

# 基于改进ResNet50和迁移学习的竹片表面缺陷检测方法

常青,郑世祺,邓宇书,唐小琦

引用本文:

常青,郑世祺,邓宇书,等.基于改进ResNet50和迁移学习的竹片表面缺陷检测方法[J].控制与决策,2025,40(2):432-440.

在线阅读 View online: https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.1783

# 您可能感兴趣的其他文章

#### Articles you may be interested in

# 基于多层级特征的机械臂单阶段抓取位姿检测

Single-stage grasp pose detection of manipulator based on multi-level features 控制与决策. 2021, 36(8): 1815-1824 https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1840

#### 基于MobileNet的多目标跟踪深度学习算法

Deep learning algorithm based on MobileNet for multi-target tracking 控制与决策. 2021, 36(8): 1991-1996 https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1424

# 基于边缘检测的生产线手机膜缺陷识别方法

Mobile phone protective film defect recognition method based on edge detection 控制与决策. 2021, 36(4): 1017–1024 https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1474

基于改进卷积神经网络的动力下肢假肢运动意图识别

Intent recognition of power-limb prosthesis based on improved convolutional neural network 控制与决策. 2021, 36(12): 3031-3038 https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0326

# 多目标小尺度车辆目标检测方法

Multi-target and small-scale vehicle target detection method 控制与决策. 2021, 36(11): 2707-2712 https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0635

# 基于改进ResNet50和迁移学习的竹片表面缺陷检测方法

常 青1,2、郑世祺1,27、邓宇书2、唐小琦2,3

(1. 中国地质大学(武汉)自动化学院,武汉 430074; 2. 邵阳先进制造技术研究院, 湖南 邵阳 422100; 3. 华中科技大学 机械科学与工程学院,武汉 430074)

**摘 要:**在竹片表面缺陷检测中,竹片表面缺陷形状各异,成像环境脏乱,现有基于卷积神经网络(CNN)的目标检测方法面对这样特定的数据时检测准确率较低;竹片来源复杂且有其他条件限制,例如不同季节成色各异等限制, 无法采集所有类型的数据,导致竹片表面缺陷数据量少,以至于CNN不能充分学习.针对以上问题,提出一种改进 的ResNet50网络与迁移学习结合的竹片缺陷识别方法.首先,将获得的正负样本数据按照一定比例分为训练集、 验证集和测试集;其次,利用OTSU算法和LBP算法对竹片图像进行二值化处理和特征提取,以减少噪音影响;最 后,将ResNet50作为骨干网络加入L2 正则化和标签平滑与迁移学习结合,得到适应于竹片缺陷检测识别的优化 模型.将所提检测网络与VGG16、DenseNet121、ResNet50以及目前常用于工业检测的YOLOv3分别在相同比例 训练测试集上进行训练和测试.实验结果表明,在竹片数据集上所提检测网络的平均精度均值 (mAP)比VGG16、 DenseNet121、YOLOv3和ResNet50分别提高了23.45%、18.6%、19.51%和2.76%.所提方法能够针对形状各异的 竹片表面缺陷进行有效检测,且降低时间消耗,在实际工业运用中具有很好的效果.

关键词:缺陷检测;竹片;OTSU算法;LBP算法;ResNet50;迁移学习

中图分类号: TP18; TP391.41 文献标志码: A

**DOI:** 10.13195/j.kzyjc.2023.1783

**引用格式:**常青,郑世祺,邓宇书,等.基于改进ResNet50和迁移学习的竹片表面缺陷检测方法 [J]. 控制与决策, 2025, 40(2): 432-440.

# Detection method of bamboo sheets based on improved ResNet50 and transfer learning

# CHANG Qing<sup>1,2†</sup>, ZHENG Shi-qi<sup>1,2†</sup>, DENG Yu-shu<sup>2</sup>, TANG Xiao-qi<sup>2,3</sup>

(1. School of Automation, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China; 2. Shaoyang Advanced Manufacturing Technology Research Institute, Shaoyang 422100, China; 3 School of Mechanical Science & Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: In the detection of bamboo surface defects, bamboo surface defects have different shapes and the imaging environment is messy. The existing target detection methods based on convolutional neural networks (CNNs) have low detection accuracy when facing such specific data. Moreover, the source of bamboo chips is complex and there are other restrictions, such as different colors in different seasons, so it is impossible to collect all kinds of data, resulting in a small amount of data on bamboo chip surface defects, so that the CNN can not fully learn. In view of the above problems, this paper proposes an improved bamboo defect identification method combining the ResNet50 network and transfer learning. Firstly, the obtained positive and negative sample data are divided into a training set, a verification set and a test set according to a certain proportion. Secondly, the OTSU algorithm and LBP algorithm are used to binarize the bamboo image and extract its features to reduce the influence of noise. Finally, the ResNet50 is used as the backbone network, and  $L_2$  regularization, label smoothing and migration learning are combined to obtain an optimized model suitable for bamboo defect detection and recognition. The proposed detection networks, VGG16, DenseNet121, ResNet50 and YOLOV3, which are commonly used in industrial detection at present, are trained and tested on the same scale training test set respectively. The experimental results show that the average precision mAP of the proposed detection networks is 23.45, 18.6, 19.51 and 2.76 percentage points higher than that of VGG16, DenseNet121, YOLOV3 and ResNet50, respectively. The proposed method can effectively detect the surface defects of bamboo chips with different shapes, and reduce the time consumption, which has a good effect in practical industrial application.

