

# 基于改进 SSD 模型的工件表面缺陷识别算法<sup>\*</sup>

李 兰<sup>1</sup>, 奚舒舒<sup>1</sup>, 张才宝<sup>1</sup>, 马鸿洋<sup>2</sup>

(1. 青岛理工大学信息与控制工程学院, 山东 青岛 266500; 2. 青岛理工大学理学院, 山东 青岛 266500)

**摘 要:** 工件表面缺陷是影响机械设备性能的重要因素, 快速高效的检测方法是当前研究的重点。为了解决工件表面缺陷检测问题, 提出一种基于改进 SSD 模型的检测算法。该算法用本文提出的 DH-MobileNet 网络代替 SSD 结构中的 VGG16 网络, 从而简化检测模型, 减少了运算量。同时采用反向残差结构进行位置预测, 并用空洞卷积代替下采样操作以避免信息损失。利用扫描电子显微镜得到工件表面图像, 建立工件表面缺陷数据集并进行扩充, 最后针对碎屑、剥落和梨沟这 3 类高频缺陷进行训练和测试, 并与 YOLO、Faster R-CNN 和原始 SSD 模型进行效果比较。检测结果表明该算法能够更准确、快速地检测工件表面缺陷, 为实际工业场景中的缺陷检测提供了新的思路。

**关键词:** 工件缺陷; SSD 模型; MobileNet; 目标检测

**中图分类号:** TP301

**文献标志码:** A

**doi:** 10.3969/j.issn.1007-130X.2020.09.011

## A surface defect recognition algorithm based on improved SSD model

LI Lan<sup>1</sup>, XI Shu-shu<sup>1</sup>, ZHANG Cai-bao<sup>1</sup>, MA Hong-yang<sup>2</sup>

(1. School of Information and Control Engineering, Qingdao University of Technology, Qingdao 266500;

2. School of Science, Qingdao University of Technology, Qingdao 266500, China)

**Abstract:** Surface defect of workpiece is an important factor that affects the performance of mechanical equipment. Fast and efficient detection is the focus of current research. In order to solve the problem of workpiece surface defect detection, a detection method based on SSD model is proposed. By proposing DH-MobileNet network to replace VGG16 network in SSD structure, this method simplifies the detection model and reduces the computation. At the same time, the inverse residual block is used to predict the position, and the dilated convolution is used to replace the down sampling operation to avoid information loss. Scanning electron microscope is used to obtain the surface image of workpiece, and the workpiece surface defect data set is established and expanded. Finally, three kinds of high frequency defects, namely fragment, peeling off and pear ditch, are trained and tested, and the results are compared with the original models of YOLO, Faster R-CNN and SSD. The test results show that this method can detect the surface defects of the workpiece more accurately and quickly, which provides a new idea for the defect detection in the actual industrial scene.

**Key words:** workpiece defect; SSD model; MobileNet; object detection

<sup>\*</sup> 收稿日期: 2019-12-23; 修回日期: 2020-04-08

基金项目: 国家自然科学基金(61772295, 11975132); 山东省高等教育教学计划(J18KZ012)

通信地址: 266500 山东省青岛市青岛理工大学信息与控制工程学院  
Address: School of Information and Control Engineering, Qingdao University of Technology, Qingdao 266500, Shandong, P. R. China

## 1 引言

机械加工过程中,由于刀具种类或者操作的影响,在加工工件表面会形成各种不同的纹理,实际生产中将这些纹理统称为工件表面缺陷。随着现代工业的迅速发展,机械制造业对工件质量的要求也逐渐提高,工件表面的缺陷大小和类型都直接关系到机械设备的成本、工作性能以及使用寿命等问题。因此,有效地检测出工件表面缺陷对于提高工件利用率、维持设备的正常工作具有重要作用。传统的人工检测方法易受主观判断的影响,导致检测精度不稳定、效率较低,已经无法满足生产需求。基于传统机器视觉(Machine Vision)的检测方法在许多案例中取得了可靠的结果,但是需要特定的预处理方法并利用专业知识提取具有代表性的特征。为了适应现代机械制造业的发展,越来越多的研究者开始研究基于深度学习的缺陷检测方法。深度学习作为一种简单快速的数据分析方法,在图像处理、目标检测等领域取得了突破性的进展。随着深度学习的不断进步,卷积神经网络以其速度快、效率高、抗干扰能力强等突出优点在目标检测<sup>[1]</sup>任务上有着非常突出的表现,成为了机械制造业中检测技术的研究热点之一。

