



中国粮油学报
Journal of the Chinese Cereals and Oils Association
ISSN 1003-0174, CN 11-2864/TS

《中国粮油学报》网络首发论文

- 题目：一种基于改进的 YOLOv3 算法在粮虫小目标检测的应用
作者：吕宗旺，金会芳，甄彤，孙福艳，桂崇文
收稿日期：2020-11-17
网络首发日期：2021-03-22
引用格式：吕宗旺，金会芳，甄彤，孙福艳，桂崇文. 一种基于改进的 YOLOv3 算法在粮虫小目标检测的应用. 中国粮油学报.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2864.TS.20210319.1324.002.html>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

一种基于改进的 YOLOv3 算法在粮虫小目标检测的应用

吕宗旺^{1,2} 金会芳^{1,2} 甄彤^{1,2} 孙福艳^{1,2} 桂崇文^{1,2}

(河南工业大学信息科学与工程学院¹, 郑州 450001)

(粮食信息处理与控制教育部重点实验室², 郑州 450001)

摘要: 原始 YOLOv3 模型被认为适合求解多尺寸的图像目标检测问题, 但是对于粮虫小目标检测存在表征能力不足且检测效率较低的问题。本文基于此提出了一种融合 GIoU 算法的 YOLOv3 检测模型, 一方面使用 GIoU 算法弥补 IoU 算法对于两个不相交 box 无法进行量化的问题, 同时使用 GIoU 对损失函数进行优化, 损失函数优化为 GIoU 损失、置信度损失和分类损失三方面; 另一方面使用五种数据增强手段对原始 1 998 张数据集进行数据增强, 最终形成大小为 9 990 张的数据集, 并使用 K-means 聚类算法对自制数据集进行聚类分析, 聚类出符合粮虫小目标检测的先验框。针对自制的 9 990 张粮虫的数据集进行实验获得了 99.43% 的 mAP 和每幅图像 0.040 s 的检测速度, 与原始 YOLOv3 模型相比, 本文所提模型对于小目标的粮虫检测效果得到了很大的提升。

关键词 粮虫检测 小目标 YOLOv3 GIoU K-means 聚类

中图分类号: (S-3;TP399)

文献标识码: A

文章编号: 1003-0174(2021)03-0000-14

网络首发时间: 2021-03-22 09:27:33

网络首发地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2864.TS.20210319.1324.002.html>

基金项目:国家重点研发计划课题(2017YFD0401004)

收稿日期:2020-11-17

作者简介: 金会芳, 女, 1992 年出生, 硕士, 计算机技术

An Application of Small Object Detection of Food Pests Based on Improved YOLOv3 Algorithm

Lyu Zongwang^{1,2}, Jin Huifang^{1,2}, Zhen Tong^{1,2}, Sun Fuyan^{1,2}, Gui Chongwen^{1,2}

(College of Information Science and Engineering, Henan University of Technology¹,
Zhengzhou 450001)

(Key Laboratory of Grain Information Processing and Control, Ministry of Education², Zhengzhou
450001)

Abstract: The original YOLOv3 model was considered to be suitable for solving multi-size image object detection problem, but there were problems such as insufficient characterization ability and low detection efficiency for grain pest small object detection. Based on this, this paper proposes a detection model YOLOv3 that integrates GIoU algorithm. On the one hand, GIoU algorithm is used to make up for the problem that IoU algorithm cannot quantify two non-overlapping boxes. At the same time, GIoU is used to optimize the loss function, which is optimized for GIoU loss, confidence loss and classification loss. On the other hand, five data enhancement methods are used to enhance the original 1 998 dataset, and 9 990 dataset are finally formed. And k-means clustering algorithm is used to conduct clustering analysis on the self-made dataset, and a set of prior bounding boxes suitable for grain pest small object detection are clustered. Based on the dataset of 9 990 grain pests, optimized model achieves a mAP 99.43% with the detection speed of 0.040 s per image. Compared with the original YOLOv3 model, the detection effect of the proposed model for small targets has been greatly improved.

Key words: grain pest detection, small object, YOLOv3, GIoU, K-means clustering

随着科学技术的发展，粮食产量得到了很大的提高，储粮的数量也与日俱增。由于储粮量的增大，如何在储粮过程中减少粮食的损失变的越来越重要^[1]。粮食霉变、虫蚀和生芽是影响粮食数量和质量的重要因素，其中虫蚀不仅会造成粮食数量减少，而且啃食之后的粮食会产生霉变从而影响粮食的质量^[2]。因此高效、精准的检测粮仓害虫的种类和数量成为一项重要的任务。随着技术的进步，粮虫检测由传统的人工法、诱捕法^[3]，逐渐发展成声检测^[4]、图像识别、生物光子检测和深度学习图像处理。传统的粮虫图像识别的方法针对不同的粮虫单独设计其特征，送入分类器最终确定粮虫种类。基于深度学习图像处理技术避免了手工设