Keywords: defect detection; bamboo chips; OTSU algorithm; LBP algorithm; ResNet50; transfer learning

收稿日期: 2023-12-25;录用日期: 2024-06-24.

基金项目:国家自然科学基金项目(52375520);湖南省区域联合基金项目(2023JJ50037);湖北省重点研发计划项目 (2023BAB172,2023DJC173).

责任编委:赵春晖.

<sup>&</sup>lt;sup>†</sup>通讯作者. E-mail: zhengshiqi@cug.edu.cn.

# 0 引 言

近年来,由于缺陷检测对产品质量和制造效率的 直接影响,各种工业应用中的缺陷检测变得越来越重 要.具体而言,在竹子加工业中,检测竹片中的缺陷对 于确保生产高质量的最终产品(如板材、单板和其他 竹基材料)起着至关重要的作用[1].因为竹片的特殊 性质,如纹理复杂、多样性缺陷类型等,传统的人工检 测方法往往效率低下且容易受主观因素的影响.因 此,基于计算机视觉和深度学习的自动化缺陷检测方 法[2-4] 成为了当前研究的热点. 贺峰等[5] 利用小波多 尺度分解方法实现6种竹条缺陷的检测:夏海英等[6] 利用计算机视觉对竹条表面进行缺陷检测,正确率 达到95%;杨和等<sup>[7]</sup>提出一种三重损失网络方法实 现对竹条的缺陷检测;高钦泉等[8]利用一种改进的 CenterNet 网络对竹条表面缺陷进行检测,该实验通 过一种注意力机制的连接方式将该模块与采用预训 练的主干部分进行融合,实验结果表明该方法能够针 对形状各异的竹条表面缺陷进行有效检测,且没有增 加过多的时耗,在实际工业运用中具有很好的效果.

本文所依托的骨干网络ResNet50是具有50个卷 积层的深度神经网络,可以在不同层次的抽象水平 上学习复杂的特征.深度结构使得网络可以捕捉复 杂的模式和表示方式,从而提高了图像分类任务的性 能. 与文献[5]所使用的机器学习方法对比,机器学习 需要大量的数据才能够达到较好的效果,而深度学习 可以通过数据增强等技术增加数据量,并且在少量数 据的情况下也可以有较好的表现. 该网络引入了残 差连接或跳过连接的概念,其中一个层的输出直接添 加到前一个层的输出中.这种机制有助于解决梯度 消失的问题,并允许梯度在训练期间更有效地传播. 它有助于训练非常深的网络,使其更快地收敛并且 具有更高的准确性.由于ResNet在许多视觉领域的 任务上都表现出色,与文献[6]所使用的CenterNet网 络相比,许多预训练的 ResNet 模型都可以轻松地从 公共资源库中获取和使用.这意味着可以利用这些 预训练模型中学到的特征来进行竹片缺陷检测的训 练,从而提高模型性能.对于竹片这种小型物体而言, CenterNet的检测精度较低,因为其使用中心点做预 测,难以准确预测小物体的中心点坐标.

传统检测方法主要应用手工设计的特征提取算法,具有以下几个问题需要解决:1)手工提取往往难以提取到具有鲁棒性和个别性的特征,导致分类准确率不高;2)需要大量的标注数据来训练模型,尤其在特定领域或任务中,往往需要耗费大量的人力、物力

和时间进行标注工作;3)模型的泛化能力差,在新场 景下表现不佳,很难推广应用到其他领域或任务中, 即使在同样的领域和任务中,模型也会因参数微小变 化而导致性能下降;4)训练时间长,传统方法的模型 需要在大规模数据上进行训练,耗费大量的时间和计 算资源,很难在实际应用中得到高效的解决方案.

基于上述问题,本文提出一种基于改进 ResNet50结合迁移学习(transfer learning, TL)的竹 片缺陷识别方法. 主要优化及改进表现在以下3个方 面:1)在图像处理部分引入LBP算法和OTSU算法, 针对竹片特征进行纹理特征提取以及二值化,为接 下来的模型训练打下良好基础,缩短训练时间.2)提 出的ResNet50结合迁移学习方法可以利用预训练模 型提取高级抽象特征,从而提高竹片缺陷识别的准 确性,模型可以快速学习到新的特征并提高精度,改 进之后的ResNet50大大提高了模型泛化性和鲁棒 性.3)通过迁移学习,使用竹片缺陷检测数据对该模 型进行微调,以适应竹片缺陷检测的任务需求.这样 的方法使得检测模型具有更好的适应性,可以同时适 应多种季节、生长环境和不同类型的竹片,解决了竹 片材质敏感,对于温度和湿度等环境变化敏感等检测 问题. 4)基于上述方法,搭建一套竹片检测分选系统, 实现了竹片图片采集、图片处理、缺陷检测、缺陷剔 除等功能,验证了上述方法的可行性.

