

DOI: 10.13733/j.jcam.issn.2095-5553.2024.11.029

马宏兴, 董凯兵, 丁雨恒, 等. 改进YOLOv5s的蝗虫识别系统[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(11): 189–195

Ma Hongxing, Dong Kaibing, Ding Yuheng, et al. Locust identification system based on improved YOLOv5s [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(11): 189–195

改进YOLOv5s的蝗虫识别系统*

马宏兴, 董凯兵, 丁雨恒, 盛铁雷, 张薇

(北方民族大学电气信息工程学院, 银川市, 750021)

摘要: 为准确有效识别宁夏荒漠草原地区蝗虫种类, 基于YOLOv5s网络模型提出一种复杂背景下蝗虫目标检测模型YOLOv5s-CG, 在主干网络使用CoTNet保留复杂背景下的蝗虫特征信息, 同时在颈部网络中融入GAM全局注意力机制提高检测模型的特征融合能力。结果表明, 在对宁夏荒漠草原蝗虫进行识别时, 模型YOLOv5s-CG精确率为92.5%, 平均精度均值为93.2%, 相比原始模型分别提高4.8个百分点和5.3个百分点, 与Fast R-CNN、YOLOv3、YOLOv4、YOLOv5s、YOLOv6s、YOLOv7模型相比, YOLOv5s-CG网络模型对宁夏荒漠草原蝗虫具有更好的检测性能。基于YOLOv5s-CG, 开发宁夏荒漠草原蝗虫识别APP系统, 实现宁夏荒漠草原地区复杂背景下的蝗虫在线识别检测, 为宁夏荒漠草原地区蝗虫的监管防控和综合治理提供数据支持。

关键词: 蝗虫识别; 深度学习; 自注意力机制; 全局注意力机制

中图分类号: S435 文献标识码: A 文章编号: 2095-5553 (2024) 11-0189-07

Locust identification system based on improved YOLOv5s

Ma Hongxing, Dong Kaibing, Ding Yuheng, Sheng Tielei, Zhang Wei

(College of Electrical and Information Engineering, North Minzu University, Yinchuan, 750021, China)

Abstract: In order to accurately and effectively identify locust species in the Ningxia desert grassland region, a locust target detection model YOLOv5s-CG was proposed based on the YOLOv5s network model in a complex context, by using Contextual Transformer Networks (CoTNet) in the backbone network to retain locust feature information in the complex context, while incorporating the global attention mechanism in the neck network to improve the feature fusion capability of the detection model. The experimental results showed that the model YOLOv5s-CG had a precision of 92.5% and a mean average precision of 93.2% in locust identification in Ningxia desert grassland, which was 4.8 percentage points and 5.3 percentage points higher than the original model, respectively. Compared with the Fast R-CNN, YOLOv3, YOLOv4, YOLOv5s, YOLOv6s and YOLOv7 models, the YOLOv5s-CG network model had better detection performance for locusts in Ningxia desert grassland. Finally, based on the YOLOv5s-CG, a locust identification APP system was developed to achieve online locust identification and detection in the complex background of the Ningxia desert grassland region, providing data support for the supervision, prevention, control and comprehensive management of locusts in the Ningxia desert grassland region.

Keywords: locust identification; deep learning; self-attention mechanisms; global attention mechanism

0 引言

目前, 我国蝗虫常年发生面积 1.87×10^7 hm²次左右, 分布在20个省(区、市), 其中草原蝗虫常年发

生 1.2×10^7 hm²次左右。现有的遥感、地理信息系统等技术, 可以对蝗虫生活环境的植被或气象信息进行监测, 间接获取蝗虫分布信息, 不受地域限制, 但监测精度不高^[1-3]。近年来, 部分学者利用机器学习等新

收稿日期: 2023年5月16日 修回日期: 2023年8月6日

* 基金项目: 国家自然科学基金(62241101); 北方民族大学重点项目(2021JY005)

