doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.10.011

基于改进 YOLO 11n－EWL 的大鲵检测模型研究

田　芳[1]　杨欣垚[1]　孙楠清[1]　高　行[1]　陈俊轶[1]　覃章念[2]　度兴敏[2]
陈李溶[2]　何　垒[2]
(1.湖北民族大学智能科学与工程学院,恩施 445600;
2.湖北咸丰忠建河大鲵国家级自然保护区管理中心,恩施 445600)

摘要:为实现野外复杂环境下大鲵的快速准确识别,提出一种基于改进 YOLO 11n 的识别模型。采用在 Backbone 层引入高效注意力模块(Efficient multi-scale attention module,EMA),同时将 CIoU(Complete intersection over union)损失函数替换为 Wise－IoU(WIoU)损失函数,在 Head 层引入轻量级自适应提取卷积(Lightweight adaptive extraction of convolutions,LAE)。通过消融实验和对比实验可知:改进模型在召回率、精确率、F1 分数和帧率等方面,分别达到 94.85%、95.39%、95.12%和 77.20 f/s,模型内存占用量为 11.56 MB,浮点运算量为 8.65×10^9;与基础 YOLO 11n 相比较,召回率、精确率、F1 分数和帧率分别高 5.70、6.13、5.92 个百分点和 27.1 f/s。本文所提出模型 YOLO 11n－EWL 在模型的稳定性、识别速度及精度等方面都有显著提高。改进模型可满足大鲵在野外的实时检测需求且可长期适应户外工作,并构建一套大鲵全天候图像智能识别及行为检测系统。本文可为野外复杂环境下的大鲵实时检测提供理论技术支撑。

关键词:大鲵;目标检测;YOLO 11;深度学习;大鲵检测装置
中图分类号:TP391　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2025)10-0110-09　　**OSID**:

Giant Salamander Detection Model Based on Improved YOLO 11n－EWL

TIAN Fang[1]　YANG Xinyao[1]　SUN Nanqing[1]　GAO Hang[1]　CHEN Junyi[1]　QIN Zhangnian[2]
TUO Xingmin[2]　CHEN Lirong[2]　HE Lei[2]
(1. *College of Intelligent Systems Science and Engineering*, *Hubei Minzu University*, *Enshi* 445600, *China*
2. *Hubei Xianfeng Zhongjianhe Giant Salamander National Nature Reserve Management Center*, *Enshi* 445600, *China*)

Abstract: Aiming to achieve rapid and accurate identification of giant salamanders in complex outdoor environments, an improved recognition model was proposed based on YOLO 11n. The model incorporated an efficient multi-scale attention module (EMA) in the backbone layer, replaced the complete intersection over union (CIoU) loss function with the Wise－IoU (WIoU) loss function, and introduced lightweight adaptive extraction of convolutions (LAE) in the head layer. Through ablation experiments and comparative tests, it was found that the improved model achieved 94.85% recall rate, 95.39% precision rate, 95.12% F1 score, and 77.20 f/s frame rate, with a model memory footprint of 11.56 MB, and the floating-point operation count was 8.65×10^9. Compared with the baseline YOLO 11n, the improved model outperformed it by 5.70 percentage points, 6.13 percentage points, 5.92 percentage points, and 27.1 f/s in terms of recall rate, precision rate, F1 score, and frame rate, respectively. The proposed model YOLO 11n－EWL demonstrated significant improvements in model stability, recognition speed, and accuracy. The improved model can meet the real-time detection requirements of giant salamanders in the wild and can adapt to outdoor work in the long term, and can construct a set of giant salamander all-weather image intelligent recognition and behavior detection

收稿日期:2025－04－26　修回日期:2025－05－08
基金项目:湖北省自然科学基金计划青年项目(2020CFB337)和湖北咸丰忠建河大鲵国家级自然保护区大鲵行为监测研究项目(XF2024070301DN)
作者简介:田芳(1991—),女,讲师,博士,主要从事机电一体化及图像处理技术研究,E-mail:19954070308@163.com
通信作者:陈俊轶(1992—),女,讲师,博士,主要从事粮农加工检测系统及图像识别研究,E-mail:chenjunyi1224@163.com

system. The research result can provide theoretical and technical support for the real-time detection of giant salamanders in complex outdoor environments.

Key words: *Andrias davidianus*; object detection; YOLO 11; deep learning; giant salamander detection device

0　引言

大鲵(*Andrias davidianus*)作为国家级二级保护动物,其生存状况直接或间接反映该地区生态系统的健康程度。因此,开发有效检测和保护手段对于大鲵种群的恢复和保护具有重要意义[1-2]。

湖北咸丰忠建河大鲵国家级自然保护区地处咸丰县高乐山镇和忠堡镇,属长江系清江主要支流忠建河流域,大鲵为该保护区的旗舰物种[3]。由于大鲵行为节律特殊性,其主要出现在夜晚,地点以河段及细小直流为主,光线复杂且昏暗,导致检测存在覆盖面不足、检测难度高等问题,因此相关报告及研究都以描述性为主,且存在时间滞后性,缺乏定量实时检测分析。因此,利用前沿的图像识别技术对保护区内野生大鲵进行全天候观测已成为目前亟待解决的问题。

近年来,深度学习在复杂环境的应用越来越广泛[4-7]。郑荣才等[8]将改进 YOLO v7 应用在鲑鱼检测中,减少模型计算量和内存占用量,提高模型的特征提取能力和图像处理速度。李庆忠等[9]提出基于改进 YOLO 模型的水下鱼类实时检测算法,在处理小目标和重叠目标方面表现出色。HUSSAM 等[10]将彩色多尺度 Retinex 颜色增强技术与 YOLO 算法结合以实现较高的鱼类检测精度。汪沛洁等[11]对 YOLO v5 模型的改进虽提升小鱼群检测精确度,但在不同环境泛化性和对目标大小适应性有待优化。DU 等[12]提出一种 ResNet50－LSTM 算法识别鱼育种过程的行为,在养殖环境复杂的养殖车间检测效果显著,有很好的鲁棒性。涂万等[13]对 YOLO v8 模型改进,在水下鱼群检测精度上有所提升,但处理复杂环境目标检测仍需优化。以上研究充分说明深度学习的应用潜力,但其尚未应用在关于大鲵相关的研究中。

