

基于深度学习的动物检测识别方法

仝青山^{1,2}, 董明英¹, 李子赞²

¹河北金融学院河北省科技金融重点实验室, 河北 保定

²河北金融学院金融科技学院, 河北 保定

收稿日期: 2025年11月4日; 录用日期: 2025年11月29日; 发布日期: 2025年12月5日

摘 要

针对当前野生动物图像识别面临的数据量大、分析效率低等问题, 本文提出并实现了一种基于YOLOv8深度学习模型的动物检测识别系统。本研究首先采集并标注了包含10类野生动物的3000余张图像构建数据集; 随后, 利用该数据集对YOLOv8模型进行训练与评估, 模型在测试集上取得了0.957的mAP@0.5值, 表现出较高的检测精度; 最后, 基于Django框架开发了集用户管理、图像/视频/实时摄像头检测、识别结果统计与管理等功能于一体的Web系统。测试结果表明, 该系统能够快速准确地识别多种野生动物, 为生态监测与动物保护提供了有效的技术支持。

关键词

野生动物识别, 深度学习, YOLOv8, 目标检测, Django

Animal Detection and Recognition System Based on Deep Learning

Qingshan Tong^{1,2}, Mingying Dong¹, Ziyun Li²

¹Science and Technology Finance Key Laboratory of Hebei Province, Hebei Finance University, Baoding Hebei

²School of Financial Technology, Hebei Finance University, Baoding Hebei

Received: November 4, 2025; accepted: November 29, 2025; published: December 5, 2025

Abstract

Aiming at the problems of large data volume and low analytical efficiency in current wildlife image recognition, this paper proposes and implements an animal detection and recognition system based on the YOLOv8 deep learning model. This study first collected and annotated over 3000 images containing 10 categories of wildlife to construct a dataset. Subsequently, the YOLOv8 model was trained

and evaluated using this dataset, achieving an mAP@0.5 of 0.957 on the test set, demonstrating high detection accuracy. Finally, a web system integrating user management, image/video/real-time camera detection, and recognition result statistics and management was developed based on the Django framework. Test results show that the system can quickly and accurately identify various wild animals, providing effective technical support for ecological monitoring and animal protection.

Keywords

Wildlife Recognition, Deep Learning, YOLOv8, Target Detection, Django

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

野生动物是地球上不可缺少的一部分，对它们的保护和管理对于维持生物多样性至关重要[1]。传统的依靠肉眼观测的野生动物监测方式效率低下且容易产生误差。随着计算机视觉与人工智能技术的快速发展，基于深度学习的自动目标识别技术为高效、准确的野生动物监测提供了新的解决方案。

在目标检测领域，YOLO (You Only Look Once) 系列算法因其快速的推理速度和良好的精度而备受关注。其中，YOLOv8 作为该系列的最新版本之一，集成了多种先进的网络结构和训练技巧，在精度和速度上实现了更好的平衡[2]。

目前，已有许多研究者将深度学习技术应用于动物识别。例如，史春妹等人[3]实现了东北虎个体的自动识别；杨铭伦等人[4]利用 YOLOv5 模型对红外相机拍摄的野生动物图像进行识别。然而，将高性能的检测模型与易用的软件系统相结合，为生态监测人员提供一站式解决方案的研究仍有深入探索的空间。

针对上述背景，本文旨在构建一个面向多类野生动物的智能检测识别系统。本文的主要贡献包括：(1) 构建了一个包含 10 类常见野生动物的标准图像数据集；(2) 基于 YOLOv8 模型完成了动物检测模型的训练与性能评估，模型表现优异；(3) 设计并实现了一个集成了多种检测模式和用户管理功能的 Web 系统，提升了技术的实用性和易用性。

2. 相关研究

2.1. 目标检测算法演进

目标检测是计算机视觉的核心任务之一，其发展经历了从传统方法到基于深度学习方法的演变。传统目标检测算法，如基于 HOG (方向梯度直方图) [5]、SIFT (尺度不变特征变换) 和 LBP (局部二值模式) [6] 等特征的方法，通常需要人工设计特征提取器，并采用滑动窗口策略进行区域搜索。这类方法计算复杂度高，且特征表达能力有限，在复杂场景下的检测效果和稳定性往往不尽如人意。

