

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104734

基于改进 Faster R-CNN 的棉布包装缺陷检测的方法研究^{*}

曾秀云 陆华才 吕禾丰

(安徽工程大学电气传动与控制安徽普通高校重点实验室 芜湖 241000)

摘 要:由于传统检测算法对棉布包装缺陷检测不够准确、对小目标缺陷识别率不够高,所以提出改进的 Faster R-CNN 深度学习网络,对棉布包装存在的破损、污渍、孔洞、杂质、线头等 5 种缺陷进行检测。通过对图像进行预处理实现图像增强,然后改进 Faster R-CNN 中的 RPN 和 ROI 结构,为加强小目标缺陷的检测能力,在主干网络中融合特征金字塔网络结构,最后对 ROI 进行双线性插值以解决多次量化引起的像素偏差问题。实验表明,改进后的网络对棉布包装表面缺陷检测的平均精度均值 mAP 为 91.34%,与传统算法相比,mAP 值提高了 9.08%。

关键词:缺陷检测;Faster R-CNN;特征金字塔网络;双线性插值改进

中图分类号: TP391.4;TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Research on cotton packaging defect detection method based on improved Faster R-CNN

Zeng Xiuyun Lu Huacai Lyu Hefeng

(Key Laboratory of Electric Drive and Control of Anhui Higher Education Institutes,
Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000, China)

Abstract: Because the traditional detection algorithm is not accurate enough to detect cotton packaging defects and the recognition rate of small target defects is not high enough, an improved Faster R-CNN deep learning network is proposed to detect five defects such as damage, stain, hole, impurity and thread end in cotton packaging. Image enhancement is realized by preprocessing the image, then the RPN and ROI structure in Faster R-CNN are improved. In order to strengthen the detection ability of small target defects, the feature pyramid network structure is fused in the backbone network, and finally the ROI is bilinear interpolated to solve the problem of pixel deviation caused by multiple quantization. Experiments show that the average accuracy of the improved network for cotton packaging surface defect detection is 91.34%, which is 9.08% higher than the traditional algorithm.

Keywords: defect detection; Faster R-CNN; FPN; improvement of bilinear interpolation

0 引 言

近年来,随着经济的不断发展,产品包装在日常生活是是必不可少的,考虑到环境保护,人们普遍使用棉布包装袋,其质量受到越来越多的重视。虽然当前棉布包装的生产工艺水平已经有所提高,但是在生产过程中,难免会出现破损、污渍、孔洞、杂质、线头等缺陷。针对棉布包装缺陷的检测,目前普遍采用的是人工挑选法,由于长时间工作,容易产生疲劳,这样会让出现漏检甚至错检,使

得检测准确率不高、效率低下^[1],直接影响棉布包装质量。随着图像识别技术不断提高,使用机器学习代替人工完成缺陷检测,可以克服传统方法的弊端,大大提高棉布包装的检测效率以及准确率。

目前主要的缺陷检测方法有基于传统的机器视觉检测,通常是根据缺陷的特征去设计相应的特征模板。Baygin 等^[2]提出了一种基于机器视觉的印刷电路板孔洞缺失缺陷检测方法,该方法通过 Hough 变换和 Otsu 阈值化对参考图像进行特征提取,然后将参考图像与待检测图像进行匹配,来检测电路板上的孔洞缺失。李丹等^[3]

通过提取面积、长度、宽度、检测框与填充度与目标区域特征值,实现对包装袋 4 种缺陷类型检测算法研究。Celik 等^[4]运用小波变换,形态学处理和双阈值二值化等方法对常见的 5 种织物缺陷进行了检测以及分类。骆腾斌等^[5]选取 Canny 算子边缘检测,最小二乘法提取轮廓区域,然后使用 Otsu 算法得到最佳阈值进行图像分割,最后通过连通域的特征对轴承套端面的缺陷进行检测。然而,在对纹理背景较为复杂以及缺陷面积占比较小的缺陷进行检测时,传统的机器视觉检测方法很难完成,所以这个时候深度学习就体现了很大的优势^[6-7]。Cha 等^[8]用 Faster R-CNN 对钢材裂缝等多种缺陷类型进行检测,该方法首先通过卷积网络进行特征提取,然后通过区域建议网络(region proposal network, RPN)生成候选区域,但在训练过程中产生了许多无用的锚框,因此还需要进一步改进。郝用兴等^[9]提出基于深度学习的铝型材表面缺陷检测方法,将 VGG16 和 ResNet-50 融合得到更多特征信息,对 RPN 网络中的锚框利用 K-Means 聚类进行改进,解决了大小分布不均匀的缺陷检测问题。郭龙源等^[10]针对磁瓦表面缺陷,提出了一种改进 Mask R-CNN 的检测算法,首先利用限制对比度的自适应直方图均衡化方法对图像进行预处理,然后采用残差网络构建特征金字塔网络(feature pyramid networks, FPN)提取图像特征,再采用区域建议网络 RPN 提取缺陷区域的感兴趣区域得到相应的锚框。向宽等^[11]对铝材表面 10 种缺陷进行检测,为了加强对小缺陷的特征提取能力,在主干网络上融合 FPN 结构,使用感兴趣区域校准算法来获得缺陷定位信息,并利用 K-means 算法对数据集进行聚类,得出更适应铝材缺陷的锚框。由于深度学习在缺陷检测上取得的不错成果,本文提出了一种基于改进 Faster R-CNN 网络模型的算法,对棉布包装缺陷进行检测,应用特征金字塔网络 FPN 改进 Faster R-CNN 中的特征提取网络 RPN,可以有效解决小目标、低对比度缺陷在卷积层中信息丢失的问题,又对 ROI Pooling 进行双线性插值,使得候选区域对于原始回归后的特征图上的位置偏差减小。

