技术与方法

基于 YOLOv5s 与改进 ResNet50 的口岸天牛识别小程序设计及应用*

邓艳凤[1**] 万晓泳[1] 杨晓军[2] 李 洋[2] 郑斯竹[2***]

（1. 苏州海关综合技术中心，苏州 215128；2. 南京海关动植物与食品检测中心，南京 210019）

摘 要 **【目的】** 随着国际贸易的频繁开展，口岸有害生物检疫防控工作的重要性与日俱增。天牛作为常见且具有潜在危害的昆虫，实现其在口岸环境下的准确识别，对于防范外来物种入侵、保障生态安全意义重大。本研究旨在开发一款高效、便捷的口岸天牛识别小程序，为口岸检疫工作提供技术支持。**【方法】** 本研究设计并开发口岸天牛识别小程序，其核心包含基于 YOLOv5s 的天牛检测模型与基于改进 ResNet50 的天牛识别模型。一方面，利用 YOLOv5s 模型在目标检测领域高效快速的优势，针对天牛图像特征进行参数优化，实现天牛在图像中的精准定位；另一方面，对 ResNet50 识别模型进行改进，融入卷积块注意力模块（Convolutional block attention module，CBAM）注意力机制，深度挖掘天牛外观关键特征，突破相似种类识别难点。最后，将两个模型集成至小程序中，并设计简洁操作界面，方便口岸工作人员实时上传天牛图像进行检测与识别。**【结果】** 经大量测试样本验证及实际口岸场景应用显示，该小程序能够在复杂环境下，快速且准确地检测和识别天牛种类。无论是面对不同光照条件、背景干扰，还是天牛处于不同生长阶段、姿态的图像，小程序均能稳定输出可靠结果。**【结论】** 本研究开发的口岸天牛识别小程序显著提升了口岸天牛检疫工作效率，为防范外来天牛入侵筑牢技术防线，为生态安全保障提供了有力支持。该研究成果对推动口岸有害生物智能识别技术的发展具有积极的促进作用，具备良好的实际应用价值与推广潜力。

关键词 YOLOv5s；外来天牛；口岸检疫；进境截获

Design and application of a mini-program for identifying the longhorn beetle based on YOLOv5s and improved ResNet50

DENG Yan-Feng[1**] WAN Xiao-Yong[1] YANG Xiao-Jun[2] LI Yang[2] ZHENG Si-Zhu[2***]

(1. Suzhou Customs Comprehensive Technology Center, Suzhou 215128, China;
2. Nanjing Customs Animal, Plant and Food Inspection Center, Nanjing 210019, China)

Abstract **[Aim]** To develop an efficient and convenient mini-program for the identification of Cerambycidae species at ports, thereby providing useful technical support for port quarantine work. **[Methods]** This study designed and developed a mini-program for identifying members of the Cerambycidae at ports, with its core consisting of Cerambycidae detection models based on YOLOv5s and the improved ResNet50. The mini-program leverages the efficient and rapid advantages of the YOLOv5s model in object detection, allowing parameter optimization to be carried out based on image characteristics of the Cerambycidae to achieve precise identification of members of the Cerambycidae in images. The ResNet50 identification model was improved by integrating the CBAM (Convolutional Block Attention Module) to extract key features of the

*资助项目 Supported projects：国家重点研发计划“生物安全关键技术研究”专项（2023YFC2604903）；海关总署科研项目（2023HK52）；南京海关科研项目（2023KJ21）

**第一作者 First author，E-mail：dengyanfeng1989@126.com

***通讯作者 Corresponding author，E-mail：zhengsizhu@126.com

收稿日期 Received：2025-01-09；接受日期 Accepted：2025-06-13

Cerambycidae and thereby overcome difficulties in identifying similar species. The integration of both models into the mini-program, together with a simple user interface, allows port quarantine staff to upload Cerambycidae images in real-time for detection and identification. **[Results]** Verification with a large number of test samples in actual port scenarios indicates that the mini-program quickly, and accurately, detects and identifies members of the Cerambycidae in complex environments, and produces reliable results under different lighting conditions and in the presence of background interference, irrespective of the growth stage and posture of the insect. **[Conclusion]** A mini-program developed for identifying members of the Cerambycidae at ports significantly improves the efficiency of port quarantine work, thereby helping prevent the establishment of alien Cerambycidae. This new program promotes the development of intelligent identification technology for harmful organisms at ports, and has good practical application value and potential for promotion.

Key words YOLOv5s; invasive longhorn beetles; port quarantine; interception at entry

伴随全球贸易的持续推进，我国口岸正遭遇愈发严峻的外来生物入侵难题。天牛作为外来入侵物种里危害程度极高的类群之一，频繁被海关检疫部门从进境木材中截获（王凯等, 2018）。在2003-2018 年间，我国进境检疫累计截获天牛类昆虫达 142 476 种次，涵盖 332 属 578 种，其中属于我国进境植物检疫性有害生物名录的种类多达 39 种（属）、7 552 种次。并且，每年都有新的天牛种类被口岸检疫部门发现。比如，福州口岸先后两次从进境的木质包装中检出危害性极大的林木害虫褐梗天牛 *Arhopalus rusticus*（林阳武等, 2007），2019 年凭祥口岸从来自越南的相思木板上截获了台湾坡天牛 *Pterolophia formosana*（马福欢等, 2020），2023 年扬州海关从立陶宛输华原木中首次截获石纹墨天牛指名亚种 *Monochamus sartor sartor*（朱宏斌等, 2023）。天牛不仅会对活体树木造成损害，传播危险病害，还会影响林木产品，降低木材的工艺价值。大量进入我国口岸的外来天牛，对传入我国并给我国的农林生产以及生态环境带来了巨大的潜在威胁。

