

基于改进 YOLO v5 的宁夏草原蝗虫识别模型研究

马宏兴<sup>1</sup> 张 淼<sup>1</sup> 董凯兵<sup>1</sup> 魏淑花<sup>2</sup> 张 蓉<sup>2</sup> 王顺霞<sup>3</sup>

(1. 北方民族大学电气信息工程学院, 银川 750021; 2. 宁夏农林科学院植物保护研究所, 银川 750002;  
3. 宁夏回族自治区草原工作站, 银川 750002)

**摘要:** 针对草原蝗虫图像具有样本收集困难、目标较小和目标多尺度等技术难点, 基于 YOLO v5 网络, 提出了一种复杂背景下多尺度蝗虫目标检测识别模型 YOLO v5 - CB, 用于宁夏草原常见蝗虫检测。改进模型 YOLO v5 - CB 针对蝗虫原始样本量较少的问题, 使用 CycleGAN 网络扩充蝗虫数据集; 针对蝗虫图像中的小目标特征, 使用 ConvNeXt 来保留小目标蝗虫的特征; 为有效解决蝗虫图像尺度特征变换较大问题, 在颈部特征融合使用 Bi - FPN 结构, 来增强网络对多尺度目标的特征融合能力。实验结果表明, 在对宁夏草原常见亚洲小车蝗、短星翅蝗、中华剑角蝗进行检测识别时, YOLO v5 - CB 的识别精度可达 98.6%, 平均精度均值达到 96.8%, F1 值为 98%, 与 Faster R - CNN、YOLO v3、YOLO v4、YOLO v5 模型相比, 识别精度均有提高。将改进的蝗虫检测识别模型 YOLO v5 - CB 与研发的分布式可扩展生态环境数据采集系统结合, 构建了基于 4G 网络的 Web 端蝗虫识别平台, 可对观测点的蝗虫图像进行长期实时检测。目前, 该平台已在宁夏回族自治区盐池县大水坑、黄记场、麻黄山等地的草原生态环境数据获取中得到了应用, 可对包括宁夏草原蝗虫信息在内的多种生态环境信息进行长期检测和跟踪, 为虫情防治等提供决策依据。

**关键词:** 蝗虫识别; YOLO v5; CycleGAN; ConvNeXt; Bi - FPN; 分布式可扩展系统

中图分类号: S433.2; TP181      文献标识码: A      文章编号: 1000-1298(2022)11-0270-10      OSID: 

Research of Locust Recognition in Ningxia Grassland Based on Improved YOLO v5

MA Hongxing<sup>1</sup> ZHANG Miao<sup>1</sup> DONG Kaibing<sup>1</sup> WEI Shuhua<sup>2</sup> ZHANG Rong<sup>2</sup> WANG Shunxia<sup>3</sup>

(1. Institute of Electronic Information Engineering, North Minzu University, Yinchuan 750021, China  
2. Institute of Plant Protection, Ningxia Academy of Agricultural and Forestry Sciences, Yinchuan 750002, China  
3. Ningxia Grassland Workstation, Yinchuan 750002, China)

**Abstract:** There are several challenges for locust recognition, i. e., sample collection, small sample targets and multi-scale transformation in grassland locust images. A multi-scale grasshopper target detection and recognition model was proposed under complex background based on YOLO v5 network, which was used to recognize common grasshoppers in Ningxia grassland. To address the difficulty in sample collection, CycleGAN was used to expand the locust data set. Then, ConvNeXt was adopted to preserve the characteristics of small target locusts. Finally, Bi - FPN was utilized for neck feature fusion to enhance the capability of extracting locust features, which effectively solved the problem of large-scale transformation of locust photos. The experimental results showed that the best accuracy of the proposed model YOLO v5 - CB was 98.6%, the mean average accuracy of the proposed scheme was 96.8%, and the F1 was 98%, which performed better than the Faster R - CNN, YOLO v3, YOLO v4 and YOLO v5. Using the improved model YOLO v5 - CB, combined with the ecological environment collection equipment installed in Yanchi and Dashuikeng in Ningxia, a Web-based locust identification and detection platform was established, which had already been applied to grassland ecological environment data collection in Ningxia Yanchi Dashuikeng, Huangji Farm and Mahuang Mountain. This platform performed real-time tracking of locust in desert steppe of Ningxia, which can be further used for locust control in Ningxia.

**Key words:** locust recognition; YOLO v5; CycleGAN; ConvNeXt; Bi - FPN; distributed scalable system

收稿日期: 2022 - 06 - 22    修回日期: 2022 - 09 - 14

**基金项目:** 宁夏自然科学基金项目(2019AAC03122)、宁夏农业高质量发展和生态保护科技创新项目(NGSB - 2021 - 14 - 05)和北方民族大学校级项目(2019KJ43、2019KYQD49)

**作者简介:** 马宏兴(1975—),男,副教授,博士,主要从事智能信息处理与感知研究,E-mail: mhx@nmu.edu.cn

0 引言

蝗虫是造成全球农业和草原畜牧业经济损失的重要原因之一,每年因蝗虫造成的经济损失高达千亿美元<sup>[1-3]</sup>。

对虫情的预测和防控,较为先进的方法是利用遥感、地理信息系统等技术宏观上对蝗虫虫群进行监测,但这种方法成本较高,监测精度受限于遥感影像的分辨率,只适合大面积的蝗灾检测,且这种检测是在蝗虫已泛滥成灾之后,没有预见性<sup>[4-6]</sup>。近些年来,部分学者利用机器学习技术,在微观方面对蝗虫识别进行了研究。例如通过训练神经网络模型来自主学习蝗虫的生物特征<sup>[7-9]</sup>。LIMA 等<sup>[10]</sup>提出了将虫类特征与支持向量机(Support vector machine, SVM)相结合的方法,建立了一个能分类 64 科的昆虫分类系统,识别率为 93%。YE 等<sup>[11]</sup>提出的 ResNet- Locust- BN 模型能够识别三龄幼虫,准确率为 77.20%,识别五龄幼虫准确率为 88.40%,识别成虫准确率为 93.8%。这些分类模型能对蝗虫进行分类,但不能确定蝗虫的具体位置信息。武英洁等<sup>[12]</sup>提出了基于 Faster RCNN 的野外蝗虫快速识别网络,准确率为 75.6%。李林等<sup>[13]</sup>设计了 K-SSD-F 算法,可对视频数据中的东亚飞蝗进行检测,平均精度为 88.94%。这些方法虽然能够确定蝗虫的位置,但对蝗虫的检测精度较低,且只能对单类蝗虫进行检测。