1 人工建立数据集

1.1 数据集缺陷类别划分

目前棉布包装生产过程中常见的缺陷有破损、污渍、孔洞、杂质、线头等,本实验对棉布包装缺陷类别进行划分,建立小样本棉布包装缺陷的数据集用于检测识别,由于拍摄所获得的样本集数据较少,仅有 1 038 幅图像,所以通过对原始图像添加噪声、亮度增强、对比度增强、翻转以及旋转来实现数据扩充,扩充完毕之后的图像为 1 675 幅,棉布包装的缺陷类别及数量如表 1 所示。

表 1 数据集
Table 1 Data set

序号	缺陷类别	拍摄数量	扩充数量	扩充后数量
01	破损	357	147	504
02	污渍	194	133	327
03	孔洞	194	104	298
04	杂质	116	73	189
05	线头	109	92	201
06	合格	68	88	156
总计		1 038	637	1 675

1.2 数据集扩充

在对棉布包装进行缺陷检测的时候,由于拍摄所获得的原始数据集的数量比较少,本文对原始图像进行添加噪声、增强亮度、增强对比度、翻转以及旋转等操作,以此来扩充棉布包装数据集,防止不同类别缺陷的数据集不平衡对实验造成影响。对比 5 种棉布包装缺陷,得出扩充前后样本数据对比图如图 1 所示。

2 图像预处理

尽管通过融合特征金字塔网络可以达到不错的检测效果,但是棉布包装在生产时,受环境、光照采集、传输损失等外在因素影响,棉布包装袋图像的质量降低,且棉布纹理特征比较复杂,图像对比度较低,所以本文在提取候选区域之前,需要对图像加入滤波预处理模块^[12]。本文分别对图像进行均值滤波、高斯滤波、中值滤波、双边滤波,通过实验可得 4 种滤波方法结果图如图 2 所示,通过对比结果图,中值滤波之后效果更好,因此本文选取中值滤波实现图像增强。

中值滤波^[13]通过非线性信号处理,能够有效抑制噪声,它的基本原理是用数字图像中一个点的各个领域点的中值代替这个点的值,让其周围的像素值更加接近真实值,这样做就可以消除孤立的噪声点。如图 3 所示为中值滤波的过程图,利用二维滑动模板,对像素按照像素值的大小进行排序,然后会生成二维数据序列,这些序列呈单调上升或者单调下降。二维中值滤波输出如式(1)所示。

$$g(x,y)=med\{f(x-k,y-l),(k,l\in W)\} \quad (1)$$

其中, $f(x,y)$ 表示原始图像, $g(x,y)$ 表示处理后图像, W 为二维模板。

如图 3 所示,取 3×3 的模板,在这个模板中,一共有 9 个元素,用其中的中值去代替最中间位置的像素,这就是中值滤波的原理。

为了评价图像的质量,引入峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR)作为评价指标,PSNR 的值越大,图像的质量就越高,如果 PSNR 的值越小,也就表示图像质

