，确保模型在保持较高精度的同时，具备较好的训练效率与泛化能力。

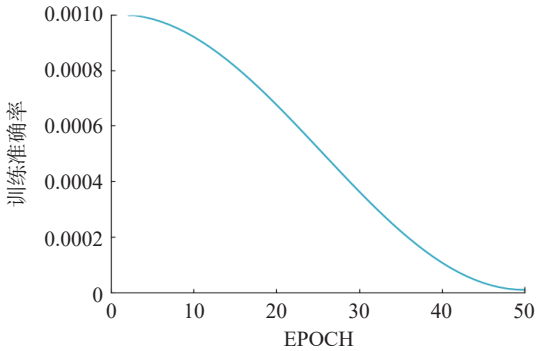


图 11　训练过程学习率

Fig.11　Learning rate during training

2.2 Swin Transformer 模块消融结果

在实验方法中设计了模块消融实验，构建了多个包含或不包含 Swin Transformer 的模型进行对比分析，实验结果如表 2 所示。

表 2　关于 Swin Transformer 模块的双通道特征提取网络消融实验

Table 2　Dual-channel feature extraction network ablation experiments on Swin Transformer module

模型	准确率(%)	宏召回率(%)
ResNet18	87.23	88.10
SWT-ResNet18	92.39	93.20
ResNet34	88.27	90.85
SWT-ResNet34	93.42	93.62
VGG16	83.21	84.36
SWT-VGG16	86.22	87.12
VGG19	85.62	85.41
SWT-VGG19	89.27	88.44
AlexNet	80.30	82.16
MobileNet	82.41	83.22

在对比 ResNet18、ResNet34、VGG16、VGG19、MobileNet 和 AlexNet 等多个网络模型后发现，ResNet34 在喷嘴挤出缺陷识别任务中的整体表现最优，准确率达到 88.27%，宏召回率为 90.85%。说明相比其他 CNN 模型，ResNet34 在本任务中具有更强的特征提取和识别能力。同时，将原始 CNN 网络与其对应加入 Swin Transformer 模块的双通道结构进行比较，如 ResNet18 与 SWT-ResNet18、ResNet34 与 SWT-ResNet34、VGG16 与 SWT-VGG16、VGG19 与 SWT-VGG19，从实验结果得出加入 Swin Transformer 模块的双通道网络模型在喷嘴挤

出缺陷数据集上的表现不仅优于不包含 Swin Transformer 的网络模型，而且优于常用的 MobileNet 与 AlexNet。由此可知包含 Swin Transformer 模块的双通道特征提取网络结构优于单通道的 CNNs 网络。此外，SWT 系列模型在整体表现上也明显优于 MobileNet 和 AlexNet，进一步验证了引入 Swin Transformer 的双通道特征提取结构在提升喷嘴缺陷识别精度方面的优势。

2.3　DCMSFF 特征融合模块消融结果

在 2.2 的对比实验中，SWT-ResNet34 在喷嘴挤出缺陷数据集上表现最佳。因此，以 SWT-ResNet34 作为基础特征提取网络，进一步通过在其后添加或不添加 DCMSFF 特征融合模块的方式，验证 DCMSFF 模块在提升模型识别性能方面的有效性。

由表 3 可知，加入 DCMSFF 特征融合模块后的 SWT-ResNet34-DCMSFF 模型在准确率和宏召回率上分别比 SWT-ResNet34 提升了 4.11% 和 4%，验证了 DCMSFF 模块对提升模型性能的显著作用。为进一步评估 DCMSFF 模块的效果，本文采用准确率和宏召回率两项指标，对模型在不同喷嘴挤出缺陷类别上的识别效果进行分析（见表 4 和表 5）。在堵料、过量、颗粒状、干涉四类缺陷中，SWT-ResNet34-DCMSFF 在准确率和宏召回率上均优于未引入 DCMSFF 的模型，说明 DCMSFF 模块能有效增强模型对缺陷的识别能力。尤其对类间差异较小的干涉与颗粒状缺陷，SWT-ResNet34-DCMSFF 模型的准确率和宏召回率分别达到了 97.86%、96.88% 和 94.90%、99.97%，比 SWT-ResNet34 提升了 1.76%、2.88% 和 5.80%、8.57%。从图 13 混淆矩阵也可看出，各类缺陷分类准确率较高，误判样本极少，干涉与颗粒状缺陷之间仅错判 3 例。DCMSFF 模块通过通道和空间注意力交互增强局部与全局特征融合，提升了模型在复杂模糊场景下的识别精度。此外，SWT-ResNet34-DCMSFF 模型对正常挤出状态的准确率和宏召回率分别达到了 97.63%、96.88%，较 SWT-ResNet34 提升 3.59% 和 3.65%，为后续工艺参数监测提供了更高质量的图像数据支持。

