

引用格式:

冯国富, 汪峰, 陈明. 基于计算机视觉和 XGBoost 的虾体活力检测[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2023, 49(2): 218–222.

FENG G F, WANG F, CHEN M. Shrimp vitality detection based on computer vision and XGBoost [J]. Journal of Hunan Agricultural University(Natural Sciences), 2023, 49(2): 218–222.

投稿网址: <http://xb.hunau.edu.cn>



## 基于计算机视觉和 XGBoost 的虾体活力检测

冯国富<sup>1,2</sup>, 汪峰<sup>1,2</sup>, 陈明<sup>1,2\*</sup>

(1.上海海洋大学信息学院, 上海 201306; 2.农业农村部渔业信息重点实验室, 上海 201306)

**摘要:**以南美白对虾为研究对象, 提出一种基于计算机视觉和 XGBoost 的虾体活力检测方法: 跟踪对虾应激前后的运动轨迹, 提取运动行为特征参数; 根据应激性红体现象提取对虾的颜色特征, 通过灰度共生矩阵(GLCM)提取虾体应激形成水面波动的纹理特征; 运用 XGBoost 算法筛选出评价因子, 通过加权融合确定评价因子的最佳权重; 根据融合后特征对虾体活力强度进行检测。结果表明, 提出的方法决定系数为 0.905 6, 识别准确率为 98.61%, 较单一颜色、单一纹理以及光流与纹理相结合的方法, 识别准确率分别提高 6.63%、2.05% 和 1.61%。

**关键词:** 虾体活力检测; 计算机视觉; XGBoost; 特征融合

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1007-1032(2023)02-0218-05

## Shrimp vitality detection based on computer vision and XGBoost

FENG Guofu<sup>1,2</sup>, WANG Feng<sup>1,2</sup>, CHEN Ming<sup>1,2\*</sup>

(1.School of Information, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China; 2.Key Laboratory of Fishery Information, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Shanghai 201306, China)

**Abstract:** Based on computer vision and XGBoost, a method of shrimp vitality detection was proposed by taking *Penaeus white shrimp* as the research object. Firstly, track the movement trajectory of shrimp before and after stress to extract the movement behavior parameters. The color characteristics of shrimp were extracted according to the stressful red body phenomenon. Secondly, extract the texture characteristics of shrimp with water surface fluctuation forming under stress by using gray scale co-generation matrix, and use XGBoost algorithm to filter the evaluation factors, and determine the best weights of the evaluation factors by weighted fusion. Finally, the shrimp vitality intensity was detected according to the fused features. The results showed that the decision coefficient of the proposed method was 0.905 6 and the recognition accuracy was 98.61%, which improved by 6.63%, 2.05% and 1.61% compared with the single color, single texture and combined optical flow and texture methods, respectively.

**Keywords:** shrimp vitality detection; computer vision; XGBoost; feature fusion

虾体活力受环境因素的影响较大, 对虾进行活力检测, 对虾苗的培育至关重要<sup>[1]</sup>。目前, 养殖环境的参数调节主要依靠人工经验, 养殖地点不同, 不同虾类品种的环境参数存在较大差异; 因此, 需要通过更加智能的方式辅助人工判断环境是否适应对虾的生存。

计算机视觉的发展成熟在水产生物检测方面得到应用。LOY 等<sup>[2]</sup>利用傅里叶变换函数替代贝塞尔函数分析鲷的外形, 发现鲷的生长曲线与几何形态测量学的生长曲线非常相似; DOWLATI 等<sup>[3]</sup>采用人工神经网络的新型数字彩色成像系统对鱼眼部及鳃部进行研究, 发现鳃部颜色对评价鱼的新鲜度更有效; 张志强等<sup>[4]</sup>基于计算机视觉建立投影面

收稿日期: 2022-03-04

修回日期: 2022-12-18

基金项目: 江苏省科学技术厅项目(CX(20)2028)

作者简介: 冯国富(1971—), 男, 河南鹤壁人, 博士, 副教授, 主要从事嵌入式技术、图像处理研究, 1150255701@qq.com; \*通信作者, 陈明, 教授, 主要从事水产物联网和数据挖掘研究, mchen@shou.edu.cn