近年来,基于深度学习和机器视觉的缺陷监测技术逐渐被工业生产所采用<sup>[2]</sup>,有效地促进了智能制造业的发展。深度学习算法在分类和目标检测任务中表现出了最先进的特性,其在表面缺陷检测中也得到了广泛的应用。例如,王宪保等人<sup>[3]</sup>在 2014 年采用深度信念网络(Deep Belief Network)来获得太阳能电池的训练图像与非缺陷模板之间的关系,并通过重建图像与缺陷图像的比较来完成测试图像的缺陷检测;Cha 等人<sup>[4]</sup>在 2017 年利用深度卷积神经网络(Deep Convolutional Neural Network)来识别复杂情况下的混凝土裂缝,如较强的斑点、阴影、超薄裂缝等缺陷,证明深度卷积神经网络优于 Canny 边缘检测、Sobel 边缘检测等传统算法;乔丽等人<sup>[5]</sup>在 2017 年提出缺陷分辨率(Defect Resolution)的概念来衡量缺陷的程度,结果显示缺陷检测率可达 93.3%。以上研究充分展示了深度学习在表面缺陷检测中的优异性能。目前,深度学习进入了一个全新的阶段,图像处理技术不断进步。研究基于卷积神经网络 CNN(Convolutional Neural Network)图像检测方法<sup>[6]</sup>的学者越来越多。前期的深度学习方法主要是以 R-

CNN<sup>[7]</sup>为基础,随后相继出现了 Fast-RCNN<sup>[8]</sup>、Faster-RCNN<sup>[9]</sup>和 Mask-RCNN<sup>[10]</sup>等网络模型,但上述这些两阶段网络模型存在模型过于庞大的情况。为了解决此问题,2016 年 Redmon 等人<sup>[11,12]</sup>提出了 YOLO 网络,简化了网络模型,大大提高了检测速度。随后,Liu 等人<sup>[13]</sup>提出了 SSD(Single Shot multiBox Detector)多尺度特征图的目标检测算法,在 YOLO 的基础上进一步提高了检测精度,是至今为止较为优秀的目标检测算法。

针对工件表面缺陷检测问题,赵君爱等人<sup>[14]</sup>在 2004 年提出了一种基于像元搜索算法的微小缺陷检测方法,但该方法检测速度较慢并且不适合数据集庞大的缺陷检测。Li 等人<sup>[15]</sup>在 2018 年提出基于深度学习 MobileNet-SSD 模型的表面缺陷检测算法,并将其应用于实际生产,但此算法不能普遍用于一般性能的系统。

为了更精确、高效地检测工件表面缺陷,避免传统检测方法的缺点,本文提出基于改进 SSD 网络模型的工件表面缺陷检测算法,该算法在 MobileNet 网络的基础上提出 DH-MobileNet 网络模型,并以此代替 SSD 网络模型中的 VGG16,优化了参数,缩短了训练时间;针对 SSD 网络模型的后续卷积层之间传输造成的信息损失问题,引入反向残差结构,同时为了提高对小目标检测的精度,采用空洞卷积代替反向残差结构中的下采样操作。利用扫描电子显微镜 SEM(Scanning Electron Microscope)获得解析度较高的图像,能够清晰地获取工件表面缺陷的特征。最后通过优化数据集和训练网络模型来完成工件表面缺陷检测,为工业生产中的缺陷检测问题提供了新的方案。

## 2 传统 SSD 目标检测模型

### 2.1 SSD 模型结构

SSD 是由 Liu 等人<sup>[13]</sup>在 ECCV2016 会议上提出的一个回归模型,它利用不同的卷积层进行边界和分类回归,达到较好的检测效果和速度。SSD 网络模型包含 2 部分,第 1 部分是具有高分类精度且删除了其分类层的 VGG16 网络结构;第 2 部分是使用卷积层取代 2 个全连接层并增加 4 个卷积层构建的网络结构,加入了特征金字塔<sup>[16]</sup>的检测方式,从而实现多尺度目标检测。SSD 网络模型结构如图 1 所示。

### 2.2 默认框的尺度计算

在 SSD 网络模型中,每一个选定的特征图有  $k$

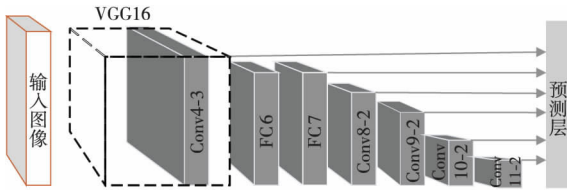


Figure 1 Structure of SSD network model

图1 SSD网络模型结构图

个大小和宽度比不同的帧,这些帧称为默认框。不同卷积层输出的特征图如图2所示。

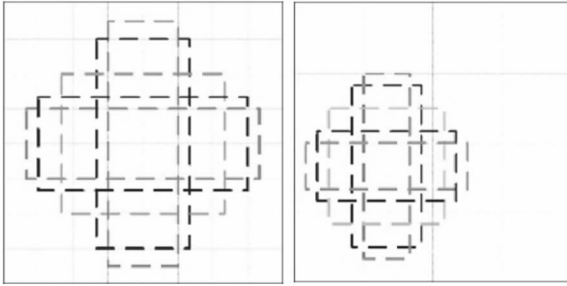


Figure 2 Characteristic graphs of different convolutional layers

图2 不同卷积层输出的特征图

每个默认框预测  $B$  类目标和 4 个位置参数,本文实验  $B$  设置为 3,因为在工件表面中有 3 种典型的缺陷,每个特征图的默认框的计算如式(1)所示:

$$P_i = P_{\min} + \frac{P_{\max} - P_{\min}}{n-1}(i-1), i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