在微观上对蝗虫的检测识别精度不高的原因是自然环境中蝗虫图像背景复杂,很难对蝗虫进行有效的分割,而且由于蝗虫样本收集困难,不同种类的蝗虫样本分布不均匀,拍摄所获取的蝗虫图像尺度不一,这都造成了蝗虫图像检测识别的困难。为有效解决蝗虫图像样本少、小目标和目标多尺度等识别难点,基于 YOLO v5 网络,拟提出一种复杂背景下多尺度蝗虫目标检测识别模型。该模型可利用生成式对抗网络 CycleGAN 来扩充数据集<sup>[14]</sup>,使用 ConvNeXt 来保留小目标蝗虫特征<sup>[15]</sup>,使用 Bi-FPN 结构增强网络提取蝗虫特征的能力<sup>[16]</sup>。并将改进后的网络模型结合研发的草原生态环境数据采集设备,构建基于 Web 的蝗虫识别检测平台,提高对自然环境中蝗虫检测和识别精度,应用在宁夏草原地区的蝗虫实时检测中,为宁夏草原虫情防治等提供生态信息和决策依据。

1 蝗虫数据集建立

宁夏荒漠草原中常见蝗虫有亚洲小车蝗、短星翅蝗、中华剑角蝗等,主要分布在宁夏中卫、盐池、固

原等地<sup>[17-18]</sup>。

由于蝗虫在自然环境中与背景高度相似,不利于蝗虫特征的研究与分析,为丰富蝗虫数据多样性,提高识别模型泛化能力,在不同角度、不同光照环境下,在自然环境、捕虫网、仿真草皮和粘虫板上采集了蝗虫图像数据,如图 1 所示。



图 1 蝗虫图像  
Fig. 1 Images of locusts

在采集过程中,共得到宁夏草原常见蝗虫图像 335 幅,删除图像数据集中拍摄模糊、枝叶遮挡等特征不明显的蝗虫图像,最终得到 208 幅有效图像。该数据集属于少样本数据集,需对蝗虫数据集进行预处理。

2 图像预处理

为了扩充数据集,提高识别的准确性,采用生成对抗网络生成新的蝗虫图像,对蝗虫样本进行扩充,并采用马赛克数据增强来提高识别网络的泛化能力。

2.1 数据集扩充

生成对抗网络(Generative adversarial network, GAN)由生成网络和判别网络组成,通过两个神经网络相互博弈进行非监督学习。判别网络输入真实样本,生成网络尽可能的误导判别网络,两个网络不断调整参数,相互对抗,生成以假乱真的图像数据,尽量模仿训练集中的真实样本,完成少样本数据集扩充<sup>[19-21]</sup>。

CycleGAN 结构如图 2 所示,其中  $X$  表示输入的真实样本, $Y$  表示生成的对抗样本, $G$ 、 $F$  为生成网络, $D_X$ 、 $D_Y$  为对抗性网络。

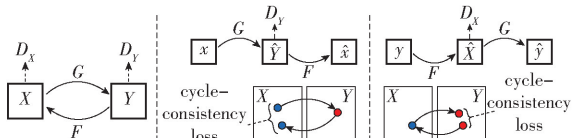


图 2 CycleGAN 网络结构

Fig. 2 CycleGAN network structure

采用生成对抗网络 CycleGAN 对宁夏草原蝗虫图像进行数据扩充,扩充前后蝗虫图像数据对比效果如图 3 所示。

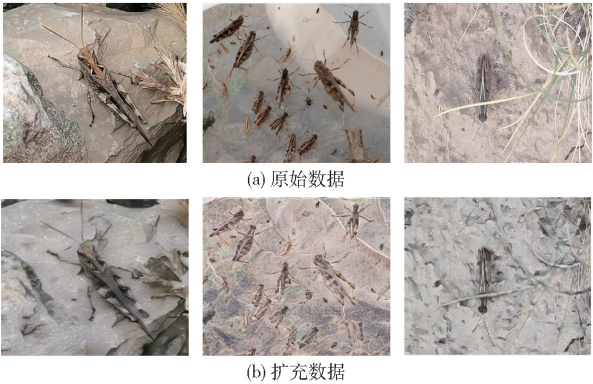


图3 使用 CycleGAN 扩充数据样本  
Fig.3 Extending data samples using CycleGAN

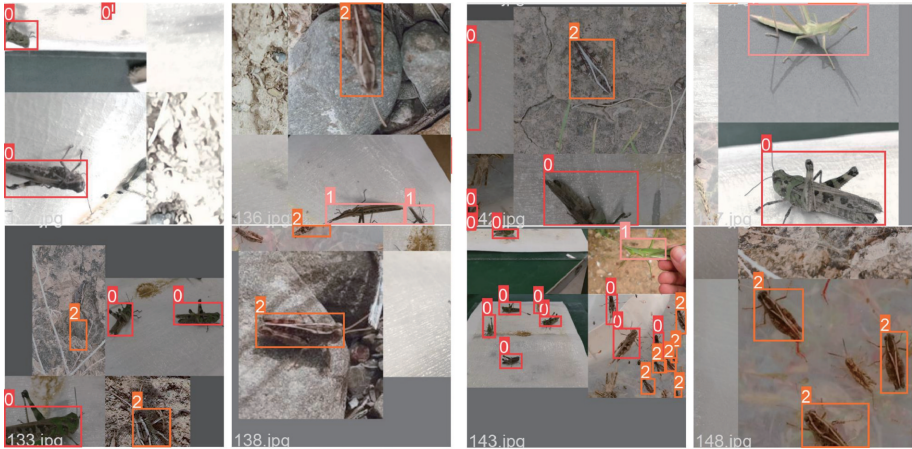


图4 数据增强结果  
Fig.4 Data augmentation

息,提高模型输出的准确性,可对图像中的蝗虫进行标注。在此使用标注工具 LabelImg 对图像中的蝗虫进行矩形标注,标注结果如图5 所示。

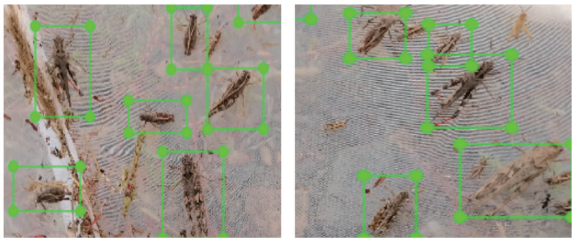


图5 图像标注  
Fig.5 Image annotation

对自然环境中的蝗虫图像标注时尽可能使边界框最小,以减小背景的影响。标注完成,得到记录蝗虫位置和种类信息的文件,图像和标注文件均作为模型的训练集。

### 3 基于 YOLO v5 的蝗虫识别模型设计

YOLO v5 模型更适合中、大型目标检测,对于复杂背景和尺度变化较大的蝗虫等小目标图像检测效果达不到预期目标。为了正确识别复杂背景中小目标,本文首次通过将 YOLO v5 原主干网络 Darknet 改进为 ConvNeXt,来解决 Darknet 对小目标特征提