积与质量之间的关系预测模型, 实现了对淡水鱼质量的分级; ISRAELI 等<sup>[5]</sup>用机器视觉系统监测在低溶氧环境下鱼群的应激反应, 通过 PMP 图间接量化鱼群活跃性, 但无法提供直接数字反馈; 徐建瑜等<sup>[6]</sup>从水槽的侧面透明壁拍摄, 使用体长倍数游速反映鱼活跃程度, 相关系数达 0.98, 但水质混浊、光线较暗及鱼之间有交叠等均会使鱼的行为量化误差增大; SADOUL 等<sup>[7]</sup>通过鱼群形状的紧缩程度和扩散程度作为鱼群运动活跃程度的判别因子, 但该方法受鱼的数量和光照等外界条件的限制; SPAMPINATO 等<sup>[8]</sup>利用曲率、纹理及边界特征作为评价因子, 构建了自动鱼分类系统, 并验证了该系统的有效性; 陈志鹏等<sup>[9]</sup>通过光流法及镜鲤摄食图像纹理的特征提取, 实现了对镜鲤的摄食强度研究, 其检测准确率达 97%, 但模式较固定且特征单一, 对干扰的抵抗性较差。

针对当前虾体行为识别主要依据人工, 标准难以统一及量化<sup>[10]</sup>的实际状况, 笔者提出了一种基于计算机视觉的虾体活力检测方法: 首先, 根据对虾应激行为, 通过目标检测及跟踪, 基于改进加权平均法结合 Delaunay 三角网格法标定虾群重心, 绘制虾群轨迹并提取应激前后运动参数; 针对虾应激性红体现象, 提取虾体图像颜色特征, 再利用 GLCM 对图像纹理特征参数进行计算; 最后基于 XGBoost 进行特征提取及训练, 筛选有效评价因子进行加权融合, 实现虾体活力检测。

## 1 虾图像的采集与处理

### 1.1 图像采集

于江苏省南通市中洋集团采集南美白对虾。采

集对虾图像时, 摄像机安装于鱼缸上方垂直高度 1 m 处, 选用索尼 NEX-FS700R 摄像机拍摄视频, 分辨率为 1920 像素×1080 像素, 格式为 jpg, 后期使用 Matlab R2016a 对图片进行处理。

### 1.2 虾体特征提取

#### 1.2.1 虾体运动参数提取

采用 DeepSORT 算法<sup>[11]</sup>对对虾进行多目标跟踪。为了保证检测精度并提升检测速度, 将检测器替换为 YOLO v4<sup>[12]</sup>, 进而获取多虾体的运动轨迹, 然后使用改进加权平均法获取整个虾群重心, 基于 Delaunay 三角网格规划法, 对虾群进行三角划分, 构建三角网络模型, 针对该模型分配相应权值计算出虾群重心。

经计算绘制出对虾应激前后的运动轨迹。正常情况下对虾游速较慢, 且轨迹呈现弧状; 受到刺激后, 对虾游速加快, 轨迹杂乱, 呈现团状, 且虾群重心位于鱼缸中心部位。

根据文献[13], 对虾运动参数有平均游动距离、平均游动速度、平均游动加速度、曲率等。选取平均游动速度、平均游动加速度研究对虾运动行为。引入对虾平均速度和加速度作为活力判别因子, 记为 F1、F2。

#### 1.2.2 虾体颜色特征提取

对虾应激性红体是对虾在受到外部因素影响而产生的一种不良反应现象, 因此提取对虾应激反应前后颜色特征来表征虾体活力强度。在 HSV 空间<sup>[14]</sup>分别提取图像 H 和 S 分量的均值、方差、三阶矩共 6 个颜色特征向量来描述图像的颜色分布信息, 如表 1 所示。

表 1 对虾应激反应 HS 模型颜色特征参数值

Table 1 Values of color characteristic parameters for HS model of shrimp stress response