计特征的繁琐过程，能够自动学习粮虫特征，具有速度快、精度高等优点，逐渐成为研究热点。

经典的目标检测算法在粮虫检测的应用包括双阶段和单阶段两大方向。双阶段中以 Faster R-CNN 和 R-FCN 为代表，包括 region proposal 和 class 两个阶段，特点是精度较高、运算速度较慢、训练起来相对困难^[5-8]。单阶段的目标检测以 YOLO 和 SSD 为代表，region proposal 和 class 同时进行，特点是运算速度较快，效率高，但精度相对较差。由于粮虫小目标的特性，两阶段的目标检测算法的研究内容主要包括更换特征提取网络，例如将结构简单的 VGG-16 更换为可以提取更加复杂特征 ResNet50、ResNet101、Inception 或 DenseNet^[9-12]；将原本的 NMS 算成 Soft-NMS、更改或删除网络结构、进行特征融合等方面。单阶段的 YOLO 和 SSD 目标检测算法大多应用在农田害虫检测上，在小目标多姿态的粮仓害虫的应用较少^[13]。

本文基于经典目标检测算法 YOLOv3，使用自制的粮仓害虫数据集，针对米象/玉米象、赤拟谷盗、谷蠹、锈赤扁谷盗和印度谷螟五种小麦常见的害虫设计了一个检测算法。为了提升检测效果，首先应用 K-means 聚类算法^[14]，聚类出适合的预选框，弥补原本预选框在粮仓害虫小目标检测不准确问题；将 GIoU 替代原模型中的 IoU 应用到算法，同时优化损失函数进行实验，检测效果得到了很大的提升。

1 经典 YOLOv3 算法

YOLOv3 算法在 2018 年提出，在 YOLO 和 YOLOv2 基础上进行了优化，不仅保证了检测速度而且使用了比 YOLOv2 更深的网络提高了检测精度^[15-16]。在 YOLOv3 中，输入的图片大小为 416*416，采用了多尺度预测的思想，对 3 种大小不同的特征图进行预测，分别为 32 倍下采样的 13*13 的特征图、16 倍下采样的 26*26 的特征图和 8 倍下采样的 52*52 的特征图；针对不同大小的特征图，每种特征图分别有 3 个不同 anchors，在特征图上根据各自的 anchors，生成目标框以及相应的 confs 和 probs^[17]。如图 1 所示，YOLOv3 采用 darknet-53 作为基础网络提取特征，采用上采样技术将深层特征图和浅层特征图进行 concat 融合，融合之后的特征图拥有更加丰富的语义信息；之后通过 DBL 模块和卷积之后，将预测结果输出。

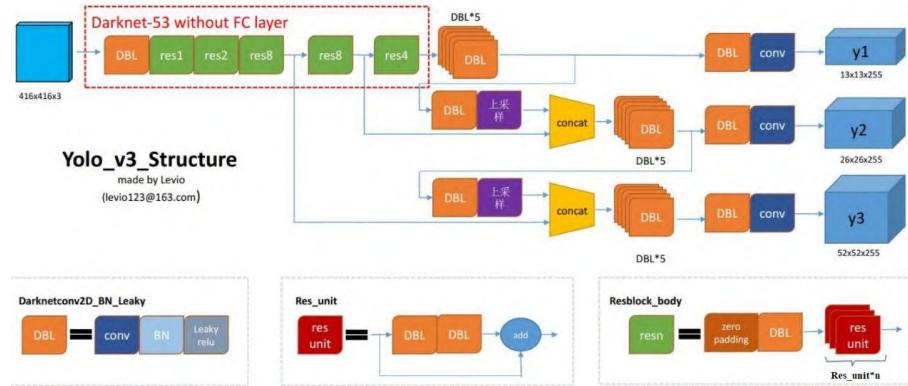


图 1 YOLOv3 网络

在训练过程中，YOLOv3 对每个特征图计算损失，损失主要包括 boxes 损失（中心坐标损失和宽高坐标损失）、置信度损失和分类损失。其中中心坐标损失为式 1 所示，首先将网络输出的 t_x 和 t_y 乘以步长映射到原图 416*416 上的目标，计算方法如式 2 所示，即若当第 i 个网络的第 j 个 anchor box 负责某个真实目标时，计算该 anchor box 所产生的 bounding box 与真实目标的 box 比较，得到中心坐标误差；宽高坐标损失为式 3 所示，首先将网络输出的 b_w 和 b_h 映射到原图上的目标如式 4 所示，即若第 i 个网络的第 j 个 anchor box 负责某个真实目标时，计算该 anchor box 所产生的 bounding box 与真实目标的 box 比较，得到宽高坐标误差；置信度损失部分如式 5 所示，首先将正样本和负样本进行分离，分离的依据是计算 boxes 和 ground truth 的 IoU，将 IoU 小于 0.5 的 boxes 判定为负样本，其他的判定为正样本，分别计算正负样本的损失值，其中负样本贡献的权重 $\lambda_{noobj}=0.5$ ，最后计算正负损失值的平均交叉熵作为置信度损失；分类损失部分如式 6 所示，只有正样本才会计算分类损失。darknet-53 中没有 pooling 层使用 conv 的 stride 来实现下采样，整个网络中全部使用 stride=2 卷积代替 pooling 操作；使用残差思想增加了 shortcut connection 结构，使网络增加对小目标检测效果，有效防止了过拟合同时也降低了池化带来的梯度负面效果。

