

多目标鱼体对象提议检测算法研究

孙龙清 刘 婷 陈帅华 吴雨寒
(中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083)

摘要: 鱼的行为变化除了可以反映其自身健康状况外,还对分析水质变化具有重要意义,而精确、快速的鱼体目标检测是行为变化分析的基础。针对现有多目标鱼体检测算法存在检测定位精确度低的问题,提出了一种简单、有效的多目标鱼体对象提议检测算法。提取鱼体图像的骨架和边缘信息,制定新的窗口打分策略生成候选窗口,训练 PCA 卷积核提取鱼体图像前景和背景特征,利用支持向量机(Support vector machine, SVM)识别得到鱼体目标所在的候选窗口,运用非极大值抑制算法剔除冗余窗口完成目标检测。实验表明,基于新的窗口打分策略生成的候选窗口比 Edge Boxes 算法得到的候选窗口具有更高的召回率,召回率最高可达 96.9%,对候选窗口的最高识别准确率可达 95.71%。通过本文算法和 Edge Boxes-PCANet 算法得到的漏检率、误检率和平均检测时间表明,本文算法的综合表现更优,说明本文算法可以高效精确地实现多目标鱼体检测。

关键词: 鱼体; 目标检测; 边缘; 骨架; 支持向量机

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2019)12-0260-08

Multi-target Fish Detection Algorithm Based on Object Proposals

SUN Longqing LIU Ting CHEN Shuaihua WU Yuhan
(College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: In addition to reflecting its own health status, fish behavioral changes are also important in analyzing water quality. The accurate and rapid fish detection is the basis for behavioral change analysis. In order to solve the problem of low precision in the existing multi-target fish detection algorithms, a simple but effective multi-target fish detection algorithm was proposed. A new window scoring strategy was created to generate proposal windows by using the skeleton and edge cues of the fish image. The principal component analysis convolution kernels were trained to extract foreground and background features of fish images. The support vector machine was used to classify proposal windows to obtain windows where fish were located, and the non-maximum suppression algorithm was used to eliminate redundant windows to complete the object detection. Experiments showed that the proposed algorithm based on the new window scoring strategy had a higher recall rate than the Edge Boxes algorithm, and the recall rate was up to 96.9% under the fixed proposals. The highest classification accuracy of proposal windows can reach 95.71%. By analyzing the missed detection rate, false detection rate and average detection time of the algorithm and Edge Boxes-PCANet, the overall performance of the algorithm was optimal. Using this detection algorithm, the multi-target fish detection can be achieved efficiently and accurately.

Key words: fish; object detection; edge; skeleton; support vector machine

0 引言

鱼的行为变化与养殖环境密切相关,可以作为水质监测的依据^[1-2]。基于视频图像处理技术对多目标鱼体进行精确且快速的检测定位,有助于进一

步提取多目标鱼体的运动和行为参数,对水质异常做到早预警^[3-5]。准确有效的多目标鱼体检测算法是鱼群行为分析和水质监测的基础。

目标检测是根据目标区别于背景的特征,利用视频图像识别技术将目标从图像中自动识别出

来并进行定位^[6]。对象提议算法通过预先找出图像中目标可能出现的区域,避免滑动窗口的穷尽搜索,提高检测速度的精度。对象提议算法主要分为基于聚类操作的对象提议算法和基于窗口打分的对象提议算法^[7]。基于聚类操作的对象提议算法中最具代表性的是 UIJLINGS 等^[8]提出的选择性搜索算法 (Selective search, SS), 利用分割算法^[9]产生超像素区域,通过不断合并超像素来生成不同大小的候选窗口,已被应用于 R-CNN^[10]、Fast R-CNN^[11]等物体检测框架中,生成的候选窗口召回率高,缺点是运算速度慢。基于窗口打分的对象提议算法利用滑动窗口遍历图像,根据特定的特征对窗口打分筛选得到候选窗口,CHENG 等^[12]提出的二值化规范梯度 (Binarized normed gradients, BING) 对象提议算法,基于边缘特征训练两级线性 SVM 模型对窗口进行打分,筛选得到候选区域,获得的候选窗口召回率高,运算速度快,但随着候选窗口与真实窗口之间的交并比 (Intersection over union, IOU) 标准的严格,召回率会明显下降。

针对对象提议算法难以同时满足高召回率和高运算速度的问题,ZITNICK 等^[13]提出了 Edge Boxes 算法,基于滑动窗口完全包含的边缘数量对窗口打分筛选得到候选窗口,保证了高召回率和较高的运算速度。ZHAO 等^[14]应用 Edge Boxes 算法实现了行人检测,在夜间环境下由于部分边缘信息的丢失,会出现漏检情况;HU 等^[15]将 Edge Boxes 算法与选择性搜索算法结合起来,实现了对癌细胞的检测,当癌细胞之间出现黏连时,会出现一个候选窗口包含多个癌细胞的情况;KUANG 等^[16]将区域相似性与 Edge Boxes 算法融合,实现了对多种水果的检测,当水果间紧密相邻时,易出现一个候选窗口包含多个目标的状况。大量的研究应用表明,Edge Boxes 主要缺陷在于:①当图像中的目标物体位于低能见度环境下时,目标物体会缺失部分边缘信息,使得召回率降低,最终造成漏检。②Edge Boxes 算法具有窗口包含边缘段越多、越易于获得更高得分的特性,当目标相邻或轻微重叠时,最终筛选获得的候选窗口可能包含多个目标,无法实现对每个目标的精确检测。