### 2.2 数据增强

除了使用对抗网络扩充数据样本外,还可以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。

在对蝗虫图像增强时,将4幅蝗虫图像进行随机裁剪拼接,并对蝗虫图像进行位移、大小变换、剪切、复制粘贴等操作,增强结果如图4所示。

通过对数据集进行马赛克数据增强,能够增加模型每次训练所选取的样本数,间接降低计算开销。

### 2.3 数据标注

为使网络模型能够学习蝗虫的特征与位置信

取能力不足的问题;同时,将 Neck 特征融合部分改进为双向融合特征网络 Bi-FPN,来解决多尺度特征融合问题。通过这些改进,来提升网络模型对复杂背景中不同尺度蝗虫目标的识别能力。改进后的网络模型命名为 YOLO v5-CB。

### 3.1 YOLO v5 结构模型

目标检测算法中,YOLO v5 因运算速度较快,识别正确率较高等原因,应用范围较广。YOLO v5 由特征提取(Backbone)、特征融合(Neck)和检测头(Head)3部分组成,结构模型如图6所示。

YOLO v5 对于大中型、显著性目标的检测具有良好的效果,但对于小目标、少样本且背景复杂的蝗虫图像,YOLO v5 的检测识别性能并不理想,需要在特征信息提取和特征融合方面进行改进,使其适应自然背景中蝗虫的检测和识别。

### 3.2 特征提取

由于数据集中存在小目标的蝗虫图像,在特征提取时,YOLO v5 的下采样方式会丢失小目标蝗虫特征。为有效解决小目标蝗虫图像特征提取不充分的问题,本文改进模型 YOLO v5-CB 在特征提取部分采用性能更为优异的 ConvNeXt 网络。

ConvNeXt 是一种纯卷积网络,在相同的计算开

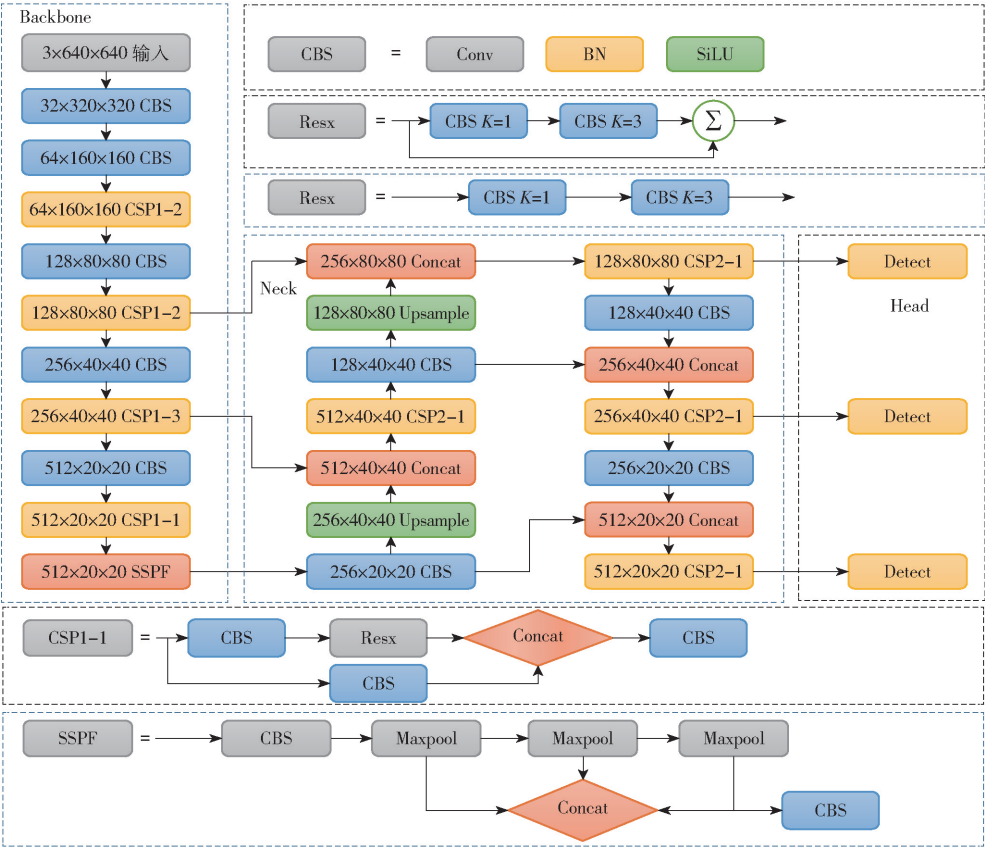


图 6 YOLO v5 结构模型

Fig. 6 YOLO v5 network structure

销下,拥有更快的推理速度和更高的准确率,网络结构如图 7 所示。其中  $h$ 、 $w$ 、 $d_{im}$  分别表示特征图的高、宽和层数。

图 7 中,ConvNeXt 网络将原 ResNet 模块堆叠 block 的次数从 (3, 4, 6, 3) 调整成 (3, 3, 9, 3),通过一个卷积核尺寸等于步长的卷积层进行下采样,采用深度可分离卷积平衡精确率与计算开销,调整通道数到 96;ConvNeXt Block 采用倒瓶颈层设计,使用  $3 \times 3$  深度可分离卷积用于提取特征后,先用  $1 \times 1$  卷积升维,将通道数由 96 升到 384,再用  $1 \times 1$  卷积降维,将通道数从 384 降到 96,用以减少高维信息的损失;ConvNeXt 通过 4 个阶段的特征提取,得到尺寸为  $7 \times 7 \times 768$  的特征图,通过全局平均池化和 LN 层,最终通过线性分类器输出。

ConvNeXt 模型因其特殊的倒置瓶颈层结构,有效地避免了降采样过程中小目标蝗虫特征信息的丢失。ConvNeXt 在每次降采样前后和全局均值池化之后的位置都添加了一个 LN 层,这种归一化策略使得模型更加稳定,减少了梯度的振荡。此外,由于借鉴了 Swin Transformer<sup>[22]</sup> 的结构,减少激活函数和 BN 层的使用,ConvNeXt 模型不仅提升了蝗虫目标检测的准确率,也使网络降低了浮点运算次数。

