

基于YOLO系列算法的牦牛目标检测与盘点系统研究

李映钱

青海大学计算机技术与应用学院, 青海 西宁

收稿日期: 2026年5月20日; 录用日期: 2026年6月8日; 发布日期: 2026年6月17日

摘要

在高原牧区, 传统牦牛养殖方式受限于资源竞争、疾病传播及管理困难等问题, 智慧畜牧业逐渐成为提升养殖效率的关键。本研究面向成年牦牛与幼牦牛混圈混牧场景下的自动盘点需求, 构建了规模约18,000张的自建数据集, 并基于YOLOv11、YOLOv12引入SAConv、SCConv、ECA、DySample、PSA及Slide Loss等多种改进模块, 通过系统的消融实验和热力图可视化全面评估了各改进策略的有效性。在此基础上结合K230嵌入式平台和上位机数据分析软件, 实现了一套面向实际部署需求的智能盘点系统。实验结果表明, 所提出的改进模型在自建数据集上取得了mAP50为0.994、mAP50-95为0.930的检测效果, 并能稳定运行于-40°C~70°C的极端环境, 为高原牧区智能化养殖管理提供了切实可行的技术方案。

关键词

牦牛目标检测, YOLO系列算法, 注意力机制, 智能盘点系统, 嵌入式部署, 智慧牧场

Research on Yak Object Detection and Counting System Based on YOLO Series Algorithms

Yingqian Li

School of Computer Technology and Applications, Qinghai University, Xining Qinghai

Received: May 20, 2026; accepted: June 8, 2026; published: June 17, 2026

Abstract

In high-altitude pastoral areas, traditional yak farming is limited by resource competition, disease

文章引用: 李映钱. 基于 YOLO 系列算法的牦牛目标检测与盘点系统研究[J]. 人工智能与机器人研究, 2026, 15(4): 1013-1026. DOI: 10.12677/airr.2026.154091

transmission and management difficulties, and intelligent animal husbandry has gradually become a key approach to improving farming efficiency. Targeting the automatic counting of mixed-grazing scenarios with adult and young yaks, this paper builds a self-collected dataset of approximately 18,000 images and introduces SAConv, SCConv, ECA, DySample, PSA and Slide Loss into YOLOv11 and YOLOv12 to construct multiple improved detectors. Ablation studies and heatmap visualization comprehensively verify the effectiveness of each module. Combined with a K230 embedded platform and a host-side analysis tool, an intelligent counting system is implemented. Experimental results show that the improved models achieve mAP50 of 0.994 and mAP50-95 of 0.930, and the system can stably operate from -40 to 70 degrees Celsius, providing a feasible solution for intelligent management of high-altitude pastures.

Keywords

Yak Object Detection, YOLO Series, Attention Mechanism, Intelligent Counting System, Embedded Deployment, Smart Pasture

Copyright © 2026 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

2025年,中国畜牧业在政策驱动、技术升级与市场需求变化等多重因素作用下,正经历由“规模增长”向“质量提升”的战略性转型。《“十四五”全国畜牧兽医行业发展规划》¹提出的“畜禽良种化、养殖标准化、防疫常态化、粪污资源化”发展目标稳步推进,数字化畜牧技术通过整合物联网、大数据与人工智能,全面优化养殖管理,为可持续发展提供了技术支撑。青海是牦牛养殖大省和牦牛资源大省;牦牛承担着肉、奶、毛、皮等多元生产功能,是当地农牧民最重要的经济来源之一,但高原生态特殊、传统粗放式养殖难以兼顾效益与生态平衡。

传统养殖中成年牦牛与幼牦牛混圈混牧现象普遍,导致资源竞争、疾病传播和管理困难三类突出问题:成年牦牛对幼牦牛的饲料和饮水资源形成挤压;两者抗病能力差异较大,混群加剧病原体交叉传播;人工盘点和分类管理工作量巨大,易出现重复统计或漏点。在混圈混牧场景中,幼牦牛在哺乳与采食阶段都可能因竞争而获取不到充足营养,并面临被挤压、碰撞和病菌交叉感染的风险,动态盘点成年牦牛与幼牦牛比例并实施差异化饲喂,对提高幼牦牛存活率与整体养殖效率具有重要意义。近年来机器视觉与边缘计算硬件的快速发展,为基于深度学习的牲畜目标检测开辟了新可能,本研究致力于构建一套面向高原牧区的自动化牦牛盘点系统。

围绕高原牧区牦牛混群养殖中的智能盘点这一核心问题,本文从数据集构建、检测算法改进、系统设计与实现三个层面开展研究,主要内容如下:1) 牦牛目标检测数据集构建。建立了约18,000张成年牦牛与幼牦牛图像数据集,覆盖站立、行走、卧躺等多种典型姿态,并对数据集进行了系统地清洗、增强与划分。2) 基于YOLO系列算法的牦牛检测模型改进研究。以YOLOv11、YOLOv12作为基线,分别引入SAConv、SCConv、ECA、DySample、PSA、Slide Loss等多种模块,构建多种改进模型,通过消融实验和性能对比验证各改进策略的有效性。3) 基于嵌入式平台的智能盘点系统设计与实现。结合K230嵌

¹农业农村部关于印发《“十四五”全国畜牧兽医行业发展规划》的通知:

https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2021-12/22/content_5663947.htm