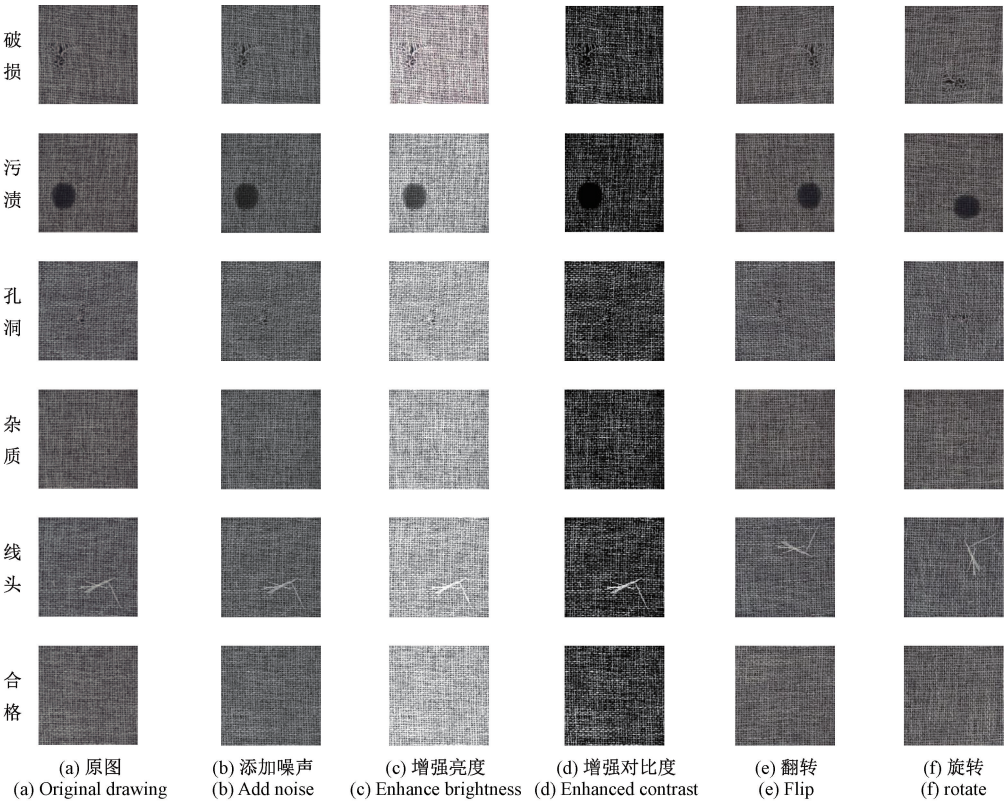


图 1 样本数据对比图

Fig. 1 Sample data comparison diagram

量越低。峰值信噪比公式如式(2)所示,其中, MSE 表示棉布包装缺陷图像滤波前后的均方差, n 表示图像中像素的比特数。

$$PSNR = 10 \times \lg\left(\frac{(2^n - 1)^2}{MSE}\right)$$

(2)

在棉布包装各类缺陷数据集中分别选取 10 张代表性图像,利用均值滤波、高斯滤波、中值滤波、双边滤波 4 种滤波方法进行去噪,计算各自的峰值信噪比,求其平均值,可得如下实验结果,如表 2 所示。根据峰值信噪比计算结果,经过 4 种不同滤波方式所得图像质量由高到低依次为中值滤波、高斯滤波、均值滤波、双边滤波,因此,本实验选取中值滤波对图像进行预处理。

表 2 4 种滤波方法的 PSNR 值

Table 2 PSNR values of four filtering methods

	破损	污渍	孔洞	杂质	线头	平均
均值滤波	32. 81	34. 01	33. 03	33. 49	34. 14	33. 496
高斯滤波	32. 66	33. 90	35. 47	33. 28	33. 28	33. 718
中值滤波	35. 08	36. 46	32. 88	35. 91	35. 91	35. 248
双边滤波	31. 19	30. 84	30. 77	30. 40	30. 40	30. 720

3 改进 Faster R-CNN 网络结构

3.1 Faster R-CNN 网络结构

Faster R-CNN^[14]的基本网络结构如图 4 所示,首先将图像输入到神经网络中得到相应的特征图,然后通过 RPN 生成的候选框并投影到刚刚所得到的特征图上从而得到特征矩阵,接着使用 ROI Pooling 层把它们缩放成相同大小的特征图,最后将特征图通过一系列全连接层得到棉布包装缺陷预测结果,具体来说,Faster R-CNN 包含可分为 4 个部分^[15]。

1) 特征提取网络:将图片输入到特征提取网络中,通过特征提取网络,提取图片的特征并得到对应的特征图,该特征图被共享,被应用于后面的区域建议网络 and 全连接层中。

2) 区域建议网络:将第 1 步得到的特征图作为 RPN 的输入,对输入图片进行映射,得到 1 个概率值和 4 个坐标值,概率值用来判断锚框中有物体的概率,坐标值用来回归定义物体的位置,最后将分类损失和坐标回归损失一起通过 RPN 网络进行训练,得到多个候选区域。