其中,  $n$  表示特征图的数量;  $P_{\min}$  和  $P_{\max}$  是可以设置的参数,本次实验分别取 0.2 和 0.9,即最低层特征图的默认框占该特征图的比例是 0.2,最高层默认框占该特征图的比例是 0.9;  $P_i$  表示第  $i$  个特征图的尺度。为了使训练过程和测试实验中的特征向量保持一致,本文实验使用相同的 5 种宽高比  $ar = \{1, 2, 3, 0.5, 0.33\}$  来生成默认框,每个默认框可以描述为:

$$W_i^{ar} = P_i \sqrt{ar} \quad (2)$$

$$H_i^{ar} = \frac{P_i}{\sqrt{ar}} \quad (3)$$

式(2)表示默认框的宽度,式(3)表示默认框的高度。当宽高比为 1 时,需要添加一种尺寸计算:  $P'_i = \sqrt{P_i P_{i+1}}$ 。每个默认框的中心为  $\left(\frac{a+0.5}{|g_x|}, \frac{b+0.5}{|g_x|}\right)$ , 而  $|g_x|$  是第  $i$  个正方形特征图的大小(即边长),  $a, b \in \{0, 1, \dots, |g_x|\}$ 。

### 2.3 损失函数

SSD 网络模型对目标位置和种类同时进行回

归训练,训练过程中产生的损失量利用损失函数来计算。SSD 网络模型的总体目标损失函数<sup>[17]</sup>是位置损失函数(loc)和置信损失函数(conf)的加权和,如式(4)所示:

$$L(x, c, l, g) = \frac{1}{N}(L_{\text{conf}}(x, c)) + \alpha L_{\text{loc}}(x, l, g) \quad (4)$$

其中,参数  $x \in (0, 1)$ ,表示默认框和实际检测框是否匹配成功;参数  $\alpha$  用来平衡置信损失和位置损失;  $c$  是分类置信度;  $l$  代表预测框;  $g$  代表真实标签框;  $N$  是与该类别的校准框匹配的默认框数量。当  $N$  等于 0 时,说明损失为 0。

位置损失函数是预测框  $l$  和真实标签框  $g$  参数之间的  $\text{smooth}_{L_1}$  损失,  $(cx, cy)$  是默认边框的中心,  $(w, h)$  是默认框的宽和高,定义如式(5)所示:

$$L_{\text{loc}}(x, l, g) = \sum_{i \in \text{Pos}} \sum_{m \in \{cx, cy, w, h\}} x_{ij}^k \text{smooth}_{L_1}(l_i^m - g_j^m) \quad (5)$$

其中,  $\text{Pos}$  表示正样本预测框的个数,  $x_{ij}^k$  表示第  $i$  个预测框与第  $j$  个真实框关于类别  $k$  是匹配,  $\text{smooth}_{L_1}(l_i^m - g_j^m)$  表示平滑  $L_1$  范数,  $\text{smooth}_{L_1}(x) = \begin{cases} 0.5x^2, & |x| < 1 \\ |x| - 0.5, & \text{otherwise} \end{cases}$ ,  $l_i^m$  为预测框,  $g_j^m$  为真实框。

置信损失函数的定义如式(6)所示:

$$L_{\text{conf}}(x, c) = - \sum_{i \in \text{Pos}} x_{ij}^p \log(\hat{c}_i^p) - \sum_{i \in \text{Neg}} \log(\hat{c}_i^0) \quad (6)$$

其中,  $\text{Neg}$  代表负样本预测框,  $\hat{c}_i^p$  为  $\frac{\exp(c_i^p)}{\sum_p \exp(c_i^p)}$ , 通过 Softmax 产生,即激活函数。

与原始 MultiBox<sup>[18]</sup>的匹配方法不同,SSD 网络模型训练时的匹配策略是先匹配默认边界框与实际边界框,若两者的重叠率  $IoU$  (Intersection over Union) 大于阈值(默认阈值为 0.5),则默认检测框与真实框匹配;反之,若重叠率小于 0.5,则认为两者不匹配。

## 3 本文模型的设计与优化

SSD 网络模型在目标检测中表现出了较好的性能,但其在检测过程中所需参数较多,且后续的卷积层忽视了层与层之间的连接关系,在增加了计算量的同时对小目标的检测效果较差,容易出现漏检、误检等问题。MobileNet 网络模型所用参数较少,缩短了训练时间,但同时存在检测精确度不高

确度,本文首先结合空洞卷积(Dilated Convolution)<sup>[19]</sup>和层级特征融合 HFF(Hierarchical Feature Fusion)<sup>[20]</sup>提出 DH-MobileNet 网络模型,并以此来代替 SSD 网络模型中的 VGG16;然后利用反向残差结构对 SSD 网络模型的后续卷积层进行改进。优化后的 SSD 网络模型结构如图 3 所示。