针对大鲵及其生境检测困难和保护不足等问题,聚焦湖北咸丰忠建河大鲵国家级自然保护区内,野生大鲵智能化全天候检测及绿色可持续发展,提出一种全新的目标识别模型 YOLO 11－EWL,并构建一套大鲵全天候图像智能识别及行为检测系统。

1　设备及数据集构建

1.1　实验设备

所设计的图像捕捉装置为非接触方式,以最大限度保护大鲵生存环境。主要包括定位系统以及图像捕捉系统,前者用于大鲵的定位使用,后者负责采集大鲵相关图像,两者相互协同工作。此装置可长期放置户外使用,可实现 24 h 户外无人值守拍摄,结构如图 1 所示。



图 1　图像采集装置示意图

Fig. 1　Schematic of image acquisition device

1. 图像捕捉摄像头　2. 定位天线　3. 交换机　4. 电源模块　5. 网关　6. 定位模块主板　7. 定位天线延长线　8. 环境传感器

电源模块将 220 V 交流电转为适合设备使用的 12 V 直流电,环境传感器、射频识别(Radio frequency identification,RFID)、摄像头经网关将信息传至服务器,再经 Web 前端汇总管理。前期 RFID 定位系统实时检测佩戴标签的大鲵的信号强度,当检测到接收信号强度指示(Received signal strength indication,RSSI)值时,触发相机进行多目标同步抓拍,摄像头捕获的图像通过交换机传输至服务器,与 RFID 定位数据、环境传感器信息同步绑定,形成结构化数据流。后期将模型应用于服务器,可实现拍摄识别没有佩戴 RFID 标签的野生大鲵。

1.2　数据集构建

1.2.1　数据集获取

大鲵图像样本于 2024 年 12 月—2025 年 2 月采集自湖北咸丰忠建河大鲵国家级自然保护区。

实验所采用原数据集图像共 1 020 幅,为使模型能够充分全面学习大鲵特征,再从网络资源中获取 530 幅图像,通过旋转、锐化、改变亮度、添加噪声等数据增强方式对数据集进行样本扩充,扩充后图像样本数量为 6 952 幅,不仅丰富了数据集,还能模仿不同天气效果。部分数据增强效果如图 2 所示。

1.2.2　数据集标注

数据集使用的标注软件为 X－Any Labeling,标注后得到包含大鲵目标标注框宽度、高度信息的 TXT 标签文件,以比例 7∶2∶1将数据集划分为训练集、测试集、验证集,数量构成分别为 4 866、1 390、695 幅,大鲵人工标注如图 3 所示。

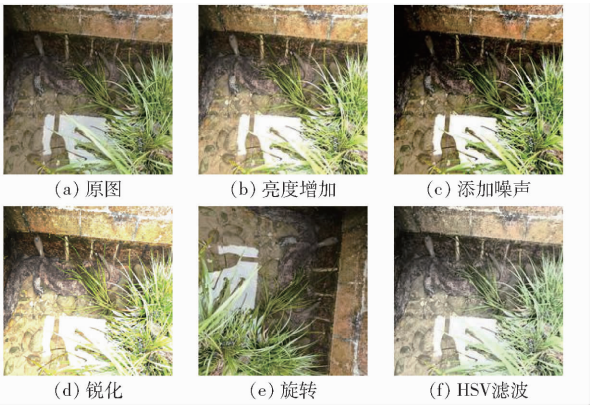


图 2 数据增强效果图

Fig. 2 Data enhancement effect diagram

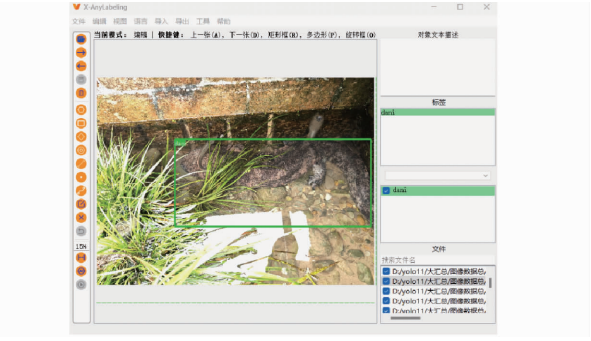


图 3 大鲵人工标注图

Fig. 3 Artificial labeling map of giant salamanders

2 大鲵检测模型

2.1 YOLO 11 模型

YOLO 11 模型包含主干层(Backbone)、颈部层(Neck)和头部层(Head)。Backbone 层采用 C3k2 模块,通过 Bottleneck Block 快速空间金字塔池化(Spatial pyramid pooling fast,SPPF)和跨阶段部分金字塔压缩注意力(Cross stage partial with pyramid squeeze attention,C2PSA)模块提升特征提取能力,Neck 层进行特征融合和增强,Head 层产生最终检测结果。

2.2 改进 YOLO 11n-EWL 模型

基于 YOLO 11n 基础架构提出一种改进识别模型,在 Backbone 层加入高效注意力模块(Efficient multi-scale attention module, EMA),同时将 CIoU(Complete intersection over union)损失函数替换为 Wise-IoU(WIoU)损失函数,在 Head 层加入轻量级自适应提取卷积(Lightweight adaptive extraction of convolutions,LAE),用此 3 类方法提高模型精度,改进模型命名为 YOLO 11n-EWL。模型网络结构如图 4 所示。

2.2.1 高效多尺度注意力模块 EMA

保护区环境复杂多变,大鲵体色易与环境混同,且环境干扰因素众多,易漏检,为使模型在训练优化过程更好地学习大鲵本身的特征,可做到在复杂环境中快速识别大鲵,本研究使用 EMA 高效多尺度注意力模块替换主干网 C2PSA 中的普通注意力机制,提升 YOLO 11n 模型多尺度特征。EMA 注意力模块结构如图 5 所示,其中 H 和 W 表示图像高度和宽度,C 为通道数。