目前，天牛的检疫鉴定主要依靠形态学鉴定方法，辅以分子生物学鉴定。然而，天牛总科下已发现的天牛种类超过 38 000 种，而国内现有的国外天牛鉴定资料相对匮乏且难以收集，现有的主要资料有华立中（2002）编译的《国外天牛鉴定资料》，书中图片均为黑白线图，以及安榆林（2012）主编的《外来森林有害生物检疫》，该书仅收录了 100 余种我国口岸截获的天牛成虫，且受当时拍摄技术限制，鉴定特征等相关图片大多是低分辨率的彩色照片。近年来，美国出版了《American beetles》（Arnett *et al*., 2002），澳洲出版了《Australian Longhorn Beetles》（Ślipiński and Escalona, 2013）等天牛分类书籍，但这些资料仍远远无法满足我国口岸截获天牛的形态鉴定需求。而且，若无经验丰富的专家指导，新手很难凭借形态学特征迅速且准确地鉴定出检疫工作中遇到的天牛成虫。

随着深度学习技术的兴起，基于卷积神经网络（Convolutional neural networks，CNN）的模型在图像识别任务中展现出卓越的性能。例如，部分研究将基础的 CNN 模型应用于昆虫识别，取得了比传统方法更好的效果。候瑞环等（2021）运用改进后的深度学习目标检测模型 YOLOv4-TIA，对林业昆虫图像进行自动特征提取以及识别检测，其平均精度均值（mAP）能够达到 98.8%。孙佳佳等（2020）利用深度卷积网络的层次分类模型，针对进口木材中常被截获的 70 种典型物种，在科、属、种三个分类层级上开展识别鉴定工作。该模型在科、属、种层级上对这 70 类有害生物的平均识别精度分别为 97.71%、95.85%和 86.92%。但单一的 CNN 模型在面对天牛图像检测与识别的双重任务时，仍存在局限性，如在复杂背景下的天牛检测精度不高，对相似天牛种类的识别准确率有待提升等问题。

本研究聚焦于天牛图像的检测与识别任务，分别构建了基于 YOLOv5（Jocher, 2020）的天牛检测模型和基于改进的 ResNet50（He *et al*., 2016）的天牛识别模型。对于基于 YOLOv5 的

天牛检测模型，充分利用 YOLOv5s 模型在目标检测领域的高效性与快速性，针对天牛图像的特性进行针对性的参数调整与优化，使其能够精准地定位天牛在图像中的位置信息，准确框定天牛个体，在不同复杂背景和多尺度天牛图像的检测场景中展现出良好的适应性与稳定性。而基于改进的 ResNet50 的天牛识别模型，则在经典 ResNet50 架构基础上，通过融入如特定的注意力机制，增强模型对天牛图像特征的学习与提取能力，深度挖掘天牛在颜色、纹理、形状等方面的关键特征，有效克服同属天牛在外观上相似性带来的识别难题，从而实现对天牛种类的高精度识别分类。通过对 689 种天牛 70 000 多张天牛图像样本的训练与测试，深入分析对比两个模型在天牛图像检测与识别任务中的性能表现，旨在为天牛相关的生态研究、林业病虫害防治等领域提供有力的技术支持与数据依据，推动天牛图像智能分析技术的进一步发展与应用。

1　材料与方法

1.1　天牛识别系统部署

整个系统的运作流程见图 1。天牛检测器运用的是 YOLOv5 模型，天牛识别器采用改进的 ResNet50 模型，融合注意力机制。在系统的后台架构设计上，选用 Onnxruntime 作为模型推理引擎，加速模型的运行速度，确保系统在处理大量天牛图像数据时能够保持高效稳定的运行状