第一作者: 马宏兴, 男, 1975年生, 宁夏西吉人, 博士, 副教授; 研究方向为智能感知与信息处理。E-mail: mxh@nmu.edu.cn

一代电子信息技术,在微观方面对蝗虫识别进行了研究。

Kasinathan 等^[4]以朴素贝叶斯(NB)、支持向量机(SVM)、K-最近邻(KNN)和多层感知器(MLP)作为基础分类器,对田间的昆虫进行分类。Lima 等^[5]提出了将虫类特征与支持向量机 SVM(Support Vector Machine)相结合的方法,构建能分类 64 科的昆虫分类系统,识别准确率可达 93%。Lu 等^[6]提出了一种基于蝗虫图像分割、蝗虫特征变量提取和支持向量机(SVM)分类的半自动蝗虫种类和龄期信息检测模型,识别准确率可达 96.16%。Ye 等^[7]提出的 ResNet-Locust-BN 模型能够识别三龄幼虫,识别准确率为 77.20%、识别五龄幼虫准确率为 88.40%、识别成虫准确率 93.8%。Liu 等^[8]使用改进的 PraNet 网络可以对蝗虫进行精确的定位分割。Cao 等^[9]基于 VGG19 卷积神经网络进行迁移学习,昆虫识别准确率达到 97.39%。武英洁等^[10]提出了基于 Faster R-CNN 的野外蝗虫快速识别网络,对野外的蝗虫精确率为 75.6%。李林等^[11]设计了 K-SSD-F 算法,对东亚飞蝗的视频数据进行检测,精度为 88.94%。马宏兴等^[12]基于 YOLOv5 网络,将 ConvNext 和 YOLOv5 结合,对宁夏草原三类蝗虫进行识别,识别精度为 96%。

以上方法虽能有效对昆虫和蝗虫进行识别分类,但仍然存在不足:支持向量机针对高维度数据难以有效应用;K-最近邻需要大量数据集,蝗虫数据集构建复杂,而且占用内存大,难以对蝗虫进行有效分类识别;图像分割需要对数据集进行预处理;Faster R-CNN、SSD 和 ConvNext 目标检测模型推理速度慢,难以做到实时有效的识别。

因此,基于 YOLOv5s 网络,提出一种复杂背景下蝗虫目标快速检测识别模型。该模型使用 CoTNet(Contextual Transformer Networks)^[13]来保留复杂背景下的蝗虫特征,使用 GAM(Global Attention Mechanism)^[14]注意力结构增强网络特征融合的能力,同时将改进后的网络模型应用于宁夏荒漠草原蝗虫识别系统,以方便草原工作人员对蝗虫分布状态进行普查。

1 蝗虫数据集

1.1 蝗虫数据采集

宁夏荒漠草原中常见蝗虫有亚洲小车蝗(*Oedaleus decorus asiaticus*)、短星翅蝗(*Calliptamus abbreviatus Ikonnikov*)、中华剑角蝗(*Acrida cinerea*)、黄胫小车蝗(*Oedaleus infernalis Sauss*)和赤翅皱膝蝗(*Angaracris rhodopa*)等,主要分布在宁夏中卫、盐池、海源、同心和彭阳等地^[15]。在自然环境下,蝗虫的关

键特征信息与背景存在高度的相似性,难以对蝗虫特征进行有效的提取与分析,因此,为了丰富样本数据,提高识别模型泛化能力,使用手机距离蝗虫 20~30 cm,并在不同光照环境、不同角度下采集了宁夏荒漠草原地区的蝗虫图像 5 类共 874 幅,蝗虫图像示例如图 1 所示。



图 1 蝗虫数据集

Fig. 1 Locust dataset

同时考虑到密集场景下的蝗虫目标检测,捕捉部分蝗虫,将蝗虫放置在捕虫网、仿真草皮和粘虫板,并在不同角度下进行拍摄蝗虫目标,如图 2 所示。



图 2 不同场景下蝗虫图像

Fig. 2 Images of locusts in different scenes

1.2 数据预处理

为了提高模型输出的准确性,使得网络模型能够准确学习到蝗虫的特征与位置信息,需要对图像中的蝗虫进行标注。标注时使用 Labelimg 工具,图 3 为数据标注示例。