# 1 数据集设计

本文竹片图像采集使用的是黑白相机,光源采用 的是条形光源,统一采集时间和采集方位.黑白相机 采集的图像只包含灰度信息,相对于彩色图像而言, 数据量更小、信息更简洁.在光照条件较差的环境下, 与彩色相机相比,黑白相机对于光照变化更不敏感, 可以提高检测的鲁棒性和可靠性,通常也可以提供更 好的对比度.这对于竹片缺陷的检测非常重要,因为 缺陷往往呈现较低的对比度,而黑白相机可以更好地 捕捉到这些细微的差异,从而更容易检测出缺陷.本 文实验使用的数据集来源于湖南某竹筷生产厂,选取 了具有不同程度缺陷的缺陷竹片和正常竹片样本共 8997个作为初选数据.本文将获得的正负样本数据 按照一定比例分为训练集、验证集和测试集3个部 分.

表1为竹片表面缺陷数据集的每一类缺陷类型的样本数,可以看出,竹片表面缺陷的样本数存在较大的不均衡,如黑洞、裂痕等具有较多的样本数,而窄竹、嫩竹等缺陷的样本数则较少.因为所采用的竹片表面缺陷数据极不均衡<sup>[9]</sup>,所以本文加入迁移学习以

及数据增强等方法进行应对.本文使用的竹片表面 缺陷数据集包含裂纹、霉斑、黑洞、窄竹、裂痕、嫩 竹等6种竹片表面缺陷,如图1所示,其中包含6种缺 陷以及正样本图片.

缺陷种类	采集数量	缺陷种类	采集数量
黑洞	2 306	嫩竹	545
裂纹	1 977	霉斑	1 500
窄竹	945	裂痕	2 088
	*		
THE REAL PROPERTY AND INCOMENT			- Property
14			
		-	
	194	141	
		Sector and a sector of the	
- 6			

表1 竹片缺陷种类

# 2 图像预处理

采集到的竹片图像样本是长方形,且由于应力作 用会存在一定的自然挠度导致竹片不是垂直于图像. 为了保证竹片区域在图中的占比以及缺陷检测准确 率,需要采取合适的竹片样本预处理方法,消除复杂 背景的干扰,增强样本数据,丰富缺陷样本的特征多 样性.针对上述问题,减少竹片拍摄长度,确保竹片占 比大于四分之三,避免形成无价值图像,同时预处理 算法需要有针对性,需要使竹片与背景分离,突出竹 片边缘.

竹片图像预处理流程如图2所示.首先对竹片图 像进行灰度化<sup>[10]</sup>和高斯滤波<sup>[11]</sup>处理,使图像只保留 亮度信息,平滑图像并去除噪声;其次提取竹片ROI 区域<sup>[12]</sup>来确定竹的位置和边界,减少计算量,使得



图 2 竹片图像预处理流程

后续的缺陷检测和分析更加精准和可靠;然后采用 OTSU算法进行二值化处理,使竹片与背景分离,突 出竹片边缘;最后利用LBP算法将像素点转换成二 进制编码,进而提取竹片纹理特征.

# 2.1 基于OTSU算法的二值化处理

灰度化后的竹片图像中具有256个灰度级,仍保 留较多信息,其中竹片的纤维清晰可见,这时对其进 行边缘检测会存在较多无用信息,分辨竹片边缘较为 困难.因此需要对灰度图像进行二值化处理,二值化 后图像就分为黑白两部分,可以清晰地分辨出竹片和 背景区域.在竹片缺陷检测中,竹片图像中缺陷的位 置和大小差异较大,采用局部二值化的方法需要通过 构建窗口等方式不断调整阈值,比较繁琐,而OTSU 算法简单且可以自适应地选择阈值,能够更好地适 应竹片缺陷不同的情况. 下面采用OTSU算法对竹片 灰度图像进行阈值分割. OTSU算法<sup>[13]</sup>会针对每张 竹片图像计算出合适的阈值,比固定阈值算法更具有 实用性. OTSU二值化分割结果如图3所示. 其中: NG 代表有缺陷的竹片,OK代表正常的竹片.图像中竹 片与背景很好地区分出来,提高了图像质量并且去除 了噪声干扰,也消除了阈值选取的麻烦.



# 2.2 基于LBP局部特征提取

LBP算法<sup>[14-16]</sup>是一种用于图像处理的局部特征 描述算法,可以对灰度图像的纹理特征进行描述和提 取.LBP局部特征提取效果如图4所示.



图 4 竹片原始图像与LBP处理后图像

从图4可以看出,LBP算法能够针对竹片特点对 图像进行纹理特征提取,使得深度学习模型能够更

图 1 竹片缺陷样本及正常样本

加准确地分析图像,从而提高竹片缺陷检测的准确 性.LBP算法特征提取不像传统像素点直接视为特 征的方式那样会出现维度灾难的问题,大大提高了竹 片图像之间的相似性和鲁棒性.本文分别研究了通 过原图制作数据集进行模型训练,以及经过LBP算 法和OTSU算法对竹片进行图像处理之后再进行模 型训练,竹片输出图像如图5所示.