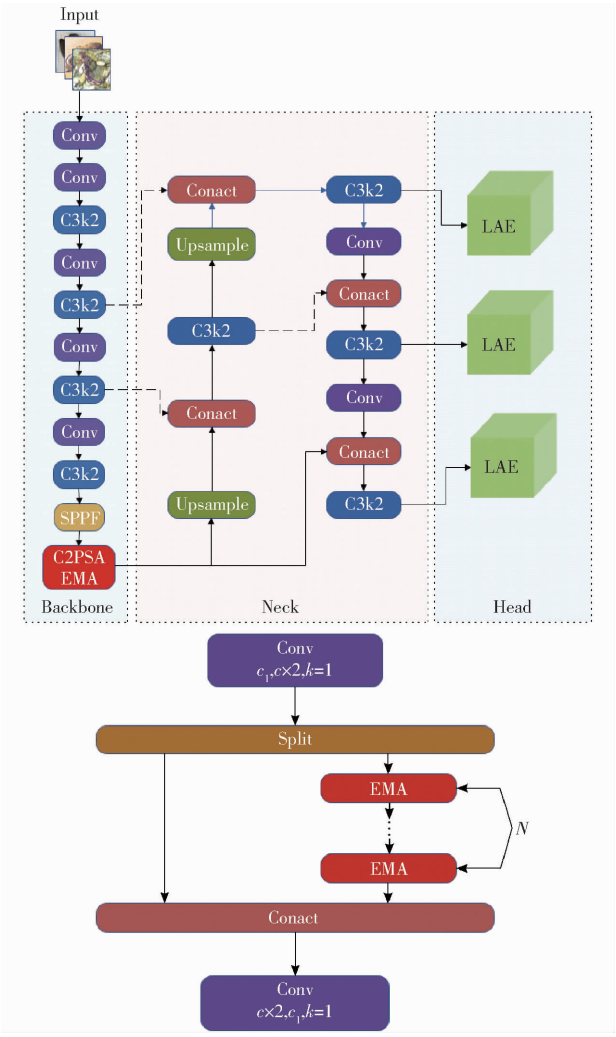


图 4 YOLO 11n-EWL 网络结构图

Fig. 4 YOLO 11n-EWL network architecture diagram

EMA[14]是在未减少通道维度的情况下,捕捉多尺度特征。其将部分通道重塑为批量维度,分组通道维度为多个子特征,可以使空间语义特征在各特征组内能够良好分布。避免通道维度缩减提升特征提取效果。工作流程为:①对于任意输入 $X\in\mathbf{R}^{C\times H\times W}$,EMA 在通道维度上将其划分为 G 个子特征,即 $X=[X_0,X_1,\cdots,X_{G-1}]$,每个子特征的维度为 $X\in\mathbf{R}^{C//G\times H\times W}$,其中"//"表示整数除法,即输入通道 C 被平均分成 G 个组。②通过 3 条不同的路径分别提取分组特征图的注意力权重描述符。其中,前 2 条路径使用包含 1×1 卷积操作的 1×1 分支,第 3 条路径则使用 3×3 卷积操作的 3×3 分支,其中,1×1 分支中,采用两个不同方向的一维全局平均池

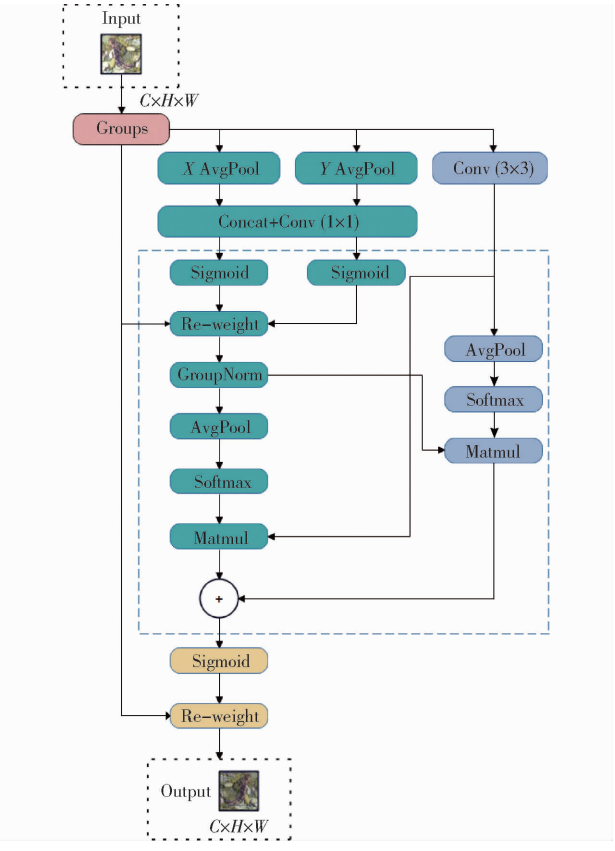


图 5　EMA 网络结构图

Fig. 5　EMA network structure diagram

化对通道进行编码，用以实现跨通道的信息交互。3×3 分支中，省略一维全局平均池化和 GroupNorm，实现多尺度特征表示。③使用二维全局平均池化分别对 1×1 分支和 3×3 分支的输出进行全局空间信息编码。各组内的输出特征图由 2 个生成的空间注意力权重相聚合获得。④使用 Sigmoid 激活函数捕捉像素级的成对关系，获取全局上下文信息，*X* AvgPool 为一维水平全局池化，*Y* AvgPool 为一维垂直全局池化。