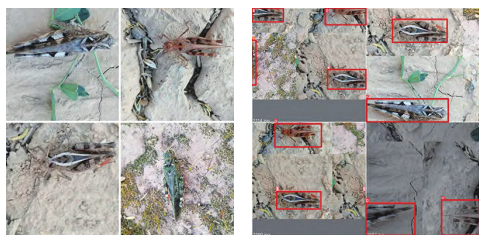
图 3 蝗虫数据标注

Fig. 3 Locust data labeling

将标注好的数据集制作成通用的 VOC 格式,文件中包含蝗虫名称和位置信息。原始图像和标注文件均用于模型的训练和验证。

1.3 数据增强

由于采集到蝗虫图像数据有限,为提高模型的鲁棒性和泛化能力,采用马赛克数据增强和传统图像增强相结合的方法,扩展蝗虫图像样本的丰富度(图 4)。



(a) 原始数据 (b) 增强数据

图 4 图像增强前后对比

Fig. 4 Image enhancement before and after comparison

2 模型设计

2.1 改进模型

蝗虫的特征是全身通常为绿色、灰色、褐色或黑褐色,在自然条件下,与背景高度相似,因此,对检测网络提出了更高的要求。针对蝗虫图像背景复杂等问题,以 YOLOv5s 为模型进行改进,改进后的网络模型命名为 YOLOv5s-CG,如图 5 所示。

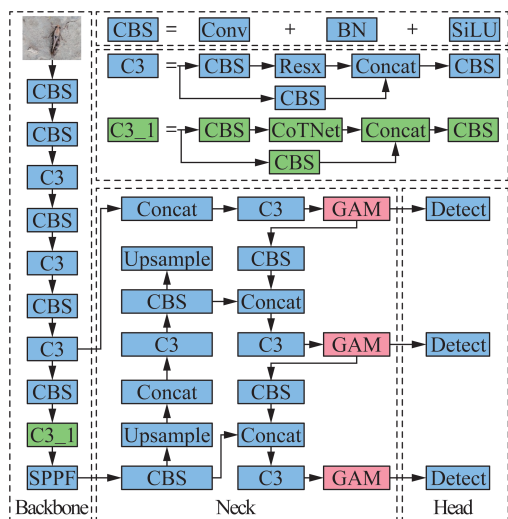


图 5 YOLOv5s-CG 模型结构

Fig. 5 YOLOv5s-CG model structure

通过将 YOLOv5s 原主干网络部分 C3 改进为 CotNet 网络,提高主干网络层对蝗虫小目标特征提取能力;同时,在 Neck 部分融入 GAM 全局注意力机制结构,提高模型的特征融合能力。通过这些改进,有效提升网络模型对于复杂背景下的蝗虫目标识别能力。

2.2 CoTNet 主干网络

YOLOv5s 主干特征提取网络为 C3 网络,由于蝗虫图像背景复杂,并且蝗虫的特征信息与背景特征信息存在高度的相似性,使用 C3 只能捕获局部信息,而不能建立全局图像的长距离连接。为了扩大图像的感受野,获取更多上下文信息(指与目标像素周围像素相关的信息),在此引入 CoTNet 结构,提高模型特征提取能力。CoTNet 是一种基于 Transformer^[16] 的结构,通过 CoT 块替换 ResNet 结构中的 3×3 卷积构成,其

结构如图 6 所示。

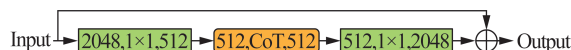


图 6 CoTNet 模型结构

Fig. 6 CoTNet model structure

其中,CoTNet 的核心模块 CoT 块结构如图 7 所示。

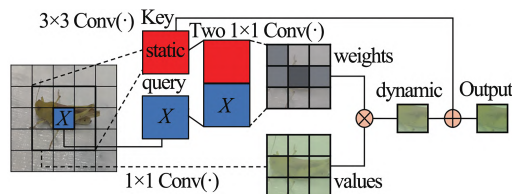


图 7 CoT 块结构

Fig. 7 CoT block structure

在 CoT 块中,首先通过对 3×3 网格中的所有相邻键执行 3×3 卷积来进行上下文键的表示,上下文键特性视为输入特征的静态表示,反映本地邻居之间的静态上下文;其次,将上下文键特征和输入查询的拼接输入到两个连续的 1×1 卷积中,生成注意矩阵,这一过程利用每个查询和所有键之间的相互关系,在静态上下文的指导下进行自注意学习,进一步利用学习的注意矩阵聚合所有输入值,实现输入的动态上下文表示;最后将静态和动态上下文结合作为 CoT 块的最终输出。CotNet 同时捕获输入键之间的两种空间上下文,即通过 3×3 卷积获取静态上下文和基于自注意的动态上下文,以提高蝗虫特征的学习。

