

基于 YOLOv2 网络模型的手机镜片缺陷实时检测方法*

王国鹏¹ 王习东¹ 王保昌² 王恒涛¹

(1.三峡大学计算机与信息学院, 湖北 宜昌 443002

2.三峡大学理学院, 湖北 宜昌 443002)

摘要: 针对手机镜片缺陷检测采用人工目视法存在效率低、误检率高、易受主观影响; 且现有的机器视觉法存在成本高和应用场景为静态图片等问题, 提出一种基于 YOLOv2 网络模型的手机镜片缺陷实时检测方法。首先, 对手机镜片缺陷检测数据集样本进行归一化处理; 然后, 调整网络模型的训练参数, 并将数据集送入 YOLOv2 网络模型进行迭代训练, 分析训练过程的性能曲线, 得到最优权重; 最后, 对验证集样本进行检测分析。实验结果表明: 该检测方法的实时检测速度可达 14 帧/s; 缺陷定位精度高, 检测准确率为 96.13%; 可满足低成本条件下, 手机镜片缺陷实时检测的需求。

关键词: YOLOv2; 手机镜片检测; 机器视觉; 归一化处理

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1674-2605(2021)05-0005-05

DOI: 10.3969/j.issn.1674-2605.2021.05.005

0 引言

目前, 国内多数手机镜片制造工厂采用人工目视法检测镜片缺陷。该方法的检测环境为长时间亮光照射, 对人眼造成损伤, 且效率低、误检率高, 易受检测人员主观因素影响, 人工成本也较高^[1]。近年来, 随着机器视觉技术的发展, 其在镜片缺陷检测方面的应用也逐渐深入^[2]。朱建峰采用优化精密显微镜等仪器点光源投影照明的方案, 实现镜片面状疵病的最佳成像效果, 分析镜片疵病形状和大小, 对各疵病种类分别编写对应的图像处理算法进行识别, 检测准确率达 95.48%^[3]。朱虹兆基于深度学习训练出一种退化的 YOLO 网络, 实现对树脂镜片样本缺陷的识别, 验证集的缺陷识别准确率达 95.97%^[4]。

随着卷积神经网络在目标检测和图像识别领域的蓬勃发展^[5], 目标检测模型 YOLO 以算法实现快捷、灵活, 泛化性能高等特点成为应用研究的热点^[6]。

在上述检测方法的基础上, 本文利用 YOLOv2 网络模型, 提出一种手机镜片缺陷实时检测方法。首先, 制作并标注手机镜片缺陷检测数据集, 并对样本图片进行归一化处理; 然后, 调整 YOLOv2 网络模型的训练参数, 并将数据集送入 YOLOv2 网络模型进行训

练, 分析训练过程性能曲线, 得到最优的网络权重数据; 最后, 对验证集样本进行检测分析。

1 网络模型

1.1 网络模型选取

R-CNN 系列算法为双阶段结构网络, 检测速度无法满足实时性需求。YOLOv1 预测框机制和损失计算等方面不够成熟^[7], 导致对特征形态尺寸小的目标定位精度低, 不适合手机镜片缺陷检测。YOLOv2 是由 REDMON 等于 2017 年提出的单阶段结构网络^[8], 核心思想是将目标检测问题转化为分类回归问题^[9], 并引入 Anchor 机制, 改善网络模型训练过程中的召回率, 增强图像细粒度特征分类能力, 适用于检测特征形态尺寸小的目标, 且检测速度快, 可实现目标实时检测。

考虑到本检测方法后期将部署在 FPGA 开发板上。该开发板成本较低, 计算资源相对有限, 故网络模型选用对小尺寸目标检测精度高、实时检测速度快和网络结构轻量级的 YOLOv2。