3.3 特征融合

网络训练过程中,随着网络层数越深,获得的特

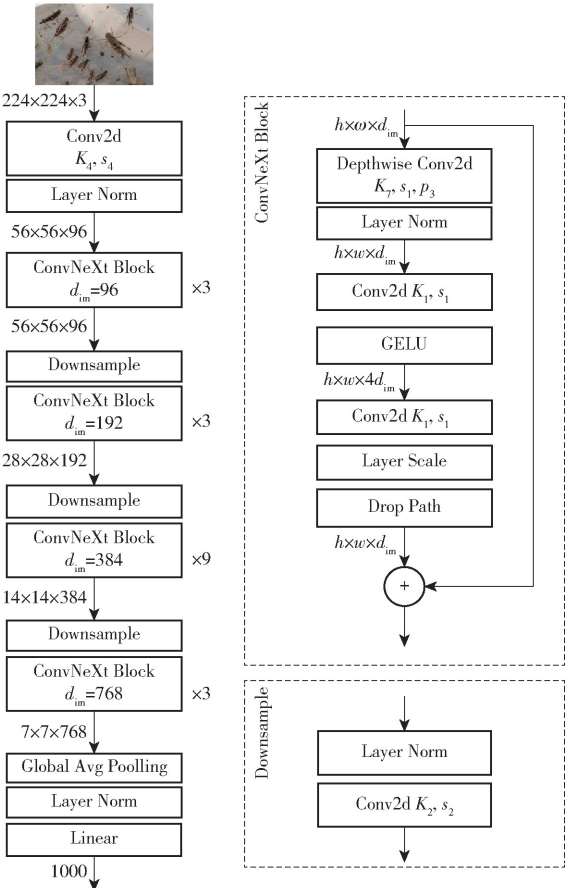


图 7 ConvNeXt 网络结构图

Fig. 7 ConvNeXt network structure

征信息越高级,但是目标的位置信息会变得越弱,对小目标的位置损失就越大。因此在提取蝗虫特征后,需要通过 Neck 进行特征融合提高检测头(Head)对蝗虫位置与类别信息预测的准确性。

YOLO v5 使用不同尺度来预测并用特征金字塔(Feature pyramid network, FPN)结合像素聚合网络(Pixel aggregation network, PAN)结构对特征进行多尺度融合。由于拍摄获得的宁夏草原蝗虫目标尺度变化较大,使用 YOLO v5 的 PANet 结构会破坏不同尺度蝗虫特征的一致性。为解决蝗虫目标多尺度检测问题,本文改进模型 YOLO v5 - CB 在特征融合部分采用 Bi - FPN 结构,通过引入权值,来解决不同尺度的特征图对特征融合的贡献不同的问题。PANet 结构如图 8 所示,Bi - FPN 结构如图 9 所示。

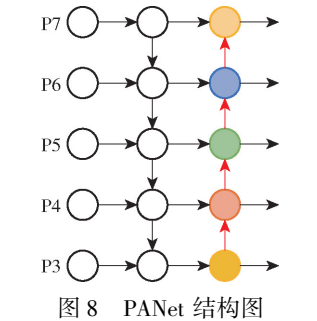


图 8 PANet 结构图

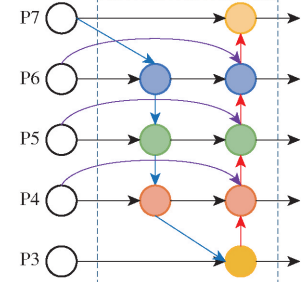


图 9 Bi - FPN 结构图

Bi - FPN 结构为了学习不同分辨率特征图对特征融合的重要程度,反复进行多尺度特征融合。

Bi - FPN 带权特征融合公式为

$$O = \sum_i \frac{w_i}{e + \sum_j w_j} I_i \tag{1}$$

式中  $I_i$ ——输入特征  
 $w_i, w_j$ ——权值,用于衡量不同分辨率的特征对特征融合的贡献情况  
 $e$ ——数值极小的学习率,用以约束数值的振荡  
 $O$ ——输出,加权特征融合的值

Bi - FPN 在第 6 层融合特征的计算公式为

$$P_6^{td} = \text{Conv} \left( \frac{\omega_1 P_6^{in} + \omega_2 \text{Resize}(P_7^{in})}{\omega_1 + \omega_2 + e} \right) \tag{2}$$

$$P_6^{out} = \text{Conv} \left( \frac{\omega_1' P_6^{in} + \omega_2' P_6^{td} + \omega_3' \text{Resize}(P_5^{out})}{\omega_1' + \omega_2' + \omega_3' + e} \right) \tag{3}$$

式中  $P_6^{td}$ ——自顶向下特征融合路径中产生的中间特征  
 $P_6^{out}$ ——自底向上特征路径中产生的输出特征  
 $P^{in}$ ——对输入进行下采样操作  
Resize——上采样函数  
 $\omega$ ——学习到的参数  
 $P^{out}$ ——融合的输出特征  
Conv——卷积运算函数

Bi - FPN 在融合不同尺度的特征图中,因其特有的双向交叉尺度连接结构,能够高效融合到更多的蝗虫特征;同时运用加权特征融合的设计,通过学习不同层输入特征的权重,得到不同尺度的输入特征对输出特征的贡献情况,从而解决了蝗虫图像尺度变化较大的问题。

4 蝗虫图像识别结果与分析

4.1 实验环境

模型在服务器上完成训练,服务器配置为 Intel (R) Core(TM) i7 - 7820x CPU, GeForce RTX 2080Ti 11GB GPU。软件环境采用 Python 3.7,深度学习框架采用 Pytorch 1.8.1。

4.2 识别结果

采用本文改进模型 YOLO v5 - CB 对宁夏草原蝗虫图像进行检测和识别,结果如图 10 所示。从图中可以看出,YOLO v5 - CB 能够对图像中的亚洲小车蝗、短星翅蝗和中华剑角蝗进行准确定位和识别。



图 10 宁夏草原蝗虫图像识别结果

Fig. 10 Identification results of locust images in Ningxia

为进一步验证改进模型 YOLO v5 - CB 的性能,选择与 Faster R - CNN<sup>[23]</sup>、YOLO v3<sup>[24]</sup>、YOLO v4<sup>[25]</sup>和 YOLO v5 模型进行比较,结果如图 11 所示。