# 3 建立竹片缺陷识别模型

#### 3.1 ResNet50模型

ResNet(residual network)是一种深度卷积神经网络,与传统的卷积神经网络<sup>[17-18]</sup>相比,其用了跨层连接(shortcut connection)的机制,以解决深度神经网络在训练时的梯度消失或梯度爆炸等问题,同时可以实现更深、更强的神经网络. ResNet 网络允许网络深度进一步加深,并且部分输入数据不经过卷积层直接送到输出,保留此部分原始数据. 这种结构有效防止了梯度爆炸、系统不收敛等问题. ResNet34、ResNet50和ResNet121均是常用的网络模型.

本研究选择ResNet50网络模型,原因是相比于 ResNet34、ResNet50提供了更深的网络,可以捕获更 复杂的特征,对于竹片缺陷检测这类需要细粒度识别 的任务更为有效.ResNet121是一个更深的模型,有 121层,它理论上能够学习更复杂的特征表示,但更深 的网络结构也意味着需要更多的计算资源,训练和 推理速度更慢.因此,选择ResNet50是因为它在性能、 计算成本和任务需求之间有一个较好的平衡.

ResNet50有2个基本的块,分别为ConvBlock和 IdentityBlock,其中ConvBlock的作用是改变网络的 维度,IdentityBlock是用于加深网络. 残差学习的单 元图如图6所示,可以看出,对每层的输入学习形成 残差函数,将网络输出和输入直接相加,并通过一个 非线性映射函数(ReLU)进行处理,从而将模型转化 为残差问题,有利于梯度反向传播算法的数稳定,并 且避免了梯度消失.



图 6 残差学习单元图

#### **3.2** *L*<sub>2</sub> 正则化与标签平滑

在竹片缺陷检测中,竹片缺陷具有多种不同的分 类类型,其中可能存在着某些细微的差异和噪声,导 致分类较难,未解决此类问题,模型的复杂程度也在 增加.这里通过L2正则化来控制模型的复杂度,可以 防止过拟合,提高模型的泛化能力.标签平滑可以缓 解标签噪声对模型训练的影响,并且提高模型对于不 确定性的鲁棒性.通过对标签进行平滑处理,可以使 得模型学习到更加一般化的特征,从而提高对于新样 本的分类准确性和鲁棒性.

本研究中竹片样本特征维度较高,训练集样本数 较少,在这样的情况下,L2正则化和标签平滑起到了 更好的效果,可以降低模型在训练集上的表现差异 和在测试集上的出错率,从而更加准确地检测竹片缺 陷.

#### 3.2.1 L<sub>2</sub> 正则化

L2 正则化也称为权重衰减,是一种常用的正则 化技术.它通过在模型优化过程中对权重参数进行 惩罚来减小模型的复杂度,从而降低过拟合的风险. 在神经网络中,通常使用梯度下降等优化算法来训 练模型,这些算法通过调整权重参数来最小化损失函 数.在这个过程中,L2 正则化通过向损失函数中添加 一个正则化项来对权重参数进行惩罚,损失函数为

$$\check{J}(\omega; X, y) = J(\omega; X, y) + \frac{\lambda}{2} \|\omega\|_2^2.$$
(1)

其中: X、y分别为训练样本及标签,  $\omega$ 为权重系数向量,  $J(\omega; X, y)$ 为原始损失函数,  $\|\omega\|_2^2$ 为正则化项,  $\lambda$ 为正则化参数.

L2 正则化趋向于将所有权重系数向量变得较小,最后构造一个所有参数较小的模型.参数较小时,数据偏移对结果影响较小,即训练模型抗扰动能力强.

#### 3.2.2 标签平滑

标签平滑具体思想是降低对于标签的信任,通过 在目标标签引入一定程度的噪音来减少模型的过拟 合倾向,使得模型更加健壮,泛化能力更强.

在传统的分类任务中,通常使用独热编码作为标 签,即一个类别只对应一个确定的标签值.然而,这种 方式会使得模型过于自信地认为输入样本只对应于 一个类别,从而导致模型在面对类别之间的边界情 况时出现过拟合现象.标签平滑通过引入噪音来解 决这个问题.具体而言,它将独热编码的标签向量调 整为一个分布,分布的质量集中在正确类别上,同时 在其他类别上引入一定的概率,从而模糊了类别间的 界限.这样做的目的是让模型学习到对目标类别的 预测更加稳定和鲁棒,同时减少对训练数据的过度拟 合.

#### 3.3 迁移学习

迁移学习<sup>[19-20]</sup>是可以利用从其他任务中获取的 知识来帮助进行当前任务试验的一系列方法,利用此 方法,可以有效解决过拟合等问题,关键点是找出新 问题与原问题两者之间有哪些相似性<sup>[21-22]</sup>.在小样 本数据的条件下,由于数据量不足会导致训练CNN 模型时发生过拟合,无法获得理想识别结果.