1.2 YOLOv2 网络模型

YOLOv2 网络模型结构如图 1 所示。

28 * 基金项目: 湖北省自然科学基金面上类项目 (2018CKB914); 湖北省教育厅自然科学研究计划项目 (B2017027)。

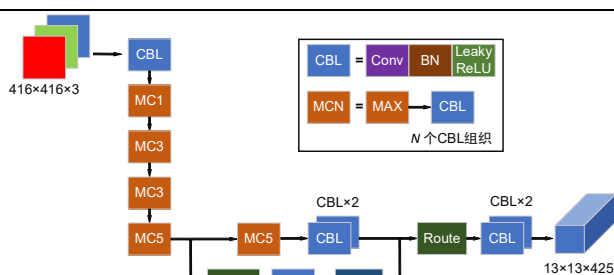


图1 YOLOv2网络模型结构

YOLOv2网络模型由CBL、MCN、Route和Reorg 4类组件构成。其中，CBL为YOLOv2网络结构的最小组件，由Conv（卷积运算）、BN和Leaky ReLU组成。Conv实现特征提取，得到特征图。批归一化BN层对特征图像素做线性变换，加快训练收敛过程^[10]。激活函数对特征图像素做非线性变换，增强网络非线性拟合能力，除最后输出层使用Sigmoid函数外，其余皆使用Leaky ReLU函数。

$$f(x) = \begin{cases} x \times 0.1, & x < 0 \\ x, & x \geq 0 \end{cases} \quad (1)$$

MCN为降采样组件，由最大池化层MAX和N个CBL构成。最大池化层实现特征图的降采样，减小特征图规模及保持其功能特性不变。

Route为路由层，将多维度的特征信息进行融合。

Reorg为重排序层，实现特征的重新排序，将较大尺寸的特征图分成多张小尺寸的特征图。卷积核步长为2的重排序示意图如图2所示。

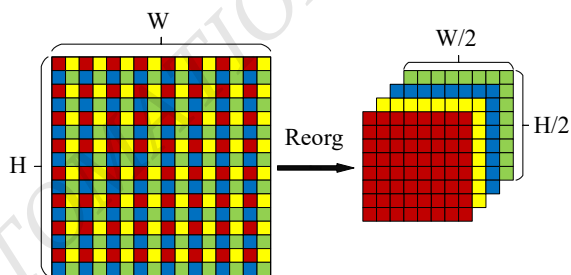


图2 卷积核步长为2的重排序示意图

2 实验及结果

2.1 数据集及实验环境

选取手机镜片常见的4种缺陷（花瓣伤、胶洞、

裂痕、膜裂）为研究对象，制作数据集。使用Labeling软件标注手机镜片缺陷检测数据集。YOLOv2网络需要大量的样本图片，本文通过数据增强（旋转变换、仿射变换、图像增强和添加噪声等），既增加了样本数量，又变换了手机镜片缺陷的方向和大小，还增强样本图像噪声的鲁棒性^[11]。手机镜片缺陷检测数据集划分如表1所示。实验设备配置如表2所示。

表1 手机镜片缺陷检测数据集划分

参数	数量/张
总数据集数	9 600
训练集	7 200
测试集	2 400

表2 实验设备配置

平台	配置
操作系统	Ubuntu 20.04 LTS
GPU	GeForce GTX 1 660 SUPER
加速环境	CUDA 11.3
视觉库	OpenCV 3.4.14

2.2 训练网络参数

YOLOv2训练网络参数：为平衡训练效果和显存占用压力，每次迭代批量送入网络的图片数量为64张，每次批量送入训练器的份数为8；为提升训练速度，避免过拟合，动量常数为0.9，权重衰减正则系数为0.0005；随着迭代增加，为使网络模型学习更加有效，初始学习率为0.001，训练总迭代次数为200次；学习率调整策略为steps步进式，当迭代次数达到160和180次时，学习率分别衰减至0.0001和0.00001；将Region层的类别数改为4，同时对应地将最后一个卷积层的卷积核数目改为45。