式 (1)

$$\sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{obj} \left[(x_i^j - \hat{x}_i^j)^2 + (y_i^j - \hat{y}_i^j)^2 \right]$$

式 (2)

$$b_x = \sigma(t_x) + c_x, b_y = \sigma(t_y) + c_y$$

$$\sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{obj} \left[\left(\sqrt{w_i^j} - \sqrt{\hat{w}_i^j} \right)^2 + \left(\sqrt{h_i^j} - \sqrt{\hat{h}_i^j} \right)^2 \right] \quad \text{式 (3)}$$

$$b_w = a_w e^{tw}, b_h = a_h e^{th} \quad \text{式 (4)}$$

$$-\sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{obj} [\hat{C}_i^j \log(C_i^j) + (1 - \hat{C}_i^j) \log(1 - C_i^j)] \quad \text{式 (5)}$$

$$-\lambda_{noobj} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{noobj} [\hat{C}_i^j \log(C_i^j) + (1 - \hat{C}_i^j) \log(1 - C_i^j)] \quad \text{式 (5)}$$

$$-\sum_{i=0}^{S^2} I_{ij}^{obj} \sum_{c \in classes} ([\hat{P}_i^j \log(P_i^j) + (1 - \hat{P}_i^j) \log(1 - P_i^j)]) \quad \text{式 (6)}$$

2 算法优化

根据 YOLOv3 算法的原理, 为了解决 YOLOv3 对小目标检测不敏感、精度差等问题, 采用 K-means 算法对自制数据集进行聚类分析, 得到适应训练集的聚类数据。然后根据 GIoU 的特点, 将其引用到 YOLOv3 的算法中, 以提升小目标的检测效果。

2.1 K-means 算法

K-means 聚类是目标检测算法获取适合自己数据集 anchors 的常见手段, 使用各 ground truth 与初始聚类 box 的 IoU 作为距离度量进行迭代计算, 计算方式如下式 7 所示, 最后得到所需的 K 个初始聚类 anchors。具体步骤如下: 首先初始化聚类中心, 即从 N (N 为 ground truth 的总个数) 个 ground truth 随机选 K 个, 然后计算每个 ground truth 和 K 个 anchor 的距离, 用 1-IoU 来表示; 对于每个 ground truth, 选取距离最小的 anchor, 并存下其索引; 每次迭代之后更新 anchors 与所有 ground truth 框的距离均值和每个 ground truth 距离最近的 Anchor 索引; 如果当前索引和上次一样, 则聚类结束。

$$J(b_1, b_2) = \frac{\min(w_1, w_2) \cdot \min(h_1, h_2)}{w_1 h_1 + w_2 h_2 - \min(w_1, w_2) \cdot \min(h_1, h_2)} \quad \text{式 (7)}$$