为克服上述缺陷,生成高召回率的候选窗口,实现多目标鱼体的精确检测,本文提出利用鱼体图像的骨架和边缘信息,设计新的窗口打分策略,获得候选窗口,训练主成分分析 (Principal component analysis, PCA) 卷积核提取鱼体目标和背景的特征,利用支持向量机分类得到鱼体目标所在的候选窗

口,运用非极大值抑制算法^[17]剔除得分低的窗口,完成目标检测。

1 材料和方法

1.1 实验平台与样本数据集

实验平台主要由摄像机、鱼缸和台式计算机 3 部分组成,如图 1 所示。摄像机为海康威视工业摄像机,分辨率为 3 840 像素 × 2 160 像素,安装在养殖鱼缸的正上方;鱼缸尺寸为 120 cm × 120 cm × 100 cm,其中水深 50 cm;台式计算机的显卡为 NVIDIA GeForce GTX 970M,16 GB 内存。

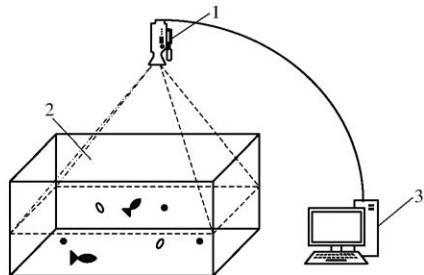


图 1 实验平台

Fig. 1 Experiment platform

1. 摄像机 2. 鱼缸 3. 台式计算机

样本数据集截取自上述实验平台采集到的真实视频图像,数据集构建步骤如下:

(1)从视频中截取 1 500 幅鱼体图像数据,这些图像数据可以是连续截取的,也可是随机挑选的,图像样本如图 2a 所示。

(2)对截取的图像利用开源图像标注软件 labelImg 进行人工标注,生成表明鱼体真实位置的 XML 文件。



(a) 图像样本



(b) 正样本



(c) 负样本

图 2 训练数据集

Fig. 2 Training data sets

(3)根据标注,将含有目标鱼体的区域剪裁下来构成检测对象识别模型的正样本,如图 2b 所示,随机剪裁一些背景区域作为负样本,如图 2c 所示。

1.2 算法原理

本目标检测模型主要包括获得候选窗口和检测对象识别两部分,完整的算法流程如图 3 所示。

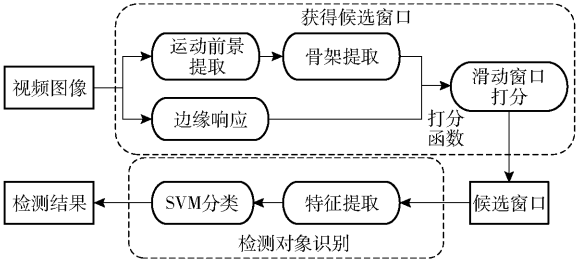


图 3 鱼体检测算法流程图

Fig. 3 Flow chart of fish detection algorithm

1.2.1 获得候选窗口

用不同宽高比、不同尺度的滑动窗口按照一定的滑动步长对图像进行从左到右、从上到下的扫描,生成一系列初始窗口,基于图像的骨架信息和边缘信息设计打分函数对初始窗口打分,筛选得到候选窗口。

(1)骨架信息提取

对连续多帧图像求相应位置像素值的中值作为背景模型,将待检测图像与背景差分获得运动前景,对运动前景二值化后进行骨架提取,二值化运动前景如图 4 所示。骨架提取可以理解为提取出运动前景的中心轴^[18-19],原理如图 5 所示。假设 $P_1 = 1$ 为待判断的点,其 8 邻域分别按照图 5 中的顺序标记为 $P_2, P_3, P_4, P_5, P_6, P_7, P_8, P_9$ 。



图 4 二值化运动前景

Fig. 4 Binarization of foreground segmentation

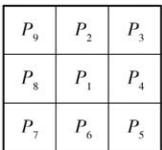


图 5 骨架提取原理图

Fig. 5 Schematic of skeleton extraction

为了保证骨架的连续性,将每次迭代分为两个子迭代。在第 1 个子迭代中,去除同时满足以下条件的点

$$\begin{cases} 2 \leq B(P_1) \leq 6 \\ A(P_1) = 1 \\ p_4 p_6 p_8 = 0 \\ p_2 p_4 p_6 = 0 \end{cases}$$