二维全局平均池化操作公式为

$$Z_C = \frac{1}{HW}\sum_{j}^{H}\sum_{i}^{W} X_C(i,j) \tag{1}$$

式中　Z_C——池化后第 C 个通道输出值

$X_C(i,j)$——第 C 个通道在宽度为 i、高度为 j 位置输入值

2.2.2　WIoU 损失函数

由于保护区户外复杂环境下获取的大鲵图像背景复杂，大鲵主体与背景极易类失衡，在模型训练过程中高质量的锚框远少于误差大的锚框，质量差的样本会产生较大梯度从而影响模型优化方向。为解决以上问题，使用 WIoU 替换原损失函数，WIoU[15] 提出动态非单调聚焦机制，通过评估锚框质量，结合动态调节的梯度增益策略。在强化高质量锚框学习效果的同时抑制有害梯度对低质量样本的过度优化，提升模型鲁棒性。WIoUv1 构建基于注意力机制的边界框损失，设预测框中心坐标 (x,y)，对应真实框中心坐标投影 (x_0,y_0)，两框最小外接矩形宽、高分别为 W_I、H_I，IoU 为交并比，W_I 和 H_I 若参与梯度计算，会通过分母项 $(W_I^2+H_I^2)^*$ 引发 2 个问题：目标框尺寸较小时，分母趋近于零，导致梯度幅值急剧增大，可能破坏模型参数稳定性；W_I 和 H_I 本质上是目标框的几何属性，与模型需要优化的预测框位置参数 (x,y) 无直接关联。若允许其参与反向传播，会产生与检测任务无关的干扰梯度，导致扭曲参数更新方向。WIoUv1 计算公式为

$$L_{WIoUv1} = R_{WIoU}L_{IoU} \tag{2}$$

其中　$$R_{WIoU} = \exp\left(\frac{(x-x_0)^2+(y-y_0)^2}{(W_I^2+H_I^2)^*}\right) \tag{3}$$

$$L_{IoU} = 1 - IoU \tag{4}$$

式中　L_{WIoUv1}——第一版加权 IoU 损失函数

R_{WIoU}——基于中心点距离加权因子

L_{IoU}——标准的 IoU 损失

$*$ 表示将 W_I 与 H_I 从计算图中分离，阻止参与梯度计算，使其变为不带梯度的常量，在前向计算时作为固定值参与公式，不参与反向传播，防止 R_{WIoU} 产生阻碍收敛的梯度。

为预防有低质量大鲵图像样本产生较大有害梯度，定义离群度 β 用以描述锚框质量，计算公式为

$$\beta = \frac{L_{IoU}^*}{L_{IoU}} \tag{5}$$

式中　L_{IoU}^*——修正的 IoU 损失

对于离群度较大的低质量锚框给与分配较小的梯度增益，并且利用离群度与 WIoUv1 构造 WIoUv3，计算公式为

$$L_{WIoUv3} = rL_{WIoUv1} \tag{6}$$

其中　$$r = \frac{\beta}{\delta\alpha^{\beta-\delta}} \tag{7}$$

式中　L_{WIoUv3}——第三版加权 IoU 损失函数

r——基于 β、δ、α 调整损失函数系数

δ、α——超参数，用来控制离群度 β 和梯度增益 r 的映射

2.2.3　轻量级自适应提取卷积模块 LAE

为进一步提高模型识别速度和减少模型内存占用量，引入轻量级自适应提取卷积，LAE[16] 是高效特征提取模块，通过动态调整卷积核参数和自适应特征选择，在减少计算量的同时提升模型对复杂场景的适应能力。LAE 结构如图 6 所示。

轻量级提取（Lightweight extraction）部分中，输入图像经过分组卷积（groups = *C*/16），把输入通道分成多个小组来进行卷积操作，其中 groups =

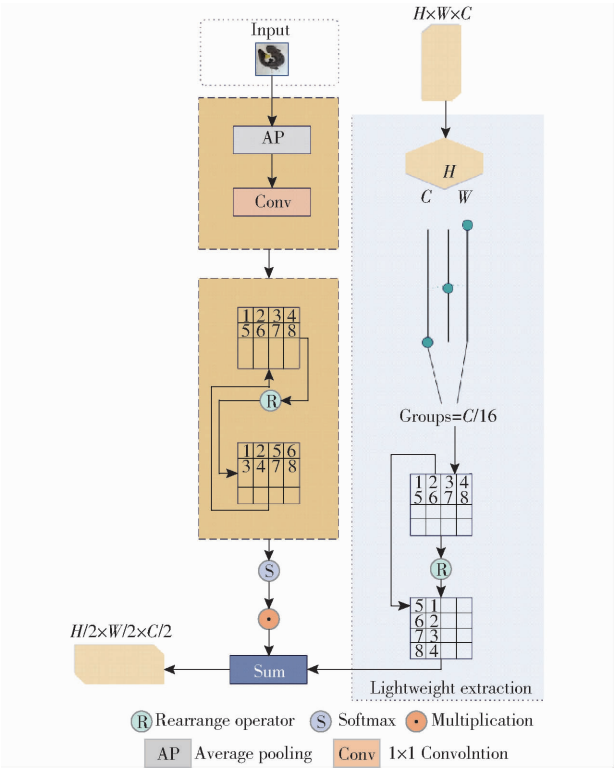


图 6 LAE 网络结构图

Fig. 6 LAE network structure diagram

$C/16$ 表示将输入通道分成 $C/16$ 个独立的分组，减少计算成本，使特征提取更高效。维度映射(Dimension mapping)部分中，卷积后的特征经过重新排列操作(R)，即将分组卷积的结果重新排列为不同的空间维度进行特征表示。自适应提取(Adaptive extraction)部分是特征图经过自适应平均池化，在高度和宽度维度上聚合特征信息。池化操作能够压缩输入的空间维度，使模型更关注全局特征。1×1 卷积是池化后的特征图通过 1×1 卷积操作进一步压缩和调整通道数。然后特征图经过重新排列操作和 Softmax 归一化，使得每个通道的权重可以自适应地调整，进一步提升网络的表达能力。轻量级提取和自适应提取的结果通过乘法运算融合，即使用自适应提取的权重调整轻量级提取的特征图。融合后的特征图与输入特征进行相加操作，通过残差连接确保信息流畅通，并输出最终特征图尺寸为 $H/2 \times W/2 \times C$。