3.1 DH-MobileNet 网络特征提取原理

MobileNet 是 Howard 等人<sup>[21]</sup>提出的一种轻量级卷积神经网络,基本单元为深度可分离卷积,训练时所需参数较少,能够节省时间并且可以实现移动设备的部署。MobileNet 网络模型的结构如图 4 所示。

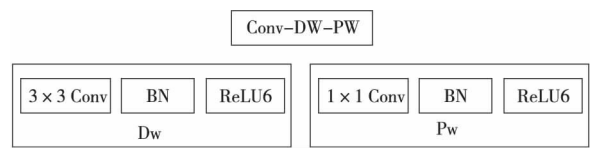


Figure 4 Structure of MobileNet  
图 4 MobileNet 网络模型结构图

图 4 为 MobileNet 的网络结构图,其中 Conv-Dw-Pw 是一种深度可分离的卷积结构。由深度卷积 Dw(Depth-wise)和点卷积 Pw(Point-wise) 2 部分构成。Dw 由 3×3 的深度卷积核构成,Pw 由 1×1 的点卷积核构成。BN(Batch Normalization)代表批处理规范化,ReLU6 表示激活函数。

模型训练过程中,会通过池化操作增大感受野,从而提高检测精确度,但是池化操作会造成图像信息部分缺失的问题。空洞卷积可以在不损失图像信息的同时增大输入图像的感受野,因此本文将空洞卷积操作引入到 MobileNet 网络中,不仅保证了图像信息的完整性,还可以增大卷积层的感受野范围,从而保证检测精确度。卷积核大小为 3×3、扩张率为 2 的空洞卷积操作如图 5 所示,在一个 7×7 的区域中,其中的 9 个点与 3×3 的卷积核进行卷积操作,其余的点包含的参数设置为 0,

卷积之后的感受野大小为  $F_{dilation} = \lceil 2^{(dilation/2)+2} - 1 \rceil \times \lceil 2^{(dilation/2)+2} - 1 \rceil$ ,其中 dilation 表示扩张率,当 dilation=2 时,F 大小为 7×7。

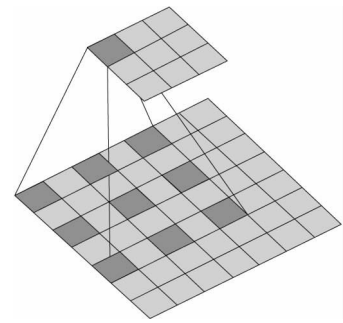


Figure 5 Dilated convolution operation  
图 5 空洞卷积操作

层级特征融合是对空洞卷积层的每一个卷积单元的输出进行依次求和,并将每个求和后的结果通过连接操作得到最后的输出,可以在不增加网络复杂度的同时扩张学习参数,加强网络连续性。层级特征融合结构如图 6 所示。其中  $n_k \times n_k$  为空洞卷积核的感受野,  $n_k = 2^{k-1}(h-1) + 1, k = 1, 2, \dots, h$ 。

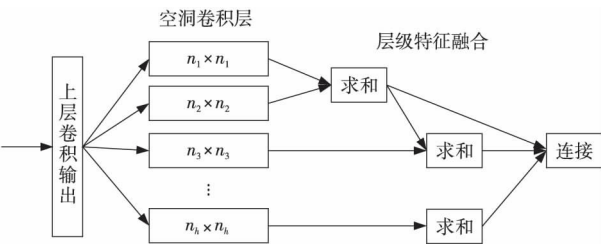


Figure 6 Hierarchical feature fusion  
图 6 层级特征融合

DH-MobileNet 的深度可分离卷积结构只需要 VGG16 网络参数的 1/34 就可以在分类任务中达到相同的分类精确度,并且可以通过降维等运算得到与标准卷积相同的输出,从而能够减少计算量,提升训练的效果。DH-MobileNet 网络模型的结构如图 7 所示。

图 7 中,Dilated 表示空洞卷积,S 表示步长,R

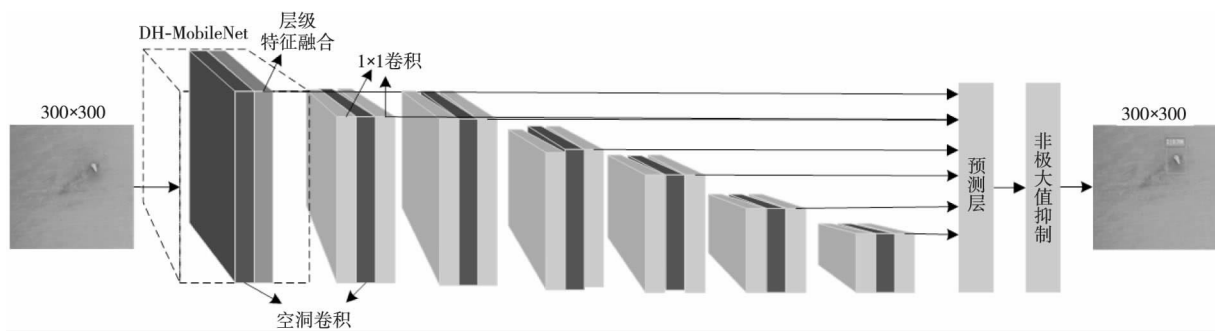


Figure 3 Optimized SSD network model  
(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net  
图 3 优化后的 SSD 网络模型