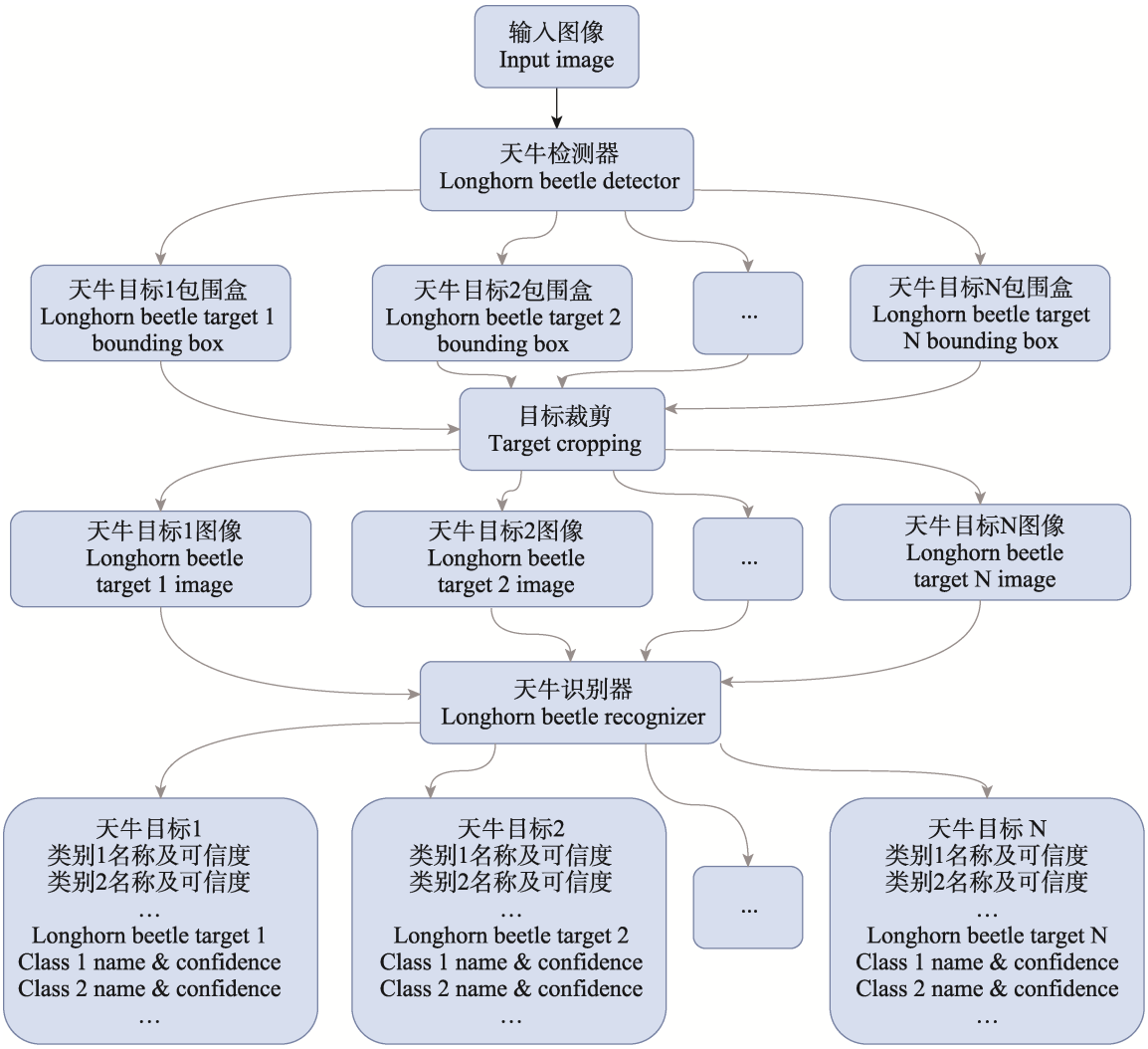


图 1　天牛识别算法工作的流程图

Fig. 1　Flow chart of the working process of the longhorn beetle recognition algorithm

态。与此同时，采用 FastAPI 作为 Web 框架。在网页前端的开发过程中，主要运用了 Bootstrap 框架，借助其丰富的组件库与灵活的布局设计功能，打造出了一个界面简洁美观、用户体验良好的前端交互页面，使用户能够方便地进行天牛图像的上传、检测结果的查看等操作。而对于微信小程序部分，则采用原生开发方式，充分利用微信小程序平台的原生特性与接口，为用户提供更加便捷、流畅的移动端应用体验，使用户能够随时随地通过手机微信使用天牛检测识别服务，极大地拓宽了系统的应用场景与用户群体范围。

1.2 数据集的选择及数据标注

数据集包括作者拍摄的标本图像、作者拍摄的生态图像、公民科学社区的图像（如 iNaturalist 上的研究级数据）等。另外，为了减少类别不均衡对识别性能的影响，参与分类训练每个物种最少要有 5 个实例。采集过程中需注重图像的多样性，涵盖场景多样性、光照多样性、尺度多样性以及类别多样性等方面。

天牛图像数据集采用了特定的存储格式以便于管理与使用。具体而言，将同一物种的图像统一存放在同一文件夹内，这是基于通常情况下一张图像中包含多个物种的现象较为少见的实际情况，并且在采集图像过程中已特意规避了此类复杂情况的出现。而对于极少数包含多个物种的图像，则全部集中存放在一个专门设定的特定文件夹中进行统一管理。图 2（A-G）展示了该数据集中的部分具有代表性的天牛图像，通过这些图像可以直观地感受到数据集中天牛图像的丰富性与多样性。该数据集由天牛科下 689 种天牛的标本和生态图像共同组成，其图像总量超过

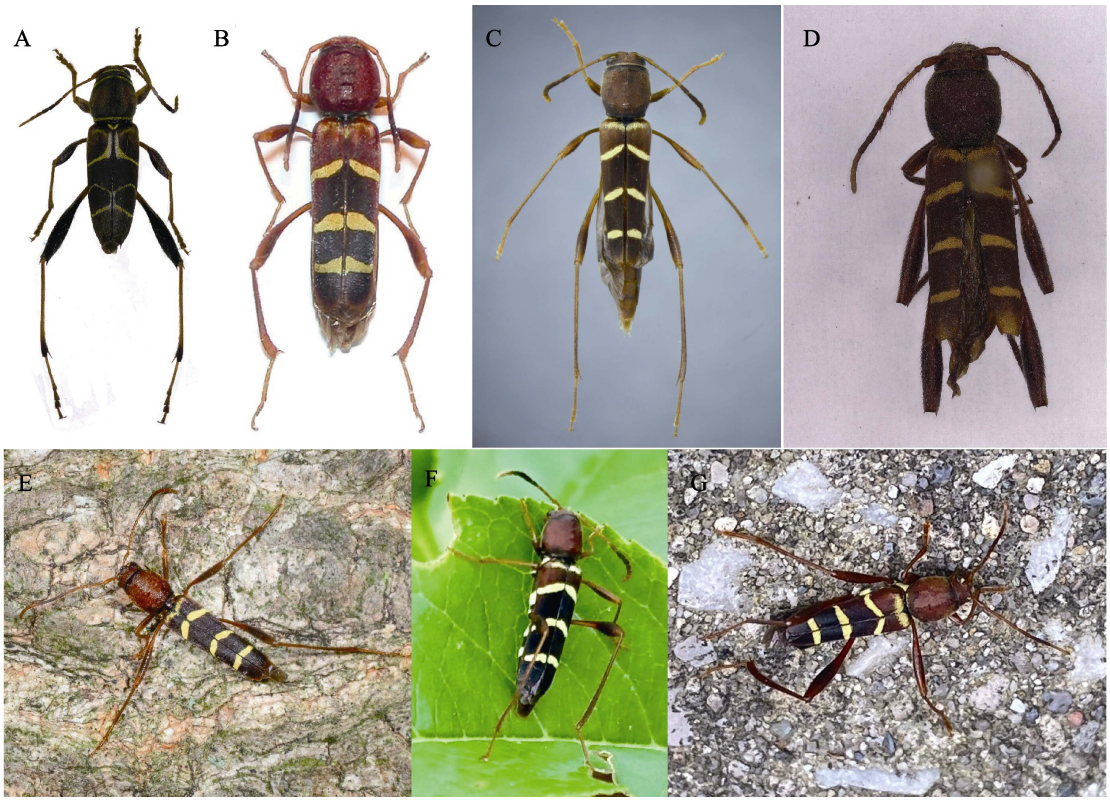


图 2 本研究中用于天牛种类识别的部分天牛图片（黑腹尼虎天牛）

Fig. 2 Partial longicorn images used in this study for longicorn species identification (*Neoclytus acuminatus*)

A-G. 黑腹尼虎天牛；E 引自 https://www. inaturalist.org/photos/387580469；F 引自 https://www.inaturalist.org/photos/370396768；G 引自 https://www. inaturalist.org /photos/392226169.