虾体受激状态	H 分量特征参数值			S 分量特征参数值		
	H1	H2	H3	S1	S2	S3
受激前	0.102 7~0.103 8	0.025 5~0.028 1	0.038 8~0.058 0	0.390 1~0.392 2	0.212 1~0.213 9	0.057 2~0.059 8
受激时	0.101 0~0.104 4	0.029 1~0.057 4	0.059 4~0.132 7	0.392 9~0.404 1	0.212 4~0.221 8	0.054 8~0.067 4
受激后	0.101 4~0.103 2	0.025 2~0.034 8	0.044 8~0.082 7	0.380 7~0.385 8	0.209 4~0.211 8	0.048 9~0.052 8

H1、H2、H3 分别代表虾体 H 分量的一阶矩、二阶矩、三阶矩; S1、S2、S3 分别代表虾体 S 分量的一阶矩、二阶矩、三阶矩。

由表 1 可知, H1、S3 数据区间存在较多重叠, 故剔除 H1、S3, 将 S1、H2、S2、H3 作为颜色特征, 记为 F3、F4、F5、F6。

#### 1.2.3 虾体纹理特征提取

根据虾体应激时段图像分析, 对虾在不同应激时

段行为存在周期性变化: 应激前后较平滑, 应激时较粗糙, 因此通过构建灰度共生矩阵 GLCM<sup>[15]</sup>提取对虾图像纹理特征, 分别从 4 个方向提取能量、熵、惯性矩、相关性共计 16 个特征值来表征图像的纹理信息<sup>[16]</sup>。对虾应激前后灰度共生矩阵特征值列于表 2。

表 2 对虾应激前后图像的灰度共生矩阵特征值

Table 2 Eigenvalues of grayscale co-occurrence matrix in images of shrimp before and after stress

虾体 受激状态	$\theta/(\circ)$	能量特征值			熵			惯性矩			相关性		
		最小值	最大值	平均值									
受激前	0	0.065	0.073	0.069	3.164	3.260	3.206	0.290	0.366	0.316	0.068	0.074	0.072
	45	0.058	0.066	0.062	3.330	3.443	3.383	0.491	0.642	0.553	0.067	0.073	0.072
	90	0.064	0.072	0.067	3.210	3.309	3.252	0.336	0.423	0.368	0.068	0.074	0.072
	135	0.058	0.065	0.061	3.340	3.439	3.386	0.497	0.614	0.544	0.067	0.073	0.072
受激时	0	0.072	0.078	0.075	3.112	3.183	3.149	0.245	0.308	0.273	0.068	0.074	0.072
	45	0.064	0.071	0.068	3.278	3.356	3.318	0.420	0.527	0.468	0.067	0.073	0.071
	90	0.070	0.077	0.074	3.147	3.224	3.190	0.282	0.353	0.316	0.068	0.074	0.072
	135	0.064	0.071	0.067	3.274	3.351	3.318	0.412	0.518	0.469	0.067	0.073	0.071
受激后	0	0.061	0.077	0.066	3.138	3.317	3.237	0.283	0.391	0.329	0.073	0.091	0.080
	45	0.054	0.070	0.060	3.313	3.496	3.413	0.486	0.667	0.562	0.072	0.090	0.079
	90	0.060	0.077	0.066	3.173	3.354	3.272	0.323	0.441	0.372	0.072	0.090	0.079
	135	0.054	0.070	0.060	3.306	3.487	3.410	0.488	0.656	0.565	0.072	0.090	0.079

方向角  $\theta$  指任意两像素点与横坐标间的夹角。

由表 2 可知, 对虾应激反应前后纹理信息在方向角  $\theta$  为  $0^\circ$ 、 $45^\circ$ 、 $90^\circ$ 、 $135^\circ$  时的变化相似, 故选择  $0^\circ$  方向上的能量、熵、惯性矩和相关性作为纹理特征, 记为 F7、F8、F9、F10。

### 1.3 XGBoost 算法

XGBoost<sup>[17]</sup> 是基于 CART<sup>[18]</sup> 回归树模型的高效算法, 通过集成多 CART 树模型成为强分类器。基于 XGBoost 算法筛选活力评价因子, 采用加权融合确定各评价因子权重, 通过融合后的特征实现虾体活力检测。算法流程如图 1 所示。