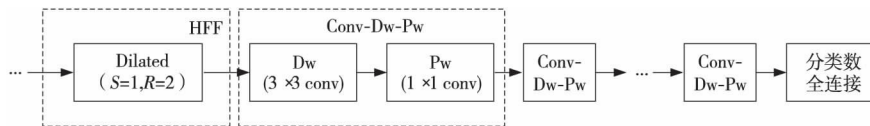


Figure 7 Structure of DH-MobileNet

图 7 DH-MobileNet 网络模型结构图

表示扩张率, HFF 表示层级特征融合, Conv-Dw-Pw 代表深度可分离卷积结构。

### 3.2 SSD 卷积网络层优化

由于 SSD 网络模型中后续的卷积层忽视了层与层之间的连接关系, 从而导致对小目标的检测较差。引入反向残差结构<sup>[22]</sup>可以减少学习过程中非线性变换在低维度下造成的信息损失。为了避免下采样过程中出现特征信息丢失的情况, 本文利用空洞卷积取代反向残差结构中的下采样操作, 并将激活函数 ReLU 替换为性能更好的 ReLU6, ReLU6 激活函数可以表示为:  $Y = \min(\max(X, 0), 6)$ , 式中  $Y$  为 ReLU6 的输出,  $X$  为特征图中每个像素的值。采用批处理规范化算法<sup>[23]</sup>进行规范化, BN 算法支持数据分布自动调整并通过设置 2 个学习参数来防止梯度消失和避免复杂变量的调整。加入空洞卷积后反向残差结构如图 8 所示。

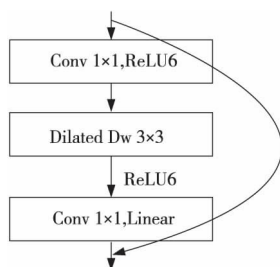


Figure 8 Reverse residual structure before and after improvement

图 8 改进前后的反向残差结构图

## 4 实验与结果分析

### 4.1 实验设计

本文实验使用的计算机的配置为: 操作系统是 Windows 10, CPU 型号是 Intel(R)Core(TM) i7-8750H, CPU 的频率为 2.20 GHz, 内存为 8.0 GB, 显卡(GPU)的型号为是 GeForce GTX 1060, 在以上硬件基础上搭建 TensorFlow 运行环境。

在训练模型的过程中首先对训练集进行训练, 并采用非极大值抑制算法<sup>[24]</sup>消除舍弃的小于阈值的检测框。经过迭代和调整参数设置使模型具有

更好的性能, 之后使用本文实验数据集的测试集对模型进行精确度、检测速度和收敛速度的性能测试。

### 4.2 数据样本结构

工件表面缺陷类型一般由专业工程师根据工件具体情况来定义, 本文实验选取 3 种常见的缺陷(碎屑、剥落、梨沟)进行检测, 如图 9 所示, 图 9a 为碎屑缺陷, 图 9b 为剥落缺陷, 图 9c 为梨沟缺陷。由于目前 SEM 图像分类领域公开的数据集较少, 本文在满足样本数量的同时充分考虑样本的规范性因素, 通过 SEM 采集含有碎屑、剥落、梨沟 3 种缺陷的图像一共 3 291 幅。

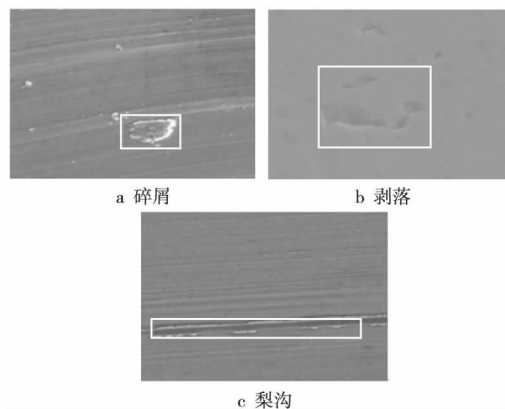


Figure 9 Workpiece defect types

图 9 工件缺陷种类

将采集的缺陷图像进行数据扩展并建立数据集, 主要的数据扩展操作为旋转、水平迁移、垂直迁移和缩放 4 种方式, 数据扩展的具体实现方法如表 1 所示。

Table 1 Data expansion methods

表 1 数据扩展方法

数据扩展方法	改变
旋转	将缺陷图像从 0° 旋转到 10°
水平迁移	横向偏移图像, 偏移值为图像长度的 10%
垂直迁移	垂直偏移图像, 偏移值为图像长度的 10%
缩放	放大缺陷图像到 110% 的比例

通过表 1 数据扩充的实现方法, 对数据集进行了扩充。将扩展得到的数据集的 80% 作为训练集, 20% 作为测试集, 然后利用 labellmg 软件进行标注, 压缩为 300×300 的图像, 作为训练模型的输入。