式中 $B(P_1)$ ——点 P_1 的 8 邻域中像素值为 1 的点的像素之和

$A(P_1)$ ——点 P_1 的 8 邻域中,顺时针方向像素值从 0 到 1 的变化次数

p_2, p_4, p_6, p_8 ——点 P_2, P_4, P_6, P_8 的像素
在第 2 个子迭代中,去除同时满足以下条件的点

$$\begin{cases} 2 \leq B(P_1) \leq 6 \\ A(P_1) = 1 \\ p_2 p_4 p_8 = 0 \\ p_2 p_6 p_8 = 0 \end{cases}$$

循环迭代直到没有符合条件的点为止。骨架信息如图 6 所示。

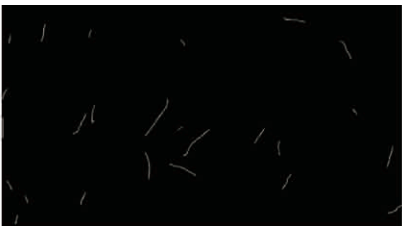


图 6 骨架信息

Fig. 6 Skeleton information

(2)边缘信息提取

本文采用快速有效的结构化森林边缘检测算子^[20]得到鱼体图像的边缘响应,如图 7 所示。为了保证算法的运算效率,引入“边缘段”数据结构,即将具有相似性的边缘点进行聚合。搜索边缘响应图中每一个边缘点的 8 邻域,找到与其梯度方向角差值最小的边缘点添加进来,直到梯度方向角差值的和超过阈值 $\pi/2$,得到一系列边缘段,此时边缘图像可以看成是边缘段的集合。



图 7 边缘响应图

Fig. 7 Edge response map

(3)初始窗口打分

针对滑动窗口从左到右、从上到下扫描得到的一系列初始窗口,依据提取到的二值化运动前景可以滤除一部分不可能位于目标之上的初始窗口。对

初始窗口打分的两个重要依据为窗口中完全包含的边缘段数量和窗口中可能包含的鱼体数量。

设定位于窗口边界上的边缘段为窗口外物体的边缘响应,基于与窗口边界上的边缘段的相似度,对初始窗口中每一个边缘段计算一个 0 ~ 1 范围内的连续值来指示其被初始窗口完全包含的程度

$$w(s_i) = \begin{cases} 1 & (s_i \in b) \\ 0 & (s_i \in S_b \text{ 或 } x_i \notin b) \\ 1 - \max \prod_{j=1}^{|T|-1} a(s_i, s_{j+1}) & (s_i \notin S_b \text{ 且 } x_i \in b) \end{cases} \quad (1)$$

其中 $a(s_i, s_j) = |\cos(\theta_i - \theta_j) \cos(\theta_j - \theta_{ij})|^\gamma$ (2)

式中 $w(s_i)$ ——边缘段 s_i 被初始窗口完全包含的程度

b ——初始窗口

S_b ——窗口 b 边界上的边缘段集合

x_i ——边缘段 s_i 上任意一点

T ——长度为 $|T|$ 的有向边缘组路径,起点是

$$t_1 = s_j \in S_b, \text{ 终点是 } t_{|T|} = s_i$$

$a(s_i, s_j)$ ——任意两个边缘段之间的相似度

θ_i ——边缘段 s_i 的平均方向角

θ_j ——边缘段 s_j 的平均方向角

θ_{ij} ——边缘段 s_i 平均坐标位置和边缘段 s_j 平均坐标位置连线向量的方向角

γ ——调节相似度计算的敏感度

把在原图生成的初始窗口 b 映射到骨架图像上,处理初始窗口内的连通区域时,一个点其 8 邻域中只有 1 个非零像素点与它相邻,则该点是骨架的端点,通过对骨架的端点计数可以估计初始窗口中完全包含的鱼体数量。

$$\mu = \begin{cases} 1 & (u = 1, 2) \\ 2 & (u = 3) \\ 2.5 & (u = 4) \\ u/2 + 1 & (u > 4) \end{cases} \quad (3)$$

其中 $u = u_{in} - u_b$ (4)

式中 μ ——初始窗口中可能包含的鱼体数

u ——完全包含在初始窗口 b 中的骨架的端点数

u_{in} ——初始窗口 b 中的所有端点数

u_b ——初始窗口 b 中与窗口边界相关的端点数

$$h_b = \frac{\sum_i w(s_i) m_i}{2\mu(b_w + b_h)^\lambda} + \frac{n_b}{2\mu(b_w + b_h)} \quad (5)$$

其中 $m_i = \sum_{p \in s_i} m_p$ (6)