A-G. *Neoclytus acuminatus*; E from https://www. inaturalist.org /photos/387580469；F from https://www.inaturalist.org/photos/370396768；G from https://www. inaturalist.org /photos/392226169.

了 70 000 多张，为天牛检测与识别模型的训练提供了坚实的数据基础。

1.3　天牛检测器的数据准备

在数据集的预处理阶段，首先从所采集的图像库中随机抽取一定数量的图像，此处选取了 10 000 张图像作为样本集。随后，借助功能强大的 LabelMe 工具对这些图像中的每一个天牛目标位置展开精准标注。在标注过程中，严格遵循特定的标注原则，即所绘制的包围盒必须紧密环绕天牛对象的边界，确保既不会遗漏天牛的任何有效区域，保证数据的完整性与准确性，同时也要避免将多余的背景区域纳入其中，以减少不必要的干扰信息。完成标注工作后，进一步将已标注好的数据集转换为 YOLOv5 模型所适配的特定标注格式，以便后续模型能够顺利读取与处理数据。最后，按照 9∶1 的比例将整个数据集划分为训练集和验证集，其中训练集占据较大比例，主要用于模型的训练学习过程，使模型能够充分吸收数据中的特征信息与规律模式；而验证集则用于在模型训练过程中对其性能表现进行阶段性评估与验证，及时发现模型可能存在的过拟合或欠拟合等问题，并据此对模型进行优化调整，确保模型具备良好的泛化能力与稳定性，能够在面对未知数据时依然保持较高的准确率与可靠性。

1.4　天牛检测器的训练

在天牛检测任务中，所采用的是基于 PyTorch 框架精心搭建的 YOLOv5 模型架构，模型初始化采用在 COCO 数据集上训练的 YOLOv5 权重。此环节涵盖了两个检测器的训练流程，且二者各有明确的用途与目标。其中一个检测器专注于后续数据集里天牛位置的预标注工作，鉴于该应用场景对模型精度有着极为严苛的要求，故而选用了较大规模的模型结构，即 YOLOv5l，以此确保能够精准地定位天牛在数据集中的位置信息，为后续的处理与分析奠定坚实基础。另一个检测器则主要服务于线上应用场景，考虑到线上应用对于模型响应时间的特殊要求，必须在保证一定检测精度的同时尽可能地缩短处理时长，所以该检测器采用了相对较小且更为轻量化的模型结构 YOLOv5s，以实现快速且有效的天牛检测。在训练过程中，每完成一轮训练均会进行一次全面评估，并同步保存当前轮次所生成的模型。最终，通过对各个模型在验证集上的性能表现进行细致比对与分析，筛选出在验证集上展现出最佳综合性能的模型，将其确定为整个系统实际应用所采用的核心模型。在模型训练的参数设置方面，模型输入尺寸设定为 640 像素×640 像素，每次训练的 Batch size 取值为 32，训练的总 Epoch 次数设定为 300，这些参数的合理配置旨在平衡模型的训练效率与性能表现，保障模型能够充分学习到天牛图像的关键特征与模式信息，从而在实际应用中发挥出稳定且优异的检测效能。

1.5　天牛目标识别器的数据准备

利用先前得到的较大的天牛检测器对整个数据集（除包含多个物种的图像之外）的每张图像进行检测，依据检测到的位置把检测框扩大为正方形然后再裁剪图像，从而得到天牛目标图像并保存至相应的物种文件夹下，最终形成一个天牛目标图像数据集（存储形式为文件夹的集合，每个文件夹代表一个天牛物种，文件夹下存放着该物种的所有裁剪后图像）。通过这种方式，只需标注少量图像中的天牛目标位置，其余图像中的天牛目标位置可利用预训练的模型获得，大大减少了标注工作量。

由于天牛检测器可能会出现误检情况，为缓解这一问题，采用 Cleanlab（Northcutt *et al.*, 2021）对天牛目标图像数据集进行自动化清洗，最终得到较为干净的数据集。数据清洗的目的是减少数据的噪声，比如检测器可能把背景当做天牛目标检测出来了，还有一种情况是原图中本来就混有其他物种的图像，利用 Cleanlab 这种清洗工具，可以找到并过滤背景图像和其他物种的图像。

1.6　改进的 ResNet50 目标识别器模型

使用 ResNet50 作为天牛识别任务的基础模型。ResNet50 模型的优点是通过残差连接解决

了梯度消失问题，具有强大的特征学习能力、良好的迁移学习效果、较高的模型稳定性，应用范围广且收敛速度快。

1.6.1 算法细节

1.6.1.1 数据增强策略 改进的 ResNet50 天牛目标识别算法采用了丰富多样的数据增强手段以扩充数据样本的多样性，从而提升模型的泛化能力，包括：随机平移、随机水平翻转与垂直翻转、随机旋转、随机颜色抖动、随机缩放模糊、随机图像质量等级变换、随机灰度化、ResizeMix 和 Cutout。

1.6.1.2 网络结构设计 网络的 Backbone 选用 ResNet50，其具有强大的特征提取能力。利用在 ImageNet 数据集上预训练的模型参数进行初始化，能够加速模型的训练过程并提升模型的初始性能。基于 ResNet50 的结构，模型可以有效地提取天牛图像的多层次特征，为后续的分类识别任务奠定坚实基础。