入式处理单元、红外监控摄像头、串口通信和上位机数据分析平台，搭建从前端采集、模型推理、结果显示、远程传输到后端数据分析的完整智能盘点系统。

2. 相关研究综述

动物检测是计算机视觉领域的重要研究方向，涵盖场景识别、目标检测、语义分割与实例分割等核心技术。目前主流神经网络结构如 YOLO [1]、Faster R-CNN [2]、U-Net [3]、ResNet [4]和 Mask R-CNN [5]等已在不同任务场景中取得优异性能。以 YOLO 系列为例，其作为单阶段检测器能够快速、高效地实现目标定位与分类，已成为动物检测领域的重要工具。然而现有方法在数据集质量、小目标检测能力以及对复杂场景的适应性等方面仍存在不足。

国外在动物检测与计数领域的研究起步较早，研究对象涵盖海豹、海狮、大象、海牛、绵羊、企鹅、野生鸟类与家畜等多种物种。Padubidri 等[6]利用航空摄影图像与密度图回归方法对海狮和大象进行了准确计数；Sarwar 等[7]针对无人机捕获的绵羊图像提出了一种基于改进 YOLOv4 的检测框架；Duporge 等[8]使用高分辨率卫星图像与深度学习方法对非洲象进行检测与计数；Gonalves 等[9]设计的 SealNet 系统可对亚米级卫星图像中的海豹进行全自动检测。在通用检测网络方面，Redmon 等[1]提出的 YOLO 系列开创了单阶段检测的研究方向，从 YOLOv1 到 YOLOv12 的迭代版本在网络结构、损失函数和特征融合策略等方面持续创新。

国内研究者在牲畜与野生动物的检测、识别、跟踪与计数方面也取得了丰硕成果。张海峰等[10]将 RFID 技术应用于动物识别与跟踪管理；罗巍等[11]基于面向对象的遥感分类方法对青海三江源地区大型野生食草动物进行识别；黄元涛[12]针对藏羚羊检测与跟踪任务提出基于深度学习的高效检测框架；Shen 等[13]使用改进的 YOLOv8 结合多目标跟踪方法对鱼苗进行实时计数；刘云玲等[14]采用无人机航拍图像与密度图回归方法对大田结球生菜进行密度估算。在牦牛及其他畜禽检测方面，国内研究主要聚焦于体型识别、行为分析与年龄估计等任务，但针对大栏与通道混群场景下成年牦牛与幼牦牛同时识别与盘点的研究仍较为有限。

3. 成年牦牛与幼牦牛样本数据集

3.1. 牦牛图像数据的获取

牦牛主要分布于中国青藏高原等高海拔地区，其特殊生存环境决定了图像数据采集面临三类难题。其一是环境挑战，牦牛活动范围多集中于高海拔地区，气候恶劣，给摄影设备的安装与数据采集带来较大困难；其二是图像质量问题，监控设备固定安装于牧场大栏与通道某些位置，导致采集到的图像质量参差不齐，部分图像中牦牛目标较小、难以识别，且采集设备易受到损坏或产生明显晃动；其三是遮挡问题，牦牛常处于群体活动状态且多为深色毛发，成年牦牛常会部分或完全遮挡幼牦牛，增加了目标检测与盘点的复杂性。

为克服上述难题，本研究通过优化摄像头安装高度与角度，结合分布式部署，获取了较高质量的牦牛图像数据。经过对采集视频的帧抽取与人工筛选，剔除画面模糊、不含目标等无效图像，构建了规模约 18,000 张的牦牛图像样本库。如图 1 所示给出了牦牛检测数据所面临的小目标、遮挡、模糊等典型问题示例。

3.2. 数据分类与标注

数据集集中的牦牛目标主要分为两类：成年牦牛(Adultyak)与幼牦牛(Youngyak)。为提升检测模型对目标的识别能力，研究团队对数据集集中的牦牛图像进行了如下处理：1) 多样化目标特性。为提高模型的泛

化能力，确保图像中目标牦牛的多多样性，例如包含站立、行走及静卧等不同状态的目标；2) 遮挡与聚集现象。考虑到牦牛的聚居生活特性，对遮挡以及目标视觉特性相近的样本进行了有针对性的补充，使模型能够适应实际应用场景中的复杂情况。