迁移学习的应用范围非常广泛<sup>[23]</sup>,比如用来解 决标注数据稀缺问题、误差分享、进行机器人训练 等.迁移学习通过将一个领域学习的知识和模型迁 移到另一个领域进行训练和测试,从而减少需要大量 数据进行训练的情况.迁移学习所使用的"知识"可 以是神经网络的模型参数、模型架构甚至是单个层 次对权重的优化.通过从先前学习的任务中提取知 识,可以加快新任务的学习速度并且得到更好的表 现.因此,使用迁移学习可以提高算法的效率,并且也 可行于数据较少的场景.

本文竹片缺陷检测同样面临着检测效率低且样本少等问题,因此考虑引入迁移学习的方法来解决上述问题.通过前期对卷积神经网络的不同构架进行性能、准确率等的比较,本文选择比较适合的4个网络结构来进行迁移学习缺陷分类识别实验对比,分别是VGG16、DenseNet121、YOLOv3和ResNet50.本文利用ImageNet公开数据集上事先训练的模型参数进行迁移学习,不仅保留了除最终全连接层外的所有原始权重参数,还通过对比图来展示相关的实验成果.

#### 3.4 改进ResNet50+TL模型建立

由于ResNet50是已经预训练过的深度卷积神经 网络,本文将迁移学习的方法应用于竹片缺陷检测问 题中,利用己有的预训练,针对竹片问题进行微调避 免从头训练模型,进而提高竹片缺陷检测模型的准确 性和效率,同时减少训练时间和数据需求.

模型建立步骤:首先,在ResNet50的输出层之前 加入一层全局平均池化层,以及几个全连接层,替换 掉ResNet50的原始分类器;其次,准备新的训练数据 集,确保与预训练模型相一致,这里进行数据增强,通 过对原始图像进行随机变换和裁剪等操作来扩充数 据集,有助于增加数据的多样性和鲁棒性;再次,根据 竹片缺陷检测问题的需求,选择适当的损失函数和优 化器,这里使用二元交叉熵作为损失函数,并结合标 签平滑和L2正则化来优化模型;最后使用随机梯度 下降算法训练模型,由于竹片数据的不平衡性,本文 采用加权损失来减小类别不均衡问题所带来的影响.

#### 4 实验设计与结果分析

#### 4.1 实验环境及方案

实验在深度学习框架pytorch开发环境下进行设计,并且通过NVIDIA GeForce GTX 1660 Ti显卡加速.实验运行的软件环境是在Windows 10专业版本系统中安装的anaconda3.

为防止产生过拟合现象,在之后的实验中,采取 不同比例的数据集分配进行,分别将竹片缺陷数据 集分配成80%、20%(A:80%是训练集,20%是测试 集),60%、40%(B:60%是训练集,40%是测试集), 40%、60%(C:40%是训练集,60%是测试集),20%、 80%(D:20%是训练集,80%是测试集).同时,训练 集和测试集必须包括所有的6类缺陷图片.

### 4.2 实验结果与分析

#### 4.2.1 LBP与OTSU结合在竹片数据集上的表现

LBP和OTSU作为常见的图像预处理算法,具有简单实用、运算速度快等特点,已被广泛应用于图像处理领域.不过目前对于它们应用在不同的深度学习模型的性能比较研究相对较少,因此本文对其进行深入地对比分析.

深度学习缺陷检测中,准确率和平均精度是两 个常用的评价指标.准确率通常指分类任务中模型 正确分类的样本数占总样本数的比例,也可以表示 为预测正确的正样本和负样本的总个数占总样本 数的比例.平均精度用于评估模型的检测精度,根据 预测结果和标注数据计算出不同阈值下的准确率 与召回率,绘制出准确率-召回率(P-R)曲线,然后计 算该曲线下面积的平均值,即为平均精度.如图7所 示,本文给出了4种基础网络与其分别加入LBP和 OTSU算法的P-R曲线对比图.其中:VGG16网络在 引入LBP和OTSU算法后平均精确度提升了9个百 分点; DenseNet121网络在引入LBP和OTSU算法后 平均精确度提升了8个百分点; YOLOv3网络在引入 LBP和OTSU算法后平均精确度提升了4个百分点; RenseNet50网络在引入LBP和OTSU算法后平均精 确度提升了9个百分点.



图 7 基础网络与优化网络P-R曲线对比

#### 4.2.2 不同深度学习模型在竹片数据集上的表现

VGG16、DenseNet121、YOLOv3和ResNet50都 是在图像处理领域中表现较为出色的分类模型.其 中:VGG16参数众多、层数较深,在可扩展性和灵活 性方面有所欠缺,特别适合于小规模数据集的图像 分类任务,例如动物分类、植物分类等;DenseNet121 是一种密集连接的卷积神经网络,其特点是在不增 加模型参数的同时提高网络的有效性,可以提供更好 的特征提取能力,因此适用于需要高度特征提取的任 务,如医学图像处理和分割等;YOLOv3是一种相对 较新的目标检测算法,具有很高的检测速度和较好的 准确率,适合在需要快速高效地检测大量物体的场 景中使用,包括行人检测、交通监控等.本文将上述3 种网络与ResNet50和改进的ResNet50模型应用在竹 片缺陷测试数据集上进行分类性能的比较,结果如表 2所示.