1.6.1.3 损失函数选用 采用带标签平滑正则化（Label smoothing regularization，LSR）的交叉熵损失函数。标签平滑技术通过对真实标签进行一定程度的平滑处理，避免模型过度拟合训练数据，减少过拟合风险，使得模型在面对未知数据时具有更好的泛化性能。交叉熵损失则用于衡量模型预测结果与真实标签之间的差异，引导模型在训练过程中不断优化参数，提高预测的准确性。

1.6.1.4 训练方案规划 优化器选择：选用随机梯度下降（Stochastic gradient descent，SGD）优化器，其在处理大规模数据时具有较好的收敛性和稳定性。

学习率策略：采用学习率预热机制，在训练开始的前 5 个 Epoch，将学习率从较低值逐渐提升至初始设定值 1×10^{-2}，有助于模型在训练初期更好地适应参数更新。随后，采用余弦退火学习率衰减策略，随着训练 Epoch 的增加，学习率按照余弦函数的规律逐渐衰减至最终学习率 1×10^{-5}。这种学习率调整策略能够在训练过程中平衡模型的收敛速度和精度，避免模型在训练后期陷入局部最优解。

模型输入与训练参数：模型输入尺寸设定为 256 像素×256 像素，每次输入的 Batch size 为 128，训练总 Epoch 次数为 100。通过合理设置这些参数，在保证模型能够充分学习图像特征的同时，提高训练效率，使模型在有限的计算资源和时间内达到较好的训练效果。

1.6.2 模型优化 传统 ResNet50 模型和改进的 ResNet50 模型对比见图 3。改进的 ResNet50 模型在网络结构层面，对于最后一个 Stage 的设置做出了关键调整。传统 ResNet50 模型中该 Stage 的 Stride 通常为 2，而在改进的模型里，其被设置为 1。这一改变对特征图的尺寸以及后续的信息传递产生了重要影响，使得特征信息在该阶段能够以更精细的尺度进行处理与传递，减少了因大步长带来的信息损失。

进一步地，改进的 ResNet50 模型在最后一个 Stage 的输出处理流程上进行了设计。其输出结果首先会经过全局均值池化（Global average pooling，GAP）操作，通过对整个特征图在空间维度上求平均，有效地将特征图转换为具有全局信息的特征向量，极大地压缩了数据量并保留了关键的全局特征信息。接着进行批归一化（Batch normalization，BN）处理，能够加速模型的收敛速度并提高模型的稳定性。随后，经过全连接层（Fully connected layer，FC），其输出维度设定为 1 024，进一步对特征进行映射与转换，丰富特征的表达能力。之后再次进行批归一化（BN）操作，进一步规整数据分布，为后续的分类任务做好充分准备，最后连接分类层，从而实现对目标的分类预测。这种独特的结构设计，即 GAP-BN-FC-BN 的组合方式，使得改进后的 ResNet50 模型在特征提取与分类性能上展现出与传统 ResNet50 模型截然不同的特性与优势。

为提升模型性能，我们对 CBAM（卷积块注意力模块）（Woo *et al*., 2018）注意力机制展开了探索性。CBAM 只用在 ResNet50 最后一个 Stage 的输出特征图上。在模型训练过程中，鉴于训练集内各类别数据呈现出不均衡的分布态势，为有效应对这一问题，积极采用了一系列针对性算法。例如，类别加权算法依据不同类别在数据集

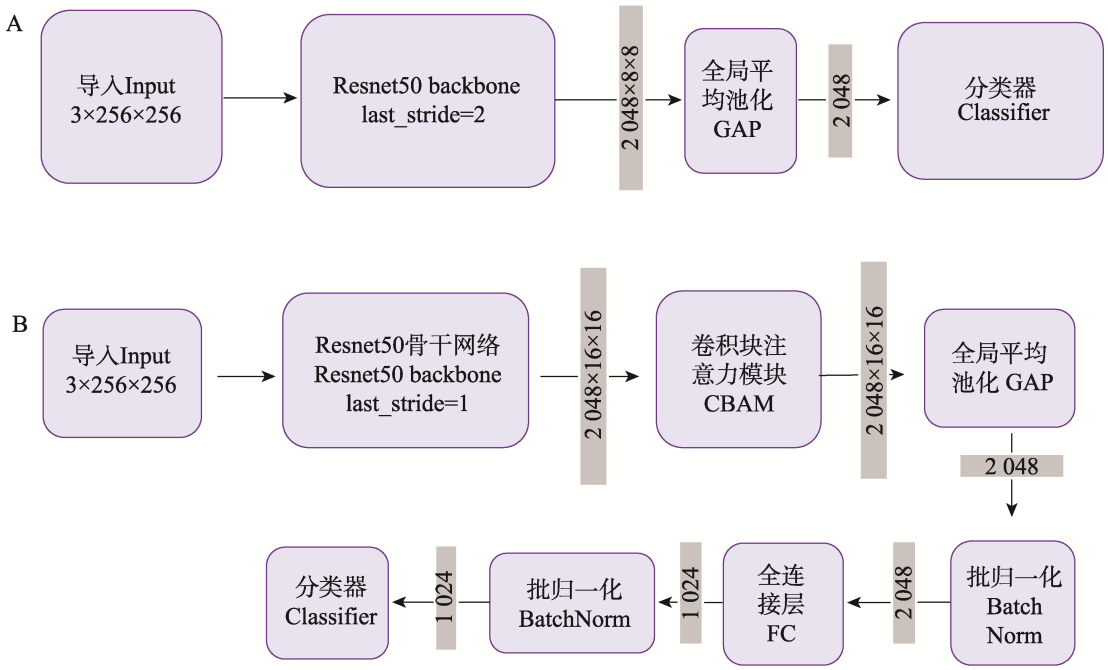


图 3　传统 ResNet50 模型（A）和改进的 ResNet50 模型（B）对比

Fig. 3　Comparison between the traditional ResNet50 model (A) and the improved ResNet50 model (B)