图 11 中,存在亚洲小车蝗、短星翅蝗两类蝗虫,背景复杂且蝗虫尺度变化较大。Faster R - CNN 能够定位所有蝗虫,但存在亚洲小车蝗与短星翅蝗错

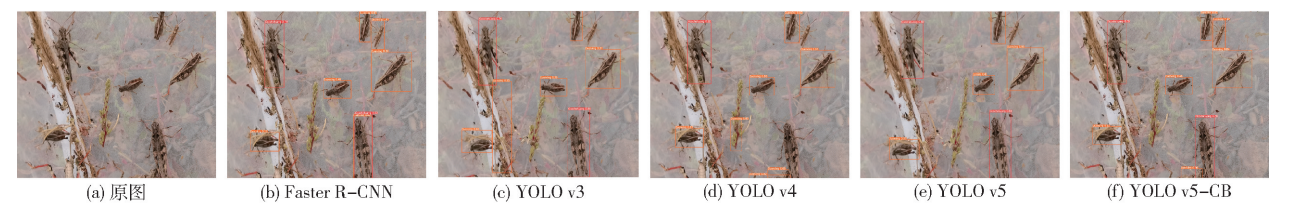


图 11 不同网络识别结果

Fig. 11 Identification results using different neural networks

检和重复检测的情况;YOLO v3 网络与 YOLO v4 网络存在亚洲小车蝗漏检,将非蝗虫错检成短星翅蝗的情况;YOLO v5 网络能够识别出多数蝗虫,但对目标较小的短星翅蝗存在漏检的情况;本文改进模型 YOLO v5 - CB 能够准确定位并识别出亚洲小车蝗、短星翅蝗,且无错检漏检情况。说明改进模型 YOLO v5 - CB 能有效提高复杂背景中多尺度蝗虫检测和识别的准确率。

4.3 网络模型性能指标

为了客观评估模型性能,对 Faster R - CNN、YOLO v3、YOLO v4、YOLO v5 和本文改进模型 YOLO v5 - CB 的精确率、召回率、平均精度均值 (mAP)、F1 值进行比较<sup>[26]</sup>,如表 1 所示。

表 1 网络模型评价指标

Tab.1 Network model evaluation indicators %

| 网络模型           | 精确率  | 召回率  | F1 值 | 平均精度均值 |
|----------------|------|------|------|--------|
| Faster R - CNN | 71.6 | 83.3 | 77   | 80.8   |
| YOLO v3        | 89.5 | 90.6 | 90   | 90.7   |
| YOLO v4        | 86.7 | 88.4 | 88   | 87.6   |
| YOLO v5        | 92.8 | 90.5 | 92   | 91.7   |
| YOLO v5 - CB   | 98.6 | 96.6 | 98   | 96.8   |

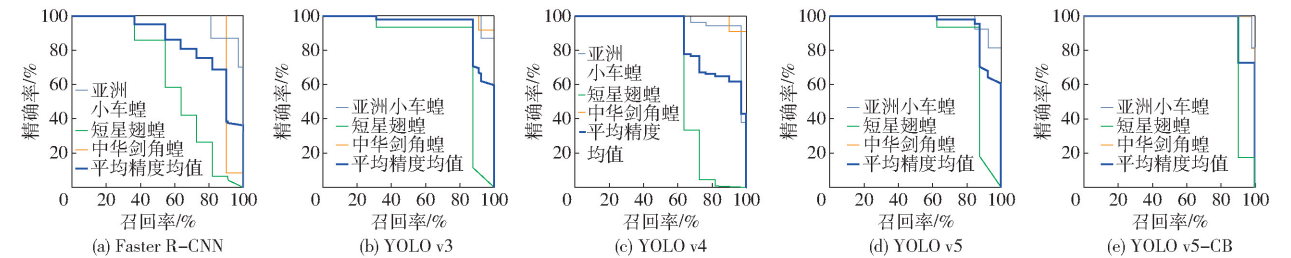


图 12 精确率-召回率曲线

Fig. 12 Precision-recall curves

由 Faster R - CNN、YOLO v3、YOLO v4、YOLO v5 和本文模型 YOLO v5 - CB 的精确率-召回率曲线可得,亚洲小车蝗、短星翅蝗和中华剑角蝗的平均精度如表 2 所示。

由图 12 和表 2 可以得出,本文模型 YOLO v5 - CB 检测亚洲小车蝗的平均精度比 Faster R - CNN 提高 9.9 个百分点,比 YOLO v3 提高 2.7 个百分点,比 YOLO v4 提高 2.8 个百分点,比 YOLO v5 提高 3.7 个百分点;检测短星翅蝗的平均精度比

由表 1 可见,在对宁夏草原常见亚洲小车蝗、短星翅蝗和中华剑角蝗检测识别时,YOLO v3、YOLO v4 与 Faster R - CNN 相比,网络性能有了较大的改善,但略逊于 YOLO v5。YOLO v5 对小目标蝗虫的识别精确率和平均精度均值偏低;YOLO v5 - CB 的精确率、召回率、平均精度均值和 F1 值均为最优,其中,精确率比 Faster R - CNN 提高 27 个百分点,比 YOLO v3 提高 9.1 个百分点,比 YOLO v4 提高 11.9 个百分点,比 YOLO v5 提高 5.8 个百分点;召回率比 Faster R - CNN 提高 13.3 个百分点,比 YOLO v3 提高 6 个百分点,比 YOLO v4 提高 8.2 个百分点;比 YOLO v5 提高 6.1 个百分点;F1 值比 Faster R - CNN 提高 21 个百分点,比 YOLO v3 提高 8 个百分点,比 YOLO v4 提高 10 个百分点,比 YOLO v5 提高 6 个百分点。

为了得到亚洲小车蝗、短星翅蝗和中华剑角蝗的平均精度,使用 Faster R - CNN、YOLO v3、YOLO v4、YOLO v5 和 YOLO v5 - CB 在训练过程中得到的精确率和召回率绘制亚洲小车蝗、短星翅蝗和中华剑角蝗精确率-召回率曲线,如图 12 所示。

表 2 不同蝗虫的平均精度

Tab.2 Average precision values of diffeent locust

| 网络模型           | 亚洲小车蝗 | 短星翅蝗 | 中华剑角蝗 |
|----------------|-------|------|-------|
| Faster R - CNN | 89.6  | 64.1 | 88.7  |
| YOLO v3        | 96.8  | 76.8 | 98.7  |
| YOLO v4        | 96.7  | 67.5 | 98.6  |
| YOLO v5        | 95.8  | 80.2 | 99.0  |
| YOLO v5 - CB   | 99.5  | 91.6 | 99.5  |