随着深度学习，特别是卷积神经网络(CNN)的兴起，目标检测技术进入了新的阶段。基于 CNN 的检测算法能够自动学习图像的多层次特征，具有更强的泛化能力和鲁棒性。当前主流的两阶段检测算法(如 R-CNN 系列)首先生成候选区域，然后对候选区域进行分类和回归，精度较高但速度相对较慢。而单阶段检测算法(如 YOLO 系列、SSD)则将目标检测视为回归问题，直接在图像上预测边界框和类别，速度优势明显，近年来精度也得到大幅提升。

2.2. 智能识别系统研究现状

智能识别系统已被广泛应用于工业检测、安防监控、生物医学等多个领域。在动物识别及相关领域，邹旷[7]开发了基于深度学习的焊缝缺陷识别系统。张炎鑫[8]搭建了带交互窗口的通用物体图像识别平台。周意[9]则开发了基于深度学习技术的牛脸识别系统，提供了牛只监控、模型训练和信息管理的交互界面。这些研究体现了深度学习技术与实际应用场景相结合的趋势，并强调了用户体验在系统设计中的重要性。

综上所述，YOLO 系列算法凭借其优越的速度与精度平衡，已成为实时目标检测的首选方案之一。同时，构建集成了高效算法与友好界面的实用系统，是将研究成果转化为生产力的关键环节。本文工作正是在此背景下，聚焦于野生动物保护的具体需求，开展从算法选型、模型训练到系统实现的全流程研究。

3. 动物检测识别方法

3.1. 动物图像数据集构建

数据是深度学习模型的基础。本研究的数据集来源包括网络爬取和 Kaggle 公开数据集，最终共收集了 3826 张野生动物图像。数据集涵盖了鸟(水鸟)、水牛、大象、狐狸、鬣狗、豹、狮子、犀牛、老虎和斑马等 10 个类别。按照 0.8:0.1:0.1 的比例，将数据集划分为训练集(3060 张)、验证集(383 张)和测试集(383 张)。

数据标注采用 LabelImg 工具进行，在每张图片上标注出动物目标的位置边界框，并指定其类别。标注结果以 YOLO 格式保存，即为每张图像生成一个同名的.txt 文件，文件中包含物体类别索引和归一化后的边界框中心坐标及宽高信息。

3.2. 模型训练与评估

3.2.1. 环境配置与训练

模型训练在表 1 所示的软硬件环境下进行。深度学习框架采用 PyTorch，并基于 Ultralytics 提供的 YOLOv8 开源库进行模型开发。

Table 1. Software and hardware environment configuration
表 1. 软硬件环境配置

配置项	项目值
操作系统	Microsoft Windows 10
CPU	AMD Ryzen 7 5800H
GPU	NVIDIA GeForce RTX 3070
编程语言	Python
深度学习框架	PyTorch

训练关键参数设置如下：使用 YOLOv8 预训练权重进行迁移学习，训练轮数(epochs)为 200，批次大小(batch size)为 16，优化器选用 SGD，初始学习率为 0.01。

3.2.2. 性能评估与结果分析

训练完成后，使用测试集对模型性能进行评估。采用平均精度均值(mAP)、精确率(Precision)、召回率(Recall)等作为主要评价指标。模型在测试集上的整体性能优异，mAP@0.5 达到了 0.957。

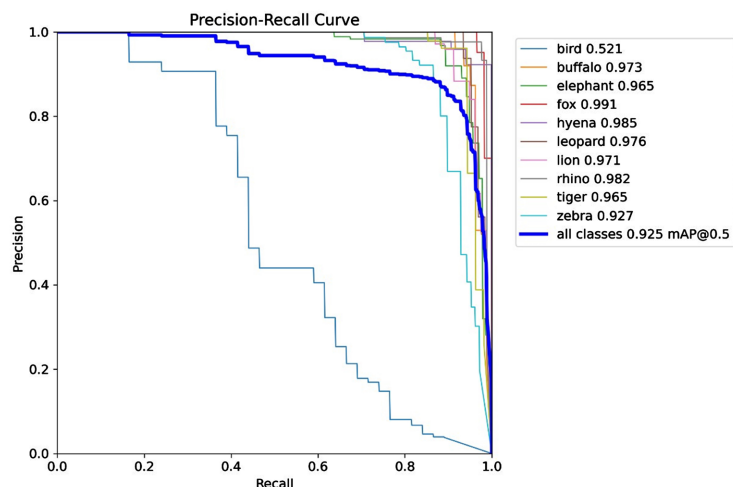


Figure 1. Precision-recall curve

图 1. 精确率 - 召回率曲线

图 1 展示了精确率 - 召回率(P-R)曲线。可以看出, 除鸟类($AP = 0.521$)外, 其他各类别的 AP 值均非常高, 特别是鬣狗和水牛的 AP 值超过了 0.97。所有类别的综合 $mAP@0.5$ 为 0.925, 证明了模型优秀的整体检测性能。