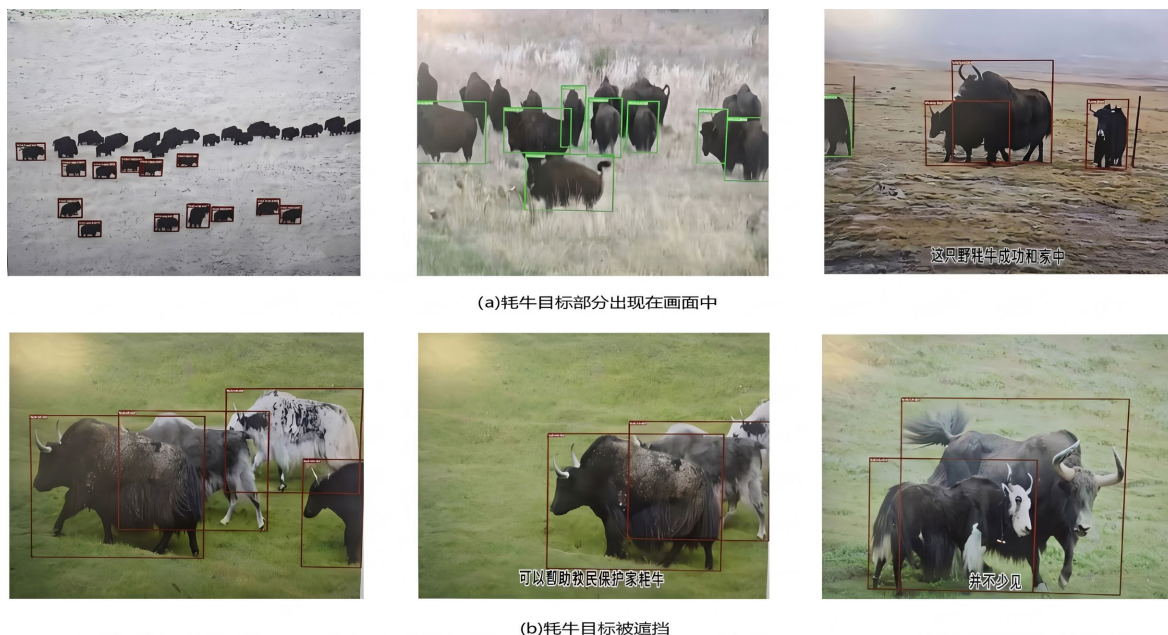


Figure 1. Typical challenges in yak detection: small targets, occlusion and blur

图 1. 牦牛检测数据面临的共性问题示例

3.3. 数据预处理与增强

为提升模型在多种环境条件下的泛化能力，本文在原始图像基础上采用了多层次的数据预处理与增强策略，主要包括：1) 几何变换增强，如随机旋转、水平翻转、随机裁剪与随机缩放等；2) 色彩扰动增强，在 HSV 颜色空间对图像亮度、饱和度和色调进行随机扰动；3) 样本混合增强，综合采用 Mosaic 与 Mixup 策略，将多张图像拼接或混合，进一步提升小目标占比、缓解类别样本不均衡问题。

4. 基于 YOLO 系列算法的牦牛目标检测

4.1. YOLO 系列算法原理

4.1.1. YOLO 的基本思想

YOLO (You Only Look Once) 由 Redmon 等于 2016 年提出，是一种端到端的单阶段目标检测算法。与基于区域候选的两阶段检测算法(如 Faster R-CNN)不同，YOLO 将整个目标检测问题视为一个回归问题：将输入图像划分为 $S \times S$ 的网格，每个网格直接预测固定数量的边界框及其类别置信度。这种统一的端到端设计带来了显著的检测速度优势，使其非常适合需要实时性的场景。

4.1.2. YOLO 系列的演化与本文采用的版本

YOLO 系列从 YOLOv1 到 YOLOv12 经历了多次迭代：YOLOv2/v3 引入 Anchor Box 与多尺度预测；YOLOv4/v5 在工程化和训练 trick 上不断优化；YOLOv6/v7 面向工业部署设计重参数化结构与 bag-of-freebies；YOLOv8 引入 anchor-free 检测头；YOLOv9 则在梯度信息利用方面创新。本文采用的 YOLOv11 和 YOLOv12 均为 Ultralytics 公司发布的官方 YOLO 系列正式版本。YOLOv11 (2024 年 10 月发布)以

YOLOv8 为基础架构, 引入 C3k2 (Cross Stage Partial with Kernel 2) 模块取代 C2f 模块, 增加 SPPF (Spatial Pyramid Pooling Fast) 模块增强全局感知, 检测头保持 anchor-free 设计; 相比 YOLOv8n 参数量减少约 22%, 精度和速度均有提升。YOLOv12 (2025 年 2 月发布) 在 YOLOv11 基础上引入以注意力为核心的 R-ELAN (Residual Efficient Layer Aggregation Network) 结构, 通过 Area Attention 模块实现大感受野全局建模, 同时保持与 YOLOv11 相近的推理速度。图 2 为 YOLOv11/YOLOv12 网络结构示意图。