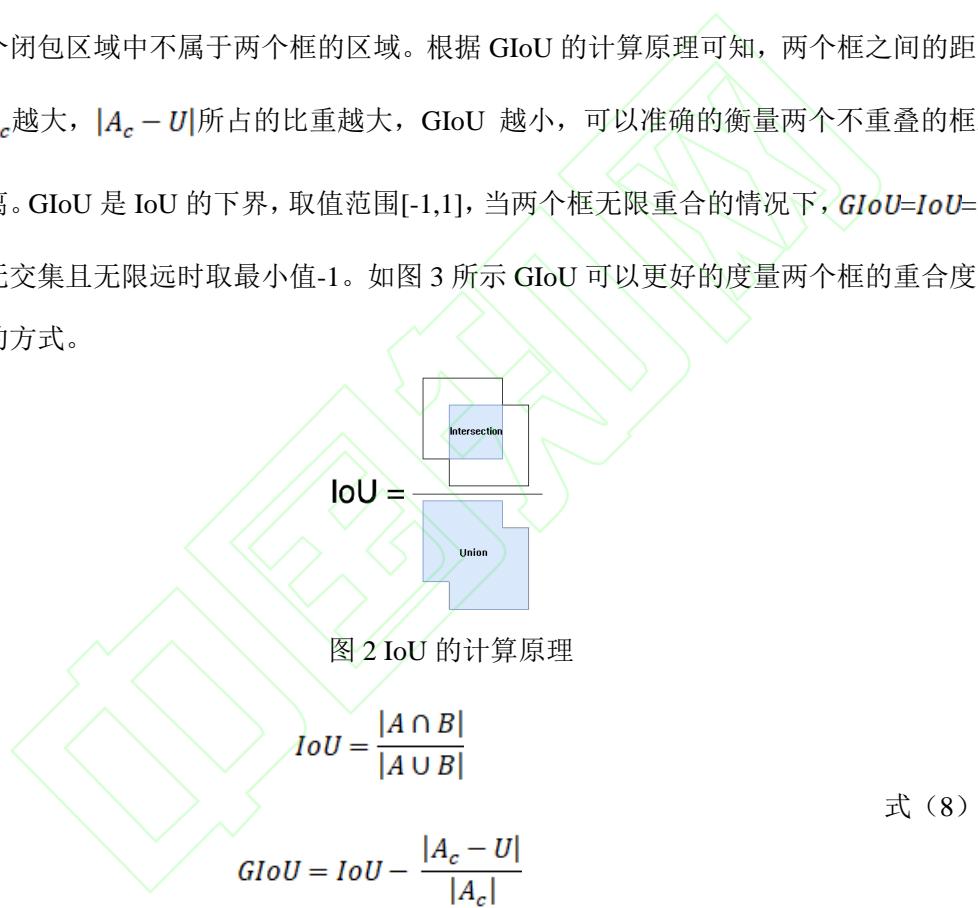
$$d_J(b_1, b_2) = 1 - J(b_1, b_2)$$

2.2 GIoU 算法引用

经典的 YOLOv3 算法中, 使用 IoU 作为度量判别正负样本, 并根据此依据计算置信度

损失。IoU 具有尺度不变性，可以有效比较两个任意形状之间的相似性。根据图 2 的计算原理，如果 A、B 两个框之间没有重叠时，则 IoU 为 0 并且无法判断 A、B 两个框之间的距离^[18]。基于上述原因，GIoU 作为 IoU 的升级版诞生了，既继承了 IoU 的优点，又弥补了 IoU 无法衡量无重叠框之间的距离的缺点^[19-20]。

计算方式如式 8 所示，在 IoU 的基础上寻找一个最小闭包面积 A_c （同时包含了预测框和真实框的最小框的面积）再计算出 IoU，接着计算闭包区域中不属于两个框的区域占闭包区域的比重，最后再用 IoU 减去这个比重得到 GIoU。式 8 中 U 为两个框的 Union， $|A_c - U|$ 即为整个闭包区域中不属于两个框的区域。根据 GIoU 的计算原理可知，两个框之间的距离越远， A_c 越大， $|A_c - U|$ 所占的比重越大，GIoU 越小，可以准确的衡量两个不重叠的框之间的距离。GIoU 是 IoU 的下界，取值范围 [-1,1]，当两个框无限重合的情况下， $GloU=IoU=1$ ，当两者无交集且无限远时取最小值 -1。如图 3 所示 GIoU 可以更好的度量两个框的重合度以及重合的方式。



当 GIoU 应用到 YOLOv3 算法中作为两个框之间的距离度量时^[21]，其损失函数为：

$$L_{GloU} = 1 - GloU, \text{ 其损失函数变为三部分， GIoU 损失、置信度损失和分类损失。}$$

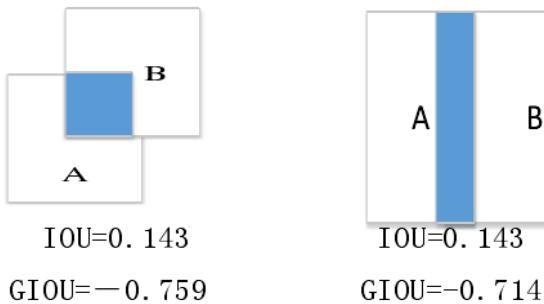


图 3 IoU 和 GIoU 的重合度计算对比

3 数据集制作及检验标准

3.1 数据集的制作

实验用的数据集是自己制作的，包括小麦中 5 种常见的害虫，有玉米象（mxymx）、赤拟谷盗（xngd）、谷蠹（gudu）、锈赤扁谷盗（xcbgd）和印度谷螟（ydgm），如下图 4 所示。采集图像时，使用活体成虫进行拍摄，由于活体虫子较为活泼，可以保证采集样本的多样性。采用拍视频的方式，后期使用软件截图完成数据集图片的制作^[22]。合计采集 1 998 张图像，每幅图像大小为 640*480，每幅图像有 3~10 只虫子，且每幅图片只有一种虫子。