Faster R - CNN提高 27.5 个百分点,比 YOLO v3 提高

14.8 个百分点,比 YOLO v4 提高 24.1 个百分点;比 YOLO v5 提高 11.4 个百分点;检测中华剑角蝗的平均精度比 Faster R – CNN 提高 10.8 个百分点,比 YOLO v3 提高 0.8 个百分点,比 YOLO v4 提高 0.9 个百分点;比 YOLO v5 提高 0.5 个百分点。综上所述,本文改进网络模型 YOLO v5 – CB 对亚洲小车蝗、短星翅蝗、中华剑角蝗检测的平均精度表现最优。

为了进一步验证本文模型 YOLO v5 – CB 的有效性和实用性,在训练时长和检测时间上与 YOLO v5 进行了对比实验。

在训练时长的对比实验中,训练 150 个迭代周期后,得到的 YOLO v5 和 YOLO v5 – CB 的蝗虫类别损失值和蝗虫位置损失值如图 13 和图 14 所示。

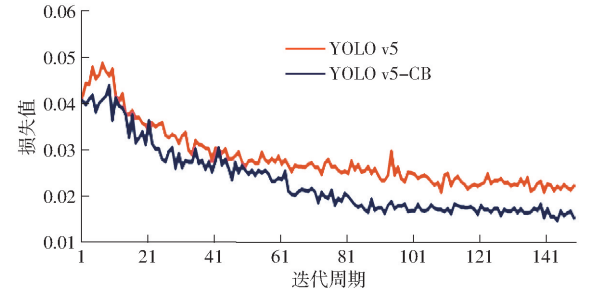


图 13 类别损失值对比

Fig. 13 Category loss comparison

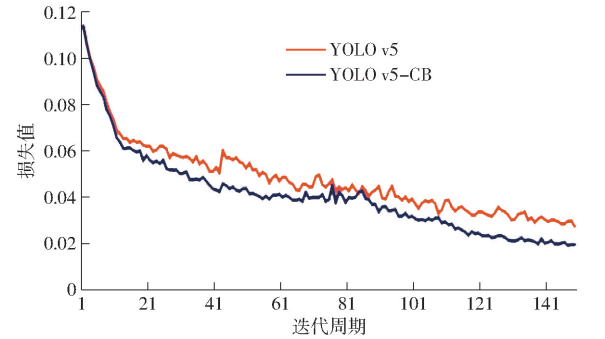


图 14 位置损失值对比

Fig. 14 Comparison of positional loss

由图 13、14 可知,由于改进模型 YOLO v5 – CB 引入了 ConvNeXt 网络和 Bi – FPN 结构,导致收敛速度略慢于 YOLO v5,训练时长增加,但充分训练后,收敛结果优于 YOLO v5。

检测时间对比实验中,选取 50 幅复杂背景下的小目标蝗虫图像,对训练好的 YOLO v5 和 YOLO v5 – CB 网络进行对比,为了消除偶然性,使结果更加准确,将 50 个结果每 10 个分成一组,共分成 5 组,分别记为 T1 ~ T5,求得每一组检测时间的平均值,结果如表 3 所示。

由表 3 可知,训练后 YOLO v5 – CB 的检测时间最多比 YOLO v5 增加了 0.004 s,对实际应用基本没

表 3 检测时间对比

Tab. 3 Inference time comparison s

| 网络模型         | T1    | T2    | T3    | T4    | T5    |
|--------------|-------|-------|-------|-------|-------|
| YOLO v5      | 0.015 | 0.012 | 0.011 | 0.011 | 0.013 |
| YOLO v5 – CB | 0.017 | 0.013 | 0.013 | 0.015 | 0.016 |
| 检测时间差        | 0.002 | 0.001 | 0.002 | 0.004 | 0.003 |

有影响。

为了更好地模拟蝗虫真实的生存环境,验证模型的实际应用效果,针对含有负样本的图像,YOLO v5 和 YOLO v5 – CB 的检测结果如图 15 所示。



(a) YOLO v5 (b) YOLO v5-CB

图 15 引入噪声检测结果

Fig. 15 Result of introducing noise

由图 15 可见,对于含有负样本的复杂背景下小目标蝗虫检测,YOLO v5 存在错检,而 YOLO v5 – CB 检测更加准确。

由此可知,YOLO v5 – CB 因其主干部分的深度可分离卷积,只增加了空间维度上的信息混合,配合其特殊的倒置瓶颈层结构,有效地平衡了准确度与计算量,部署在服务器端是可行的。

4.4 消融实验及分析

为了验证改进方案的有效性,需要通过消融实验进行对比分析,结果如表 4 所示。

表 4 消融实验结果

Tab. 4 Ablation test results %

| 网络模型 | 精确率  | 召回率  | F1 值 | 平均精度均值 |
|------|------|------|------|--------|
| 模型 1 | 92.8 | 90.5 | 92   | 91.3   |
| 模型 2 | 93.6 | 93.9 | 94   | 95.0   |
| 模型 3 | 96.8 | 97.9 | 97   | 95.5   |
| 模型 4 | 98.6 | 96.6 | 98   | 96.8   |

模型 1 是 YOLO v5 网络;模型 2 是将 YOLO v5 的特征提取部分替换为 ConvNeXt 后得到的网络;模型 3 是将 YOLO v5 的特征融合部分替换为 Bi – FPN 得到的网络;模型 4 是本文改进网络 YOLO v5 – CB。实验时,各网络模型训练 100 个周期。

由表 4 可知,相比 YOLO v5,模型 2 的精确率提高 0.8 个百分点,召回率提高 3.4 个百分点,F1 值提高 2 个百分点,平均精度均值提高 3.7 个百分点,说明采用 ConvNeXt 网络,能够较好地提取小目标特

征,有效提高网络对蝗虫的检测性能。相比 YOLO v5,模型 3 的精确率提高 4 个百分点,召回率提高 7.4 个百分点,F1 值提高 5 个百分点,平均精度均值提高 4.19 个百分点,说明采用 Bi-FPN,可增加网络对多尺度蝗虫特征的融合能力,保留了不同尺度蝗虫特征的一致性。相比 YOLO v5,模型 4 的精确率提高 5.8 个百分点,召回率提高 6.1 个百分点,F1 值提高 6 个百分点,平均精度均值提高 5.48 个百分点。说明本文改进方法 YOLO v5-CB 可更好地检测和识别多目标、尺度不一的蝗虫图像,提高蝗虫目标检测的准确性。

5 蝗虫识别系统平台设计与应用

为了探索蝗虫数量与生态因子之间的内在联系,需要对观测点的蝗虫图像进行长期采集并检测。在实际应用中设计了分布式可扩展生态环境数据采集系统<sup>[27-28]</sup>,结构如图 16 所示。