式中 h_b ——初始窗口 b 的得分

m_i ——边缘段 s_i 上所有边缘点幅值的总和

b_w ——初始窗口 b 的宽度

b_h ——初始窗口 b 的高度

n_b ——初始窗口 b 对应运动前景像素值的和

λ ——分子标准化系数,本文设置为 1.5

p ——边缘点

m_p ——边缘点的幅值

当 $u = 0$ 时,为了保证不出现打分函数分母为 0 的极端情况,设置 $\mu = 1$ 。

根据分数对初始窗口进行排序,并输出得分排名前 β 的窗口作为单幅图像的候选窗口,用于后续检测对象识别阶段。其中 β 为可以使本文鱼体对象提议算法达到最高召回率的最少候选窗口。

1.2.2 检测对象识别

为了精确地检测多目标鱼体,将候选窗口对应的原始图像区域缩放到固定尺寸 $K \times K$,利用两级 PCA 卷积核提取图像特征^[21],设 W_l^1 是第 1 级第 l 个 PCA 卷积核, W_r^2 是第 2 级第 r 个 PCA 卷积核。

计算每一个候选窗口对应区域

$$\begin{cases} G_l^1 = G W_l^1 \\ G_{l,r}^2 = G_l^1 W_r^2 \end{cases} \quad (7)$$

式中 G_l^1 —— G 与 W_l^1 的卷积特征图

G ——候选窗口对应区域

$G_{l,r}^2$ —— G_l^1 与 W_r^2 的卷积特征图

经过两级 PCA 卷积后,每个候选窗口对应区域生成了 $l \times r$ 幅特征图。对这些特征图进行哈希编码,堆叠成 l 组特征图,每组 r 幅二进制特征图。将每组的 r 幅二进制特征图转换成 1 幅十进制特征图,共有 l 幅。最后对每 1 幅特征图进行直方图统计,形成一个直方图向量,把 l 个直方图向量串联为一个特征向量后,输入到 SVM 中分类,判断该候选窗口是否含有目标。保留包含鱼体的候选窗口并滤除位于背景的候选窗口,保留下的部分候选窗口会在同一个鱼体目标上高度重叠,本文利用非极大值抑制算法解决该问题,完成多目标鱼体检测。

1.2.3 PCA 卷积核与 SVM 训练

设有 N 个尺寸为 $K \times K$ 的训练样本,对于每一个训练样本,利用 $k \times k$ 的采样窗口以每个像素点为中心进行采样,则每一个训练样本共 K^2 个采样块,每个采样块的尺寸为 $k \times k$ 。 N 个训练样本构成一个 $k \times k$ 行, $K^2 \times N$ 列的矩阵。提取采样矩阵的协方差矩阵的前 L_1 个特征向量构成第 1 级 PCA 卷积核。

将训练样本与第 1 级 PCA 卷积核进行卷积,对卷积结果采用与第 1 级相同的方法获得第 2 级 PCA

卷积核。将第 1 级卷积结果与第 2 级 PCA 卷积核进行卷积得到特征图,经过哈希编码与直方图统计获得特征向量输入到 SVM 中训练,得到检测对象识别模型。

2 实验与讨论

2.1 鱼体对象提议算法效果分析

2.1.1 滑动窗口的宽高比、面积和滑动步长

对人工标注鱼体真实位置窗口的宽和高进行统计分析,设定滑动窗口的宽高比在 $[1/3,3]$ 之间;滑动窗口的面积在 $100 \sim 10\,000$ 像素之间;滑动窗口的步长 α 是通过相邻滑动窗口的交并比来表示的,当该值设定太大时,会生成密集的初始窗口增加运算时长,当该值设定太小,又会降低命中率。经过实验分析,滑动窗口的步长 α 一般情况下设置为 0.7 ,具体实验结果如表 1 所示。 α 的计算公式为

$$\alpha = \frac{S_t}{S_{t'}} \tag{8}$$

式中 S_t ——当前时刻与下一时刻滑动窗口的交集
 $S_{t'}$ ——当前时刻与下一时刻滑动窗口的并集
IOU 阈值定义为

$$T_{\text{IOU}} = \frac{S_{\text{overlap}}}{S_{\text{union}}} \tag{9}$$

式中 T_{IOU} ——候选窗口与人工标注窗口的交并比
 S_{overlap} ——候选窗口与人工标注窗口的交集
 S_{union} ——候选窗口与人工标注窗口的并集
召回率 (Recall) 定义为

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_n} \times 100\% \tag{10}$$

式中 R ——召回率

T_p ——存在目标的候选窗口数量
 F_n ——不存在目标的候选窗口数量

表 1 不同 IOU 阈值和 α 下本文算法召回率 (前 1 000 个候选窗口) 和运行时间

Tab.1 Results of proposal recall at 1 000 proposals and runtime at different values of IOU and α

α	召回率/%			时间/s
	$T_{\text{IOU}}=0.5$	$T_{\text{IOU}}=0.7$	$T_{\text{IOU}}=0.9$	
0.65	89.0	55.2	4.0	0.18
0.70	96.9	78.4	11.2	0.23
0.75	82.5	71.0	19.4	0.92
0.80	63.8	52.7	23.1	1.80
0.85	48.9	42.8	31.0	2.30