3) 感兴趣区域池化:综合特征图和候选区域信息,提取特征候选区域,然后将其固定尺寸送入后续的全连接

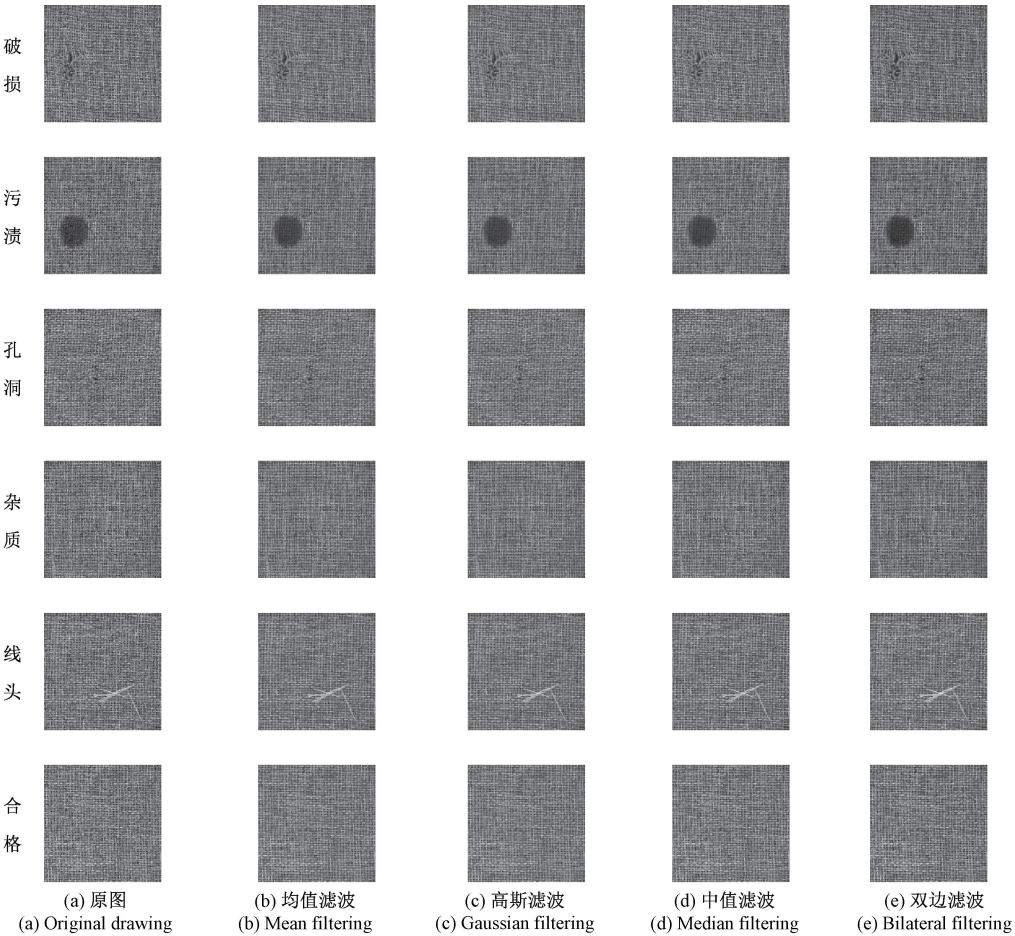


图 2 4 种滤波方法结果图

Fig. 2 Results of four filtering methods

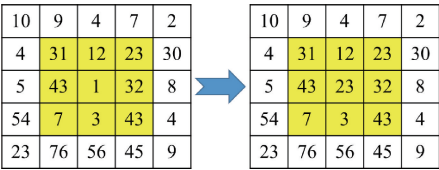


图 3 中值滤波过程图

Fig. 3 Median filtering process diagram

层用来判定目标所属类别。

4) 分类和回归层:通过分类和边框回归联合训练,从而得出候选区域所属类别,同时获得检测框的准确位置。

由棉布包装数据集可知,棉布包装的纹理特征较为复杂,且对于破损、孔洞,杂质等这些缺陷特点来说缺陷面积占比较小,传统的 Faster R-CNN 在进行缺陷检测时,会因为卷积、池化以及网络深度的加深等原因,使得特征图的分辨率减小,且顶层的特征图包含了图像的细节信息,一旦缺少会导致对小目标缺陷的识别能力变得很差。另外,在棉布包装缺陷检测算法过程中,ROI Pooling 多次量化会引起像素偏差,使得候选区域对于原始回归后的特征图上的位置出现较大偏差,所以本文针对以上出现

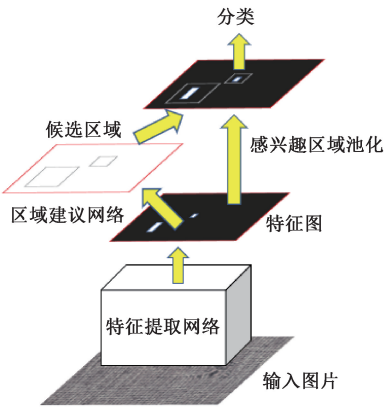


图 4 Faster-RCNN 基本结构

Fig. 4 Basic structure of Fast R-CNN

的问题,特提出对 Faster R-CNN 进行改进。

为提高算法的效率与精度,首先对 Faster R-CNN 中的 RPN 进行改进,应用特征金字塔网络 FPN,较好地解决了 Faster R-CNN 经过特征提取层语义信息丢失严重的问题,大幅度提升了对小目标缺陷的分割。又由于棉布包装的纹理特征比较复杂,而且成像对比度较低,所以本