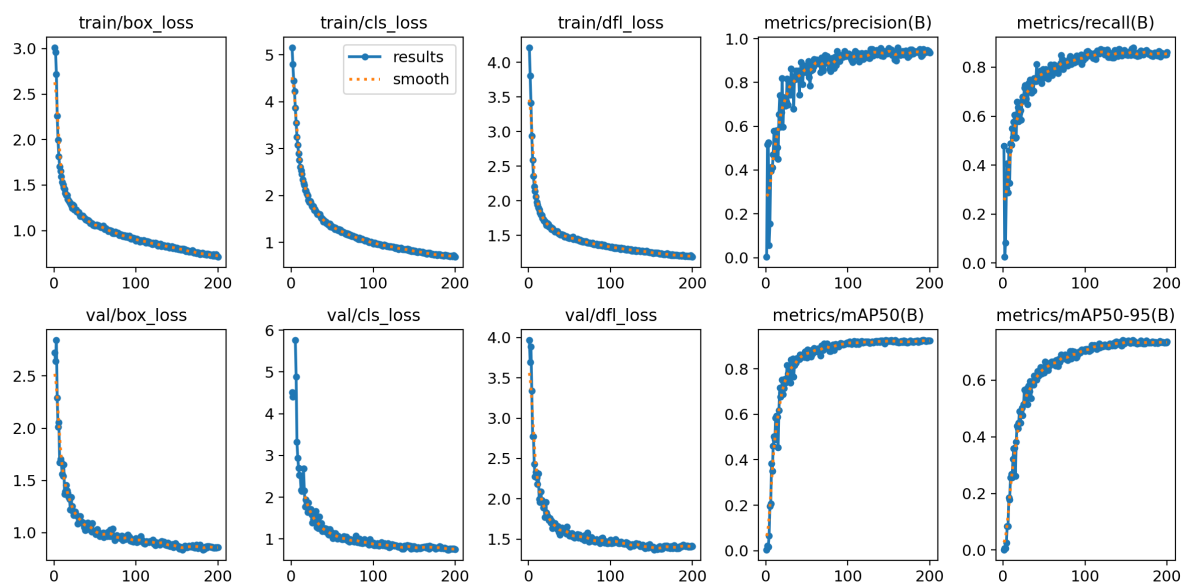


Figure 2. Training process metrics

图 2. 训练过程指标

图 2 展示了训练过程中的损失函数下降曲线和指标变化曲线, 训练损失和验证损失均平稳下降, 精确率、召回率和 mAP 值持续上升至较高水平并趋于稳定, 表明模型训练过程有效, 未出现明显的过拟合现象。

为了对比, 本研究还训练了 Fast R-CNN 和 YOLOv5 模型。如图 3 的柱状图所示, YOLOv8 模型在 mAP 指标上均优于对比模型, 验证了其在任务上的有效性。

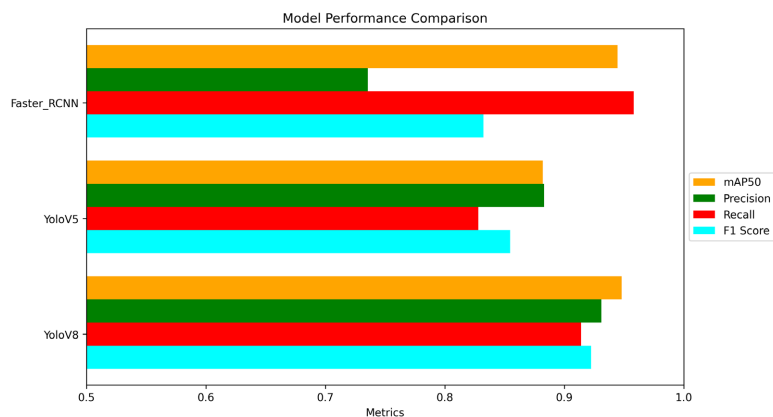


Figure 3. Model performance comparison histogram
图 3. 模型性能对比柱状图

4. 需求分析与系统设计

4.1. 需求分析

功能需求:

- (1) 系统需支持图片、视频和摄像头实时流三种模式的动物检测;
- (2) 需提供用户注册、登录、权限管理功能;
- (3) 需对识别结果进行记录、存储、查询和统计展示。

性能需求:

- (1) 检测识别应准确、快速, 能够适应不同质量和场景的图像。

可行性:

- (1) 技术层面, YOLOv8 和 Django 框架成熟稳定;
- (2) 经济层面, 主要依赖开源工具和通用硬件, 成本可控;
- (3) 操作层面, 基于 Web 的界面易于使用。

4.2. 系统设计

系统总体设计遵循模块化原则, 主要功能模块包括用户管理模块、检测识别模块(集成图片、视频、摄像头检测)、数据管理模块(图片/结果管理)和系统信息统计模块。系统总体架构如图 4 所示。

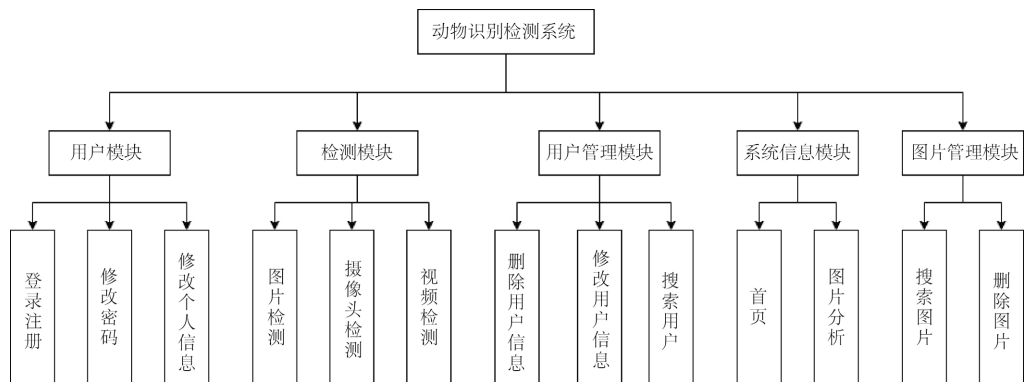


Figure 4. System overall design diagram
图 4. 系统总体设计图

系统采用 B/S 架构，后端使用 Python Django 框架处理业务逻辑和模型推理，前端使用 HTML、CSS 和 JavaScript 构建用户界面，数据库使用 MySQL 持久化存储用户信息和检测记录。

数据库设计主要包含两个核心实体：用户和识别结果。用户实体记录用户名、密码(加密)、角色等信息。识别结果实体记录图片/视频名称、存储路径、识别结果(JSON 格式，包含类别、置信度、位置等)、所属用户、创建时间等。用户与识别结果为一对多关系。

5. 系统实现

系统开发环境和模型训练环境(见表 1)，并增加了 Django、MySQL 等 Web 开发组件。基于此，主要实现了如下核心功能：

(1) 用户登录注册：实现了基于会话的用户认证机制。前端通过 Ajax 向后端发送登录/注册请求，后端验证信息后返回结果。

(2) 图片识别：用户在前端上传图片后，后端接收文件并保存至指定目录，随后调用封装好的 YOLOv8 模型推理函数对图片进行检测，将识别结果(标注了边界框的图片和识别信息)保存，并将相关信息存入数据库。识别结果随后返回并展示在前端界面。图 5 为图片识别功能界面示意图。