	%			
模型	准确率	平均精确度 (AP)	平均AP值 (mAP)	F1-score
VGG16	68.75	63	68	67.57
YOLOv3	73.26	70	72.85	80.63
DenseNet121	70.19	72.88	71.94	85.76
ResNet50	92.52	89.84	88.69	91.5
改进的ResNet50	96.43	90.23	91.45	96.69

从表2可以看出:ResNet50模型各项性能都优于 VGG16、YOLOv3和DenseNet121,而改进ResNet50 模型通过减少模型的过拟合和对噪声的敏感度,更 好地适应训练数据,在测试数据上显现出更好的性 能,各项性能相较于ResNet50模型也有所提升.例 如,准确率比ResNet50模型提高了3.9%,说明改进 ResNet50模型能够有效地对竹片缺陷进行分类;平 均精确度提高了3.23%,说明整体模型缺陷检测的 准确性提高,性能得到了优化.这里引入了一个F1score参数<sup>[24]</sup>,是统计学中用来衡量二分类模型精确 度的一种指标,它同时兼顾了分类模型的精确率和召 回率.

# 4.2.3 基础网络与优化网络比较

从表3可以看出,4种不同分配比例的数据集实 验结果中,利用传统深度学习方法5种模型中得到的 最高精度分别是80.01%、83.91%、84.34%、85.57%、 89.61%,迁移学习最高识别准确率分别为84.21%、 85.57%、89.23%、91.39%、97.74%,并且4种网络 模型引入迁移学习后训练时长均大幅度减少,最长缩 短了168.1h.对于不同分配比例的数据集,经过LBP 和OTSU处理后竹片识别精度均有一定程度提升,提 升幅度在0~4百分点范围内.在图像识别过程中,利 用普通深度学习和迁移学习,实验结果说明不管是原

训练机制	网络模型					训练时长 /1
		Α	В	С	D	<u> </u>
深度学习	VGG16	65.77/68.94	70.32/72.88	74.57/76.89	79.87/80.01	178.6
	DenseNet121	68.37/70.19	72.53/74.98	77.31/78.49	81.25/83.91	98.7
	YOLOv3	72.23/73.36	73.33/74.51	76.17/78.92	81.51/84.34	108.7
	ResNet50	80.17/82.29	83.26/83.47	83.57/84.19	85.55/85.97	96.1
	改进的ResNet50	82.53/84.57	83.39/84.56	85.69/87.93	88.53/89.61	94.3
迁移学习	VGG16	70.51/71.37	72.34/75.98	75.12/78.13	83.55/84.21	10.5
	DenseNet12	76.69/77.00	77.21/78.36	79.94/81.26	79.69/85.57	7.9
	YOLOv31	81.59/82.34	84.39/85.64	87.65/87.97	87.01/89.23	14.5
	ResNet50	83.85/85.69	83.69/84.67	86.61/88.31	89.97/91.39	6.3
	改进的ResNet50	89.98/91.20	90.54/91.57	93.57/95.68	94.12/97.74	5.8

表3 竹片缺陷识别精度与训练时长

始图像还是OTSU和LBP处理图像,不管数据集中训 练集与测试集分配比例情况如何,使用迁移学习获得 的识别准确率相比于普通深度学习均得到了显著提 升.

根据图8的损失函数收敛曲线和图7的基础网络与优化网络P-R曲线对比图像来看,可以发现不同网络在引入迁移学习后损失函数均有所降低,例如VGG16网络损失函数从2.5降至1.3;P-R曲线也反映出引入迁移学习后不同模型的平均准确度均有所提高.总体看来迁移学习与ResNet50结合之后的系统模型表现最优,最高平均准确度达到94%,损失函数低至0.3.





# 4.2.4 基础网络与本文方法比较

将迁移学习与ResNet50相结合可以得到性能较优的模型,但是在实验过程中由于竹片样本数据的不

足,出现了对于训练数据过度学习、对新的竹片数据 泛化能力较差等问题.

综上,本文对原有的ResNet50网络进行对应改进,在迁移学习与ResNet50结合的基础之上加入了 L2正则化和标签平滑技术,减少模型对竹片训练数 据中特定标签的过拟合现象,增加了模型鲁棒性,同时也很好地提高了模型的准确度,如图9所示,准确 度达到96.44%.



图 9 基础网络与优化网络准确度图像

# 5 研究应用

竹片缺陷检测总体方案包括图像获取及预处理、 网络构建与模型训练和竹筷缺陷实时检测3部分,如 图10所示.





为了方便操作和使用,通过QtDesigner设计了一 套友好的UI交互界面.在界面上,用户可以通过点击 屏幕上的不同选项来进行竹片缺陷检测的相关操作. 竹片缺陷检测界面展示了四位相机拍摄的竹片画面, 首先通过打开相机和关闭相机按钮控制四位相机画 面,开启传送带使得竹片进入筛选流程当中,应用本 文缺陷检测算法对竹片进行筛选,并且给出了OK 与 NG的数量统计结果. 假设有NG竹片通过人工筛选 为可用竹片,可以通过模型更新界面将此竹片图像加 入到正样本数据集当中,重新训练模型最终达到满意 的且适合此缺陷检测要求的最佳模型.