表 3　DCMSFF 特征融合模块的消融实验

Table 3　Ablation experiments with DCMSFF feature fusion module

模型	准确率(%)	宏召回率(%)
SWT-ResNet34-DCMSFF	97.53	97.62
SWT-ResNet34	93.42	93.62

表 4　SWT-ResNet34 模型对具体缺陷类型的分类性能

Table 4　Classification performance of SWT-ResNet34 model for specific defect types

类型	准确率(%)	宏召回率(%)
堵料	93.75	95.12
过量	91.89	92.34
颗粒状	89.10	91.40
干涉	96.10	94.00
正常	94.04	93.23

表 5　SWT-ResNet34-DCMSFF 模型对具体缺陷类型的分类性能

Table 5　Classification performance of SWT-ResNet34-DCMSFF model for specific defect types

类型	准确率(%)	宏召回率(%)
堵料	98.20	99.06
过量	97.89	95.89
颗粒状	94.90	99.97
干涉	97.86	96.88
正常	97.63	96.88

图 12 展示了 SWT-ResNet34-DCMSFF 模型在训练集（train）和验证集（val）上的准确率变化趋势。随着训练轮次增加，训练准确率持续上升并趋近于 1，说明模型对训练数据的特征学习十分充分。相比之下，验证准确率虽然同样稳步提升，但其增长更加平缓，并在后期保持在一个稳定的高水平，表明模型在未见样本上的预测能力较强。此外，训练与验证准确率之间未出现明显分离，二者差距逐渐缩小，说明模型没有出现过拟合，且泛化性能较为理想。

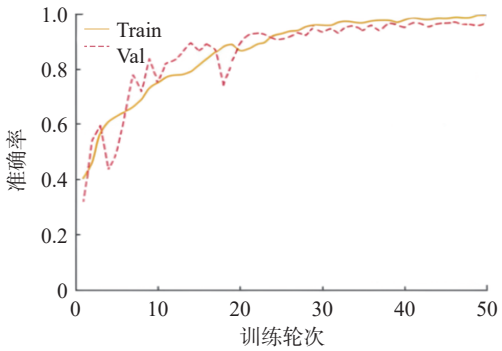


图 12　SWT-ResNet34-DCMSFF 模型准确率

Fig.12　SWT-ResNet34-DCMSFF model accuracy

图 13 展示了模型在喷嘴挤出缺陷识别任务中的混淆矩阵。其中纵轴表示真实标签，横轴表示模型预测标签，矩阵中对角线处的元素表示被准确分类的样本数量，即模型预测结果与真实标签一致的样本

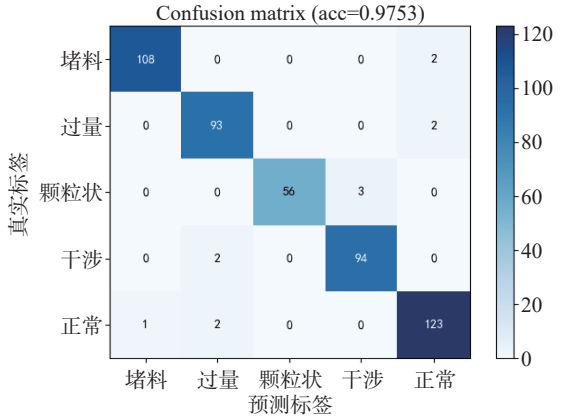


图 13　SWT-ResNet34-DCMSFF 模型的混淆矩阵

Fig.13　Confusion matrix of SWT-ResNet34-DCMSFF model

数; 而非对角线位置的数值则代表分类错误的样本数量。从结果可以看出, 模型对各类挤出缺陷的分类效果整体较为理想。正常类样本中有 123 个被正确识别, 干涉类正确识别 94 个样本, 颗粒状、过量和堵料类的识别也较准确, 分别正确分类了 56、93 和 108 个样本。虽然存在少量误判, 例如将正常类误分为堵料(1 个)和过量(2 个), 但整体识别准确率达到 97.53%, 表明该模型具备较强的分类能力, 能有效区分不同类型的喷嘴挤出缺陷。