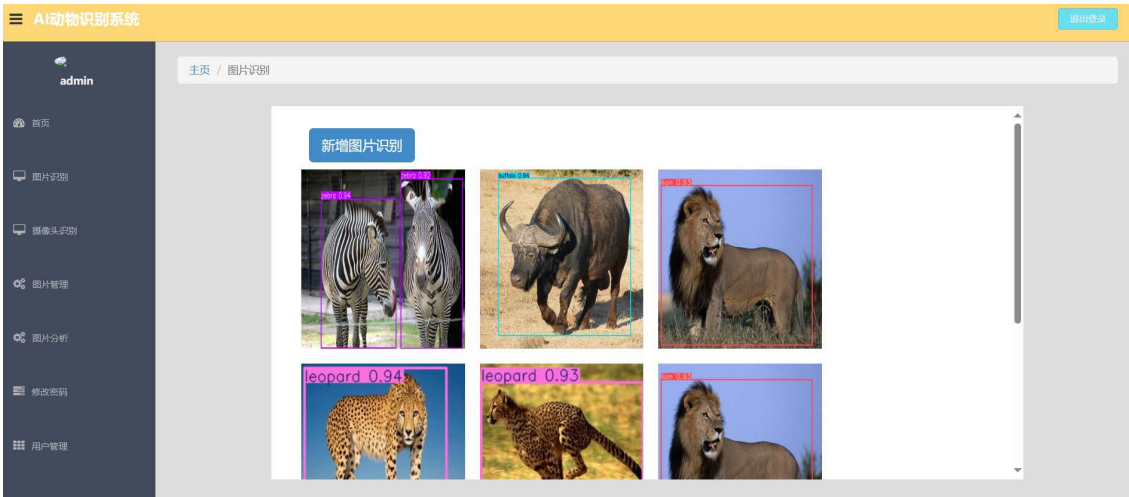


Figure 5. Image recognition interface
图 5. 图片识别界面

(3) 视频识别：原理与图片识别类似。系统使用 OpenCV 库读取上传的视频文件，逐帧调用 YOLOv8 模型进行推理，并将带有检测结果的帧合成为新的视频文件供用户查看和下载。

(4) 摄像头实时识别：基于 WebRTC 或 HTML5 的 getUserMedia API 获取用户摄像头视频流，并通过前端技术(如 Canvas)和后端推流技术，实现近实时的逐帧检测与结果回显。

(5) 数据管理与统计：实现了图片管理(查询、删除历史识别记录)和用户管理(管理员对用户增删改查)功能。

6. 研究结论

本文成功设计并实现了一个基于 YOLOv8 深度学习模型的动物检测识别系统。在数据集与模型方面，研究构建了一个涵盖 10 类野生动物、规模超过 3000 张图像的数据集，并基于该数据集训练得到的 YOLOv8 模型在测试集上取得了 0.957 的 mAP@0.5，表明模型能够高效、准确地完成野生动物检测任务。

在系统开发方面, 研究采用 Django 框架开发了功能完善的 Web 系统, 该系统集成了用户管理、图片与视频及实时摄像头检测、识别结果管理与统计分析等多个模块, 通过友好的人机交互界面使非专业用户也能便捷使用动物识别技术。在系统价值方面, 本系统将先进深度学习模型与实用软件工程相结合, 为野生动物研究人员与保护工作者提供了便捷高效的工具, 有助于提升生态监测的自动化与智能化水平, 对动物保护及生态研究具有积极的实践意义。

需要指出的是, 尽管系统取得了预期成果, 仍在某些方面存在进一步优化的空间, 例如对鸟类等小目标或形态多变目标的检测精度尚需提升。未来可考虑通过增加更多物种和复杂场景数据以增强模型泛化能力, 并进一步探索模型轻量化部署, 以适应移动端与边缘计算设备的应用需求。

基金项目

2025~2026 年度河北省统计科学研究计划项目, 项目编号: 2025HY03。

参考文献

- [1] 杨尹章, 张得梅, 肖军. 野生动物保护影响因素及应对策略[J]. 安徽农学通报, 2025, 31(5): 53-56.
- [2] 周文萱, 胡龙桃, 张敏, 等. 基于 YOLO 的小型动物识别系统设计[J]. 计算机时代, 2019(3): 22-25.
- [3] 史春妹, 谢佳君, 顾佳音, 等. 基于目标检测的东北虎个体自动识别[J]. 生态学报, 2021, 41(12): 4685-4693.
- [4] 杨铭伦, 张旭, 郭颖, 等. 基于 YOLOv5 的红外相机野生动物图像识别[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(12): 382-390.
- [5] 关晓斌, 李战明. 基于 SIFT 和 HOG 特征融合的视频车辆检测算法[J]. 计算机与数字工程, 2021, 49(6): 1113-1117.
- [6] Heikkilä, M., Pietikäinen, M. and Schmid, C. (2009) Description of Interest Regions with Local Binary Patterns. *Pattern Recognition*, **42**, 425-436. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2008.08.014>
- [7] 邹旷. 基于深度学习的焊缝缺陷识别系统的设计与实现[D]: [硕士学位论文]. 北京: 北京邮电大学, 2024.
- [8] 张焱鑫. 基于 PyQt5 和百度 AI 开放平台的物体图像识别界面系统的设计与实现[J]. 软件, 2021, 42(9): 58-60, 134.
- [9] 周意. 基于深度学习技术的牛脸识别系统方案设计与实现[D]: [硕士学位论文]. 武汉: 华中科技大学, 2024.