文在对比峰值信噪比之后,将中值滤波预处理模块加在 Faster R-CNN 的特征提取层前,对图像进行滤波去噪,通过线性滤波算法对缺陷图像进行增强处理。其次运用双线性插值来对齐 ROI Pooling,来获得更加精确的 ROI 位置数据,使得检测值更加精确。

3.2 引入特征金字塔网络

特征金字塔 FPN 网络结构如图 5 所示,可以自下而上部分、自上而下部分以及特征与特征之间进行侧边连接的部分^[16]。

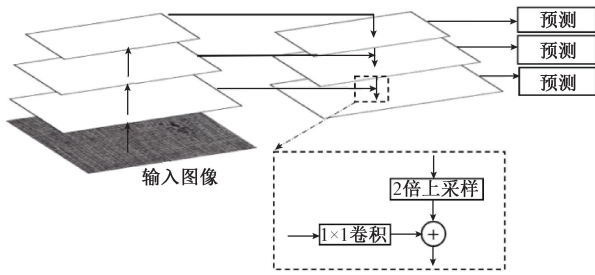


图 5 FPN 算法结构图

Fig. 5 FPN algorithm structure diagram

自下而上的部分代表的就是 Faster R-CNN 的前向过程,在前向过程中,虽然特征图的语义信息越来越丰富,但是细节信息却在逐步丢失。自上而下的过程是对特征图进行上采样的过程,通过上采样之后的特征图,会和下一层的特征图具有相同的大小。最后将深层特征图通过 2 倍上采样后,通过 1×1 的卷积来减少输出特征图的通道数,并使用侧边连接与相连浅层特征图自顶向下融合,得到新的特征图对其进行预测^[17]。

本文采用 ResNet-50 网络作为缺陷检测算法的主干网络,在 Faster R-CNN 中融合特征金字塔网络 FPN 进行特征提取^[18],算法结构图如图 6 所示。首先通过卷积层进行自下向上特征的提取,然后对每一层的最深层的特征图执行 1×1 的卷积操作得到维数为 256 维的特征图,再通过 2 倍上采样让深层特征图与浅层自上向下进行融合,将侧边连接融合后的特征图与 256 个卷积核进行卷积运算,这样做就可以减少在融合过程中产生的混叠效应,通过以上一系列操作可以得到 4 层特征图,对得到的 4 个特征图分别设置大小为 $\{32 \times 32, 64 \times 64, 128 \times 128, 256 \times 256\}$,宽高比为 $\{1:2, 1:1, 2:1\}$ 的锚框。

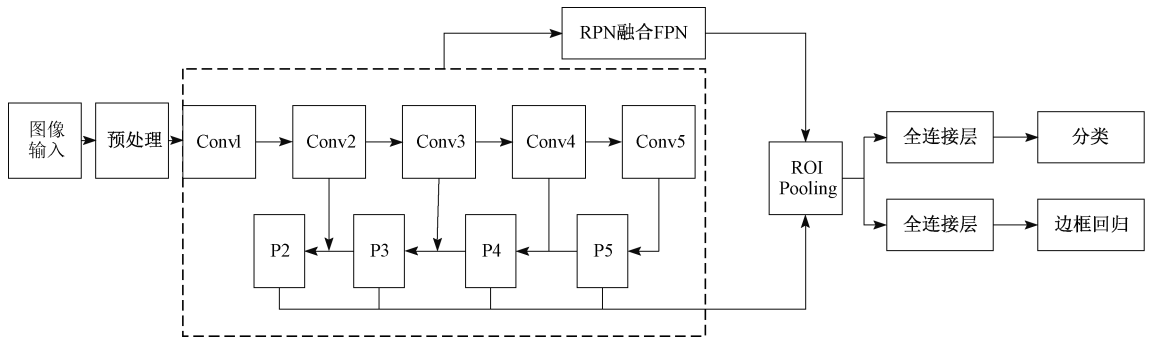


图 6 改进的 Faster R-CNN 整体结构图

Fig. 6 Overall structure diagram of improved Fast R-CNN

Faster R-CNN 网络中的 ROI Pooling 层使用特征图和候选区域的结果作为输入^[19],经过特征金字塔网络 FPN 得到不同尺度的特征图,这些特征图中包含的物体大小不同,因此,应该使用不同特征层中的映射作为不同尺度 ROI 的输入。针对大尺度的 ROI,应该使用靠顶层的特征图作为输入,对于小尺度的 ROI,就使用靠低层的特征图作为输入,如式(3)所示,表示不同 ROI 对应的不同特征层。