2.3 训练过程变化曲线

本文采用GIoU_Loss作为模型训练损失函数，GIoU直接把IoU设为回归的Loss^[12]。

$$GIoU = IoU - \frac{A^C - U}{A^C} \quad (2)$$

式中，IoU为模型预测框与真实框的交并比； A^C 为

两框的最小外接矩形面积； U 为两框的并集面积。

训练过程中 GIoU_Loss 变化曲线如图 3 所示。

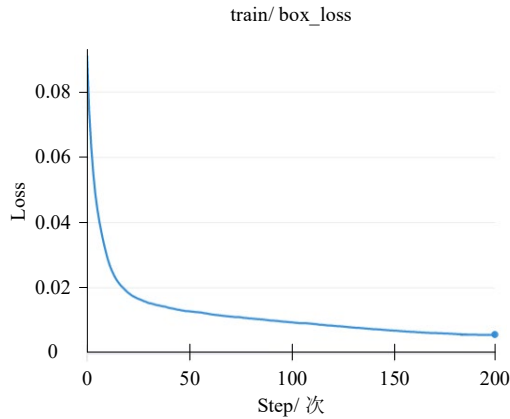


图 3 GIoU_Loss 变化曲线

由图 3 可知，当训练模型迭代至 90 次时，损失函数收敛在 0.01 附近。

召回率($recall$)是所有正样本中预测正确的比例，计算公式为

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

式中，样本分类说明如表 3 所示。

表 3 样本分类说明

真实情况	预测为正	预测为反
正	TP (真正)	FN (假反)
反	FP (假正)	TN (真反)

训练过程中，模型的召回率变化曲线如图 4 所示。

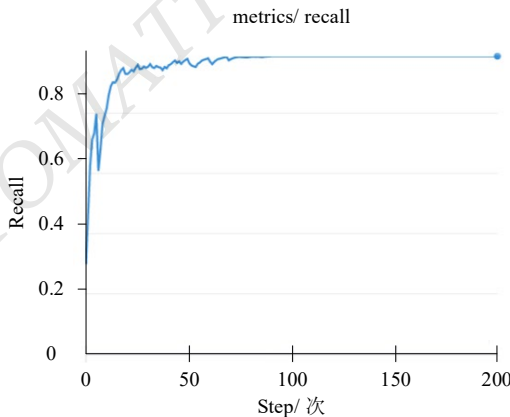


图 4 召回率变化曲线

由图 4 可知，当训练模型迭代至 70 次时，召回率的数值趋近于 0.96。

从图 3 和图 4 的训练过程变化曲线分析可知，所训练的 YOLOv2 网络模型权重效果理想。

2.4 实验结果与分析

模型训练完成后，调用 YOLOv2 网络模型的 USB 摄像头检测器，收敛后的检测速度达 14 帧/s，满足实时检测的需求。缺陷实时检测结果如图 5 所示。

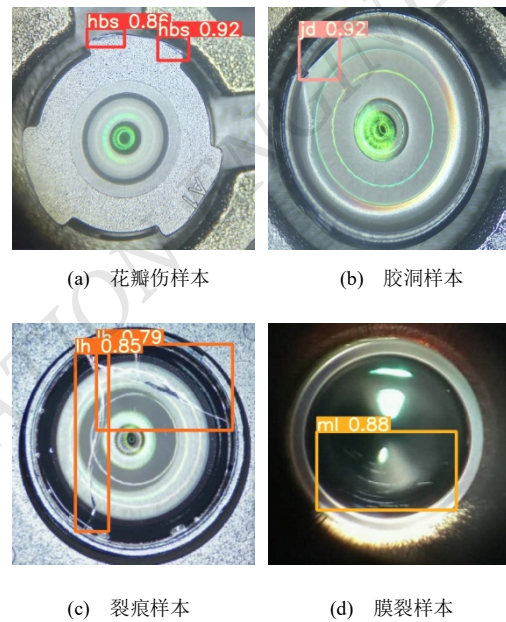


图 5 手机镜片缺陷实时检测结果

图 5(a)模型正确框中 2 个花瓣伤缺陷；图 5(b)模型正确框中 1 个胶洞缺陷；图 5(c)模型正确框中 2 个裂痕缺陷；图 5(d)模型正确框中 1 个膜裂缺陷。目标框上方的数据为预测类别的标签和置信度。从检测结果来看：该网络模型能较好地预测并区分 4 种缺陷；同时，在多缺陷共存的情况下，没有出现缺陷漏检情况。