分析表 1 可知,在 IOU 阈值较低时,如 $T_{\text{IOU}} \leq 0.7$,步长 α 为 0.70 时,本文算法在运行效率和召回率之间有一个较好的平衡;当 IOU 阈值较高时,如 $T_{\text{IOU}} = 0.9$,步长 α 为 0.85 时,会生成密集的初始窗口,使得算法的召回率提高,但运行时间高达 2.30 s 。由上述分析可知,一般情况下设定滑动窗口的宽高比为 $[1/3,3]$ 、面积为 $100 \sim 10\,000$ 像素, α 取 0.7 ,对输入图像进行遍历。

2.1.2 召回率分析

衡量本文算法性能的一个重要指标是召回率。评价召回率的方法有两种^[22]:固定候选窗口数量,根据不同的 IOU 阈值来计算召回率;固定 IOU 阈值,根据不同的候选窗口数量计算召回率。

依据这两种评价方法在真实数据样本上分析比较本文算法、Edge Boxes 算法和滑动窗口算法,其中滑动窗口算法作为参照基准。分别固定候选窗口数量为 $100,500,1\,000$ 个,设置步长 α 为 0.7 ,依据不同的 IOU 阈值计算召回率,实验结果如图 8 所示。

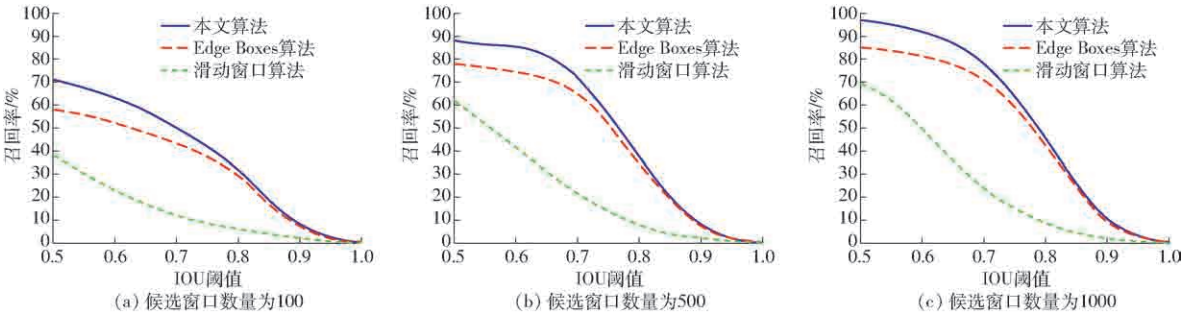


图 8 3 种不同候选窗口数量下的召回率对比

Fig.8 Comparison of recall rates under three different proposals

由图 8 可知,本文算法的召回率均比 Edge Boxes 算法高。 $T_{\text{IOU}} \leq 0.7$ 时,本文算法召回率较 Edge Boxes 算法提升明显;而 $T_{\text{IOU}} \geq 0.8$ 时,本文算法改善微弱,但是根据表 1 可知,若仅实现在高 IOU 阈值下保持高召回率,且不考虑时间,可以通过增大

步长 α 的方式实现。
在 IOU 阈值分别为 $0.5,0.7$ 和 0.9 时,根据不同候选窗口数量来计算召回率。其中在 IOU 阈值为 0.5 和 0.7 时设置 α 为 0.7 ,在 IOU 阈值为 0.9 时设置 α 为 0.85 ,实验结果如图 9 所示。

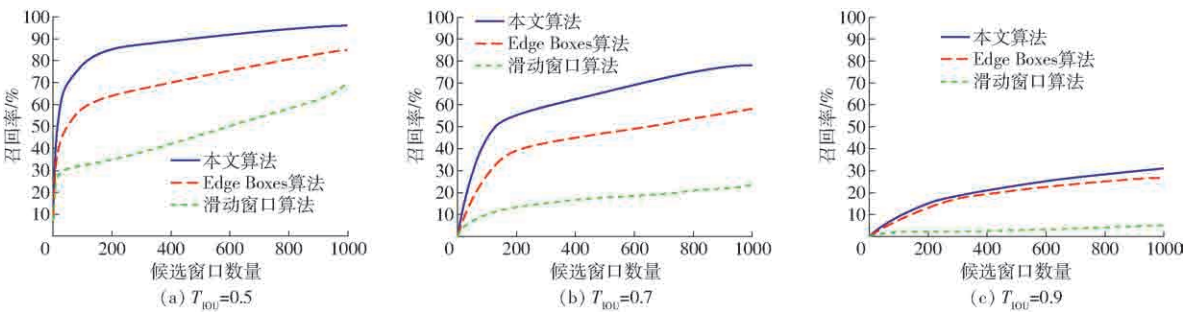


图 9 3 种不同 IOU 阈值下的召回率对比

Fig. 9 Comparison of recall rates under three different values of IOU

由图 9 可知,本文算法召回率相较于 Edge Boxes 算法均有不同程度的提高。在 IOU 阈值为 0.5、0.7 和 0.9 时,本文算法召回率最高分别为 96.9%、78.4% 和 31.0%,高于 Edge Boxes 算法的 85.2%、58.5% 和 27.0%。根据图 9b 可知,当候选窗口数量大于 950 时,召回率曲线斜率趋向于 0,说明当候选窗口数量大于 950 时,召回率基本不变,故本文选择窗口得分排名前 950 的候选窗口进行目标对象的识别。