4.3 算法性能分析

4.3.1 收敛速度分析

将本文提出的 DH-MobileNet-SSD 网络模型与 Faster R-CNN、SSD 和 YOLO 3 种网络模型在相同数据集上进行对比实验。考虑到实际应用中的硬件条件,过高的训练次数不具有太大意义,并且模型迭代 3.6 万次后损失值已经趋于稳定,所以每种模型选择迭代 3.6 万次。训练过程中的损失函数曲线如图 10 所示。

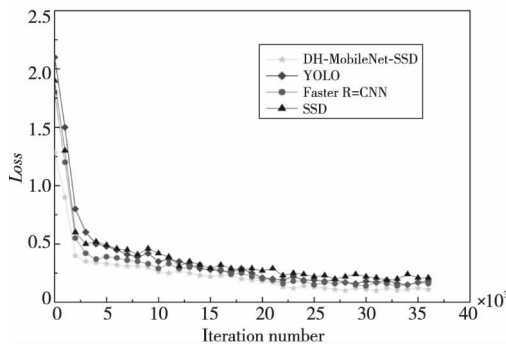


Figure 10 Loss function curves  
图 10 损失函数曲线

从图 10 可以看出,在数据集训练过程中,各网络模型的损失值都随着迭代次数的增加不断收敛,在迭代 3 万次后,各网络模型损失值都趋于稳定。其中改进后的 SSD 网络模型的收敛速度比其它 3 种网络模型的更快。

4.3.2 综合性能评估

精确度(Precision)、平均准确率 AP(Average Precision)和平均准确率均值 mAP(mean Average Precision)是衡量目标检测模型性能的常用指标,其中精确度是指缺陷类型在被判断为准确的图像中,真正判断准确的缺陷类型的比例;平均准确率是指精确度的平均值,反映了每种缺陷的平均检测精确度;平均准确率均值表示了 3 种类别缺陷的平均准确度,反映了该模型对整个数据集的检测效果。3 种常用指标的计算公式如式(7)~式(9)所示:

$$Precision = \frac{Num(truePositives)}{Num(TotalObjects)} \quad (7)$$

$$AP = \frac{\sum Precision}{Num(TotalImages)} \quad (8)$$

$$mAP = \frac{\sum AP}{Num(Classes)} \quad (9)$$

利用训练好的网络模型对测试集进行检测。测试集图像包含 3 种不同类型的缺陷样本,每种样本都有 40 幅不同的图像,对 3 种缺陷样本的检测

精确度结果如表 2 所示。从检测结果可以看出,在 3 种缺陷中,碎屑的检测精确度较高,但遗漏数量高于其他 2 种网络模型的。剥落和梨沟 2 类缺陷都仍存在少数遗漏和错检的情况。总体可得,改进后的 SSD 网络模型对这 3 种缺陷的检测精确度较高,达到了 85.7%。

Table 2 Precision of three defectes

表 2 3 种缺陷检测精确度

缺陷类型	样本数量	成功检测数量	遗漏数量	错误检测数量	精确度 / %
碎屑	40	36	4	0	90.0
剥落	40	33	2	5	82.5
梨沟	40	34	3	3	85.0
总计	120	103	8	9	85.7

在相同的迭代步数下,改进后的 SSD 网络模型与 Faster-RCNN、SSD 和 YOLO 3 种网络模型的 AP 值如图 11 所示。

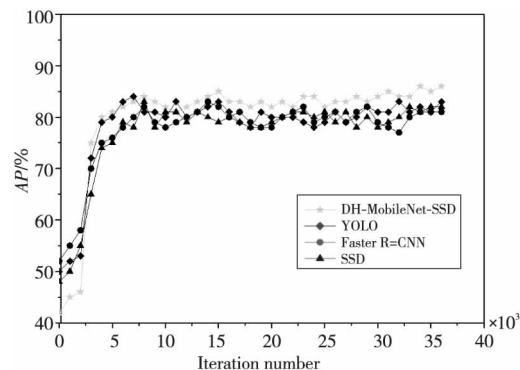


Figure 11 AP detection results of different network models on test set

图 11 不同网络模型在测试集上的 AP 检测结果

图 11 表明,改进后的 SSD 网络模型的 AP 值远远高于 Faster R-CNN、SSD 和 YOLO 网络模型的,进一步验证了所提网络模型在工件表面缺陷检测中具有更好的效果。

同样在相同训练步数和相同训练集的前提下,将本文所提网络模型与 Faster-RCNN、SSD 和 YOLO 网络模型在 mAP 和平均检测时间上进行了对比,结果如表 3 所示。

Table 3 Comparison of defect detection models

表 3 缺陷检测模型对比

模型	平均准确率均值 mAP / %	平均检测时间 / s
Faster R-CNN	79.07	0.152
SSD(原始)	81.62	0.193
YOLO	82.44	0.154
SSD(本文)	84.12	0.132