3 结果与分析

3.1 实验环境及评价指标

本实验基于 Autodl 算力平台，GPU 型号为 NVIDIA GeForce RTX 4090，24 GB 显示内存，深度学习框架为 Pytorch 2.3.0，编程语言 Python 版本为 3.12.3，Conda 版本为 24.4.0。模型训练过程中，训练轮次为 500，初始学习率设置为 0.001，动量为 0.937。利用精确率(Precision，P)、召回率(Recall，R)、F1 分数(F1 score)、浮点运算量、模型内存占用量及帧率对模型检测性能进行评估。

3.2 不同注意力机制性能对比实验

为了验证 EMA 注意力模块在 YOLO 11n 检测模型对大鲵图像的提升效果，采用坐标注意力模块(Coordinate attention，CA)[17]和卷积块注意力模块(Convolutional block attention module，CBAM)[18]对模型进行改进，在相同实验环境下，对同一大鲵图像数据集进行性能对比实验，结果如表 1 所示。

表 1 不同注意力模块对比实验结果

Tab. 1 Results of comparative tests between different attention modules

模型	召回率/%	精确率/%	F1 分数/%	帧率/(f·s^{-1})
YOLO 11n + CA	85.14	86.73	85.92	62.20
YOLO 11n + CBAM	88.93	90.26	89.59	60.30
YOLO 11n + EMA	92.19	91.26	91.72	63.50

YOLO 11n + EMA 的召回率、精确率、F1 分数和帧率比 YOLO 11n + CA 分别高 7.05、4.53、5.80 个百分点和 1.30 f/s，比 YOLO 11n + CBAM 分别高 3.26、1.00、2.13 个百分点和 3.20 f/s。结果表明 EMA 注意力模块对 YOLO 11n 模型的性能提升效果较为明显。

3.3 消融实验结果

为验证 3 种改进方法的可行性，在相同配置环境下，对同一数据集开展消融实验，以 YOLO 11n 作为基础网络，在 Backbone 层中加入 EMA[19]注意力机制模块，将 CIoU 损失函数替换为 WIoU[20]损失函数，在 Head 层中加入轻量级自适应提取卷积 LAE[21]，结果如表 2 所示。由表 2 可知，改进网络 YOLO 11n - EWL 相较于仅加入 WIoU 损失函数的模型召回率、精确率、F1 分数和帧率，分别高 5.12、5.07、5.10 个百分点和 22.60 f/s，模型内存占用量减少 48.67 MB。相较于仅加入 LAE 的模型，分别高 3.32、3.80、3.57 个百分点和 8.90 f/s，模型内存占用量减少 7.29 MB。相较于仅加入 EMA 的模型，分别高 2.66、4.13、3.40 个百分点和 15.10 f/s，模型内存占用量减少 67.07 MB。相较于同时加入 EMA、LAE 的模型，分别高 3.59、2.14、2.88 个百分点和 1.60 f/s，模型内存占用量减少 4.07 MB。加入 3 种改进方法的 YOLO 11n - EWL 模型相较于基础网络 YOLO 11n 分别高 5.70、6.13、5.92 个百分点和 27.10 f/s，模型内存占用量减少 48.09 MB，达到 94.85%、95.39%、95.12% 和 77.20 f/s，模型内存占用量为 11.56 MB。原因是引入 EMA 模块能够

更好地捕捉像素级关系，WIoU 过滤了低质量样本锚框模型，LAE 模块减少了模型浮点运算量，提高模型整体性能，增强了模型鲁棒性与泛化性，最终使得其在复杂状况下的大鲵检测能力得到强化。

在大鲵图像识别任务中，单独引入某个模块或损失函数并不能有效提升模型性能，反而可能造成性能下降。这表明单一的改进措施不足以优化模型，必须综合考虑多种因素，才能实现模型性能提升。

表 2　消融实验结果

Tab. 2　Results of ablation experiments

EMA	LAE	WIoU	召回率/%	精确率/%	F1 分数/%	帧率/(f·s^{-1})	浮点运算量	模型内存占用量/MB
×	×	×	89.15	89.26	89.20	50.10	1.21×10^{10}	59.65
×	×	√	89.73	90.32	90.02	54.60	1.56×10^{10}	60.23
×	√	×	91.53	91.59	91.55	68.30	1.04×10^{10}	18.85
√	×	×	92.19	91.26	91.72	62.10	1.23×10^{11}	78.63
√	√	×	91.26	93.25	92.24	75.60	1.13×10^{10}	15.63
√	√	√	94.85	95.39	95.12	77.20	8.65×10^{9}	11.56

注：√表示采用此改进方式，×表示不采用此改进方式。

3.4　不同模型结果对比

为客观评估不同模型在本任务上的性能表现，在同一实验平台使用 YOLO v8n[22-24]、YOLO v10n[25]、YOLO 11n[26]、Deformable DETR[27]、SSD[28-29]及改进模型 YOLO 11n－EWL，在本文的数据集上进行测试。各模型大鲵识别结果如表 3 所示。

表 3　不同模型性能对比结果

Tab. 3　Comparison results of different model performances

模型	召回率/%	精确率/%	F1 分数/%	帧率/(f·s^{-1})	浮点运算量	模型内存占用量/MB
YOLO v8n－EWL	85.73	86.96	86.34	50.69	1.19×10^{11}	49.60
Deformable DETR	86.29	89.25	87.74	43.24	1.37×10^{10}	58.63
SSD	90.01	91.26	90.63	39.20	2.65×10^{11}	83.50
YOLO v10n－EWL	88.56	89.34	88.94	49.36	2.64×10^{11}	55.40
YOLO 11n	89.15	89.26	89.20	50.10	1.21×10^{10}	59.65
YOLO 11n－EWL	94.85	95.39	95.12	77.20	8.65×10^{9}	11.56