中的占比情况，为各类别赋予相应的权重，从而在损失计算过程中对少数类样本予以更多关注，使模型能够更精准地学习到各类别的特征差异；数据采样算法则通过对少数类样本进行过采样或对多数类样本进行欠采样的方式，调整各类别数据的相对数量，以实现数据分布的相对均衡；Equalization Loss v2 算法从损失函数层面出发，通过特殊的计算方式来平衡不同类别样本对模型训练的贡献；批次平衡网络（Batch-balanced network，BBN）算法则从批次数据的角度出发，在每个训练批次内对不同类别数据进行动态调整与平衡，确保模型在每次迭代过程中都能充分学习到各类别样本的特征信息，从而增强模型在不均衡数据场景下的泛化能力与识别精度。

1.6.3　注意力机制　同属天牛在颜色、形状以及斑纹状等方面呈现出高度相似性，这给天牛种类的精准识别带来了极为严峻的挑战。在本研究中，创新性地引入卷积块注意力模块 CBAM，其能够引导模型聚焦于天牛自身的关键信息，显著强化网络的特征提取效能。CBAM 注意力机制涵盖通道注意力与空间注意力两大部分（李颀和陈哲豪, 2022）。本研究在可变形卷积之后巧妙融入 CBAM 注意力机制，特征图会依序历经通道注意力与空间注意力的深度处理，精准学习每个特征通道以及空间维度的重要性程度。通过这种独特的方式，促使模型着重关注天牛所在的特定区域信息，显著提升颜色与纹理信息的权重占比，同时有效削减背景噪声的不良干扰，进而有力推动模型识别能力的稳步提升。尤为值得一提的是，CBAM 属于轻量级模块，将它们嵌入经过改进的 ResNet50 模型后，不但能够显著提高天牛识别的准确率，而且不会导致网络参数出现大幅增加的现象，在保证模型性能提升的同时，兼顾了模型的轻量化与高效性。

1.7　试验环境及评价指标

试验环境为 64 位 Windows 11 操作系统，处理器为 i7-12700H，NVIDIA GeForce RTX 4090 Laptop GPU，32 GB 运行内存，24 GB 显存。

为实现对天牛检测模型性能的精准评估，本研究采用了精确率（Precision，P）、召回率（Recall，R）以及平均精度（Average precision，Ap）等指标（孙丰刚等, 2023）。其中，精确率主要彰显模型针对样本进行分类的精准程度，召回率侧重于体现模型发掘正样本的能力，而平均精度则能够全面反映模型在目标检测方面的整体

性能表现。对于天牛目标识别器而言，所运用的指标涵盖 Top1（也就是首位命中率）、Top2、Top3 准确率等。模型参数量是衡量模型大小的关键指标。鉴于模型参数数量往往颇为庞大，通常会以 M（百万）作为单位来进行计量。网络的参数量主要由卷积层与全连接层的参数数量所构成。一般而言，参数量越低，意味着模型越趋于轻量化，也就更便于在移动设备等资源受限的环境中进行部署应用。通过这些指标的综合考量，可以更为深入、全面地了解天牛检测模型的实际效能与表现水平，从而为后续的模型优化改进及相关研究工作提供坚实且可靠的数据支撑与理论依据。

2 结果与分析

2.1 天牛检测和识别性能评估

对于天牛检测器模型，我们通过将模型应用于一组已知天牛种类的图像数据集进行测试。计算模型的准确率和召回率，评估其识别效果。结果表明，基于 YOLOv5s 的天牛检测器模型在准确率和召回率方面表现出色，P、R 和 mAP 分别为 0.978 24、0.977 24 和 0.989 35。

天牛目标识别器目前大概可支持 689 个分类单元，70 000 多张图像。数据集按 9∶1 的比例划分为训练集和测试集，训练集 70 330 张，测试集 7 854 张；在内部构建的测试集上，Top1-Top5 准确率分别为 0.951、0.982、0.988、0.991 和 0.992。

2.2 不同注意力机制下的识别模型性能比较

本文选取 CBAM 注意力机制应用在天牛目标识别器上做对比试验，对比结果见表 1。结果显示，不同的融合策略对模型的性能有一定的影响。Baseline（即原始的 ResNet50 backbone 做全局平均池化（Global average pooling，GAP），然后直接分类层），

综上所述，基于 YOLOv5 模型构建的天牛检测模型在精确率、召回率以及平均精度等方面均表现出色。经由实验对不同模型于天牛识别任务中的性能予以对比后发现，融入注意力机制的天牛识别模型尽管在资源占用上略有增加，然而其于准确率层面却具备显著优势。在实际应用场景中，可依据特定需求灵活筛选适配的融合策略，并采用恰当的参数调整与优化手段，以此构建出更为精准且高效的天牛识别模型体系，从而为天牛识别相关工作提供更有力的技术支撑与保障。

2.3 小程序功能实现

小程序所搭载的模型运用 Onnxruntime 推理引擎，可直接在 CPU 上高效运行构建的天牛检测和识别系统。用户打开小程序后，可以通过拍照或从相册中选择图片的方式上传待识别的图像。其推理过程仅需约 400 ms，整体请求响应时间亦能在 1 s 左右迅速完成图像的处理与识别流程，并精准呈现出该昆虫 5 个可能性最高的物种信息，涵盖其中文名、学名以及置信度，相关示例可详见图 4。经实际检测发现，基于 689 种天牛的智能识别，检测精度最高达 97.82%，最高置信度达 99.5%。

3 结论与讨论

本文将天牛检测模型与识别模型进行了精准的分离式构建，并制作了一款具有针对性的口岸天牛识别手机小程序-虫海识牛。这款小程序

表 1 4 种目标分类模型性能指标

Table 1 Performance indicators of four object classification models

模型 Model	模型参数量（百万） Model parameter quantity (million)	Top1 准确率 Top1 accuracy	Top2 准确率 Top2 accuracy	Top3 准确率 Top3 accuracy	Top4 准确率 Top4 accuracy	Top5 准确率 Top5 accuracy
Baseline	23.5	0.904	0.955	0.970	0.976	0.980
ResNe50 + GAP-BN-FC-BN	24.9	0.915	0.959	0.972	0.977	0.981
ResNe50+CBAM+ GAP-BN-FC-BN	26.8	0.951	0.982	0.988	0.991	0.992