本文所提到的竹片缺陷检测算法已经应用到图 11 所示的竹片缺陷检测的分选系统智能设备当中, 它能够自动选择合适的分选方法,如喷气、机械臂抓 取、人工干预等.分选过程一般持续时间较短,可以满 足生产线的要求.



图 11 竹片缺陷检测分选系统

这套竹片缺陷检测的分选系统主要由图像采集 装置、上位机、机械分选装置构成.首先,传送带将 竹片图像传送到采集装置区域;其次,摄像头对竹片 进行捕捉,拍摄图片;然后,上位机进行相应的图片处 理与分选;最终,使用喷气的方式将缺陷竹片剔除.这 套系统具备一定的可靠性,系统采用了经过专业训练 的深度学习算法,通过大量的数据训练和优化,使其 具备较高的识别精度和准确性.该系统在实际生产 场景中进行了多次测试和应用,识别准确率均达到了 95%以上,损失函数低至0.37,检测速度满足生产生 活要求.该结果表明系统能够有效地检测和区分竹 片的缺陷,并实现自动化的分选.在现实生产环境下 工作,能够适应不同规格、大小的竹片,并具有较高的 稳定性和可靠性.

# 6 结 论

本文针对竹片表面缺陷特点利用深度学习方法 进行竹片表面的缺陷检测,在竹片数据匮乏且分布不 均的前提下获得较好的检测结果.针对现有的单一 网络模型,本文提出一种将改进的 ResNet50 与迁移 学习相结合的方法,能够有效地提高在仅拥有较少量 竹片表面缺陷数据情况下的检测性能.

在本研究中,使用的竹片表面缺陷数据集筛选方 法可以更为精确,筛选出仅包含一种缺陷类型的图 片,从而减少神经网络分类的误差率;本文实验所用 的网络模型在竹片缺陷检测数据集上进行了有效的 验证,后续可以将此模型扩展到更多的缺陷检测数据 集上,增强模型的鲁棒性和泛化能力;本文提出的方 法对竹片特征的提取具有单一性,后期可以将多尺度 特征融合,以获得更全面的特征表示,从而提高竹片 缺陷检测的准确性和严谨性.

# 参考文献(References)

 訾斌,徐锋,唐锴,等.基于机器视觉的喷涂机器人 轨迹规划与涂装质量检测研究综述[J].控制与决策, 2023, 38(1): 1-21. (Zi B, Xu F, Tang K, et al. Trajectory planning for spray-painting robot and quality detection of paint film based on machine vision: A review[J]. Control and Decision, 2023, 38(1): 1-21.)

 [2] 伍锡如,黄国明,孙立宁.基于深度学习的工业分拣 机器人快速视觉识别与定位算法[J]. 机器人, 2016, 38(6): 710-718.
 (Wu X R, Huang G M, Sun L N. Fast visual identification

and location algorithm for industrial sorting robots based on deep learning[J]. Robot, 2016, 38(6): 710-718.)

- [3] 苏晓杰, 刘星雨, 李睿, 等. 半结构化场景下移动机器人视觉边线检测综述[J]. 控制与决策, 2023, 38(6): 1491-1509.
  (Su X J, Liu X Y, Li R, et al. Survey of lane detection for autonomous robots in semi-structured scenarios[J].
- Control and Decision, 2023, 38(6): 1491-1509.)
  [4] 侯志强,杨晓麟,马素刚,等. 基于特征增强和历史 帧选择的 Transformer 视觉跟踪算法[J]. 控制与决策, 2024, 39(10): 3506-3512.
  (Hou Z Q, Yang X L, Ma S G, et al. Adaptive history frame selection for Transformer visual tracking[J]. Control and Decision, 2024, 39(10): 3506-3512.)
- [5] 贺峰,秦现生,刘琼,等. 基于小波多尺度分解的竹条 缺陷检测算法[J]. 机电一体化, 2010, 16(1): 46-49.
  (He F, Qin X S, Liu Q, et al. Bamboo defect inspection algorithm based on wavelet multi-scale transform[J]. Mechatronics, 2010, 16(1): 46-49.)
- [6] 夏海英, 宋树祥, 李建辉, 等. 一种基于计算机视觉的竹条表面缺陷检测方法: CN105158258B[P].
   2017-09-01.
- [7] 杨和, 刘文哲, 童同, 等. 一种基于机器学习的竹条颜 色自适应分类方法: CN111563536B[P]. 2023-04-14.
- [8] 高钦泉,黄炳城,刘文哲,等. 基于改进CenterNet的 竹条表面缺陷检测方法[J]. 计算机应用, 2021, 41(7): 1933-1938.
  (Gao Q Q, Huang B C, Liu W Z, et al. Detection method of bamboo surface defects based on improved CenterNet[J]. Computer Application, 2021, 41(7): 1933-1938.)
- [9] 叶卓勋,刘妹琴,张森林. 基于轻量化深度学习网络的工业环境小目标缺陷检测[J]. 控制与决策, 2023, 38(5): 1231-1238.
  (Ye Z X, Liu M Q, Zhang S L. Small target defect detection in industrial environment based on lightweight deep learning network[J]. Control and decision, 2023, 38(5): 1231-1238.)
- [10] 顾梅花, 王苗苗, 李立瑶, 等. 彩色图像多尺度融合灰度化算法[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(4): 209-215.
   (Gu M H, Wang M M, Li L Y, et al. Multi-scale fusion graving algorithm for color images[I]. Computer

fusion graying algorithm for color images[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(4): 209-215.)