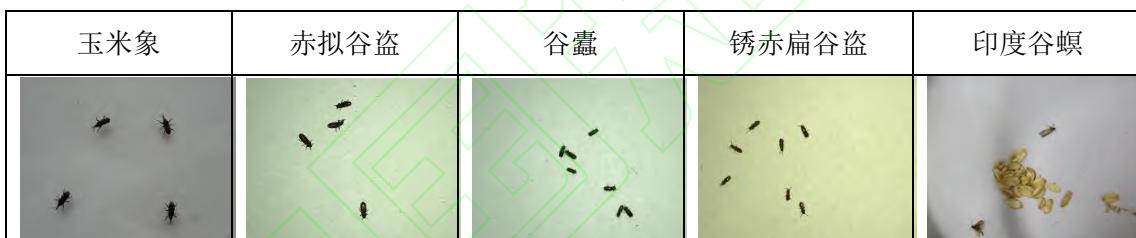


图 4 数据集的虫子样本

3.2 数据增强数据集

本文采用 5 种目标检测常见的数据增强手段，对原版数据集进行增强，分别为调整亮度，加噪、水平翻转、垂直翻转和缩放，5 种增强方式效果分别如下图 5 所示。最终生成 9 990 数据集，其中训练集大小为 7 192，验证集为 1 799，测试集为 999。



图 5 数据增强方法

3.3 性能评价指标

本文采用精确率（Precision）、召回率（Recall）、AP（average precision）以及平均准确率 mAP（mean Average Precision）和 FPS（Frame Per Second）来衡量模型的好坏。所有指标都是数值取值越大，代表检测性能越好。其中 FPS 代表检测速度，数值越大，代表检测速度越快。

其中 Precision 和 Recall 的计算如式（9）所示：

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{all detections}}$$

式 (9)

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{all ground truths}}$$

其中 TP 为被正确划分为正样本的正样本个数（True positive）， FP 为被错误划分为正样本的负样本个数（False positive）， $\text{all detections} = \text{TP} + \text{FP}$ ； FN 为被错误划分为负样本的正样本个数（False negative）， $\text{all ground truths} = \text{FN} + \text{TP}$ 。

4 实验

实验环境硬件配置：Intel i7-10750H 处理器，RTX2060 显卡。软件环境配置：Windows10 系统，CUDA，OpenCV，tensorflow 框架，主要超参数的设置如下表 1 所示。

表 1 通用超参数设置

超参数	值
NMS-thresh	0.45
score-thresh	0.5
最大迭代次数	200
保存模型检查点	2
学习率	1e-4~1e-6
衰减权重	5e-4
GPU 数目	1
输入大小	416*416

4.1 原始 YOLOv3 检测效果

数据集主要包括两个拍摄尺寸的粮虫图片分别如下图 6 和图 7 所示。原始 YOLOv3 的检测结果 mAP 如下表 2 所示。



图 6 小尺寸粮虫



图 7 大尺寸粮虫

表 2 数据集 1998 的 mAP

数据集	mAP/%	cngd	gudu	mxymx	xcbgd	ydgm	FPS
1998	77.58	78.63	87.83	85.44	80.71	62.34	29

4.2 K-means 算法引用的结果

使用 K-means 算法对于所有粮虫进行聚类，聚类之后的先验框结果如下表 3 所示。

表 3 聚类之后的先验框

小目标			中目标			大目标		
27,16	24,22	19,29	31,23	25,34	40,29	32,39	43,57	63,42

使用 K-means 聚类算法前后的 mAP 结果对比如表 4 所示，使用聚类算法之后，YOLOv3 的检测 mAP 相比于之前提升了 10.04%。

表 4 数据集 1998 和+K-means 前后 mAP 对比

--	mAP/%	cngd	gudu	mxymx	xcbgd	ydgm	FPS
1998	77.58	78.63	87.83	85.44	80.71	62.34	29
1998+K-means	87.62	90.60	92.61	90.29	82.86	84.42	29

4.3 GIoU 算法引用之后的结果

在 4.2 实验基础上，引用 GIoU 算法优化模型并进行相应的实验，结果如表 5 所示，mAP 达到了 97.19% 相比 4.2 节提升了 9.57%，同时检测速度为 25 帧/s 依然能够达到实时的效果。

表 5 GIoU 算法的 mAP

--	mAP/%	cngd	gudu	mxymx	xcbgd	ydgm	FPS
GIoU	97.19	96.41	99.06	97.91	97.14	95.43	25