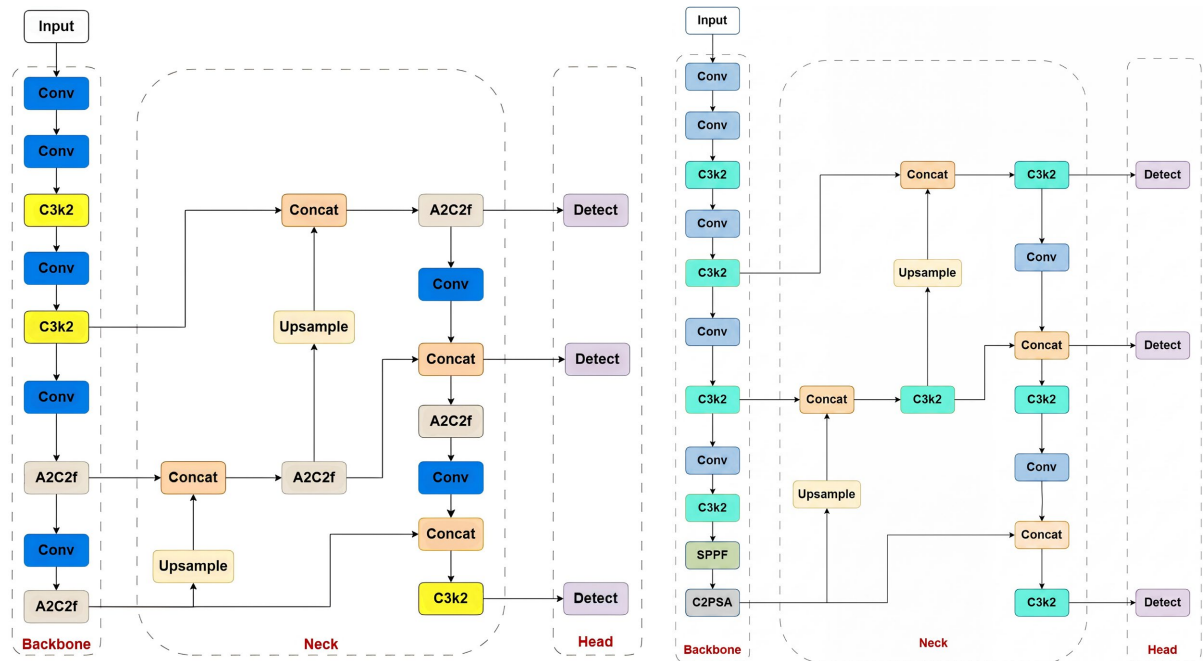


Figure 2. Architecture of YOLOv11/YOLOv12
图 2. YOLOv11/YOLOv12 网络结构示意图

4.2. 改进的 YOLO 检测模型

4.2.1. SAConv 模块

SAConv 模块通过在标准卷积基础上引入特征自适应处理机制, 增强对不同空间位置目标的特征捕获能力。该模块对小目标和模糊目标具有显著的特征增强作用, 本文将其与 YOLOv11 骨干中的 C3k2 模块结合, 构建 YOLOv11-C3k2-SAConv 变体。

4.2.2. SCConv 模块

SCConv 模块通过对特征的空间和通道维度进行重构与重组, 在保留有效特征的同时减少冗余参数和计算开销, 从而实现轻量化的特征更新。本文将其用于构建 YOLOv11-C3k2-SCConv 变体。

4.2.3. ECA 高效通道注意力模块

ECA (Efficient Channel Attention) 是一种轻量化通道注意力机制, 通过一维卷积建模通道之间的依赖关系, 在以较小参数代价获取通道相关性的同时避免了通道维度上的全连接权重压缩。本文将 ECA 集成到 YOLOv12 中, 构建 YOLOv12-ECA 变体。

4.2.4. 评价指标

本文采用目标检测领域常用的精确率 (Precision, P)、召回率 (Recall, R)、mAP50 和 mAP50-95 作为评价指标。其中 mAP50 表示 IoU 阈值为 0.5 时的 mAP, mAP50-95 表示 IoU 阈值从 0.5 到 0.95 (步长 0.05)

下 mAP 的平均值，更全面地反映了模型在不同定位精度需求下的综合表现。

4.2.5. 性能对比与消融实验分析

为了全面分析改进的 YOLO 模型在牦牛目标检测任务中的实际性能，本研究以 YOLOv11n 为基线模型，逐步引入多种增强模块(如 SAConv、SCConv、ECA 模块)并构建了不同的模型变体。通过对这些模型进行系统的消融实验及性能对比，能够有效验证各模块对检测性能的贡献，同时揭示模型在不同类别目标上的表现差异。具体实验结果如表 1 所示。

Table 1. Performance comparison of various models on the yak detection dataset

表 1. 各模型在牦牛检测数据集上的性能对比

模型	类别	Images	Instances	P	R	mAP50/50-95
YOLOv11n	all	2771	3330	0.982	0.978	0.991/0.924
YOLOv11n	Youngyak	1836	1944	0.982	0.989	0.991/0.947
YOLOv11n	Adulyak	1261	1386	0.982	0.968	0.990/0.901
YOLOv11-C3k2-SAConv	all	2771	3330	0.983	0.976	0.992/0.929
YOLOv11-C3k2-SAConv	Youngyak	1836	1944	0.984	0.990	0.993/0.955
YOLOv11-C3k2-SAConv	Adulyak	1261	1386	0.982	0.962	0.991/0.902
YOLOv11-C3k2-SCConv	all	2771	3330	0.961	0.965	0.985/0.877
YOLOv11-C3k2-SCConv	Youngyak	1836	1944	0.988	0.988	0.994/0.908
YOLOv11-C3k2-SCConv	Adulyak	1261	1386	0.933	0.943	0.976/0.846
YOLOv12	all	2771	3330	0.985	0.981	0.994/0.930
YOLOv12	Youngyak	1836	1944	0.992	0.992	0.995/0.955
YOLOv12	Adulyak	1261	1386	0.979	0.971	0.993/0.904
YOLOv12-ECA	all	2771	3330	0.981	0.978	0.992/0.921
YOLOv12-ECA	Youngyak	1836	1944	0.981	0.991	0.994/0.952
YOLOv12-ECA	Adulyak	1261	1386	0.982	0.965	0.990/0.891

从表 1 的实验结果可以看出：1) 基础模型 YOLOv11n 实现了优秀的精确率(0.982)，召回率和 mAP50 也分别达到 0.978 和 0.991；2) SAConv 模块改进在 mAP50 和 mAP50-95 上分别提升了 0.1%和 0.5%，特别在 Youngyak 类别上 mAP50-95 提升至 0.955；3) SCConv 模块改进在 Youngyak 类别上达到最优召回率 0.988 和 mAP50 为 0.994，但在 Adulyak 类别中性能稍有不足；4) ECA 模块改进在消耗较少计算资源的情况下实现了较高精度；5) 综合表现最优的 YOLOv12 模型以 0.994 和 0.930 的 mAP50 和 mAP50-95 达到整体最佳性能。

4.2.6. 各类别性能差异与原因分析

Youngyak 类别在所有模型中的检测性能普遍较高(mAP50 > 0.99)，这主要得益于 Youngyak 样本数量较多且特征较为显著。Adulyak 类别的 mAP50 和 mAP50-95 指标普遍低 2%~5%，这是由于 Adulyak 样本数量相对较少，且其体型、纹理等特征与背景元素存在一定相似性。在模块改进贡献方面：SAConv 通过引入自注意力机制显著增强了模型对复杂场景中目标的特征捕捉能力；SCConv 通过短路连接强化