在 YOLOv5s 中使用 CoTNet,可以利用卷积有效地从图像中学习抽象的低分辨率特征图,同时也使用自注意力来处理 and 聚合卷积捕获特征图中包含的信息,扩展模型专注于不同位置的能力,提高模型对于蝗虫特征信息的提取。

2.3 GAM 注意力结构

注意力机制作为提高神经网络性能的一种有效方法,使目标更加关注于重要的特征信息,已经成为目标检测领域的一个重要概念,目前在自然语言处理、统计学习、语音和计算机视觉等领域有着大量的应用。

受背景特征信息的影响,在网络模型的训练过程中,蝗虫的特征信息会随着网络模型的加深而变得更高级,造成小目标关键信息的丢失;同时,背景信息卷积迭代会积累无效信息,导致蝗虫目标信息淹没。因此,为提高模型对于蝗虫类别和位置信息的预测,选择 GAM 全局注意力机制融入 Neck 网络层,可以抑制无关的特征信息。

GAM 全局注意力实现过程如图 8 所示,输入特征 F_1 经过通道注意力模块和空间注意力模块,最后输出为一个新的特征 F_3 。

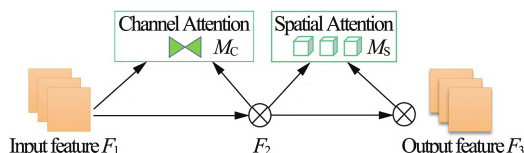


图 8 GAM 结构图

Fig. 8 GAM structure

给定输入特征映射 $F_1 \in RC \times H \times W$ ，其中中间状态 F_2 计算如式(1)所示。

$$F_2 = M_c(F_1) \otimes F_1 \quad (1)$$

输出 F_3 计算如式(2)所示。

$$F_3 = M_s(F_2) \otimes F_2 \quad (2)$$

式中： M_c 、 M_s ——通道注意力模块和空间注意力模块；

$\otimes$ ——按元素进行乘法操作。

其中通道注意模块(Channel Attention)如图9所示。

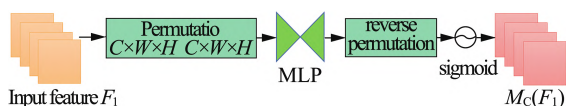


图 9 通道注意力模块

Fig. 9 Channel attention submodules

通道注意力模块先对输入的蝗虫图像使用3排列操作来保留图像三维信息,然后将输出通过1个2层MLP来放大跨维通道,再对输出使用逆向3D进行排列,并使用sigmoid激活函数处理,最后得到新卷特征图 $M_c(F_1)$ 。空间注意力模块(Spatial Attention)如图10所示。

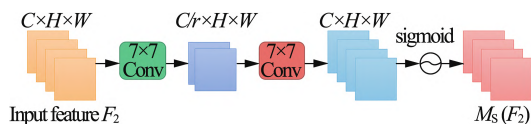


图 10 空间注意力模块

Fig. 10 Spatial attention module

在空间注意力模块中,首先将获取的蝗虫特征使用两个 7×7 的卷积层进行空间融合,获取空间信息,最后经过 sigmoid 激活函数得到新的蝗虫特征图 $M_s(F_2)$ 。

在改进模型 YOLOv5s-CG 中,通过融入 GAM 全局注意力机制,提升模型对蝗虫关键信息的特征融合能力,解决无效信息会降低蝗虫识别准确率问题。

3 试验分析

3.1 试验环境

模型在服务器上完成训练,服务器配置为 Intel(R) Xeon(R) Gold 6330 CPU,RTXA5000 GPU。模型训练环境为 PyTorch (1.11.0), Python 3.8 (ubuntu20.04), Cuda(11.3)。训练参数配置如表1所示,同时,使用马赛克增强,启用早停机制(训练50个 epoch 之后,如果模型效果未提升,则模型提前停止训练)。

表 1 模型训练参数配置

Tab. 1 Model training parameters

项目	参数
epoch	200
batch-size	16
img-size/(pixel×pixel)	640×640
linear-lr	0.003 2
optimizer	Adam
patience	50