准确率是指样本中模型正确检测出的缺陷数占各类别样本总数的百分比。本实验采用平均准确率来衡量模型检测的实际性能，计算公式为

$$Avg_{acc} = \frac{\sum accuracy}{N} \quad (4)$$

式中， $accuracy$ 为 YOLOv2 网络模型对验证集中每张样本各缺陷类别检测的准确率； N 为验证集样本数。

YOLOv2 网络模型对验证集样本进行手机镜片缺陷检测后的结果如表 4 所示。

表 4 YOLOv2 网络模型验证集的手机镜片缺陷检测结果

类别	总数/个	准确数/个	准确率/%
花瓣伤	1 152	1 092	94.79
胶洞	960	928	96.67
裂痕	192	192	100.00
膜裂	96	95	98.96
合计	2 400	2 307	96.13

分析表 4 可知：检测准确率最低的手机镜片缺陷为花瓣伤；由于花瓣伤特征形态尺寸较小，特征形态与背景的差异也较小，导致其提取特征相对简单，检测准确率相对较低。

本文检测方法与文献[3]和文献[4]中的 2 种机器视觉检测方法进行性能对比，结果如表 5 所示。

表 5 检测方法性能对比结果

方法	准确率/%	应用场景	成本
文献[3]	95.48	静态	高
文献[4]	95.97	静态	低
本文	96.13	实时	低

由表 5 可知：本文方法的准确率为 96.13%，分别比另外 2 种方法提高了 0.65%和 0.16%；本文方法在检测准确率、应用场景和成本方面均优于另外 2 种方法，满足低成本条件下手机镜片缺陷实时检测的需求。

3 结论

为满足实时检测应用场景对检测速度、准确率和稳定性的需求，本文提出一种基于 YOLOv2 网络模型的手机镜片缺陷实时检测方法。实验结果表明：该方法实时检测速度可达 14 帧/s，相比于镜片制造工厂人工目视法的 1.1 帧/s 提高了近 13 倍，达到实时检测

的目的；且该检测方法的缺陷定位精度高，检测准确率为 96.13%。本文在 PC 端上实现并验证了此方法的可行性，后期将该检测方法部署在 FPGA 开发板上，对实时检测进行硬件加速，以实现移动端低成本低功耗的镜片缺陷检测。

参考文献

- [1] 孙力,刘晨,姚红兵.基于机器视觉的树脂镜片水印疵病检测[J].江苏大学学报(自然科学版),2018,39(4):425-430.
- [2] 林磊,臧铁钢.基于机器视觉的树脂镜片表面疵病边缘检测[J].机械制造与自动化,2021,50(2):230-232,240.
- [3] 朱建峰.基于机器视觉技术的树脂镜片面状疵病检测研究[D].镇江:江苏大学,2019.
- [4] 朱虹兆.基于退化 YOLO 网络的树脂镜片缺陷识别方法研究[D].哈尔滨:哈尔滨理工大学,2019.
- [5] RUSSAKOVSKY O, DENG J, SU H, et al. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge[J]. International Journal of Computer Vision, 2015,115(3):211-252.
- [6] 陈文峰,张学习,蔡述庭,等.基于 YOLO v3 和传感器融合的机器人定位建图系统[J].自动化与信息工程,2021,42(2):34-38,48.
- [7] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[J]. IEEE, 2016.
- [8] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger[J]. IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, 2017:6517-6525.
- [9] 陈友升,周介祺,梁敏健,等.基于 YOLOv5 视觉感知的实时叉车驾驶操作行为识别方法[J].自动化与信息工程,2021,42(3):21-26.
- [10] 刘建伟,赵会丹,罗雄麟,等.深度学习批归一化及其相关算法研究进展[J].自动化学报,2020,46(6):1090-1120.
- [11] 俞彬.基于生成对抗网络的图像类别不平衡问题数据扩充方法[D].广州:华南理工大学,2018.
- [12] REZATOFIGHI H, TSOI N, GWAK JY, et al. Generalized intersection over union: a metric and a loss for bounding box regression[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2019.