从表 3 可以看出,本文所提网络模型的 mAP



是 84.12%, Faster R-CNN 网络模型的是 79.07%, YOLO 网络模型的是 82.44%, SSD 网络模型的是 81.62%, 表明本文网络模型的准确率更高。从检测速度分析, 本文网络模型的平均检测时间是 0.132 s, 低于其他 3 种网络模型的, 表明本文网络模型更节约时间。

#### 4.4 数据集样本检测结果分析

任选一种缺陷(本次实验以碎屑为例), 利用 4 种网络模型对数据集中的缺陷进行检测, 检测的结果图如图 12 所示, 图 12a 为 Faster R-CNN 网络模型的检测结果, 图 12b 为 YOLO 网络模型的检测结果, 图 12c 为 SSD(原始)网络模型的检测结果, 图 12d 为本文 DH-MobileNet-SSD 网络模型的检测结果。从检测图可知, 改进后的 SSD 网络模型的检测精确度比较高, 并且检测框所在的区域与缺陷区域较吻合。

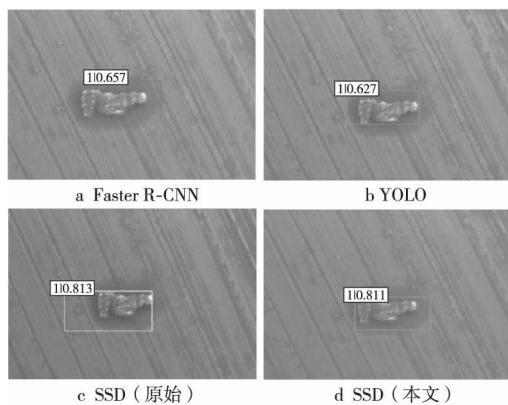


Figure 12 Detection results comparison of different network models

图 12 不同网络模型的检测结果对比图

利用 DH-MobileNet-SSD 网络模型对梨沟、碎屑、剥落 3 种缺陷分别进行检测, 检测结果如图 13 所示, 图 13a 为梨沟缺陷, 图 13b 为碎屑缺陷, 图 13c 为剥落缺陷。从检测图中可以看出, 3 种缺陷都能被检测到, 且精确度较高。因此, 采取 DH-MobileNet-SSD 网络模型在此数据集上的检测效果较好, 具有良好的稳定性。

## 5 结束语

为了更好地检测机械工件表面的缺陷, 本文首先通过 SEM 得到机械工件表面的扫描图像并通过数据扩展提高了算法的鲁棒性。然后针对 3 种高频缺陷(碎屑、剥落和梨沟)提出基于 SSD 网络模型的工件表面缺陷检测算法, 该算法利用深度卷积特征, 有效避免了传统目标检测模型对手工特征

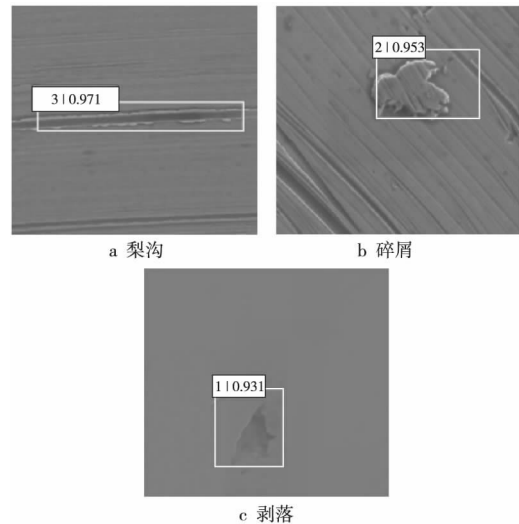


Figure 13 Three defects detection results

图 13 3 种缺陷检测结果图

的依赖问题。通过采用改进后的 DH-MobileNet 代替原始 SSD 网络中的 VGG16 进行特征提取, 辅助层网络引入反向残差结构进行卷积运算, 利用空洞卷积取代下采样操作来避免信息丢失, 并加入层级特征融合来保证数据操作的连续性和对小物体的准确识别, 从而可以利用多特征信息并且减少运算量, 进而提高了检测效率。实验表明, 本文提出的算法在工件缺陷检测上的平均精确度达到 84.12%, 高于相同条件下的 Faster R-CNN、YOLO 和原始 SSD 的。但是, DH-MobileNet-SSD 网络模型并不是非常完善, 精确度有待进一步提高, 性能仍需改进, 这是后期需要研究的方向。