$$k = [k_0 + \log_2(\sqrt{wh}/224)] \quad (3)$$

其中,224 表示图像标准输入, k_0 表示基准值,把它设置为 5,代表 P5 层的输出, w 和 h 表示 ROI 区域的长和宽。

3.3 ROI Pooling 的双线性插值改进

在棉布包装缺陷检测算法过程中,ROI Pooling 多次

量化会引起像素偏差,为了解决像素偏差的问题,本文运用双线性插值对 ROI Pooling 进行改进^[20]。整个流程如图 7 所示,首先把 ROI 映射到特征图区域内,这个时候部分采样点可能不能正好落在整数位置,这时依然保留小数。然后把 ROI 映射特征图的结果均匀地划分到一个 2×2 的区域里,且每个区域都布置均匀采样点 4 个。由于这些采样点不可能全部落在整数位置坐标处,本文通过双线性插值来解决这一问题,对没有落在整数位置的采样点进行估值,对每个采样点都进行双线性插值,对各个区域里的 4 个采样点取最大值,最后得到 2×2 区域的特征量。通过对 ROI Pooling 进行双线性插值改进,不需要进行取整操作就能够获得更加精确的 ROI 位置数据,使得检测值更加精确。

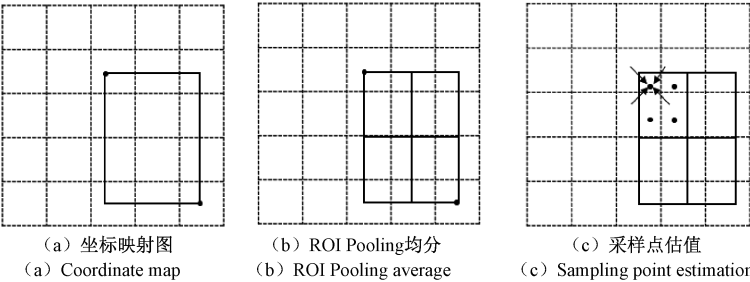


图 7 双线性插值改进流程

Fig. 7 Improvement of bilinear interpolation

4 实验与结果分析

4.1 实验环境

本文的计算机配置为 Intel(R) Core(TM) i7-11800 H 处理器,内存 16 GB,采用的是 NVIDIA GeForce RTX 3060 Laptop GPU, CUDA 版本 10.2, 操作系统版本为 Windows10 专业版,图像预处理采用基于 OpenCV3.2 的采用 Python 语言实现图像预处理,通过 TensorFlow 平台搭建网络模型对棉布包装缺陷进行检测。

4.2 实验评价指标

在工业生产应用中,能精准识别缺陷类别非常重要,如果在检测过程中位置信息不够准确,或者缺陷检测速度较为缓慢,都会导致机器没法做出正确的判断。根据以上问题,本文选择召回率和平均精确率均值 (mean average precision, mAP) 作为棉布包装缺陷检测算法的评价指标,如式(4)所示为召回率公式。

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\%$$
 (4)

其中, R 表示召回率,表示正样本被正确预测率, TP 表示把正样本预测成正样本的数量, FN 表示把正样本预测成负样本的数量。召回率反映了分类器对正样本检测的好坏,查准率反映了分类器预测正样本的准确程度。以召回率为横坐标,查准率为纵坐标建立坐标系,就得到了 P-R 曲线,其计算公式如式(5)所示,其中, FP 表示把负样本错误预测成正样本的数量, P-R 曲线反映了模型

识别效果的准确程度。

$$P(R) = \frac{TP}{TP + FP}$$
 (5)

P-R 曲线与坐标轴所围成的面积即为平均精度 (average precision, AP),其计算公式如式(6)所示。

$$AP = \int_0^1 P(R) dR$$
 (6)

将所有类别的 AP 取平均即为 mAP, mAP 是所有缺陷类别平均精度的均值,它既能考虑召回率又能考虑到查准率的影响。如式(7)所示。

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^c AP_i}{c}$$
 (7)

其中, c 表示检测类别数

4.3 实验结果与分析

为了能够直观地看出改进后的 Faster R-CNN 网络对于棉布包装缺陷检测性能是否提高,对比 4 种模型,首先对于未进行数据扩充的 Faster R-CNN 模型,从原始数据集中选取各种类型缺陷图像,共 395 幅作为 4 种模型共同的测试集,剩余 643 幅作为未进行数据扩充的 Faster R-CNN 模型的训练集,然后用本文方法对棉布包装缺陷图像进行数据扩充,将扩充得到的图像作为改进后模型的训练集,为了验证改进后的算法对小目标缺陷的检测能力,本文将改进 RPN 结构的 Faster R-CNN 网络与改进 RPN 结构且改进 ROI 结构的 Faster R-CNN 网络进行比较,分别得出 4 种模型对应的各种类型缺陷检测的召回率和平均精度,如表 3 和 4 所示。

表 3 不同模型召回率对比结果

Table 3 Comparison results of recall rates of different models

(%)