本文改进模型召回率、精确率、F1 分数和帧率分别达到 94.85%、95.39%、95.12% 和 77.20 f/s，与 YOLO v10n－EWL 相比较，分别高 6.29、6.05、6.18 个百分点和 27.84 f/s；与 YOLO v8n－EWL 相比较，分别高 9.12、8.43、8.78 个百分点和 26.51 f/s；与 YOLO 11n 相比较，分别高 5.70、6.13、5.92 个百分点和 27.1 f/s；与 SSD 相比较，分别高 4.84、4.13、4.49 个百分点和 38.00 f/s；与 Deformable DETR 相比较，分别高 8.56、6.14、7.38 个百分点和 33.96 f/s。综上，本文改进模型在大鲵识别方面表现良好，可以满足实时检测需求，有助于部署到户外工作。

3.5　对比结果可视化分析

由图 7 可知，YOLO v8n－EWL 模型对单个大鲵无遮挡的图像识别精度不高，在复杂环境中和简单环境多大鲵图像中有漏检和低质量锚框的出现，YOLO v10n－EWL 和 YOLO 11n 中，识别精度逐渐提高，但对于复杂环境和多大鲵图像依然存在漏检的现象。在弱光环境下，YOLO v10n－EWL 与 YOLO v8n－EWL 虽识别精度略高，但出现大量误检和低质量锚框，YOLO 11n－EWL 在单大鲵图像、复杂环境检测中精确率高，在多大鲵图像检测中不仅没有漏检也没有出现低质量锚框；在弱光环境下，识别精度高，不存在漏检、误检、低质量锚框等现象。综上所述，改进模型在检测任务中表现最优，适应性良好，鲁棒性强，对大鲵特征的分析能力更强，充分验证所提改进模型的可行性。

3.6　大鲵检测系统设计与应用

3.6.1　系统实现

Web 端主要面向该系统运维人员，用于对整个平台多场景、多设备的综合管理。管理后台承担整个系统的总体管理和维护功能，包括设备参数设置、设备查看、数据管理、场地及大鲵检测历史数据管理功能，界面如图 8 所示。