如图 8 和 9 所示，方框中为优化后的模型检测结果，从结果来看对于粮虫的漏检、错检以及由于粮虫抱团、遮挡造成的漏检错检情况都有较好的改善。

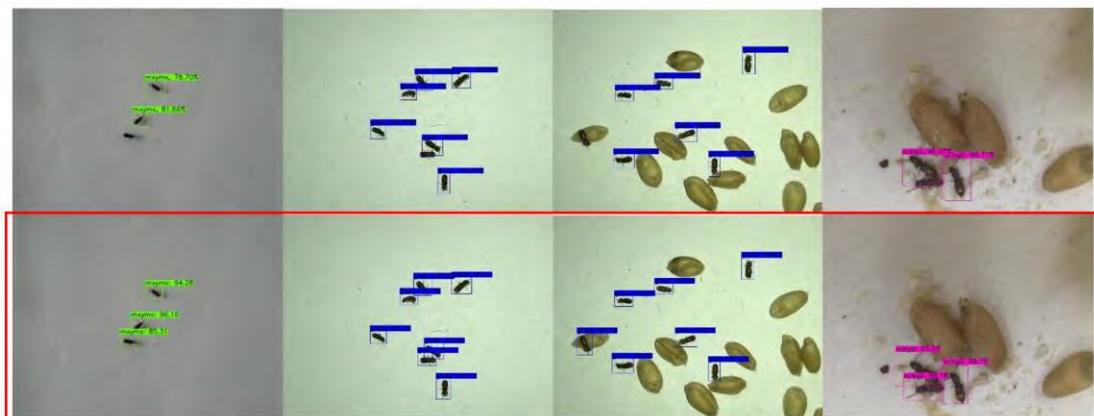


图 8 优化前后对比图

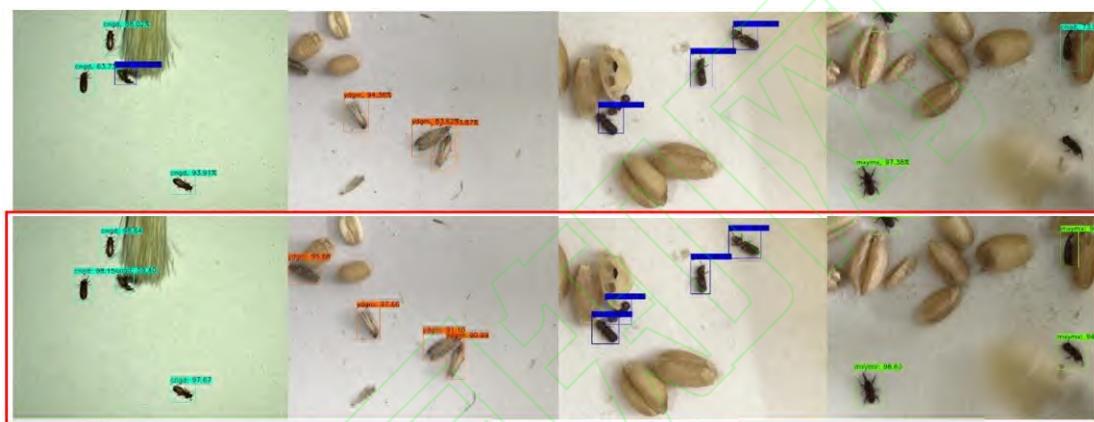


图 9 优化前后对比图

4.4 基于数据增强数据集的实验结果对比

表 6 为基于数据增强后的数据集的实验结果，根据结果来看，基于数据增强数据集训练的 YOLOv3 mAP 由 87.62% 提升至 91.93%，增加了 GIoU 算法的 YOLOv3 相比未优化的 YOLOv3，mAP 提升至 99.43%，实验证明，优化后的 YOLOv3 性能有了很大的提升。图 10 为 999 张测试集的检测结果。

表 6 基于数据增强数据集优化前后 mAP 对比

--	mAP/%	cngd	gudu	mxymx	xcbgd	ydgm	FPS
YOLOv3	91.93	95.88	92.55	95.10	86.21	89.92	29
YOLOv3+GIoU	99.43	99.50	99.58	100.00	98.44	99.65	25