2.2 检测对象识别模型参数分析

通过对鱼体标注框的统计可知,其宽、高均处于 40 ~ 120 像素之间,本文将训练样本的尺寸统一设置为 64 像素 × 64 像素。检测对象识别模型的主体部分是两级 PCA 卷积,PCA 卷积核的尺寸和数量是决定识别准确率的关键因素。

为了确定卷积核的尺寸,本文分别使用 3 × 3、5 × 5、7 × 7、9 × 9 共 4 种不同尺寸的卷积核进行实验,设两级 PCA 卷积核数量都为 8,实验结果如表 2 所示。

表 2 不同尺寸卷积核识别准确率对比

Tab.2 Classification accuracy comparison of different convolution kernel size

卷积核尺寸	测试样本数	错误识别数	识别准确率/%
3 × 3	400	36	91.00
5 × 5	400	23	94.25
7 × 7	400	33	91.75
9 × 9	400	50	87.50

由表 2 可知,在固定两级卷积核数量的情况下,卷积核尺寸为 5 × 5 时的识别准确率最高,为 94.25%,因此在训练检测对象识别模型时,采样块尺寸为 5 × 5。

确定卷积核为 5 × 5 后,通过改变卷积核数量 η 分析其对识别准确率的影响,设两级卷积核的数量一致,即 $L_1 = L_2 = \eta$,结果如图 10 所示。

由图 10 可知,当 $4 \leq \eta \leq 9$ 时,识别准确率随着 η 的增大而提高,当 $\eta = 9$ 时,识别准确率达到最大

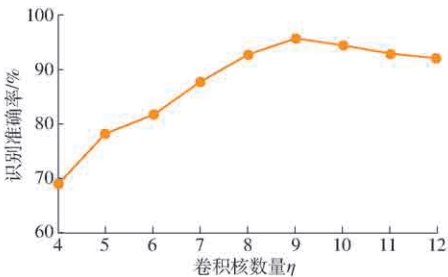


图 10 不同卷积核数量下的识别准确率

Fig. 10 Identification accuracy under different convolution kernel numbers

值 95.71%,当 $10 \leq \eta \leq 12$ 时,识别准确率随 η 的增大而下降。由此可知,PCA 卷积核数量为 9 时识别效果最优。

2.3 本文算法效果分析

Edge Boxes – PCANet 算法的检测效果如图 11 所示,本文算法的检测效果如图 12 所示。

图 11 和图 12 来自于本实验平台采集到的真实

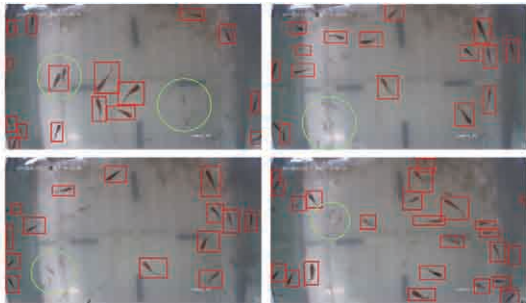


图 11 Edge Boxes – PCANet 算法检测效果图

Fig. 11 Detection effect diagram of Edge Boxes – PCANet detection algorithm

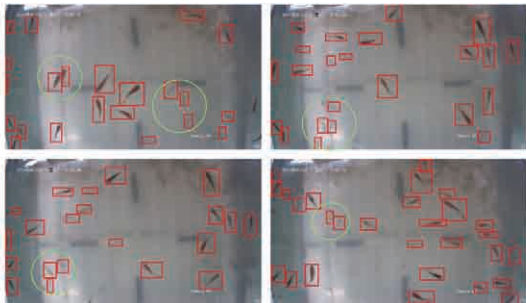


图 12 本文算法检测效果图

Fig. 12 Detection effect diagram of the proposed algorithm

数据,直观地对比检测效果,本文算法能够针对目标鱼体生成更紧密的包围框,并且对处于较深水体处的目标鱼体也展现了较好的检测性能,如图中的绿色圆圈标记所示。

对检测结果进行数据分析,如表 3 所示,本文算法的漏检率、误检率均低于 Edge Boxes – PCANet 算法,表明本文算法的性能优于 Edge Boxes – PCANet 算法。