3.6.2　系统应用

为验证大鲵检测系统应用效果，在 2024 年 12 月—2025 年 3 月期间，将检测设备应用于湖北咸丰忠建河大鲵国家级自然保护区。为验证系统传输速

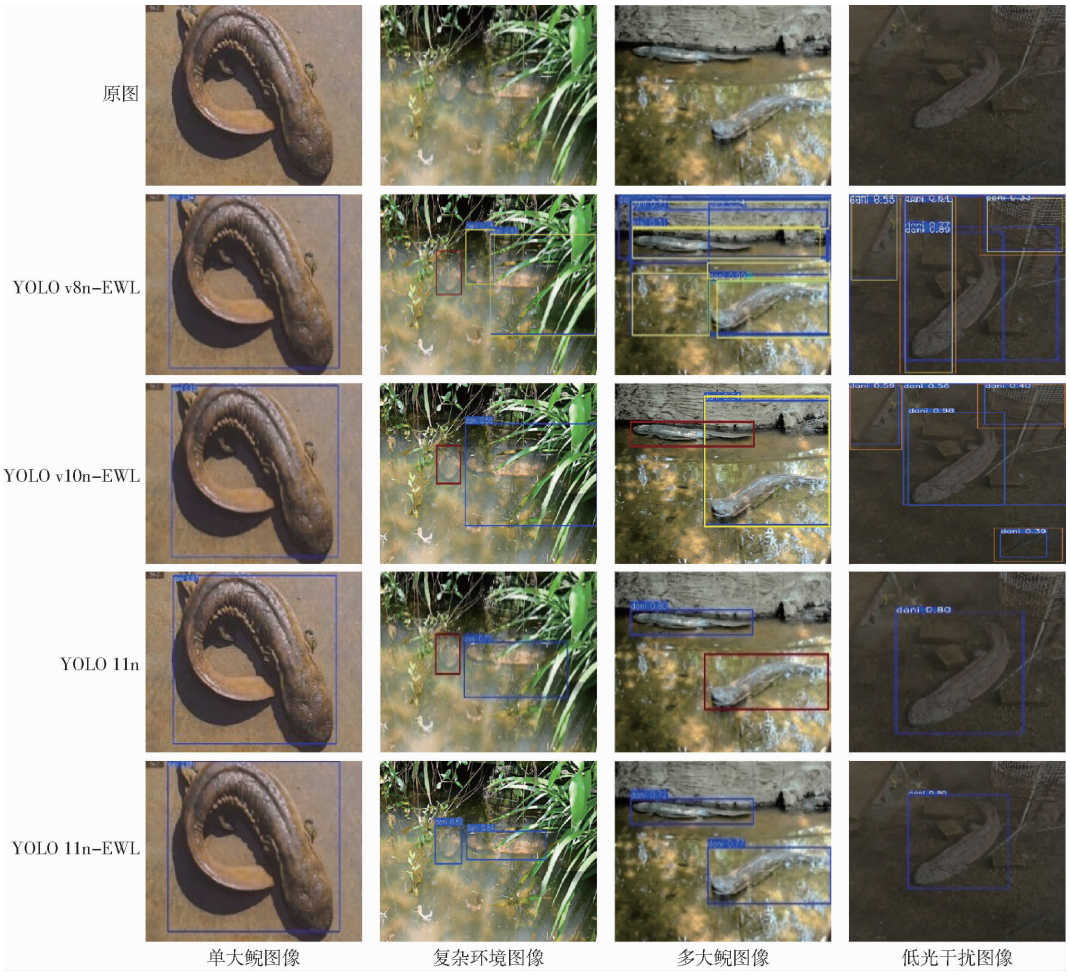


图 7 改进前后模型运行结果对比

Fig. 7 Comparison of model running results before and after improvement

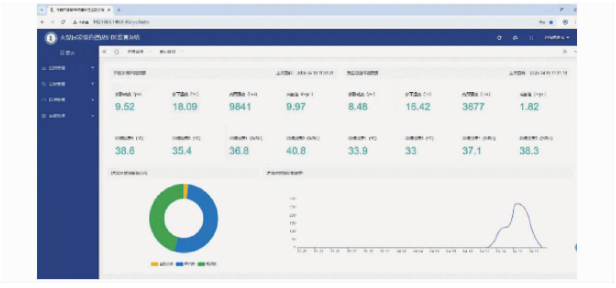


图 8 系统 Web 前端界面

Fig. 8 Web front-end interface

度,系统启动后,将拍摄图像保存至服务器,单幅图像占用内存约为 1.8 MB,速度约为 1.68 MB/s,满足大鲵检测实时性需求。由于野生大鲵数量极少,出没时间不定,为验证系统及算法的稳定性,在仿生池设定每天不间断检测,检测到大鲵的同时计数。可用于统计该地域大鲵出现数量与频率以及出没时间段,同时收集该地域环境信息,以便及时了解保护区大鲵出没状况。系统召回率、精确率、F1 分数、帧率分别为 94.85%、95.39%、95.12%、77.20 f/s。综上所述,本系统在湖北咸丰忠建河大鲵国家级自然保护区应用中,性能表现良好。

4 结论

(1)提出一种改进模型 YOLO 11n-EWL,用于大鲵的识别检测,加入 EMA 模块和替换损失函数以及加入轻量化 LAE 模块后,比模型 YOLO 11n 的召回率、准确率、F1 分数、帧率都有较高提升,分别达到 94.85%、95.39%、95.12%、77.20 f/s,模型内存占用量为 11.56 MB。所提模型性能稳定,具有较强鲁棒性。

(2)相同实验条件下与 YOLO v10n-EWL 相比较,本文模型召回率、精确率、F1 分数和帧率,分别高 6.29、6.05、6.18 个百分点和 27.84 f/s;与 YOLO 11n 相比较,分别高 5.70、6.13、5.92 个百分点和 27.1 f/s。较基准网络模型 YOLO 11n 均有较大提升,在单大鲵、多大鲵、弱光环境及复杂环境均可以快速识别大鲵。

(3)开发针对大鲵的自动化识别检测设备、忠建河大鲵保护区检测系统,其可在户外长期采集大鲵图像,在后台可查看相关数据。具备实用价值,满足对大鲵检测的需求。

参 考 文 献

[1] 王丞,蒋万胜,周强,等. 大鲵的活动习性及移动距离初探[J]. 绿色科技,2024,26(4):58－62.
WANG Cheng, JIANG Wansheng, ZHOU Qiang, et al. Preliminary investigation into the activity patterns and displacement distances of the Chinese giant salamander (*Andrias davidianus*)[J]. Journal of Green Science and Technology,2024,26(4):58－62. (in Chinese)

[2] 邓智勇,解宜兴,刘懿,等. 湖南张家界大鲵国家级自然保护区河流健康评价[J]. 水利水电快报,2024,45(3):111－117,129.
DENG Zhiyong, XlE Yixing, LIU Yi,et al. River health assessment of Zhangjiajie Giant Salamander National Nature Reserve in Hunan Province[J]. Express Water Resources & Hydropower Information,2024,45(3):111－117,129. (in Chinese)

[3] 袁玉顶. 清江流域生态环境存在的问题及措施建议[J]. 今日科苑,2023(1):32－41,94.
YUAN Yuding. Problems and measures existing in the ecological environment of the Qingjiang River Basin[J]. Modern Science, 2023(1):32－41,94. (in Chinese)

[4] 上海海洋大学. 一种基于神经网络的鱼体鱼病检测方法及系统:CN202211623709.8[P]. 2023－03－14.

[5] 张铮,鲁祥,胡庆松. 基于图像增强与 GC－YOLO v5s 的水下环境河蟹识别轻量化模型研究[J]. 农业机械学报,2024,55(11):124－131,374.
ZHANG Zheng,LU Xiang,HU Qingsong. Lightweight model for river crab detection based on image enhancement and improved YOLO v5s [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(11):124－131,374. (in Chinese)

[6] 柯澳,王宇聪,胡博宇,等. 基于图像的野生动物检测与识别综述[J]. 计算机系统应用,2024,33(1):22－36.
KE Ao,WANG Yucong,HU Boyu,et al. Review on image-based wildlife detection and recognition[J]. Computer Systems & Applications,2024,33(1):22－36. (in Chinese)

[7] 李道亮,李万超,杜壮壮. 基于音视频信息融合与 Self－Attention－DSC－CNN6 网络的鲈鱼摄食强度分类方法[J]. 农业机械学报,2025,56(1):16－24.
LI Daoliang,LI Wanchao,DU Zhuangzhuang. Classification method of feeding intensity of sea bass based on Self－Attention－DSC－CNN6 and multi-modal fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025,56(1):16－24. (in Chinese)

[8] 郑荣才,谭鼎文,徐青,等. 基于改进 YOLO v7 的鲑鱼检测模型轻量化研究[J]. 农业机械学报,2024,55(11):132－139.
ZHENG Rongcai, TAN Dingwen, XU Qing, et al. Lightweight salmon detection model based on improved YOLO v7[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(11):132－139. (in Chinese)

[9] 李庆忠,李宜兵,牛炯. 基于改进 YOLO 和迁移学习的水下鱼类目标实时检测[J]. 模式识别与人工智能,2019,32(3):193－203.
LI Qingzhong,LI Yibing,NIU Jiong. Real-time detection of underwater fish based on improved YOLO and transfer learning[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence,2019,32(3):193－203. (in Chinese)

[10] HUSSAM E M,ALI F,OMAR A,et al. MSR－YOLO:method to enhance fish detection and tracking in fish farms[J] Procedia Computer Science,2020,170:539－546.

[11] 汪沛洁,谌雨章,王诗琦,等. 基于改进 YOLo v5 的鱼群小目标检测优化算法[J]. 湖北大学学报(自然科学版),2024,46(1):14－24.
WANG Peijie, CHEN Yuzhang, WANG Shiqi, et al. Optimization algorithm of fish shoal small target detection based on improved YOLO v5[J]. Journal of Hubei University(Natural Science),2024,46(1):14－24. (in Chinese)

[12] DU L, LU Z, LI D. Broodstock breeding behaviour recognition based on Resnet50－LSTM with CBAM attention mechanism [J]. Computers and Electronics in Agriculture,2022,202:107404.