蝗虫数据集共 874 幅,按 6:2:2 比例随机划分数据集,用于模型的训练、验证和测试。

3.2 识别结果

采用改进模型 YOLOv5s-CG 对测试集中的5类蝗虫进行识别,试验结果如图11所示。从图11可以看出,YOLOv5s-CG 能够对图像中的蝗虫类别和位置信息进行准确识别和定位。

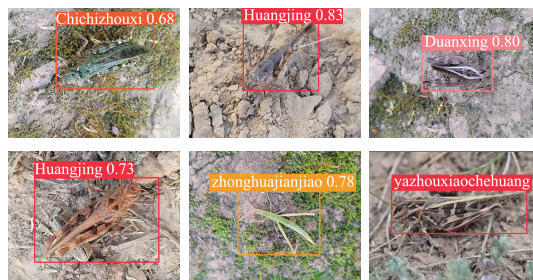


图 11 识别结果

Fig. 11 Identify the results

3.3 蝗虫数据集测试与分析

为了测试改进模型 YOLOv5s-CG 的性能,选取精确率 P (Precision)、召回率 R (Recall)、平均精度均值 mAP (mean Average Precision)、综合评价指标 $F1$ 和模型推理时间 T 作为识别精度评价指标。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (3)$$

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

$$F1 = \frac{2 \times P \times R}{P + R} \quad (5)$$

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

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

式中： FP ——检测到的真实蝗虫类别与目标蝗虫类别不一致的样本数量；

TP ——检测到的真实蝗虫类别与目标蝗虫类别一致的样本数量；

FN ——未被网络检测出来的真实蝗虫目标存在的样本数量；

N ——蝗虫的类别数。

为有效评估 YOLOv5s—CG 的先进性，选取 YOLOv6s^[20]、YOLOv7^[21]、YOLOv8n 和 YOLOv5s 与 Fast R—CNN(Resnet)^[17]、YOLOv3^[18]、YOLOv4^[19]、改进模型进行比较，结果如表 2 所示。

表 2 不同模型识别性能对比
Tab. 2 Comparison of different model recognition performance

模型	P/%	R/%	F1/%	mAP@0.5/%	T/ms	Weights/MB
Fast R—CNN	75.9	75.0	74	76.3	234	90.7
YOLOv3	82.6	82.7	81	82.6	18	123.3
YOLOv4	85.2	84.5	85	85.5	16	245.8
YOLOv5s	87.7	87.4	87	87.9	7.2	14.4
YOLOv6s	89.2	88.4	89	90.9	8.2	39.7
YOLOv7	89.6	86.4	88	91	10.9	73.0
YOLOv8n	92.5	89.6	91	92.1	7.7	6.1
YOLOv5s—CG	92.5	87.8	90	93.2	7.6	19.0

注：Weights 表示模型权重。

由表 2 可知，在对采集的五类草原蝗虫识别时，与 Fast R—CNN、YOLOv3、YOLOv4、YOLOv5s、YOLOv6s 和 YOLOv7 相比，YOLOv5s—CG 的精确率、召回率、平均精度均值和综合评价指标均为最优，其中，平均精度均值比 Fast R—CNN 提高 16.9 个百分点，比 YOLOv3 提高 10.6 个百分点，比 YOLOv4 提高 7.7 个百分点，比 YOLOv5s 网络提高 5.3 个百分点，比 YOLOv6s 网络提高 2.3 个百分点，比 YOLOv7 网络提高 2.2 个百分点。在模型推理时间相比 Fast R—CNN、YOLOv3、YOLOv4、YOLOv6s、YOLOv7 有大幅度提升，而由于改进模型引入了 Transformer 结构，增加了网络的计算量，导致推理速度变慢，但是相比原始模型慢 0.4 ms，产生的影响可以忽略不计。

与 YOLOv8n 相比，召回率下降 1.8 个百分点，综合评价指标降低 1 个百分点，但是精确率相同，平均精度均值提高 1.1 个百分点，综合来看，改进模型性能仍然优于 YOLOv8n。