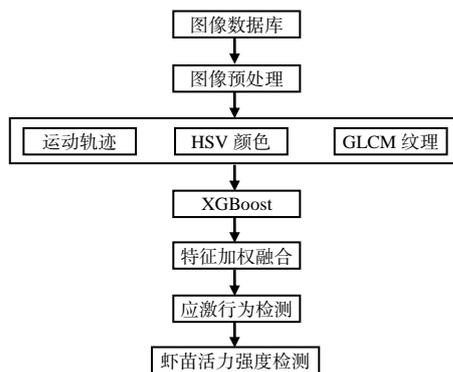


图 1 XGBoost 算法流程

Fig.1 Flow chart of XGBoost algorithm

## 2 结果与分析

### 2.1 虾体活力强度随特征的变化

为研究 XGBoost 算法的有效性, 归纳统一样本的统计分布性, 对数据进行归一化处理。根据对虾应激图像的颜色、纹理特征参数, 选取其中 150 个时间片, 每个时间片为 10 帧, 拟合出对虾应激特

征变化曲线图。如图 2 所示。

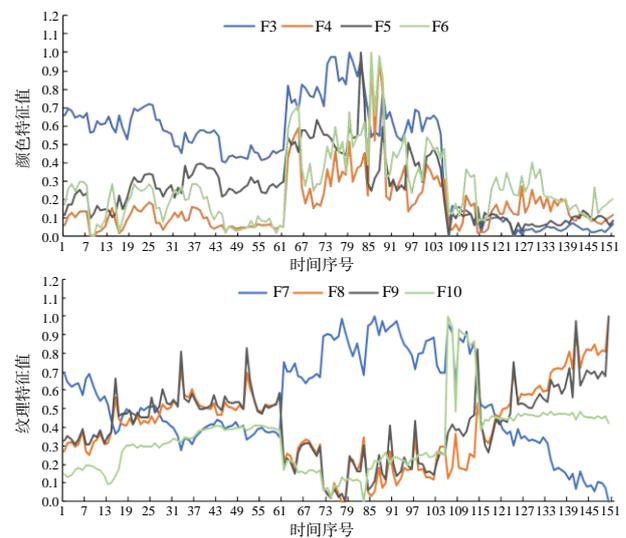


图 2 基于图像特征的对虾应激行为变化曲线

Fig.2 Change curves of image features for shrimp under stress

从图 2 可以看出, 应激图像的 F3、F4、F5、F6、F7 的特征值随着对虾应激行为强度的增强而增大, F8、F9、F10 特征值随应激行为强度的增强而减小。0~60 时间片曲线变化缓慢, 对虾处于自由移动状态, 未受外界刺激; 61~110 时间片, 曲线变化明显, 此时对虾受到外界刺激; 在第 110 个时间片之后曲线变化逐渐平缓, 外界刺激停止, 对虾逐渐恢复之前的运动状态。

### 2.2 基于 XGBoost 的活力评价因子的确定

运用 XGBoost 算法对 F1 至 F10 共 10 维特征进行分类检测: 模型树深设为 3, 学习率设为 0.1, 迭代次数设为 50, L2 正则化项的权重设为 1, 其余为默认, 试验结果如图 3 所示。

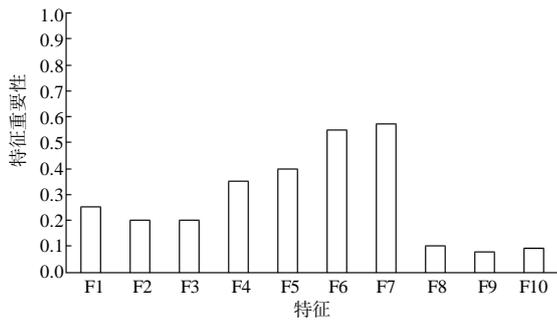


图 3 基于 XGBoost 算法的各特征值的重要性

Fig.3 Feature importance results based on XGBoost algorithm

由图 3 可知, F7、F6、F5、F4 和 F1 的特征值重要性较高。为进一步获取具有代表性的活力评价因子, 在构建的 XGBoost 模型中提取 10 维特征中重要性程度较高参数进行组合试验, 虾体活力的识别准确率和耗时列于表 3。