了低层特征的重用，对规则形态目标的检测性能提升明显；ECA 通过轻量化通道注意力机制优化了模型的参数量与计算效率，适合嵌入式与实时性需求较高的场景。

4.3. 热力图分析与可视化结果

为了更直观地评估各模型对目标区域的关注情况，本文采用 Grad-CAM 方法对模型的最后一层特征图进行可视化，得到各模型在典型测试样本上的热力图。图 3 给出了 YOLOv12 在代表性样本上的热力图与原图叠加结果。结果显示，YOLOv12 能够将注意力集中于牦牛主体区域，对背景的干扰具有较强的抑制能力，且在面对幼牦牛与成年牦牛紧贴或部分遮挡的场景时，能够更精细地区分两类目标的轮廓边界。

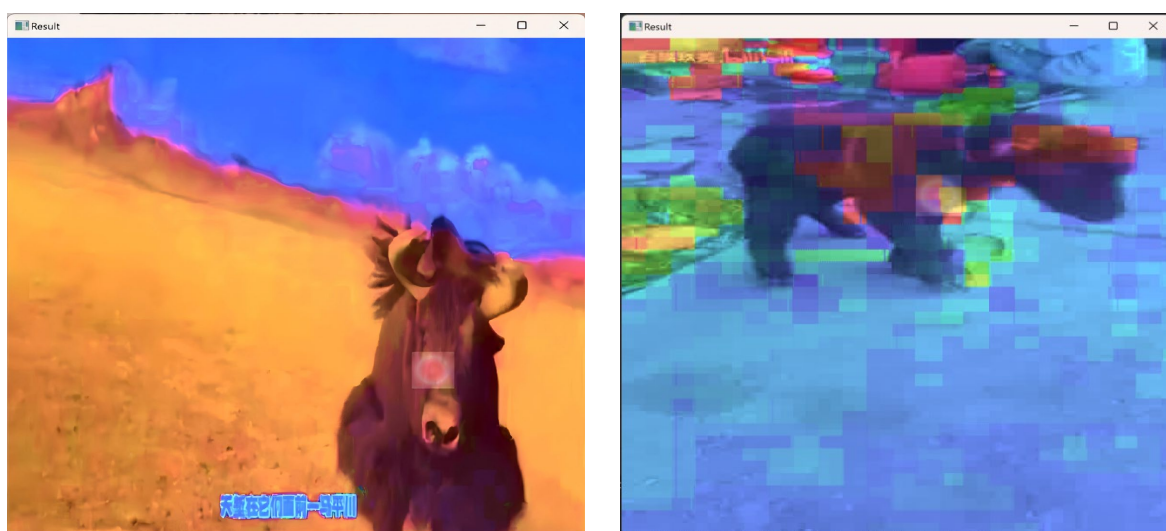


Figure 3. Heatmap visualization overlaid on the original images by YOLOv12

图 3. YOLOv12 热力图与原图叠加图

4.4. 关键技术改进总结

4.4.1. DySample 动态上采样模块

传统的双线性上采样或反卷积方法采用固定的核大小，难以根据输入特征的局部结构自适应调整采样位置。DySample 模块通过引入轻量化的位置预测网络，根据输入特征动态学习每个像素的采样偏移，从而实现内容感知的上采样过程。

4.4.2. PSA 多尺度自注意力机制

PSA (Pyramid Self-Attention) 模块在传统特征金字塔基础上引入多尺度自注意力机制，通过显式建模不同尺度特征之间的依赖关系，优化了特征金字塔的融合效果。

4.4.3. Slide Loss 动态权重损失函数

Slide Loss 针对训练过程中存在的样本难度不均衡问题，引入动态权重机制，根据样本的预测置信度自动调节损失权重，对容易样本降低权重，对困难样本赋予更高权重，从而减少漏检和误检。

4.5. 优化与应用场景建议

根据实验结果与分析，本研究提出以下优化建议：1) 数据层面：增加 Adulyak 样本数量，并通过随机旋转、颜色扰动、Mixup、CutMix 等增强策略缓解类别不平衡；对小目标进行专门的区域裁剪和过采

样。2) 模型架构: 针对 Adulyak 引入更加细化的特征选择机制(如动态门控多分支), 并结合知识蒸馏与模型剪枝降低参数量与计算开销。3) 适配性改进: 在嵌入式设备上结合 INT8 量化和 TensorRT 优化推理速度, 并增加自适应亮度和对比度调整模块以应对恶劣天气和夜间场景。

5. 系统设计与实现

5.1. 智能管理系统总体方案设计

中大型牧场通常为预备牛提供较大的开放式活动区域, 以便其在舒适环境中成长。然而, 由于成年牦牛和幼牦牛属于牧场的重要资产, 需定期进行盘点和监控。传统盘点方式不仅效率低下, 而且难以及时发现管理中的潜在问题。本章围绕设计和开发一套基于 YOLO 深度学习算法的智能管理系统展开, 旨在实现成年牦牛与幼牦牛的自动化盘点与监控。

智能管理系统的整体运行流程主要分为图像采集与预处理、目标检测与推理、结果后处理与本地显示、数据远程传输和后端数据记录与分析五个核心模块, 各模块通过标准化接口紧密耦合, 构成一条从前端采集到后端决策的完整数据链路。

5.1.1. 图像采集与预处理

前端通过红外/可见光双模摄像头持续采集大栏和通道区域的视频流, 并将捕获的视频帧发送至嵌入式处理端(如 K230)。视频帧在送入目标检测模型之前, 会进行必要的预处理操作, 如图像缩放、归一化、色彩空间转换等。