为了直观比较模型的性能，绘制 Fast R—CNN、YOLOv3、YOLOv4、YOLOv5s、YOLOv6s、YOLOv7 和改进模型在训练过程中的精确率—召回率曲线和位置损失曲线，分别如图 12 和图 13 所示。由图 12 和图 13 可知，改进模型 YOLOv5s—CG 引入了 CoTNet 网络和 GAM 结构之后，最终的平均精度均值和收敛结果均优于原始网络和其他模型。

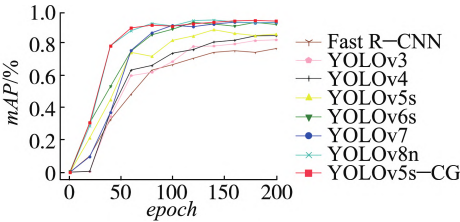


图 12 mAP 对比

Fig. 12 mAP comparison

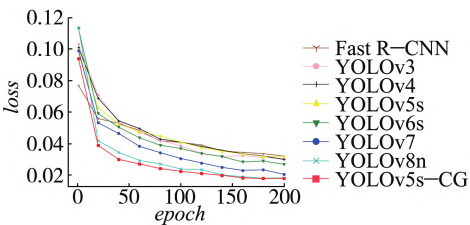


图 13 位置损失对比

Fig. 13 Position loss comparison

为了进一步验证模型改进的有效性，选择各标准模型与本文改进模型 YOLOv5s—CG 对多目标图像进行识别，识别结果如图 14 所示。

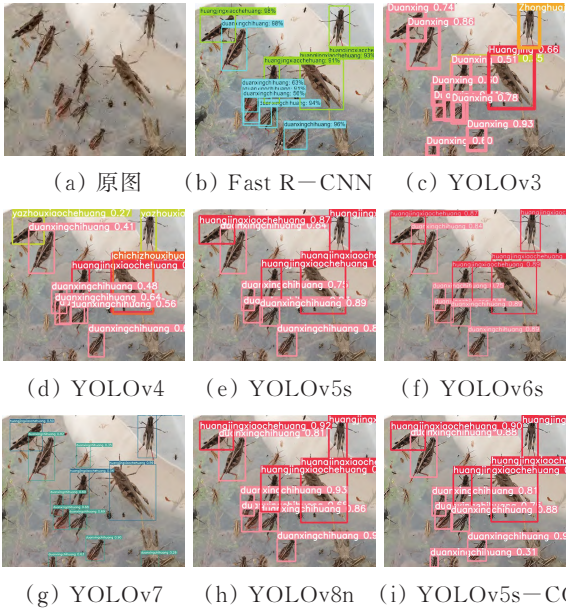


图 14 多目标识别结果

Fig. 14 Multi-target identification results

图 14 识别结果中，Fast R—CNN、YOLOv3、YOLOv4 对于多目标的蝗虫图像存在明显的漏检、错检和重复检测现象，YOLOv5s、YOLOv6s 和 YOLOv8 能检测出蝗虫目标，但存在漏检现象，而 YOLOv7 虽能检测出小目标，但对小目标存在错检现象，而改进模

型YOLOv5s—CG性能最优,可以准确识别图像中的小目标图像。

3.4 消融试验

为了验证改进模型YOLOv5s—CG的有效性,使用消融试验进行验证。由表3可知,相比YOLOv5s,改进主干网络后的模型精确率提高3.5个百分点,平均精度均值提高2.3个百分点,说明采用CoTNet网络,能够较好地提取小目标特征,有效提高网络模型对蝗虫的检测性能。相比YOLOv5s,在Neck层融入注意力后的模型在精确率提高4.3个百分点,平均精度均值提高2.2个百分点,说明采用GAM注意力机制结构,可提高模型的特征融合能力,提高模型的性能。相比YOLOv5s,改进主干网络和特征融合网络的模型精确率提高4.8个百分点,平均精度均值提高5.3个百分点,说明本文改进方法YOLOv5—CG可以更好地进行复杂背景下蝗虫的识别。

表3 消融试验
Tab. 3 Ablation experiments %

模型	P	R	F1	mAP@0.5
YOLOv5s	87.7	87.4	87	87.9
YOLOv5s+CoTNet	91.2	87.1	89	90.2
YOLOv5s+GAM	92.0	87.5	89	90.1
YOLOv5s—CG	92.5	87.8	90	93.2