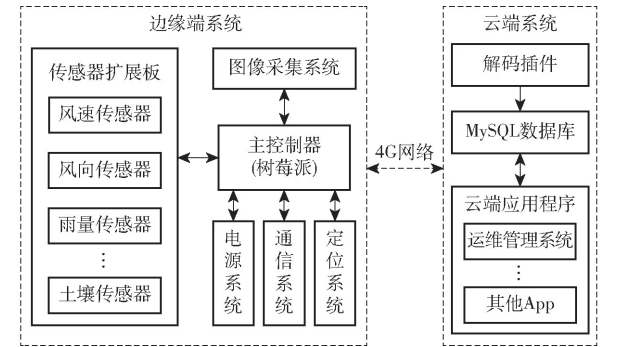


图 16 分布式可扩展生态环境数据采集系统架构图  
Fig. 16 Architecture diagram of distributed scalable real-time environmental monitoring system

系统主要由边缘端数据采集模块和云端处理模块两部分组成。边缘端数据采集模块实物如图 17 所示,主要完成各类生态环境数据采集并通过 4G 网络发送至云端处理模块,云端处理模块不仅对边缘端数据采集模块数据进行接收、校验、存储,还对边缘端进行监控、分析、反馈与调控。



图 17 边缘端数据采集模块实物  
Fig. 17 Physical edge end data acquisition module

分布式可扩展生态环境数据采集系统主要应用于山地、荒漠、草原、戈壁等恶劣环境中的生态数据监测,可完成观测点光照强度、降雨量、空气温湿度、土壤主要元素及不同深度温湿度等 10 余类生态环境数据的实时监测和跟踪,同时可对观测点图像数据进行实时采集并进行昆虫、植物识别。

为了对观测点的图像进行实时采集并查看,通过 Flask 构建 Web 界面,通过边缘端数据采集模块的高清图像采集设备,使用 RTMP 推流的方式,结合萤石云开放平台,可实时获取宁夏草原蝗虫图像,利用部署在云端处理模块中的 YOLO v5-CB 模型,可完成观测点蝗虫图像的实时识别。生态环境图像采集界面如图 18 所示。



图 18 生态环境图像采集界面  
Fig. 18 Ecological environment image acquisition interface

目前,该设备已安装在宁夏回族自治区盐池县大水坑、黄记场和麻黄山等地,主要用于长期跟踪观测点各类生态环境数据。

为了测试本文改进模型 YOLO v5-CB 在 Web 端的实际识别效果,选取 60 只蝗虫,其中亚洲小车蝗 25 只、中华剑角蝗 20 只、短星翅蝗 15 只,并与 YOLO v5 模型进行对比测试,结果如表 5 所示。

表 5 改进前后模型识别检测结果  
Tab.5 Model recognition and detection results 只

| 网络模型       | 亚洲小车蝗 | 短星翅蝗 | 中华剑角蝗 |
|------------|-------|------|-------|
| YOLO v5    | 29    | 11   | 20    |
| YOLO v5-CB | 25    | 15   | 20    |

由表 5 可以看出,YOLO v5 网络存在将短星翅蝗错检成亚洲小车蝗的情况,而本文模型 YOLO v5-CB 可以正确检测 3 类蝗虫,且无漏检错检情况。

在草原蝗虫实时识别时,对采集设备区域地面进行平整并铺上比较单一的草皮背景,结果如图 19 所示,在此仅显示某段视频中第 256~270 帧的识别结果。

由于 YOLO v5 显示蝗虫种类的标签是拼音字

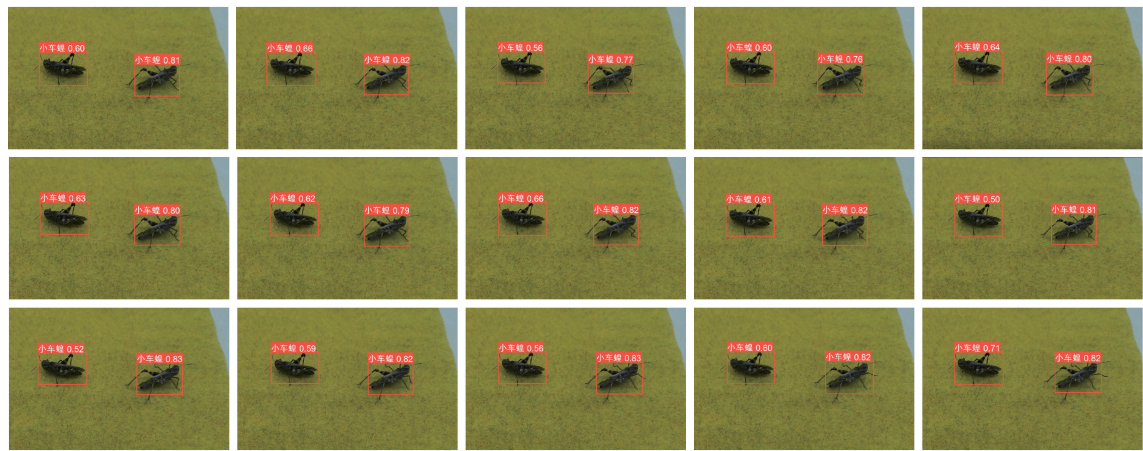


图 19 运动蝗虫图像识别结果

Fig. 19 Image recognition results of moving locust

母,在视觉上不够友好,不利于应用的扩展,因此在 YOLO v5 - CB 中采用 Unicode 编码方式,将视频中的蝗虫检测结果以中文输出。

6 结论

(1) 针对宁夏草原蝗虫样本较少、尺度大小不一,目标与背景相近等识别难题,提出了一种复杂背景下多尺度蝗虫目标检测识别模型 YOLO v5 - CB,通过 CycleGAN 扩充数据集,使用 ConvNeXt 提取特征,结合 Bi - FPN 结构进行特征融合,构建了复杂背景下的宁夏草原蝗虫检测模型,并采用对比实验和消融实

验对改进模型的性能进行评估与分析。  
(2) 在宁夏草原蝗虫检测识别时,本文改进模型 YOLO v5 - CB 识别精确率为 98.6%,召回率为 96.6%,F1 值为 98%,平均精度均值为 96.8%。与 Faster R - CNN、YOLO v3、YOLO v4、YOLO v5 模型相比,本文改进网络模型对宁夏蝗虫具有更好的检测性能。  
(3) 设计并开发了分布式可扩展生态环境数据采集平台,通过 Flask 构建 Web 界面,基于 YOLO v5 - CB + 平台,实现了对宁夏草原包括蝗虫图像在内的生态环境数据实时检测和长期跟踪。