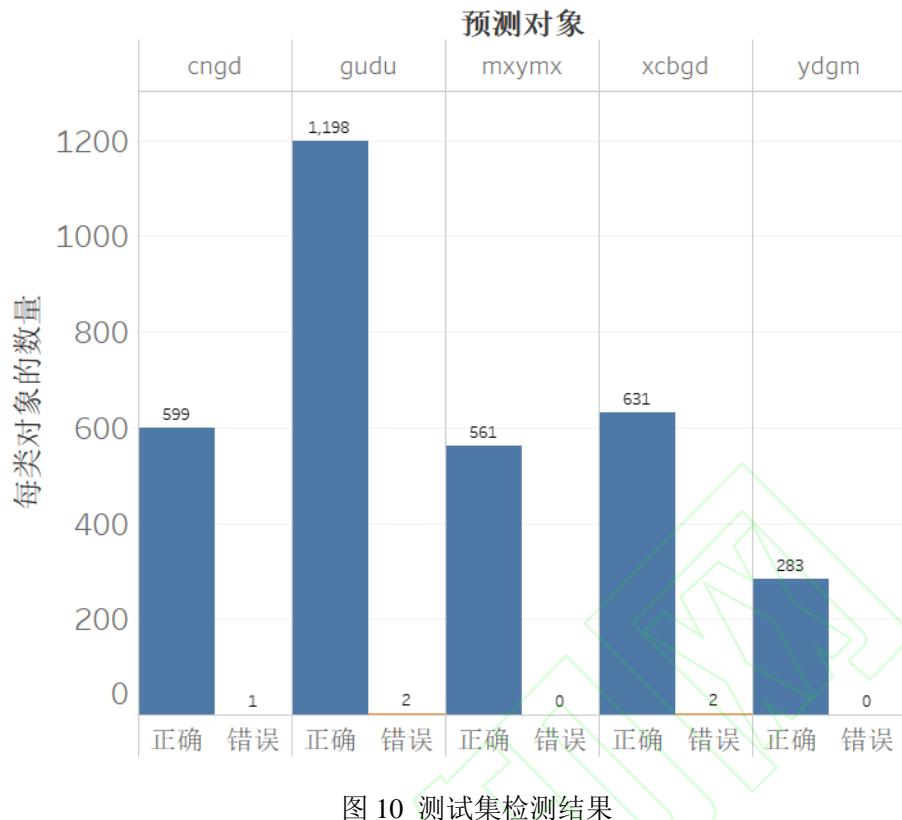


图 10 测试集检测结果

4.5 单张含多种虫子的验证试验

由于实际使用中，采集的图片存在单张图片多种粮虫的情况，故手动拼了 20 张图片进行验证。在测试集中均匀采集了 20 张图片，每种虫子 4 张，将每张图片切分为 4 块，然后 4 张图片组合成 4 张混合的图片每种虫子的个数如下图 11 左所示，测试结果如下图 11 右所示。根据结果来看，含多种虫子的图片确实存在检测种类错误的情况。

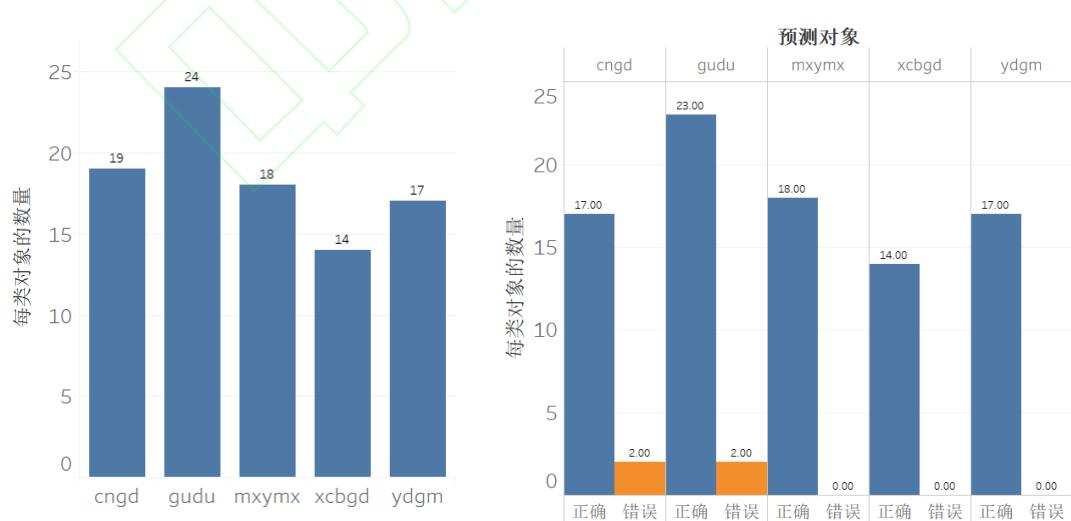


图 11 单张含多种虫子的结果

5 结论及展望

针对小目标粮虫的检测问题以及原始 YOLOv3 模型对于小目标检测时表征能力和检测效率两方面的不足，提出了一种融合 GIoU 算法的 YOLOv3 检测模型。一方面使用 GIoU 算法弥补 IoU 算法对于不相交 box 无法量化的问题，同时使用 GIoU 优化损失函数；另一方面使用数据增强手段对拍摄的数据集进行增强，使数据集由 1 998 变为 9 990，并 K-means 聚类算法对自制数据集进行聚类分析，聚类出符合粮虫小目标检测的先验框。针对自制的 1 998 张粮虫的数据集进行实验获得了 mAP 97.16% 和每幅图像 0.040 s 的检测速度；针对 9 990 张增强的数据集，mAP 达到 99.43%，实验表明本文提出 YOLOv3 算法针对小目标粮虫的检测效果有很大的提升。本文的数据集采用的单张图片一种虫子的形式，实际应用中拍摄的图片中单张含多种虫子，根据 4.5 的验证结果来看，实际应用中识别的精度会有一定程度的降低，所以在后续的研究中会在数据集中增加单张含多种虫子的图片进行训练，以提升识别精度。