模型	破损	污渍	孔洞	杂质	线头
未进行数据扩充 Faster R-CNN	92.33	91.86	81.48	75.86	90.75
Faster R-CNN+进行数据扩充	93.92	92.44	84.44	80.77	91.17
Faster R-CNN+进行数据扩充+FPN	97.44	93.60	87.40	84.61	91.59
Faster R-CNN+进行数据扩充+FPN+ROI 改进	98.40	94.77	89.62	85.58	93.28

表 4 不同模型性能 AP 对比结果

Table 4 Performance comparison results of different models

(%)

模型	破损	污渍	孔洞	杂质	线头
未进行数据扩充 Faster R-CNN	89.47	87.77	75.86	71.81	86.40
Faster R-CNN+进行数据扩充	91.02	88.39	78.62	78.18	87.20
Faster R-CNN+进行数据扩充+FPN	92.26	89.61	81.37	80.00	89.60
Faster R-CNN+进行数据扩充+FPN+ROI 改进	95.35	93.98	89.62	85.58	92.18

由表可以看出,Faster R-CNN 模型对于棉布包装缺陷检测的 mAP 值为 82.26%,对棉布包装袋缺陷图像进行数据扩充来增加训练集数量,使得 mAP 提高了 2.42%,对 Faster R-CNN 中的 RPN 进行改进,应用 FPN 改进了特征提取网络之后,mAP 提高了 4.3%,在进一步改进 ROI Pooling 之后,mAP 提升较大,mAP 值为 91.34%,提升了 9.08%。对比各项评价指标表明,经过改进后的网络对棉布包装缺陷的检测能力更强,检测效果更佳。

5 结 论

本文采用一种改进 Faster R-CNN 网络检测模型来进行目标检测,实现对棉布包装 5 种类型缺陷的检测,通过对数据进行扩充来解决小样本数据少的问题,针对小目标缺陷在训练中易丢失的特点,在 Faster R-CNN 区域候选网络训练模型中融合特征金字塔网络实现小目标缺陷检测,又对区域采样点进行双线性插值,解决了 ROI Pooling 多次量化引起的像素偏差问题。结果表明,通过与 Faster R-CNN 方法进行对比,应用改进的 Faster R-CNN 结构检测棉布包装缺陷,在缺陷检测准确率上取得了不错的效果,研究结果为包装缺陷的检测提供了参考,对小目标缺陷检测做了有效指导。同时在未来工作中,还需对本文使用的缺陷检测方法进行更加深入的研究,综合分析目前突出的优化方式,在保证检测精度的同时进一步提高检测速度,实现实时性检测。

参考文献

[1] 陶志勇,于子佳,林森. PSO_SVM 算法在太阳能电池板裂缝缺陷检测研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021,35(1):18-25.

TAO ZH Y, YU Z J, LIN S. Research on crack defect detection of solar panel based on PSO_SVM algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021,35(1):18-25.

[2] BAYGIN M, KARAKOSE M, SARIMADEN A. Machine vision based defect detection approach using image processing[C]. 2017 International Artificial Intelligence and Data Processing Symposium (IDAP) IEEE, 2017, 10(9):102-109.

[3] 李丹,白国君,金媛媛,等. 基于机器视觉的包装袋缺

陷检测算法研究与应用[J]. 激光与光电子学进展, 2019,56(9):188-194.

LI D,BAI G J,JIN Y Y,et al. Research and application of packaging bag defect detection algorithm based on machine vision[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019,56(9):188-194.

[4] CELIK H I, DULGER L U, TOPALBEKIROGLU M. Development of a machine vision system; Real-time fabric defect detection and classification with neural networks[J]. The Journal of the Textile Institute, 2014, 105(6):575-585.

[5] 骆腾斌,陈硕,赵紫阳,等. 基于机器视觉算法的轴承套端面缺陷检测研究[J]. 机电工程,2018,35(02):148-152.

LUO T B, CHEN SH, ZHAO Z Y, et al. Research on bearing sleeve end face defect detection based on machine vision algorithm[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering,2018,35(2):148-152.

[6] 鲍光海,林善银,徐林森. 基于改进型卷积网络的汽车高度调节器缺陷检测方法[J]. 仪器仪表学报,2020,41(2):157-165.

BAO G H,LIN SH Y,XU L S. Defect detection method of vehicle height regulator based on improved convolution network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020,41(2):157-165.

[7] 陶晓天,何博侠,张鹏辉,等. 基于深度学习的航天密封圈表面缺陷检测[J]. 仪器仪表学报,2021,42(1):199-206.

TAO X T, HE B X, ZHANG P H, et al. Surface defect detection of aerospace seal ring based on deep learning[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(1):199-206.

[8] CHA Y J,CHOI W,SUH G. Autonomous structural visual inspection using region-based deep learning for detecting multiple damage types[J]. Computer Aided Civil and Infrastructure Engineering,2018,33(9):731-747.

[9] 郝用兴,李泽坤,张太萍,等. 改进 Faster R-CNN 对铝型材表面瑕疵的检测[J]. 工具技术,2021,55(3):76-80.