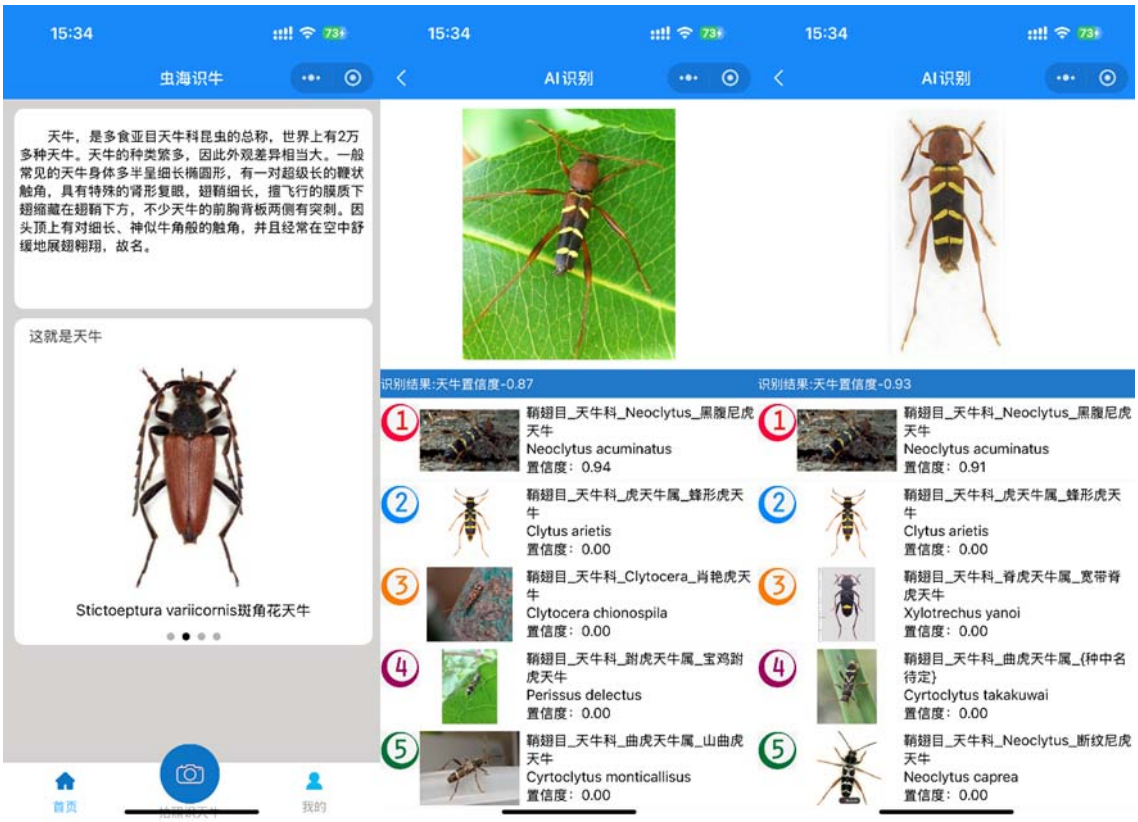


图 4　天牛识别小程序界面

Fig. 4　The interface of the longhorn beetle recognition mini-program

具备强大的识别能力，能够对多达 689 种天牛进行精准鉴别。在历经严格且充分的测试环节中，本研究采用了由超过 70 000 张天牛图像所组成的测试集，小程序在该测试集中展现出了卓越的性能表现，其准确率（P）达到了 97.82%，召回率（R）为 97.24%，平均精度均值（mAP）更是高达 98.94%，这些数据充分证明了小程序在天牛识别领域的高效性和准确性。

目前我国最大的昆虫智能识别系统是由中国科学院动物研究所开发的世界鞘翅目昆虫智能分类系统——“甲天下”（http://beetle.ioz.ac.cn/）（白明, 2018），该系统是昆虫分类领域的一座丰碑，它成功实现了对世界近 400 000 种甲虫的科级水平精准鉴定，其准确度已达到 94%。但该系统在针对具体种类的种级识别方面未进行进一步的功能开发，而本研究所研发的小程序则聚焦于天牛识别鉴定这一特定领域，凭借着对天牛独特的形态特征、纹理细节以及生态习性的深入研究和分析，通过不断优化算法模型，能够更加准确地识别出不同种类的天牛。Yuan 等（2021）开发了一种基于 YOLOv5+CABM 的昆虫识别模型，主要针对一般昆虫的识别，模型在精度、召回率和 mAP@0.5 等指标上表现良好，与 YOLOv5l 相比，改进后的模型准确率提高了 1%，召回率提高了 1.3% mAP@0.5 值提高了 1.7%，F1 分数提高了 0.02。与之相比，本文采用了 YOLOv5 检测模型和 ResNe50+CABM 的昆虫识别模型，专注于天牛识别，数据集规模更大，性能指标更优且具体数值明确，体现了在天牛识别任务上的良好表现，同时开发了口岸天牛识别手机小程序，针对口岸检验检疫场景，方便工作人员在口岸现场快速准确识别天牛种类，提高检验检疫效率，应用场景更具针对性且与移动端紧密结合。

本研究建立的模型主要在以下几个方面展现出其独特的优越性：其一，借助预标注技术与 Cleanlab 工具，能够有效减少在数据标注环节所耗费的大量人力与时间成本，显著提升工作效

率。其二，创新性地把天牛识别功能从天牛检测体系中分离出来，从而为运用更为多样化的识别优化策略创造了条件，有力地促进了识别精度的提升。其三，模型具备轻量化的显著特征，若将此算法直接部署于手机终端（这里并非指代依赖后台运行的微信小程序，而是强调模型能够独立在手机本地运行），那么进一步探索轻量化模型的优化路径则具有极大的潜力与价值，可充分发挥手机的本地计算资源，实现高效的天牛识别应用。其四，能够有机结合细粒度分类相关算法，从而更精准地对天牛进行分类识别，挖掘天牛图像中更为细致的特征差异，进一步提升模型在天牛识别任务中的准确性与专业性。其五，通过研究发现训练集的多样性对模型的识别效率产生影响，在基于深度学习的口岸天牛识别领域，未来还有许多值得探索和改进的方向，以进一步提升模型性能和拓展小程序功能。

致谢：感谢识虫软件“晓虫”开发者康凯对本文的指导。

参考文献 (References)

An YL, 2012. Exotic Forest Pest Quarantine. Beijing: Science Press. 59–255. [安榆林, 2012. 外来森林有害生物检疫. 北京: 科学出版社. 59–255.]