[13] 涂万,于红,张鹏,等. 基于通道非降维与空间协调注意力的改进 YOL0 v8 养殖鱼群检测[J]. 大连海洋大学学报,2023,38(4):717－725.
TU Wan,YU Hong,ZHANG Peng,et al. Improved YOLO v8 for aquaculture fish school detection based on channel non-dimensionality reduction and spatial coordinated attention[J]. Journal of Dalian Ocean University,2023,38(4):717－725. (in Chinese)

[14] QING S, QIU Z, WANG W, et al. Improved YOLO－FastestV2 wheat spike detection model based on a multi-stage attention mechanism with a LightFPN detection head[J]. Frontiers in Plant Science,2024,15:1411510.

[15] DONG X, ZHANG L, XU C, et al. Detection of pine wilt disease infected pine trees using YOLO v5 optimized by attention mechanisms and loss functions[J]. Ecological Indicators,2024,168:112764.

[16] PAN W, CHEN J, LV B, et al. Lightweight marine biodetection model based on improved YOLO v10[J]. Alexandria Engineering Journal,2025,119:379－390.

[17] AI J Q. An SAR target classification algorithm based on the central coordinate attention module[J]. IEEE Sensors Journal, 2023,24(2):1941－1952.

[18] LV M, SU W H. YOLO V5－CBAM－C3TR: an optimized model based on transformer module and attention mechanism for

apple leaf disease detection[J]. Frontiers in Plant Science, 2024, 14: 1323301.

[19] WANG Xiaojuan. AgeDETR: attention-guided efficient DETR for space target detection[J]. Remote Sensing, 2024, 16(18): 3452.

[20] FU Z. DLSW - YOLO v8n: a novel small maritime search and rescue object detection framework for UAV images with deformable large kernel net[J]. Drones, 2024, 8(7): 310.

[21] YU Zhongwen. LSM - YOLO: compact and effective ROI detector for medical detection[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2408.14087, 2024.

[22] 袁红春,李春桥. 基于改进可变形卷积的 FDC - YOLO v8 水下生物目标检测方法研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(11): 140 - 146.
YUAN Hongchun, LI Chunqiao. Research on FDC - YOLO v8 underwater biological object detection method improved by deformable convolution[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(11): 140 - 146. (in Chinese)

[23] 罗斌,李家超,周亚男,等. 基于改进 YOLO v8 的轻量化稻瘟病孢子检测方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(11): 32 - 38.
LUO Bin, LI Jiachao, ZHOU Ya'nan, et al. Lightweight rice blast spores detection method based on improved YOLO v8[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(11): 32 - 38. (in Chinese)

[24] 杨断利,齐俊林,陈辉,等. 基于改进 YOLO v8n 模型的散养蛋鸡个体行为识别方法与差异分析[J]. 农业机械学报, 2024, 55(11): 112 - 123.
YANG Duanli, QI Junlin, CHEN Hui, et al. Individual behavioral identification and differential analysis of free-range laying hens based on improved YOLO v8n model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(11): 112 - 123. (in Chinese)

[25] 徐浩哲,王元兴. 改进 YOLO v10n 的无人机航拍图像检测算法[J]. 计算机科学与应用, 2025, 15(1): 230 - 238.
XU Haozhe, WANG Yuanxing. Algorithm for aerial image detection of unmanned aerial vehicles based on improved YOLO v10n[J]. Computer Science and Application, 2025, 15(1): 230 - 238. (in Chinese)

[26] CHEN R. YOLO - CE: an underwater low-visibility environment target detection algorithm based on YOLO 11[J]. The Journal of Supercomputing, 2025, 81(5): 1 - 24.

[27] 李宗刚,宋秋凡,杜亚江,等. 基于改进 DETR 的机器人铆接缺陷检测方法研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2024, 21(4): 1690 - 1700.
LI Zonggang, SONG Qiufan, DU Yajiang, et al. Research on robot riveting defect detection method based on improved DETR[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2024, 21(4): 1690 - 1700. (in Chinese)

[28] 胡焱,原子昊,涂晓光,等. 基于对比学习的改进 SSD 目标检测算法[J]. 红外技术, 2024, 46(5): 548 - 555.
HU Yan, YUAN Zihao, TU Xiaoguang, et al. Improved SSD object detection algorithm based on contrastive learning[J]. Infrared Technology, 2024, 46(5): 548 - 555. (in Chinese)

[29] 张秀再,邱野,沈涛. 基于改进 SSD 算法的地铁场景小行人目标检测[J]. 计算机研究与发展, 2025, 62(2): 397 - 407.
ZHANG Xiuzai, QIU Ye, SHEN Tao. Small pedestrian target detection in subway scene based on improved SSD algorithm[J]. Journal of Computer Research and Development, 2025, 62(2): 397 - 407. (in Chinese)

(上接第 109 页)

[27] FENG Yifan, HUANG Jiangang, DU Shaoyi, et al. Hyper-yolo: when visual object detection meets hypergraph computation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2025, 47(4): 2388 - 2401.

[28] REN Shaoqing, HE Kaiming, GIRSHICK R, et al. Faster R - CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 39(6): 1137 - 1149.

[29] LIU W, ANGUVLOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector[C]// European Conference on Computer Vision, Springer, Cham, 2016: 21 - 37.

[30] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M. YOLOv7: trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 7464 - 7475.

[31] SOHAN M, SAI RAM T, RAMI REDDY C V. A review on YOLO v8 and its advancements[C]// International Conference on Data Intelligence and Cognitive Informatics, Springer, Singapore, 2024: 529 - 545.

[32] WANG Ao, CHEN Hui, LIU Lihao, et al. YOLO v10: real-time end-to-end object detection[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2024, 37: 107984 - 108011.