4 蝗虫识别系统设计

4.1 系统开发原理

随着智能手机的广泛普及,科研人员或者虫害研究人员使用手机软件随手拍摄图片,通过系统软件进行快速高效的识别,是指导农业病虫害研究预防的有效手段^[20-22]。

蝗虫识别系统采用阿里云服务器部署,使用Nginx和Flask作为服务器代理,同时使用Mysql数据库,开发平台借助于Windows和Linux平台,选择B/S开发模式,前端采用Vue和Uni-app开发界面,后端采用基础开发框架SpringBoot+Mybatis。

基于YOLOv5s—CG的蝗虫识别系统设计框架如图15所示。

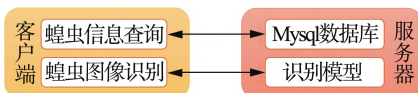


图15 基于YOLOv5s—CG的蝗虫识别系统框架

Fig. 15 Framework for a locust recognition system based on YOLOv5s—CG

由图15可知,APP实现主要功能为宁夏荒漠草原地区常见蝗虫数据库的管理和蝗虫图像的识别,其中,蝗虫识别模型模块与后端蝗虫数据库模块独立部署。

后端数据库模块采用SpringBoot框架常用的4层结构,分别是DAO层、Entity层、Service层和Controller层,其中DAO层结合Mybatis框架实现蝗虫数据库的资源交互。蝗虫识别模块通过Flask框架进行部署,蝗虫图像识别具体实现流程如图16所示。

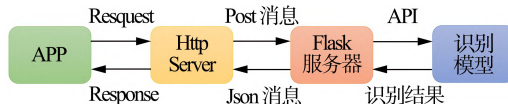


图16 蝗虫识别功能实现流程

Fig. 16 Locust identification function implementation process

在图16中,将训练好的YOLOv5s—CG模型部署到linux服务器,在服务器端配置模型需要的Anaconda、Pytorch和Python环境,最后使用Flask框架生成API接口,手机端通过API调用服务器端的模型实现蝗虫图像的识别。

4.2 系统实现

蝗虫识别系统如图17所示。选择本地蝗虫图像或者拍摄蝗虫图像进行识别,识别完成之后,点击详情可以查看蝗虫的详细信息(包括名称、类型、科、目、危害植物、分布信息、防治策略等),然后可以根据系统提供的详细信息,针对性做出防治策略,保护作物。同时,为测试识别系统的识别速度,使用Apifox在线调试工具对图像识别的响应时间进行测试,在实际测试中,识别3 000像素×4 000像素的图像,服务器平均响应时间为369 ms。



(a) 识别页面 (b) 蝗虫识别结果 (c) 蝗虫详细信息

图17 APP界面

Fig. 17 APP interface

5 结论

1) 为解决复杂背景下宁夏荒漠草原蝗虫识别问题,首先通过人工采集蝗虫图像,构建宁夏荒漠草原蝗虫数据集,并制作成标准VOC格式数据集。

2) 提出蝗虫检测模型YOLOv5s—CG,在模型主干网络中引入CoTNet保留蝗虫特征信息,颈部网络中引入GAM提升蝗虫特征融合能力,识别精确率为92.5%,召回率为87.8%,综合评价指标为0.90,平均精度均值为93.2%。与Fast R—CNN、YOLOv3、

YOLOv4、YOLOv5s、YOLOv6s、YOLOv7 模型相比, YOLOv5s—CG 网络模型对宁夏荒漠草原蝗虫具有更好的检测性能。

3) 为方便移动端收集宁夏荒漠草原蝗虫数据, 基于 YOLOv5s—CG 设计并开发蝗虫识别系统, 可实现对宁夏荒漠草原蝗虫图像的快速准确识别, 识别速度在 1 s 之内, 可为蝗虫防治提供数据支持和决策依据。