[11] 郭平秀,李启南,杨忠鹏.一种图像增强及改进海洋生物图像检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(8): 208-216.

(Guo P X, Li Q N, Yang Z P. An image enhancement and improvement algorithm for marine biological image detection[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(8): 208-216.)

[12] 李森森, 吴清. 改进 Mask R-CNN 的遥感图像多目 标检测与分割[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(14): 183-190.

(Li S S, Wu Q. Multi-target detection and segmentation of remote sensing images based on improved mask R-CNN[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(14): 183-190.)

[13] 牛晗,伍希志,任桂芹,等.基于OTSU与CANNY算 法的竹片缺陷图像检测[J].森林工程,2022,38(6): 75-81.

(Niu H, Wu X Z, Ren G Q, et al. Image detection of bamboo chip defects based on OTSU and CANNY algorithms[J]. Forest Engineering, 2022, 38(6): 75-81.)

- [14] 韩友德,杨鹏,任高山,等.基于DWT和LBP的纹理 特征提取研究[J]. 计算机与数字工程, 2018, 46(3): 566-569.
  (Han Y D, Yang P, Ren G S, et al. Texture feature extraction based on the DWT and LBP[J]. Computer & Digital Engineering, 2018, 46(3): 566-569.)
- [15] 胡丹, 周兴社, 许婉君, 等. 基于深度特征与LBP 纹理融合的视觉跟踪[J]. 计算机工程, 2016, 42(9): 220-225.
  (Hu D, Zhou X S, Xu W J, et al. Visual tracking based on fusion of deep feature and LBP texture[J]. Computer Engineering, 2016, 42(9): 220-225.)
- [16] Kuang H L, Ding Y R, Li R F, et al. Defect detection of bamboo strips based on LBP and GLCM features by using SVM classifier[C]. The 30th Chinese Control and Decision Conference. Shenyang, 2018: 3341-3345.
- [17] 兰小艳, 史钧宇. 一种基于神经网络的太阳能电池板 缺陷检测方法[J]. 计算机时代, 2023(2): 106-108.
  (Lan X Y, Shi J Y. A method of solar panel defect detection based on neural network[J]. Computer Era, 2023(2): 106-108.)
- [18] 胡金鹏,张学武,张卓. 基于改进DenseNet网络的室 外太阳能电池板缺陷检测方法[J].光学与光电技术, 2022, 20(2): 67-76.
  (Hu J P, Zhang X W, Zhang Z. Defect detection method of outdoor solar panels based on improved DenseNet network[J]. Optics & Optoelectronic Technology, 2022, 20(2): 67-76.)
- [19] 李号号. 基于实例的迁移学习技术研究及应用[D]. 武

汉: 武汉大学, 2018.

(Li H H. Research and application of case-based transfer learning technology[D]. Wuhan: Wuhan University, 2018.)

- [20] 王晓权,郑绍华,潘林.基于迁移学习和SVM的糖网 图像分类[J]. 信息通信, 2018, 31(4): 96-100.
  (Wang X Q, Zheng S H, Pan L. Diabetic retinal image classification based on deep transfer learning and SVM[J]. Changjiang Information & Communications, 2018, 31(4): 96-100.)
- [21] 李年华. 深度神经网络的迁移学习关键问题研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2018.
  (Li N H. Research on key issues of transfer learning of deep neural networks[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2018.)
- [22] 段萌, 王功鹏, 牛常勇. 基于卷积神经网络的小样本 图像识别方法[J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(1): 224-229.
  (Duan M, Wang G P, Niu C Y. Method of small sample size image recognition based on convolution neural network[J]. Computer Engineering and Design, 2018, 39(1): 224-229.)
- [23] 陈琼, 徐洋洋, 陈林清. 不平衡数据的迁移学习分类算法[J]. 华南理工大学学报: 自然科学版, 2018, 46(1): 122-130.
  (Chen Q, Xu Y Y, Chen L Q. Transfer learning

classification algorithm for unbalanced data[J]. Journal of South China University of Technology: Natural Science Edition, 2018, 46(1): 122-130.)

[24] 王照国,张红云,苗夺谦.基于F1值的非极大值抑制 阈值自动选取方法[J].智能系统学报,2020,15(5): 1006-1012.

(Wang Z G, Zhang H Y, Miao D Q. Automatic selection method of non-maximum suppression threshold based on F1 score[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2020, 15(5): 1006-1012.)

# 作者简介

常青(1997-), 女, 硕士, 主要研究方向为机器人、图像 处理, E-mail: 2867123576@qq.com;

郑世祺(1988-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为机器 人控制, E-mail: zhengshiqi@cug.edu.cn;

邓宇书(1986-), 男, 硕士, 主要研究方向为机电系统控制, E-mail: 35355034@qq.com;

唐小琦(1957-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为伺服 系统控制, E-mail: learner\_2003@163.com.