#### 参考文献:

- [1] Szegedy C, Toshev A, Erhan D. Deep neural networks for object detection[C]// Proc of International Conference on Advances in Neural Information Processing Systems, 2013: 2553-2561.
- [2] Wang Xian-bao, He Wen-xiu, Wang Xin-gang, et al. Capsule defects detection based on stacked denoising auto encoders[J]. Computer Science, 2016, 43(2): 64-67. (in Chinese)
- [3] Wang Xian-bao, Li Jie, Yao Ming-hai, et al. Solar cells surface defects detection based on deep learning[J]. Pattern Recognition & Artificial Intelligence, 2014, 27(6): 517-523. (in Chinese)
- [4] Cha Y-J, Choi W, Buyukozturk O. Deep learning-based crack damage detection using convolutional neural networks[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2017, 32(5): 361-378.
- [5] Qiao Li, Zhao Er-dun, Liu Jun-jie, et al. Research of work-piece defect detection method based on CNN[J]. Computer Science, 2017, 44(B11): 238-243. (in Chinese)
- [6] Kou Da-lei, Quan Ji-chuan, Zhang Zhong-wei. Research on the progress of object detection framework based on deep

- learning[J] Computer Engineering and Applications, 2019, 55(11): 25-34. (in Chinese)
- [7] Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C]//Proc of 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 580-587.
- [8] Girshick R. Fast R-CNN[C]//Proc of 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2015: 1440-1448.
- [9] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2020, 44(2): 386-397.
- [10] He K, Gkioxari G, Dollar P, et al. Mask R-CNN[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2020, 44(2): 386-397.
- [11] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]//Proc of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779-788.
- [12] Redmon J, Farhadi A. YOLO9000: Better, faster, stronger [C]//Proc of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 6517-6525.
- [13] Liu Wei, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: Single shot multi-box detector[C]//Proc of European Conference on Computer Vision, 2016: 21-37.
- [14] Zhao Jun-ai, Jia Min-ping. Detection and recognition method of small defects in workpiece surface[J]. Journal of South-east University(Natural Science Edition), 2014, 44(4): 735-739. (in Chinese)
- [15] Li Y T, Huang H S, Xie Q S, et al. Research on a surface defect detection algorithm based on MobileNet-SSD[J]. Applied Sciences, 2018, 8(9): 1678.
- [16] Wang Jiang-hui, Wu Xiao-jun. 2D shape matching based on pyramid matching with contour features[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(1): 191-195. (in Chinese)
- [17] Shen Y T, Zhou H L, Li J T, et al. Detection of stored-grain insects using deep learning[J]. Computer and Electronics in Agriculture, 2018, 145: 319-325.
- [18] Erhan D, Szegedy C, Toshev A, et al. Scalable object detection using deep neural networks[C]//Proc of 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 2155-2162.
- [19] Yu F S, Koltun V, Funkhouser T. Dilated residual networks[C]//Proc of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 636-644.
- [20] Mehta S, Rastegari M, Caspi A, et al. ESPNet: Efficient spatial pyramid of dilated convolutions for semantic segmentation[C]//Proc of European Conference on Computer Vision, 2018: 561-580.
- [21] Howard A G, Zhu M, Chen B, et al. MobileNets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications [J]. arXiv:1704.04861, 2017.
- [22] Liu Hui, Zhang Li-shuai, Shen Yue, et al. Real-time pedestrian detection in orchard based on Improved SSD [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2019, 50(4): 29-36. (in Chinese)
- [23] Ioffe S, Szegedy C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift [J]. arXiv:1502.03167, 2015.
- [24] Matthew B, Richard S, Simon W. Multiimage matching using multiscale oriented patches[C]//Proc of 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005: 510-517.

## 附中文参考文献:

- [2] 王宪保, 何文秀, 王辛刚, 等. 基于堆叠降噪自动编码器的胶囊缺陷检测方法[J]. 计算机科学, 2016, 43(2): 64-67.
- [3] 王宪保, 李洁, 姚明海, 等. 基于深度学习的太阳能电池片表面缺陷检测方法[J]. 模式识别与人工智能, 2014, 27(6): 517-523.
- [5] 乔丽, 赵尔敦, 刘俊杰, 等. 基于 CNN 的工件缺陷检测方法研究[J]. 计算机科学, 2017, 44(B11): 238-243.
- [6] 寇大磊, 权冀川, 张仲伟. 基于深度学习的目标检测框架进展研究[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(11): 25-34.
- [14] 赵君爱, 贾民平. 工件表面微小缺陷的检测与识别方法[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2014, 44(4): 735-739.
- [16] 王江辉, 吴小俊. 基于形状轮廓特征的金字塔匹配算法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(1): 191-195.
- [22] 刘慧, 张礼帅, 沈跃, 等. 基于改进 SSD 的果园行人实时检测方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(4): 29-36.

## 作者简介:



李兰(1963-), 女, 山东青岛人, 硕士, 教授, CCF 会员(74505M), 研究方向为数据挖掘和图像处理。E-mail: 1580306701@qq.com

LI Lan, born in 1963, MS, professor, CCF member(74505M), her research interests include data mining, and image processing.



奚舒舒(1995-), 女, 山东菏泽人, 硕士生, 研究方向为图像处理。E-mail: xss5284@163.com

XI Shu-shu, born in 1995, MS candidate, her research interest includes image processing.



张才宝(1995-), 男, 山东德州人, 硕士生, 研究方向为图像处理。E-mail: 1374480710@qq.com

ZHANG Cai-bao, born in 1995, MS candidate, his research interest includes image processing.