表 3 基于 XGBoost 算法的特征组合的虾体活力的识别准确率和耗时

Table 3 Recognition accuracy and time consuming of shrimp vitality dependent on the fused features of XGBoost algorithm

特征组合	识别准确率/%	耗时/s
F7	95.08	0.126 8
F7+F5	96.26	0.089 8
F7+F6+F5+F4	97.25	0.094 5
F7+F6+F5+F1	98.09	0.095 3
F7+F6+F5+F1+F4	97.98	0.118 3
F1+F2+F3+...+F10	98.02	0.153 7

由表 3 可知, F7、F6、F5 和 F1 这 4 个特征作

为虾体活力评价因子的检测效果与 10 维特征的识别准确率相近, 且缩短了 19/50 的时间, 进一步证明了特征重要性较低的特征对虾体活力评估作用较小或存在负面作用; 因此, 可将 F7、F6、F5 和 F1 这 4 个特征作为虾体活力评价因子。

### 2.3 基于特征融合的虾体活力评估

对 F7、F6、F5 和 F1 这 4 个评价因子进行加权融合<sup>[19]</sup>, 设权重为  $a_1, a_2, a_3, a_4$ , 经过试验不断修改、更正权重, 再对融合后的检测效果进行比较, 试验结果如表 4 所示。

表 4 虾体活力评价因子的加权重

Table 4 Weighted fusion of shrimp vitality evaluation parameters

标号	$a_1$	$a_2$	$a_3$	$a_4$	准确率/%
1	0.50	0.20	0.15	0.15	91.25
2	0.40	0.23	0.17	0.20	95.68
3	0.35	0.26	0.22	0.17	98.61
4	0.32	0.31	0.23	0.14	98.12
5	0.30	0.35	0.25	0.10	97.88

由表 4 可以看出, 对评价因子进行加权融合后, 不同权重对检测结果有不同的影响。当评价因子 F7、F6、F5 和 F1 的权重分别取 0.35、0.26、0.22、0.17 时识别准确率最高, 为 98.61%。

将所建立的方法与使用对虾受激前后图像的单一颜色特征、单一纹理特征和基于光流法与纹理特征方法<sup>[9]</sup>检测对虾活力进行对比, 结果如表 5 所示。

表 5 不同方法的虾体活力检测对比

Table 5 Comparison of different methods of shrimp vitality detection

方法	检测准确率/%	错分样本帧数	运行时间/s	决定系数
基于单一颜色特征	91.98	16	0.303 9	0.605 8
基于单一纹理特征	96.56	8	0.140 6	0.784 3
基于光流法与纹理特征方法	97.00	6	0.405 8	0.824 2
XGBoost	98.61	4	0.098 3	0.905 6

由表 5 可知, 基于单一颜色及纹理特征方法的检测准确率分别为 91.98% 和 96.56%, 决定系数分别为 0.605 8 和 0.784 3, 低于文献[9]的检测方法。因为单一特征法仅从静态图像特征入手, 无法准确判断对虾受激前后游动状态变化, 但这 3 种方法的检测准确率均低于 XGBoost 方法的, 这是因为 XGBoost 方法将运动特征与图像静态特征相结合, 并对特征进行加权

融合, 准确率达 98.61%, 对虾体的应激反应评价更加客观的缘故。

### 2.4 基于不同模型的虾体活力评估

将评价因子输入到 KNN 以及 SVM 算法模型<sup>[20]</sup>中进行对比试验, 3 种模型检测结果(表 6)显示, XGBoost 耗时最短且准确率最高, KNN 耗时较长且准确率最低。

表6 不同模型的虾体活力检测对比

模型	检测准确率/%	错分样本帧数	运行时间/s
XGBoost	98.61	4	0.098 3
KNN	95.27	10	0.836 7
SVM	96.83	6	0.615 1

### 3 结论

通过改进重心算法对虾群进行运动轨迹绘制并提取运动参数,再对应激图像的颜色及纹理进行特征提取,最后进行特征融合,并基于XGBoost算法实现对虾体活力的检测。结果表明,所建立的方法对虾体活力的识别准确率达98.61%,决定系数为0.905 6,优于单一颜色、单一纹理特征和基于光流法-纹理结合的检测方法;与KNN和SVM的模型对比,XGBoost模型对融合后特征的检测准确率更高,运行时间更短。后续将进行虾体活力数字等级的量化研究。