HAO Y X,LI Z K,ZHANG T P,et a. Improved Faster R-CNN to detect surface defects of aluminum profiles[J]. Tool Engineering,2021,55(3):76-80.

- [10] 郭龙源,段厚裕,周武威,等. 基于 Mask R-CNN 的磁瓦表面缺陷检测算法研究[J]. 计算机集成制造系统, 2021, 9(6): 1-15.
GUO L Y, DUAN H Y, ZHOU W W, et al. Research on surface defect detection algorithm of magnetic tile based on Mask R-CNN[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2021, 9(6): 1-15.
- [11] 向宽,李松松,栾明慧,等. 基于改进 Faster RCNN 的铝材表面缺陷检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(1): 191-198.
XIANG K, LI S S, LUAN M H, et al. Aluminum surface defect detection method based on improved Faster RCNN [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(1): 191-198.
- [12] 柳扬,陈美珍,徐胜彬,等. 基于热成像与灰度转换技术的光伏阵列缺陷检测方法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(11): 96-102.
LIU Y, CHEN M ZH, XU SH B, et al. Defect detection method of photovoltaic array based on thermal imaging and gray conversion technology [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(11): 96-102.
- [13] 李庆党,李铁林. 基于改进 YOLOv3 算法的钢板缺陷检测[J]. 电子测量技术, 2021, 44(2): 104-108.
LI Q D, LI T L. Steel plate defect detection based on improved YOLOv3 algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(2): 104-108.
- [14] JI S F, HAN R P, WEI J F, et al. Clothing image detection and recognition based on Faster RCNN [C]. 2019 2nd International Conference on Communication, Network and Artificial Intelligence (CNAI), 2019, 12(8): 960-967.
- [15] 伊欣同,单亚峰. 基于改进 Faster R-CNN 的光伏电池内部缺陷检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(1): 40-47.
YI X T, SHAN Y F. Internal defect detection of photovoltaic cells based on improved Faster R-CNN[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(1): 40-47.
- [16] 张晶焯,余楚云,伍国兴,等. 基于增强特征金字塔和可变形卷积的绝缘子缺陷检测[J]. 电力工程技术, 2021, 40(4): 155-160.
ZHANG J ZH, YU CH Y, WU G X, et al. Insulator defect detection based on enhanced feature pyramid and deformable convolution [J]. Electric Power Engineering Technology, 2021, 40(4): 155-160.
- [17] 汪震. 基于 Faster R-CNN 的陶瓷覆铜板缺陷检测研究[D]. 湘潭:湘潭大学, 2020.
WANG ZH. Research on defect detection of ceramic

copper clad laminate based on Faster R-CNN [D]. Xiangtan: Xiangtan University, 2020.

- [18] 张艳,杜会娟,孙叶美,等. 基于改进 SSD 算法的遥感图像目标检测[J/OL]. 计算机工程; 1-11 [2021-09-14].
<https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0058660>.
ZHANG Y, DU H J, SUN Y M, et al. Remote sensing image target detection based on improved SSD algorithm [J/OL]. Computer Engineering: 1-11 [2021-09-14].
<https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0058660>.
- [19] 黄洛庆,冯寿廷. 改进 Faster-RCNN 的交通标志检测[J]. 激光杂志, 2020, 41(4): 57-60.
HUANG L Q, FENG SH T. Improved Faster-RCNN for traffic sign detection [J]. Laser Journal, 2020, 41(4): 57-60.
- [20] HE K M, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask R-CNN [C]. Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2017, 10(1): 2980-2988.

作者简介



曾秀云, 2019 年于安徽工程大学获得学士学位, 现为安徽工程大学硕士研究生, 主要研究方向为智能信息处理与应用。

E-mail: 402647326@qq.com

Zeng Xiuyun received her B. Sc. degree in 2019 from Anhui Polytechnic University. She is currently a M. Sc. candidate of Anhui Polytechnic University. Her main research interest includes intelligent information processing and application.



陆华才, 2005 年于江苏大学获得硕士学位, 2008 年于浙江大学获得博士学位, 现为安徽工程大学教授, 主要研究方向为控制科学与控制工程。

E-mail: luhuacai@163.com

Lu Huacai received his M. Sc. degree in 2005 from Jiangsu University, received his Ph. D. degree in 2008 from Zhejiang University. Now he is a professor in Anhui Polytechnic University. His main research interests include measure control science and control engineering.



吕禾丰, 2019 年于安徽信息工程学院获得学士学位, 现为安徽工程大学硕士研究生, 主要研究方向为智能信息处理与应用。

E-mail: 871171650@qq.com

Lyu Hefeng received his B. Sc. degree in 2019 from Anhui University of Information Technology. He is currently a M. Sc. candidate of Anhui Polytechnic University. His main research interest includes intelligent information processing and application.