5.1.2. 目标检测与推理

利用训练好的 YOLOv11/YOLOv12 目标检测模型对预处理后的图像进行推理分析。模型能够识别出图像中的牦牛目标, 并区分成年牦牛和幼牦牛, 同时生成对应的边界框和类别标签。为适配嵌入式平台的算力约束, 模型在部署前需经过模型转换与量化等优化处理。

5.1.3. 结果后处理与本地显示

基于目标检测模型的输出结果, 在原始图像或缩放后的图像上绘制边界框与类别标签, 并将结果在本地界面上实时显示。后处理过程包括非极大值抑制(NMS)、类别过滤、置信度过滤等步骤。

5.1.4. 数据远程传输

检测结果通过串口/网口/Wi-Fi 等通信方式传输至上位机。上位机运行的串口助手或自定义接收程序将接收到的数据保存为指定格式的日志文件, 并支持向云端的 MQTT broker 推送实时数据, 便于跨地域远程访问。

5.1.5. 后端数据记录与分析

后端系统定期或实时运行数据分析软件, 对日志文件进行解析。通过统计前端单元在不同时间段的目标检测数据, 系统能够直观展示大栏和通道内成年牦牛与幼牦牛的数量分布及时间变化趋势。

5.2. 硬件平台设计

硬件平台是系统稳定运行的基础。本文系统的前端处理单元选型综合考虑了计算能力、功耗以及现场环境的温度适应范围等因素, 采用嵌入式神经网络处理单元(K230)承担前端的模型推理任务, 通过红外摄像头采集牧场大栏与通道区域的视频流。整套硬件方案能够在 -40°C ~ 70°C 的极端环境下稳定运行, 并通过串口或网络模块将检测结果上传至上位机进行后续分析。系统硬件平台与现场部署示意如图 4 所示。

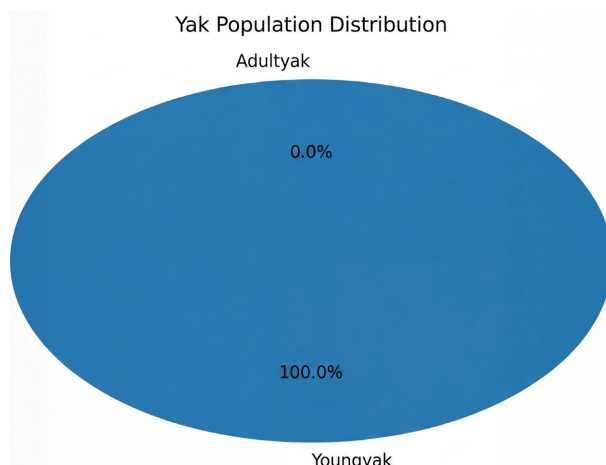


Figure 4. System hardware platform and field deployment
图 4. 系统硬件平台与现场部署示意图

5.3. GUI 界面设计与实现

为方便牧场管理人员实际操作，本文基于 PyQt5 开发了一套完整的图形化界面，提供图片检测、视频检测、摄像头实时检测、统计分析与日志管理等核心功能。界面采用左侧导航加右侧主工作区的经典布局，整体风格简洁明快。

5.3.1. 主界面与图片检测模块

主界面集中展示系统状态、当前检测模式和实时统计信息，并通过顶部导航栏切换各功能模块，支持浅色/深色主题、字体自适应和中英文切换。图片检测模块支持单张或批量图片导入，提供检测结果预览、类别数量统计与置信度分布，并可导出带检测框的图像和 CSV 结果文件。系统主界面与图片检测模块界面分别如图 5、图 6 所示。



Figure 5. Main interface of the system
图 5. 系统主界面



Figure 6. Image detection module and result presentation
图 6. 图片检测模块界面与结果展示

5.3.2. 视频与实时检测模块

视频检测模块支持本地视频文件的逐帧检测，并以叠加方式显示检测框、类别标签和置信度，能够基于检测结果实时生成时间序列变化曲线与占比分布。实时检测模块直接对接前端摄像头数据流，支持设定告警阈值，当某类别数量异常时通过弹窗、声音或消息推送提醒管理人员，如图 7 所示。



Figure 7. Video detection module interface and statistical charts
图 7. 视频检测模块界面与统计图表

5.3.3. 数据统计与可视化模块

数据统计模块面向长期运行场景，提供按日、按周、按月的多维度统计能力，将历史检测日志汇总后以折线图、柱状图、饼图等形式直观呈现牦牛数量变化趋势、类别占比及不同时段活动密度，为牧场管理者制定饲喂、防疫和销售计划提供数据依据，如图 8 所示。