Arnett JRH, Thomas MC, Skelley PE, Frank JH. 2002. American Beetles, Volume II: Polyphaga: Scarabaeoidea Through Curculionoidea. Boca Raton: CRC Press. 568–601.

Bai M, 2018. Beetle intelligent classification system. http://beetle.ioz.ac.cn/. [白明, 2018. 世界鞘翅目昆虫智能分类系统. http://beetle.ioz.ac.cn/.]

He KM, Zhang XY, Ren SQ, Sun J, 2016. Deep residual learning for image recognition. 2016 IEEF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas: 770–778.

Hou RH, 2021. The design and implementation of forestry pest monitoring system based on deep learning. Master dissertation. Taiyuan: North University of China. [候瑞环, 2021. 基于深度学习的林业害虫监测系统设计与实现. 硕士学位论文. 太原: 中北大学.]

Hua LZ, 2002. Foreign Longhorn Beetle Identification Materials (Volume 1). Guangzhou: Internal Distribution Press of Sun Yat-sen University. 1–402. [华立中, 2002. 国外天牛鉴定资料第一集. 广州: 中山大学内部发行出版社. 1–402.]

Jocher G, 2020. YOLOv5 by ultralytics (Version 7.0) [Computer software]. https://doi.org/10.5281/zenodo.3908559.

Li Q, Chen ZH, 2022. Real-time surface defect detection of winter jujube based on improved single shot multibox detector. *Jiangsu Journal of Agricultural Sciences*, 38(1): 119–128. [李颀, 陈哲豪, 2022. 基于改进单次多目标检测器的果面缺陷冬枣实时检测. 江苏农业学报, 38(1): 119–128.]

Lin YW, Chen Y, Weng RQ, 2007. An important forest pest *Arhopalus rusticus* captured in Fuzhou port. *Journal of Fujian Forestry Science and Technology*, 34(3): 214–215. [林阳武, 陈艳, 翁瑞泉, 2007. 福州口岸截获重要林木害虫——褐梗天牛. 福建林业科技, 34(3): 214–215.]

Ma FH, Zhong Y, Bai HJ, Chen ZC, Li YR, 2020. A first interception of the cerambycid *Pterolophia formosana* at Guangxi Pingxiang port. *Journal of Biosafety*, 29(1): 48–50, 77. [马福欢, 钟勇, 白华菊, 陈展册, 李姜然, 2020. 广西凭祥口岸首次截获有害生物台湾坡天牛 *Pterolophia formosana*. 生物安全学报, 29(1): 48–50, 77.]

Northcutt C, Jiang L, Chuang I, 2021. Confident learning: Estimating uncertainty in dataset labels. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 70: 1373–1411.

Ślipiński A, Escalona H. 2013. Australian Longhorn Beetles (Coleoptera: Cerambycidae) volume 1. Clayton: CSIRO Publishing. 1–481.

Sun FG, Wang JL, Ji YC, Chen L, Chang XZ, Wang YQ, Zhao JJ, Luan QQ, Lan P, 2023. Remote intelligent monitoring system for pine forest longicorn beetles based on machine vision. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 39(17): 190–198. [孙丰刚, 王建丽, 季英超, 陈龙, 常希忠, 王亚琪, 赵吉建, 栾巧巧, 兰鹏, 2023. 基于机器视觉的松林天牛远程智能监测系统. 农业工程学报, 39(17): 190–198.]

Sun JJ, Lu F, Lei CX, Sang YF, Xiong HL, 2020. Exploring research on pest quarantine identification basing on image recognition. *Plant Quarantine*, 34(5): 42–45. [孙佳佳, 吕飞, 雷晨曦, 尚岩峰, 熊惠霖, 2020. 基于图像识别的有害生物检疫鉴定探索研究. 植物检疫, 34(5): 42–45.]

Wang K, Li LJ, Yu F, Wang LG, Yang HJ, 2018. Analysis and recommendations about epidemic situation of intercepted longhorn beetles at China’s ports. *Forest Pest and Disease*, 37(5): 22–26. [王凯, 李林杰, 于飞, 王洛高, 杨洪娟, 2018. 我国进境截获天牛疫情分析及建议. 中国森林病虫, 37(5): 22–26.]

Woo S, Park J, Lee JY, Kweon IS, 2018. CBAM: Convolutional block attention module// Ferrari V, Hebert M, Sminchisescu C, Weiss Y (eds.). European Conference on Computer Vision. Switzerland: Springer Cham. 3–19.

Yuan Z, Fang W, Zhao YM, Sheng VS, 2021. Research of insect recognition based on improved YOLOv5. *Journal on Artificial Intelligence*, 3(4): 145–152.

Zhu HB, Ding SB, Li Y, Yang XJ, 2023. Named subspecies of *Monochamus alternatus* was first found on logs exported from Lithuania to China. *Journal of Jiangsu Forestry Science & Technology*, 50(3): 47–48, 53. [朱宏斌, 丁识伯, 李洋, 杨晓军, 2023. 立陶宛输华原木上首次查获石纹墨天牛指名亚种. 江苏林业科技, 50(3): 47–48, 53.]