表 3 本文算法与 Edge Boxes – PCANet 算法的检测性能对比

Tab.3 Comparison of detection performance between the proposed algorithm and Edge Boxes – PCANet algorithm						
算法	50 幅样本的真实 标注窗口数量	漏检窗口数量	误检窗口数量	漏检率/%	误检率/%	平均检测 时间/s
Edge Boxes – PCANet 算法	1 350	168	105	12.45	7.78	0.92
本文算法	1 350	71	34	5.26	2.52	0.40

3 结论

(1)根据鱼体图像的边缘和骨架特征提出了多目标鱼体对象提议检测算法,对生成的候选窗口利用 PCA 卷积核提取特征,利用 SVM 进行目标对象识别,最后利用非极大值抑制算法剔除冗余窗口,实现对多目标鱼体的精确检测。

(2)实验表明,本文算法在固定候选窗口下召回率最高可达 96.9%;对目标对象的最高识别准确率可达 95.71%。本文算法的漏检率、误检率和平均检测时间分别为 5.26%、2.52%和 0.40 s,与 Edge Boxes – PCANet 算法相比,本文检测算法在多目标鱼体检测上具有更优越的性能。

参 考 文 献

[1] 韩玉冰,傅泽田,张小栓,等. 基于 WSN 的观赏鱼养殖水质环境监测系统研究[J/OL]. 农业机械学报,2016,47(增刊): 392 – 400.
HAN Yubing, FU Zetian, ZHANG Xiaoshuan, et al. Monitoring system of ornamental fish culturing water quality based on wireless sensor network[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(Supp.): 392 – 400. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2016s060&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2016.S0.060. (in Chinese)

[2] KUKLINA I, KOUBA A, KOZAK P. Real-time monitoring of water quality using fish and crayfish as bio-indicators: a review [J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2013, 185(6): 5043 – 5053.

[3] MA H, TSAI T F, LIU C C. Real-time monitoring of water quality using temporal trajectory of live fish [J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(7): 5158 – 5171.

[4] ZHAO Xiaoqiang, CHEN Wen, YU Yanfei. Study on movement of the fish body related water pollution based on image processing [J]. Bio Technology, 2013, 7(11): 435 – 439.

[5] YUAN Fei, HUANG Yifan, CHEN Xin, et al. A biological sensor system using computer vision for water quality monitoring [J]. IEEE Access, 2018, 6: 61535 – 61546.

[6] CHEN Yupeng, LI Ying, WANG Gang. An enhanced region proposal network for object detection using deep learning method [J]. Plos One, 2018, 13(9): 1 – 26.

[7] LIU Jing, REN Tongwei, WANG Yuantian, et al. Object proposal on RGB – D images via elastic edge boxes [J]. Neurocomputing, 2017, 236: 134 – 146.

[8] UIJLINGS J R R, VAN DE SANDE K E A, GEVERS T, et al. Selective search for object recognition [J]. International Journal of Computer Vision, 2013, 104(2): 154 – 171.

[9] FELZENSZWALB P F, HUTTENLOCHER D P. Efficient graph-based image segmentation [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 59(2): 167 – 181.

[10] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C] // Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2014: 580 – 587

[11] GIRSHICK R. Fast R – CNN [C] // International Conference on Computer Vision. IEEE, 2015: 1440 – 1448.

[12] CHENG Mingming, ZHANG Ziming, LIN Wenyan, et al. BING: binarized normed gradients for objectness estimation at 300fps [C] // Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2014: 3286 – 3293.

[13] ZITNICK C L, DOLLAR P. Edge Boxes: locating object proposals from edges [C] // European Conference on Computer Vision. Springer International Publishing, 2014: 391 – 405.

[14] ZHAO Zhongqiu, BIAN Haiman, HU Donghui, et al. Pedestrian detection based on fast R – CNN and batch normalization [C] // International Conference on Intelligent Computing. IEEE, 2017: 735 – 746.

[15] HU Haigen, GUAN Qiu, CHEN Shengyong, et al. Detection and recognition for life state of cell cancer using two-stage cascade CNNs [J/OL]. IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics, 2017. DOI: 10.1109/TCBB.

- 2017.2780842.
- [16] KUANG H L, LIU C R, CHAN L L H, et al. Multi-class fruit detection based on image region selection and improved object proposals[J]. *Neurocomputing*, 2018,283:241 – 255.
- [17] NEUBECK A, VAN GOOL L. Efficient non-maximum suppression [C] // *International Conference on Pattern Recognition*. IEEE, 2006:850 – 855.
- [18] ZHANG T Y, SUEN C Y. A fast parallel algorithm for thinning digital patterns [J]. *Communications of the ACM*, 1984, 27(3):236 – 239.
- [19] DENG Weian, IYENGAR S S, BRENER N E. A fast parallel thinning algorithm for the binary image skeletonization [J]. *The International Journal of High Performance Computing Applications*,2000, 14(1):65 – 81.
- [20] DOLLAR P, ZITNICK C L. Fast edge detection using structured forests[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*,2015,37(8):1558 – 1570.
- [21] CHAN T H, JIA K, GAO S H, et al. PCANet: a simple deep learning baseline for image classification [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(12):5017 – 5032.
- [22] HOSANG J, BENENSON R, DOLLAR P, et al. What makes for effective detection proposals [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*,2016,38(4):814 – 830.
-