参 考 文 献

- [1] 马志宁, 俞鸿千, 王颖, 等. 宁夏草原蝗虫多样性及其对环境因子的响应[J]. 中国生物防治学报, 2022, 38(6): 1459—1472.
Ma Zhining, Yu Hongqian, Wang Ying, et al. Diversity of grassland grasshoppers and responses to environmental factors in Ningxia [J]. Chinese Journal of Biological Control, 2022, 38(6): 1459—1472.
- [2] 王广君, 李贝贝, 田野. 主要蝗虫生态治理策略在我国的实践应用[J]. 植物保护学报, 2021, 48(1): 84—89.
- [3] 黄文江, 董莹莹, 赵龙龙, 等. 蝗虫遥感监测预警研究现状与展望[J]. 遥感学报, 2020, 24(10): 1270—1279.
- [4] Kasinathan T, Uyyala S R. Machine learning ensemble with image processing for pest identification and classification in field crops [J]. Neural Computing & Applications, 2021, 33: 7491—7504.
- [5] Lima M C F, Leandor M E D D A, Valero C, et al. Automatic detection and monitoring of insect pests—A review [J]. Agriculture, 2020, 10(5): 161.
- [6] Lu S H, Ye S J. Using an image segmentation and support vector machine method for identifying two locust species and instars [J]. Journal of Integrative Agriculture, 2020, 19(5): 1301—1313.
- [7] Ye S J, Lu S H, Bai X S. ResNet—Locust—BN network-based automatic identification of east asian migratory locust species and instars from RGB images [J]. Insects, 2020, 11(8): 458.
- [8] Liu L M, Liu M, Meng K X, et al. Camouflaged locust segmentation based on PraNet [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 198: 107061.
- [9] Cao X, Wei Z Y, Gao Y J, et al. Recognition of common insect in field based on deep learning [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1634: 012034.
- [10] 武英洁, 房世波, Piotr Chudzik, 等. 基于 Faster R—CNN 的野外环境中蝗虫快速识别[J]. 气象与环境学报, 2020, 36(6): 137—143.
- [11] 李林, 柏召, 刁磊, 等. 基于 K—SSD—F 的东亚飞蝗视频检测与计数方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(S1): 261—267.
Li Lin, Bai Zhao, Diao Lei, et al. Video detection and counting method of east Asian migratory locusts based on K—SSD—F [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(S1): 261—267.
- [12] 马宏兴, 张森, 董凯兵, 等. 基于改进 YOLO v5 的宁夏草原蝗虫识别模型研究[J]. 农业机械学报, 2022, 53(11): 270—279.
Ma Hongxing, Zhang Miao, Dong Kaibing, et al. Research of locust recognition in Ningxia grassland based on improved YOLOv5 [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(11): 270—279.
- [13] Li Y H, Yao T, Pan Y W, et al. Contextual transformer networks for visual recognition [J]. arXiv preprint arXiv: 2107. 12292, 2021.
- [14] Liu Y C, Shao Z, Hoffmann N. Global attention mechanism: Retain information to enhance channel-spatial interactions [J]. arXiv preprint arXiv: 2112. 05561, 2021.
- [15] 朱猛蒙, 黄文广, 张蓉, 等. 宁夏草原蝗虫适生区和分布区划分[J]. 植物保护学报, 2021, 48(1): 237—238.
- [16] Liu Z, Lin Y T, Cao Y, et al. Swin transformer: Hierarchical vision transformer using shifted windows [C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021: 10012—10022.
- [17] Girshick R. Fast R—CNN [J]. arXiv preprint arXiv: 1804. 02767, 2018.
- [18] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: An incremental improvement [J]. arXiv preprint arXiv: 1504. 08083, 2015.
- [19] Bochkovskiy A, Wang C Y, Liao H Y M. YOLO v4: Optimal speed and accuracy of object detection [J]. arXiv preprint arXiv: 1504. 08083, 2015.
- [20] 马宏兴, 董凯兵, 王英菲, 等. 基于改进 YOLOv5s 的轻量化植物识别模型研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(8): 267—276.
Ma Hongxing, Dong Kaibing, Wang Yingfei, et al. Research on lightweight plant recognition model based on improved YOLOv5s [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(8): 267—276.
- [21] 罗小权, 潘善亮. 改进 YOLOV3 的火灾检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(17): 187—196.
Luo Xiaoquan, Pan Shanliang. Improved YOLOV3 fire detection method [J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(17): 187—196.
- [22] 高菊玲. 基于多视图特征融合的植物病害识别算法[J]. 中国农机化学报, 2020, 41(12): 147—152.
Gao Juling. Recognition algorithm of plant disease based on multi-view feature fusion [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2020, 41(12): 147—152.