Real Time Detection Method of Mobile Phone Lens Defects Based on YOLOv2 Network Model

Wang Guopeng¹ Wang Xidong¹ Wang Baochang² Wang Hengtao¹

(1.College of Computer and Information, China Three Gorges University, Yichang 443002, China
2.College of Science, China Three Gorges University, Yichang 443002, China)

Abstract: For the defect detection of mobile phone lens, the manual visual method has the advantages of low efficiency, high false detection rate and easy to be affected by subjectivity; and the existing machine vision methods have the problems of high cost and static pictures. A real time detection method of mobile phone lens defects based on YOLOv2 network model is proposed. Firstly, the samples of mobile phone lens defect detection data set are normalized. Then, the training parameters of the network model are adjusted, and the data set is sent to the YOLOv2 network model for iterative training. The performance curve of the training process is analyzed, and the optimal weight is obtained. Finally, the verification set samples are tested and analyzed. The experimental results show that the real-time detection speed of this method can reach 14 frames/s; the defect location accuracy is high, and the detection accuracy is 96.13%. It can meet the needs of real-time detection of mobile phone lens defects under low-cost conditions.

Key words: YOLOv2; mobile phone lens detection; machine vision; normalized processing

作者简介:

王国鹏, 男, 1998 年生, 硕士研究生, 主要研究方向: 计算机视觉、数据分析。E-mail: minalinsky2333@qq.com

王习东 (通信作者), 男, 1976 年生, 博士, 讲师, 硕士生导师, 主要研究方向: 光电检测技术及系统、弱磁检测、FPGA 应用开发。E-mail: xdwang@ctgu.edu.cn

~~~~~  
(上接第 27 页)  
[12] LILLICRAP T P, HUNT J J, PRITZEL A, et al. Continuous

control with deep reinforcement learning[J]. Computer Ence, 2015.

## Ship Track Following Control System Based on Improved DDPG Algorithm

Yu Fan Jiang Xiaoming Zhang Hao Cao Lichao Zhou Yong Liu Xiaoguang

(Institute of Intelligent Manufacturing, GDAS, Guangzhou 510070, China)

**Abstract:** Since the ship is disturbed by uncertain factors such as wind, wave and current, the traditional ship track control method is difficult to accurately model in the uncertain environment and the control system is in the condition of multi input and multi output, which leads to the ship easy to deviate from the preset track and affects the safety of ship driving. In order to reduce ship yaw and realize accurate control of ship track, depth deterministic strategy gradient (DDPG) algorithm is introduced into the control system. Firstly, the kinematics of ship is analyzed, the basic principle of DDPG algorithm is introduced in detail, and the algorithm is improved. Then, the ship track following control system is built in Matlab/Simulink and the simulation experiment is carried out. The experimental results show that the system has good stability, can respond quickly to external interference, and has a certain reference value for ship track control.

**Key words:** DDPG algorithm; track following; ship control system

**作者简介:**

余凡, 男, 1996 年生, 硕士, 助理工程师, 主要研究方向: 机电一体化。E-mail: f.yu@giim.ac.cn

蒋晓明, 男, 1973 年生, 博士, 研究员, 主要研究方向: 电力电子、数控技术与自动化。E-mail: xm.jiang@giim.ac.cn

张浩, 男, 1993 年生, 硕士, 助理工程师, 主要研究方向: 机器人与自动化。E-mail: h.zhang@giim.ac.cn

曹立超, 男, 1990 年生, 硕士, 工程师, 主要研究方向: 机器人设计与自动化。E-mail: lc.cao@giim.ac.cn

周勇, 男, 1991 年生, 硕士, 工程师, 主要研究方向: 计算机视觉。E-mail: y.zhou@giim.ac.cn

刘晓光, 男, 1980 年生, 硕士, 副研究员, 主要研究方向: 机器人焊接技术。E-mail: xg.liu@giim.ac.cn