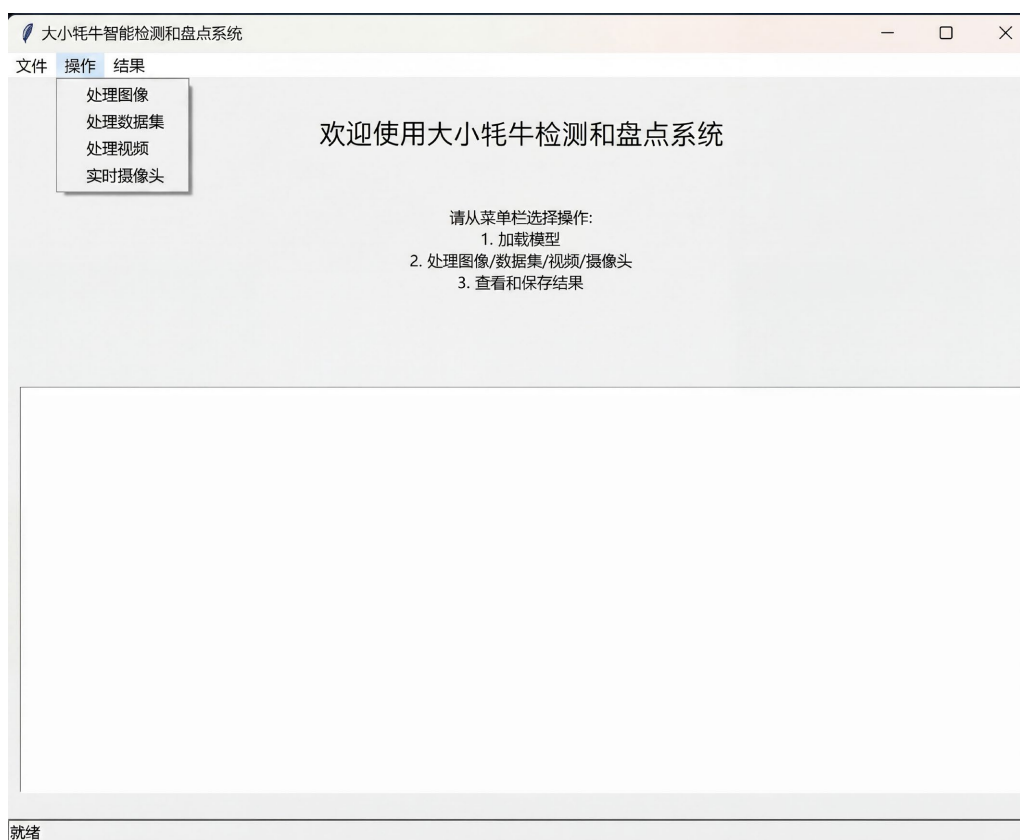


Figure 8. Data statistics and visualization interface
图 8. 数据统计与可视化界面

5.4. 基于 YOLOv11 的盘点实验结果

5.4.1. 对图片的检测和盘点

在静态图片的检测实验中，系统利用 YOLOv11 模型对牦牛的数量进行自动盘点。实验结果表明，系统对静态图像中的牦牛数量盘点具有较高准确性，且 YOLOv11 模型的检测效果良好，对目标的识别和分类误差较低。

5.4.2. 对视频的检测和盘点

系统对动态视频也开展了盘点实验。视频帧检测结果显示，YOLOv11 模型对实时视频流中的牦牛依旧保持较高准确率，盘点效果良好；同时系统能够基于检测结果生成实时类别比例分布图与牦牛盘点趋势图，为牧场管理提供动态直观的分析数据。

5.4.3. 摄像头实时检测和盘点

系统支持摄像头数据的实时检测与盘点，其效果与对图片或视频的检测结果基本一致。实时检测功能能够显著提高牧场资产监控的时效性和可靠性。

5.5. 基于 YOLOv12 的盘点系统评估

为验证系统的整体性能，本文同时部署了 YOLOv12 模型，并与 YOLOv11 进行了对比评估。在 2771 张测试图像上，YOLOv12 模型共识别目标 3295 个(其中幼牦牛 1932 个，成年牦牛 1363 个)，较 YOLOv11

略有提升。YOLOv12 模型在目标检测的准确率和稳定性方面表现更优，尤其是对目标漏检与多检的处理；其实时盘点效果如图 9 所示。

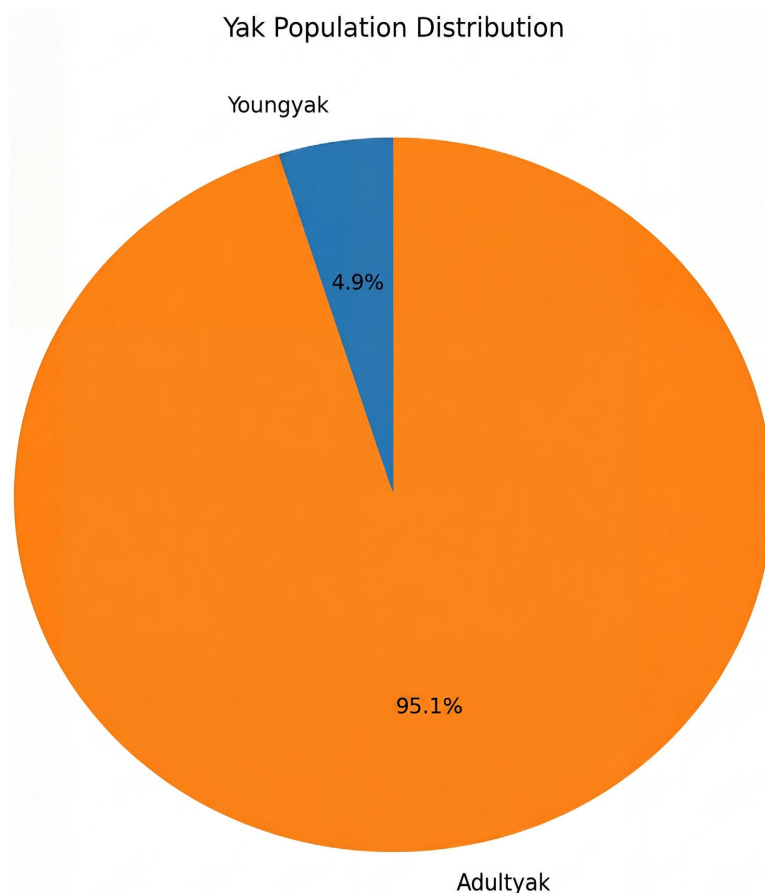


Figure 9. Real-time counting results of YOLOv12

图 9. YOLOv12 实时盘点效果展示

5.6. 系统对比与性能评估

为客观评估本系统相对于传统盘点方式的优势，本文从盘点效率、监控频率、数据分析时效性、人力成本以及环境适应性等维度进行了对比，结果如表 2 所示。本系统在各项指标上均显著优于传统方式，尤其在盘点效率和监控频率方面提升幅度最大。