3 结论

本研究针对低温沉积(LDM)食品 3D 打印过程中的挤出缺陷识别难题, 融合深度学习与机器视觉技术, 构建了一套高效、智能的缺陷监测与识别系统。结果表明, 引入 DCMSFF 特征融合模块后, SWT-ResNet34-DCMSFF 模型在准确率和宏召回率上分别较 SWT-ResNet34 提升了 4.11% 和 4%, 显著增强了模型性能。进一步对五类喷嘴状态进行评估, 在堵料、过量、颗粒状和喷嘴干涉缺陷上, DCMSFF 模块均提升了准确率和宏召回率, 尤其在干涉和颗粒状这两类差异性较小的缺陷中, 准确率和宏召回率分别达到 97.86%、96.88% 和 94.90%、99.97%, 相比基础模型提升了 1.76%、2.88% 和 5.80%、8.57%。混淆矩阵结果也显示各类缺陷分类准确率接近理想, 仅有 3 例干涉与颗粒状挤出误判, 说明 DCMSFF 模块通过通道与空间注意力交互提升了特征区分能力与关注精度, 增强了模型在复杂场景下的判别能力。同时, 对喷嘴正常状态的识别也更为准确, 准确率和宏召回率分别提升至 97.63%、96.88%, 平均每帧图像的检测耗时仅为 0.2 s, 展示出较强的实时性, 具备在线部署的初步能力, 为后续实现闭环控制提供了良好的基础, 为后续工艺监测提供更优数据支撑。

然而, LDM 工艺中常用的海藻酸盐等材料在物理性质与成型表现上存在差异, 可能对图像特征提取产生影响, 进而限制模型的泛化能力。受限于当前数据与实验条件, 尚未开展跨材料的系统验证。后续将扩展材料种类, 构建多材料缺陷图像数据集, 并结合迁移学习与多任务学习策略, 提升模型在多种热敏性材料下的识别鲁棒性与工程适应性。此外, 目前模型主要聚焦于图像层面的缺陷类型识别, 下一阶段将结合打印过程中关键参数的实时监测, 构建面向食品 3D 打印的过程调控模型, 进一步研究材料行为与打印质量之间的关联, 为参数优化、闭环控制及系统智能集成奠定基础。

© The Author(s) 2026. This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/).

参考文献

[1] 智能制造——中国制造 2025 主攻方向[J]. 起重运输机械, 2018(1): 44−45. [Intelligent manufacturing-the main direction of Made in China 2025[J]. Hoisting and Conveying Machinery, 2018(1): 44−45.]

[2] 周济. 智能制造是“中国制造 2025”主攻方向[J]. 企业观察家, 2019(11): 54−55. [ZHOU Ji. Intelligent manufacturing is the main direction of "Made in China 2025"[J]. Enterprise Observer, 2019(11): 54−55.]

[3] 刘赵宁, 张树山, 谷城, 等. 智能制造是否抑制了企业破产风险?基于工业机器人应用的经验证据[J]. 兰州学刊, 2025(3): 97−111. [LIU Zhaoning, ZHANG Shushan, GU Cheng, et al. Does intelligent manufacturing dampen the risk of enterprise bankruptcy? Empirical evidence based on industrial robot adoption[J]. Lanzhou Academic Journal, 2025(3): 97−111.]

[4] 付威铭, 王欣. 增材制造技术在重点行业的应用及未来发展趋势[J]. 金属加工(冷加工), 2024(11): 1−9. [FU Weiming, WANG Xin. Application and future development trend of additive manufacturing technology in key industries[J]. Metal Working, 2024(11): 1−9.]

[5] ZHANG Y S, HAGHIASHTIANI G, HÜBSCHER T, et al. 3D extrusion bioprinting[J]. Nature Reviews Methods Primers, 2021, 1: 75.

[6] MARTINEZ D W, ESPINO M T, CASCOLAN H M, et al. A comprehensive review on the application of 3D printing in the aerospace industry[J]. Key Engineering Materials, 2022, 913: 27−34.

[7] 童强, 杨俊豪, 肖帅磊, 等. 多喷头 3D 打印技术在食品加工中的应用研究进展[J]. 食品工业科技, 2025, 46(19): 492−500. [TONG Qiang, YANG Junhao, XIAO Shuailei, et al. Research progress on the application of multi-nozzle 3D printing technology in food processing[J]. Science and Technology of Food Industry, 2025, 46(19): 492−500.]

[8] 沙小梅, 晏俅洋, 陈文美, 等. 提取 pH 值对猪皮明胶凝胶性能和特征性多肽鉴定的影响[J]. 食品科学, 2023, 44(18): 26−33. [SHA Xiaomei, YAN Nongyang, CHEN Wenmei, et al. Effect of extraction pH on gelling properties and characteristic peptide identification of pigskin gelatin[J]. Food Science, 2023, 44(18): 26−33.]