参考文献

- [1] 刘鹏.基于物联网技术的智能粮库集成系统设计与实现[D].郑州：河南工业大学,2017
LIU P. Design and Implementation of Intelligent Grain Depot Integrated System Based on Internet of Things Technology [D]. Zhengzhou: Henan University of Technology,2017
- [2] 颜永彪.储粮粮虫检测系统的设计与实现[D].合肥：安徽大学,2018
YAN Y B. Design and implementation of stored grain insect detection system [D]. Hefei: Anhui University,2018
- [3] 刘汉生. 陷阱式储粮害虫信息采集终端及其系统的研究与实现[D].北京：北京邮电大学,2018
LIU H S. Research and implementation of trap storage pest information collection terminal and system [D].Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications,2018
- [4] Mousavi SF , Abbaspour-Fard MH. Acoustic Detection Possibility of Different Stages of the Confused Flour Beetle (*Triboium confusum*) in Grain Bulks Using an Audio Sensor[J]. Journal of Agricultural Science and Technology,2017,19:1551-1563
- [5] REN S Q,HE K M,Girshick Ross,et al.Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks[J].IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE,2017,39(6):1137-1149
- [6] 刘治财. 基于深度学习的目标检测算法在储粮害虫检测识别中的应用[D].北京：北京邮

电大学,2019

LIU Z C. Application of target detection algorithm based on deep learning in detection and identification of stored grain pests [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2019

[7] 张诗雨. 基于深度学习的粮仓害虫检测研究[D]. 杭州: 浙江农林大学, 2019

ZHANG S Y. Research on detection of grain warehouse pests based on deep learning [D]. Hangzhou: Zhejiang A&F University, 2019

[8] 时文秀. 基于深度学习的目标检测算法在农田害虫检测识别中的应用[D]. 济南: 济南大学, 2020

SHI W X. Application of target detection algorithm based on deep learning in detection and identification of farmland pests [D]. Jinan: University of Jinan, 2020

[9] K.Thenmozhi, U.Srinivasulu Reddy. Crop pest classification based on deep convolutional neural network and transfer learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 164: 104906

[10] SHEN Y F, ZHOU H L, LI J T, et al. Detection of stored-grain insects using deep learning[J]. Computer and Electronics in Agriculture, 2018, 2018(145): 319-325

[11] LI J T, ZHOU H L, Wang Z M, et al. Multi-scale detection of stored-grain insects for intelligent monitoring[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 168: 105114

[12] HUANG G, LIU Z, Laurens V D M, et al. Densely Connected Convolutional Networks[C]. CVPR, 2017: 243

[13] 苗海委,周慧玲.基于深度学习的粘虫板储粮害虫图像检测算法的研究[J].中国粮油学报, 2019, 34(12): 93-99

MIAO H W, ZHOU H L. Research on image detection algorithm for stored grain pests based on deep learning [J]. Journal of the Chinese Cereals and Oils Association, 2019, 34(12): 93-99

[14] 白士磊,殷柯欣,朱建启.轻量级 YOLOv3 的交通标志检测算法[J].计算机与现代化, 2020(09): 83-88+94

BAI S L, YIN K X, ZHU J Q. Traffic sign detection algorithm based on lightweight YOLOV3 [J]. Computer and Modernization, 2020(09): 83-88+94

[15] Redmon J , Farhadi A . YOLO9000: Better, Faster, Stronger[C]// IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. IEEE, 2017: 6517-6525

- [16] Redmon J , Farhadi A . YOLOv3: An Incremental Improvement[J]. arXiv e-prints, 2018
- [17] 高星,刘剑飞,郝禄国,等..基于 YOLOv3 算法的训练集优化和检测方法的研究[J].计算机工程与科学,2020,42(01):103-109
- GAO X, LIU J F, HAO L G, et al.Research on Optimization and Detection Method of Training Set Based on YOLOV3 Algorithm [J]. Computer Engineering and Science,2020,42(01):103-109
- [18] S. Kosub. A note on the triangle inequality for the jaccard distance[J]. arXiv preprint arXiv:1612.02696, 2016
- [19] Rezatofighi H , Tsoi N , Gwak J Y , 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
- [20] 叶佳林,苏子毅,马浩炎, 等.改进 YOLOv3 的非机动车检测与识别方法[J/OL].计算机工程与应用:1-9
- YE J L, SU Z Y, MA H Y, et al.Improved YOLOV3 Non-motor Vehicle Detection and Identification Method [J/OL]. Computer Engineering and Applications :1-9
- [21] 仇男豪,曹杰,马俊杰,龚永富.一种改进的无人机对地小目标检测方法[J].电子设计工程,2020,28(12):79-84
- QIU N H, CAO J, MA J J, Gong Y F.An Improved Detection Method for Small Ground Target of UAV [J]. Electronic Design Engineering,2020,28(12):79-84
- [22] 郑佳卉. 基于 YOLOv3 的行人视频目标检测方法[D].西安: 西安电子科技大学,2019.
- ZHENG J H. Pedestrian Video Target Detection Method Based on YOLOV3 [D]. Xi 'an: Xidian University,2019.