Table 2. Comparison between traditional manual counting and the proposed intelligent system

表 2. 传统人工方式与智能盘点系统对比

对比维度	传统人工方式	本智能盘点系统
盘点效率	每群约 30~60 分钟	实时盘点，单次 < 1 秒
监控频率	每日 1~2 次	分钟级连续监测
数据分析时效性	事后人工汇总，T + 1	实时汇总+可视化
人力成本	需要专门人员	无需现场盘点
环境适应性	受天气制约明显	-40℃~70℃ 稳定运行

6. 结论与展望

本文围绕高原牧区牦牛混群养殖中的智能盘点问题，从数据集构建、检测算法改进与系统设计实现三个层面开展了系统性研究，构建了规模约 18,000 张、覆盖多姿态多场景的成年牦牛与幼牦牛图像数据集；以 YOLOv11、YOLOv12 为基线，分别引入 SAConv、SCConv、ECA、DySample、PSA 和 Slide Loss 等模块，通过消融实验、性能对比与热力图可视化全面评估各改进策略的有效性，最终模型在自建数据集上取得 mAP50 为 0.994、mAP50-95 为 0.930 的检测精度；结合 K230 嵌入式平台、红外摄像头、串口通信与上位机数据分析平台，搭建了从前端采集、模型推理、结果显示、远程传输到后端数据分析的完整智能盘点系统，可稳定运行于 $-40^{\circ}\text{C}\sim 70^{\circ}\text{C}$ 的极端环境，并配套提供完整的图形化界面与统计可视化功能。实验结果表明，该系统在牦牛目标检测、统计盘点以及后端大数据分析等方面具备良好的智能化能力，可显著提高牧场管理效率、降低人力成本并增强科学决策支持。未来研究将围绕复杂环境下的鲁棒性增强、遮挡与模糊问题的进一步求解、模型轻量化部署、行为与健康监测以及更大规模数据集构建等方向继续深入，推动智能化牧场的全面发展。

致 谢

感谢青海大学。

参考文献

- [1] Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R. and Farhadi, A. (2016) You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. 2016 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, 27-30 June 2016, 779-788. <https://doi.org/10.1109/cvpr.2016.91>
- [2] 吴晓凤, 张江鑫, 徐欣晨. 基于 Faster R-CNN 的手势识别算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2018, 30(3): 468-476.
- [3] Ronneberger, O., Fischer, P. and Brox, T. (2015) U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. In: Navab, N., Hornegger, J., Wells, W. and Frangi, A., Eds., *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention—MICCAI 2015*, Springer, 234-241. https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28
- [4] He, K., Zhang, X., Ren, S. and Sun, J. (2016) Deep Residual Learning for Image Recognition. 2016 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, 27-30 June 2016, 770-778. <https://doi.org/10.1109/cvpr.2016.90>
- [5] He, K., Gkioxari, G., Dollár, P. and Girshick, R. (2017) Mask R-CNN. 2017 *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Venice, 22-29 October 2017, 2980-2988. <https://doi.org/10.1109/iccv.2017.322>
- [6] Padubidri, C., Kamilaris, A., Karatsiolis, S. and Kamminga, J. (2021) Counting Sea Lions and Elephants from Aerial Photography Using Deep Learning with Density Maps. *Animal Biotelemetry*, **9**, Article No. 27. <https://doi.org/10.1186/s40317-021-00247-x>
- [7] Sarwar, F., Griffin, A., Rehman, S.U. and Pasang, T. (2021) Detecting Sheep in UAV Images. *Computers and Electronics in Agriculture*, **187**, Article ID: 106219. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106219>
- [8] Duporge, I., Isupova, O., Reece, S., et al. (2021) Using Very-High-Resolution Satellite Imagery and Deep Learning to Detect and Count African Elephants in Heterogeneous Landscapes. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, **7**, 369-381. <https://doi.org/10.1002/rse2.195>
- [9] Gonçalves, B.C., Spitzbart, B. and Lynch, H.J. (2020) SealNet: A Fully-Automated Pack-Ice Seal Detection Pipeline for Sub-Meter Satellite Imagery. *Remote Sensing of Environment*, **239**, Article ID: 111617. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111617>
- [10] 张海峰, 沈媛萍. RFID 技术在动物识别与跟踪管理中的应用[J]. 青海畜牧兽医杂志, 2012, 42(3): 36-38.
- [11] 罗巍, 邵全琴, 王东亮, 等. 基于面向对象分类的大型野生食草动物识别方法以青海三江源地区为例[J]. 野生动物学报, 2017, 38(4): 561-564.
- [12] 黄元涛. 基于深度学习的藏羚羊检测与跟踪[D]: [硕士学位论文]. 西安: 西安电子科技大学, 2026.
- [13] Shen, Y., Wang, C., Zhao, J., et al. (2024) Fry Counting Method Using Improved YOLOv8 and Multi-Target Tracking.

Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, **40**, 163-170.

- [14] 刘云玲, 李佳琪, 王莹, 等. 基于无人机图像的大田结球生菜密度图计数方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(9): 557-565.