(上接第 303 页)

- [19] 王旭军, 徐庆国, 杨知建. 水稻叶片衰老生理的研究进展[J]. *中国农学通报*, 2005,21(3): 187 – 190,210.
WANG Xujun, XU Qingguo, YANG Zhijian. Advances of research on rice leaf senescence physiology [J]. *Chinese Agricultural Science Bulletin*, 2005,21(3): 187 – 190,210. (in Chinese)
- [20] 王国栋, 曾胜和, 陈云, 等. 控墒补灌下春玉米光合特性、叶片衰老研究及最适灌溉量估算[J]. *干旱地区农业研究*, 2017, 35(6):19 – 26.
WANG Guodong, ZENG Shenghe, CHEN Yun, et al. Estimation of photosynthetic characteristics, leaf senescence and optimal irrigation amount for spring maize by drip irrigation under controlled soil moisture and supplementary irrigation[J]. *Agricultural Research in the Arid Areas*, 2017, 35(6):19 – 26. (in Chinese)
- [21] 吕丽华, 赵明, 赵久然, 等. 不同施氮量下夏玉米冠层结构及光合特性的变化[J]. *中国农业科学*, 2008, 41(9): 2624 – 2632.
LÜ Lihua, ZHAO Ming, ZHAO Jiuran, et al. Canopy structure and photosynthesis of summer maize under different nitrogen fertilizer application rates[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2008, 41(9): 2624 – 2632. (in Chinese)
- [22] 刘海坤, 刘小宁, 黄玉芳, 等. 不同氮水平下小麦植株的碳氮代谢及碳代谢与赤霉病的关系[J]. *中国生态农业学报*, 2014, 22(7): 782 – 789.
LIU Haikun, LIU Xiaoning, HUANG Yufang, et al. Effect of nitrogen application on carbon and nitrogen metabolisms and relationship between carbon metabolism and wheat scab[J]. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*, 2014, 22(7): 782 – 789. (in Chinese)
- [23] AVILA-OSPINA L, MASCLAUX-DAUBRESSE C. Autophagy, plant senescence, and nutrient recycling [J]. *Journal of Experimental Botany*, 2014, 65(14):3799 – 3811.
- [24] YANG L, GUO S, CHEN Q W, et al. Use of the stable nitrogen isotope to reveal the source-sink regulation of nitrogen uptake and remobilization during grain filling phase in maize[J]. *PLOS ONE*, 2016, 11(9):e0162201.
- [25] 陈均治, 王懿茜, 解君, 等. 密植条件下去叶处理对夏玉米籽粒灌浆及产量的影响[J]. *西北农业学报*, 2018, 27(9): 1296 – 1304.
CHEN Junzhi, WANG Yiqian, XIE Jun, et al. Effects of leaf removal on grain filling and yield of summer maize under high density [J]. *Acta Agriculturae Boreali-occidentalis Sinica*, 2018, 27(9): 1296 – 1304. (in Chinese)
- [26] 王晓慧, 张磊, 刘双利, 等. 不同熟期春玉米品种的籽粒灌浆特性[J]. *中国农业科学*, 2014, 47(18): 3557 – 3565.
WANG Xiaohui, ZHANG Lei, LIU Shuangli, et al. Grain filling characteristics of maize hybrids differing in maturities[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2014, 47(18): 3557 – 3565. (in Chinese)
- [27] 田畅, 王洋, 卜险峰. 行向和种植方式对生育后期玉米叶片衰老进程的影响[J]. *土壤与作物*, 2018, 7(1):55 – 62.
TIAN Chang, WANG Yang, BU Xianfeng. Effects of orientations and planting patterns on senescence of maize leaves at later growth stage[J]. *Soils and Crops*, 2018, 7(1):55 – 62. (in Chinese)
- [28] HUFFAKER R C. Proteolytic activity during senescence of plants [J]. *New Phytologist*, 2010, 116(2):199 – 231.
- [29] HWANG S M. Power velocity integral technique for quantification of flow in valvular heart disease[D]. *Massachusetts Institute of Technology*, 2000.
- [30] 高祺, 李明, 朴琳, 等. 拔节期弱光和渍水胁迫对春玉米光合作用、根系生长及产量的影响[J]. *江苏农业学报*, 2018, 34(6):1276 – 1286.
GAO Qi, LI Ming, PIAO Lin, et al. Effects of weak light and waterlogging stress at jointing stage on photosynthesis, root growth and yield of spring maize[J]. *Jiangsu Journal of Agricultural Science*, 2018, 34(6):1276 – 1286. (in Chinese)