参 考 文 献

[1] 康乐,魏丽亚. 中国蝗虫学研究 60 年[J]. 植物保护学报,2022,49(1):4 - 16.  
KANG Le,WEI Liya. Progress of acridology in China over the last 60 years[J]. Journal of Plant Protection,2022,49(1):4 - 16. (in Chinese)

[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.  
WANG Guangjun,LI Beibei,TIAN Ye. Application and practice of major ecological strategies for locust control in China[J]. Journal of Plant Protection, 2021, 48(1): 84 - 89. (in Chinese)

[3] 于红妍,石旺鹏. 沙漠蝗灾发生、监测及防控技术进展[J]. 植物保护学报,2021,48(1):28 - 36.  
YU Hongyan,SHI Wangpeng. Outbreak, monitoring and control technology of desert locust *Schistocerca gregaria*[J]. Journal of Plant Protection,2021,48(1): 28 - 36. (in Chinese)

[4] 赵晓军. 高光谱在草地蝗虫监测中的应用[J]. 畜牧兽医学(电子版),2020(12):40 - 41.  
ZHAO Xiaojun. Application of hyperspectral imaging in grassland locust monitoring [J]. Graziery Veterinary Sciences (Electronic Version),2020(12):40 - 41. (in Chinese)

[5] 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.  
HUANG Wenjiang,DONG Yingying,ZHAO Longlong,et al. Review of locust remote sensing monitoring and early warning[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2020,24(10):1270 - 1279. (in Chinese)

[6] 黄青,杜彦彦. 基于 Sentinel - 2 卫星数据的埃及地区蝗灾监测[J]. 中国农业信息,2021,33(4):13 - 20.  
HUANG Qing,DU Yanyan. Use of Sentinel - 2 data to monitor locust plague in Egypt[J]. China Agriculture Information,2021, 33(4):13 - 20. (in Chinese)

[7] 徐清芳,门兴元,王圣楠,等. 应用昆虫远程智能监测系统监测苹果园害虫的技术[J]. 应用昆虫学报,2019,56(6):1272 - 1278.  
XU Qingfang,MEN Xingyuan,WANG Shengnan,et al. The potential for using remote intelligent monitoring systems to monitor insect pests in apple orchards[J]. Chinese Journal of Applied Entomology,2019,56(6):1272 - 1278. (in Chinese)

[8] 袁哲明,袁鸿杰,言雨璇,等. 基于深度学习的轻量化田间昆虫识别及分类模型[J]. 吉林大学学报(工学版),2021, 51(3):1131 - 1139.

- YUAN Zheming, YUAN Hongjie, YAN Yuxuan, et al. Automatic recognition and classification of field insects based on lightweight deep learning model[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2021, 51(3): 1131 – 1139. (in Chinese)
- [9] 王瀚, 洪蕾. 基于图像识别的智能昆虫识别 APP 设计和实现[J]. 软件, 2020, 41(1): 118 – 120.  
WANG Han, HONG Lei. Design and implementation of intelligent insect recognition APP based on image recognition[J]. Software, 2020, 41(1): 118 – 120. (in Chinese)
- [10] LIMA M C F, LEANDOR M E D D A, VALERO C. Automatic detection and monitoring of insect pests a review agriculture [J]. Agriculture, 2020, 10(5): 161.
- [11] YE S, LU S, BAI X. ResNet – Locust – BN network-based automatic identification of east asian migratory locust species and instars from RGB images[J]. Insects, 2020, 11(8): 458.
- [12] 武英洁, 房世波, PIOTR C, 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.  
WU Yingjie, FANG Shibo, PIOTR C, et al. Rapid identification of locust on fields based on Faster R – CNN[J]. Journal of Meteorology and Environment, 2020, 36(6): 137 – 143. (in Chinese)
- [13] 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(增刊): 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(Supp.): 261 – 267. (in Chinese)
- [14] ZHU J, PARK T, ISOLA P, et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks [J]. arXiv preprint arXiv: 1703.10593, 2017.
- [15] LIU Z, MAO H Z, WU C Y, et al. A ConvNet for the 2020s[J]. arXiv preprint arXiv: 2201.03545, 2022.
- [16] LIN T, DOLLAR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection[J]. arXiv preprint arXiv: 1612.03144, 2016.
- [17] 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: 1 – 20[2022 – 06 – 15].  
MA Zhining, YU Hongqian, WANG Ying, et al. Diversity of grasshoppers grassland and their responses to environmental factors in Ningxia[J]. Chinese Journal of Biological Control: 1 – 20[2022 – 06 – 15]. (in Chinese)
- [18] 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.  
ZHU Mengmeng, HUANG Wenguang, ZHANG Rong, et al. The potential geographical distribution and classification of grassland locusts in Ningxia[J]. Journal of Plant Protection, 2021, 48(1): 237 – 238. (in Chinese)
- [19] HUANG S W, LIN C T, CHEN S P, et al. AugGAN: cross domain adaptation with gan-based data augmentation [C] // Computer Vision – ECCV 2018, 2018: 718 – 731.
- [20] ARJOVSKY M, BOTTOU L. Towards principled methods for training generative adversarial networks [J]. arXiv preprint arXiv: 1701.04862, 2017.
- [21] MARIANI G, SCHEIDEGGEER G, ISTRATE R, et al. BAGAN: data augmentation with balancing GAN [J]. arXiv preprint arXiv: 1803.09655, 2018.
- [22] 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.
- [23] GIRSHICK R. Fast R – CNN [J]. arXiv preprint arXiv: 1804.02767, 2018.
- [24] REDMON J, FARHADI A. YOLO v3: an incremental improvement [J]. arXiv preprint arXiv: 1504.08083, 2015.
- [25] 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.
- [26] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
- [27] 景亮, 王瑞, 刘慧, 等. 基于双目相机与改进 YOLO v3 算法的果园行人检测与定位[J]. 农业机械学报, 2020, 51(9): 34 – 39, 25.  
JING Liang, WANG Rui, LIU Hui, et al. Orchard pedestrian detection and location based on binocular camera and improved YOLO v3 algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(9): 34 – 39, 25. (in Chinese)
- [28] 李文涛, 张岩, 莫锦秋, 等. 基于改进 YOLO v3 – tiny 的田间行人与农机障碍物检测[J]. 农业机械学报, 2020, 51(增刊 1): 1 – 8, 33.  
LI Wentao, ZHANG Yan, MO Jinqiu, et al. Detection of pedestrian and agricultural vehicles in field based on improved YOLO v3 – tiny[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Supp. 1): 1 – 8, 33. (in Chinese)