#### 参考文献:

- [1] 段延娥. 基于计算机视觉的鱼卵胚胎发育过程智能化识别方法研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2016.
- [2] LOY A, BUSILACHHI S, COSTA C, et al. Comparing geometric morphometrics and outline fitting methods to monitor fish shape variability of *Diplodus puntazzo* (Teleostea: Sparidae)[J]. *Aquacultural Engineering*, 2000, 21(4): 271-283.
- [3] DOWLATI M, MOHTASEBI S S, OMID M, et al. Freshness assessment of gilthead sea bream(*Sparus aurata*) by machine vision based on gill and eye color changes[J]. *Journal of Food Engineering*, 2013, 119(2): 277-287.
- [4] 张志强, 牛智有, 赵思明, 等. 基于机器视觉技术的淡水鱼质量分级[J]. *农业工程学报*, 2011, 27(2): 350-354.
- [5] ISRAELI D, KIMMEL E. Monitoring the behavior of hypoxia-stressed *Carassius auratus* using computer vision[J]. *Aquacultural Engineering*, 1996, 15(6): 423-440.
- [6] 徐建瑜. 基于计算机视觉的急性应激条件下尼罗罗非鱼的行为研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2005.
- [7] SADOUL B, EVOUNA MENGUES N C, FRIGGENS N C, et al. A new method for measuring group behaviours of fish shoals from recorded videos taken in near aquaculture conditions[J]. *Aquaculture*, 2014, 430: 179-187.
- [8] SPAMPINATO C, GIORDANO D, DI SALVO R, et al.

Automatic fish classification for underwater species behavior understanding[C]//Proceedings of the First ACM International Workshop on Analysis and Retrieval of Tracked Events and Motion in Imagery Streams. New York: ACM, 2010: 45-50.

- [9] 陈志鹏, 陈明. 基于光流法与图像纹理特征的鱼群摄食行为检测[J]. *南方农业学报*, 2019, 50(5): 1141-1148.
- [10] 范良忠, 刘鹰, 余心杰, 等. 基于计算机视觉技术的运动鱼检测算法[J]. *农业工程学报*, 2011, 27(7): 226-230.
- [11] WOJKE N, BEWLEY A, PAULUS D. Simple online and realtime tracking with a deep association metric[C]//2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE: Piscataway, 2018: 3645-3649.
- [12] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, USA: IEEE, 2016: 779-788.
- [13] 程淑红, 张仕军, 李雷华, 等. 基于鱼群运动特征和XGBoost的异常水质监测[J]. *计量学报*, 2018, 39(4): 572-577.
- [14] 韩丁, 武佩, 张强, 等. 基于颜色矩的典型草原牧草特征提取与图像识别[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(23): 168-175.
- [15] SAROJA G A S, SULOCHANA C H. Texture analysis of non-uniform images using GLCM[C]//Information & Communication Technologies. Thuckalay, India: IEEE, 2013: 1319-1322.
- [16] 宋荣杰, 宁纪锋, 刘秀英, 等. 基于纹理特征和SVM的QuickBird影像苹果园提取[J]. *农业机械学报*, 2017, 48(3): 188-197.
- [17] CHEN T Q, GUESTIN C. XGBoost: a scalable tree boosting system[C]//ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: ACM, 2016: 785-794.
- [18] WESTREICH D, LESSLER J, FUNK M J. Propensity score estimation: neural networks, support vector machines, decision trees(CART), and meta-classifiers as alternatives to logistic regression[J]. *Journal of Clinical Epidemiology*, 2010, 63(8): 826-833.
- [19] 张文博, 姬红兵, 王磊. 一种自适应权值的多特征融合分类方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2013, 35(6): 1133-1137.
- [20] 张重阳, 陈明, 冯国富, 等. 基于多特征融合与机器学习的鱼类摄食行为的检测[J]. *湖南农业大学学报(自然科学版)*, 2019, 45(1): 97-102.

责任编辑: 罗慧敏  
英文编辑: 吴志立