[9] 苑龙, 李森, 卞继超, 等. 3D 生物打印生物墨水灭菌技术的合理选择与应用[J]. 中国组织工程研究, 2022, 26(18): 2914−2921. [YUAN Long, LI Sen, BIAN Jichao, et al. Reasonable choice and application of bio-ink sterilization technology for 3D bioprinting[J]. Chinese Journal of Tissue Engineering Research, 2022, 26(18): 2914−2921.]

[10] OUTREQUIN T C R, GAMONPILAS C, SIRIWATWECHAKUL W, et al. Extrusion-based 3D printing of food biopolymers: A highlight on the important rheological parameters to reach printability[J]. Journal of Food Engineering, 2023, 342: 111371.

[11] LIU Z B, ZHANG M, BHANDARI B, et al. Impact of rheological properties of mashed potatoes on 3D printing[J]. Journal of Food Engineering, 2018, 220: 76−82.

[12] SHI Shaohong, JIANG Yuheng, REN Hao, et al. 3D-Printed carbon-based conformal electromagnetic interference shielding module for integrated electronics[J]. Nano-Micro Letters, 2024, 16(1): 85.

[13] SUN Chunhua, SHANG Guangqing. Application and development of 3D printing in medical field[J]. Modern Mechanical Engineering, 2020, 10(3): 25−33.

[14] CHIA H N, WU B M. Recent advances in 3D printing of biomaterials[J]. Journal of Biological Engineering, 2015, 9(1): 4.

[15] SHI Qi, ZHANG Congxuan, CHEN Zhen, et al. An infrared

small target detection method using coordinate attention and feature fusion[J]. Infrared Physics & Technology, 2023, 131: 104614.
[16] ZHANG Zhang. KaKs_Calculator 3.0: Calculating selective pressure on coding and non-coding sequences[J]. Genomics, Proteomics & Bioinformatics, 2022, 20(3): 536−540.
[17] CHEN Bicheng, XU Hongyu, LIU Shiwen, et al. Processing and performance of 3D-printed gelatin-based edible composite hydrogels[J]. Journal of Applied Polymer Science, 2024, 141(30): e55708.
[18] WU Suyang, CHU Hongmei, CHENG Cong. Deep network for steel surface defect detection based on attention mechanism [C]//2023 2nd International Conference on Innovations and Development of Information Technologies and Robotics (IDITR). IEEE, 2023: 89−93.
[19] ZHU Anfu, CHEN Shuaihao, LU Fangfang, et al. Recognition method of tunnel lining defects based on deep learning[J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2021, 2021(1): 9070182.
[20] GAO Mingyu, QI Dawei, MU Hongbo, et al. A transfer residual neural network based on ResNet-34 for detection of wood knot defects[J]. Forests, 2021, 12(2): 212.
[21] LIU Xiang. An adaptive defect-aware attention network for accurate PCB-defect detection[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 5040811.
[22] ZHU Wei, ZHANG Hui, ZHANG Chao, et al. Surface defect detection and classification of steel using an efficient Swin Transformer[J]. Advanced Engineering Informatics, 2023, 57: 102061.
[23] GAO Linfeng, ZHANG Jianxun, YANG Changhui, et al. Cas-VSwin transformer: A variant swin transformer for surface-defect detection[J]. Computers in Industry, 2022, 140: 103689.
[24] LI Yinghao, XIANG Yihao, GUO Haogong, et al. Swin transformer combined with convolution neural network for surface defect detection[J]. Machines, 2022, 10(11): 1083.
[25] LIU Yulong, WU Hao, XU Youzhi, et al. Automatic PCB sample generation and defect detection based on ControlNet and Swin Transformer[J]. Sensors, 2024, 24(11): 3473.
[26] ZHAO Xia, LIU Bin, YANG Chunhui. A new calibration method for linear CCD camera[J]. Procedia Engineering, 2010, 7: 290−296.
[27] QU Jiaxu, YUE Caixu, ZHOU Jiaqi, et al. On-machine detection of face milling cutter damage based on machine vision[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2024, 133(3): 1865−1879.
[28] YUAN Jun, LIU Libing, YANG Zeqing, et al. Tool wear condition monitoring by combining spindle motor current signal analysis and machined surface image processing[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2021, 116(7): 2697−2709.
[29] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2016: 770−778.
[30] LIU Ze, LIN Yutong, CAO Yue, et al. Swin Transformer: Hierarchical vision transformer using shifted windows[C]//2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE, 2022: 9992-10002.
[31] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[EB/OL]. 2014: arXiv: 1409.1556. https://arxiv.org/abs/1409.1556.
[32] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. 2017, 60(6): 84-90.
[33] HOWARD A G, ZHU Menglong, CHEN Bo, et al. MobileNets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications[EB/OL].2017: arXiv: 1704.04861.https://arxiv.org/abs/1704.04861.