

# 基于机器视觉的养殖鱼摄食行为识别方法

李济泽, 位威, 张凯凯

(福建工程学院 机械与汽车工程学院, 福建 福州 350118)

**摘要:** 利用机器视觉系统获取养殖鱼摄食图像纹理特征来识别养殖鱼群的摄食行为。从养殖鱼摄食图像上直接提取能表征鱼群摄食行为的 20 维特征, 通过归一化、PCA 降维和支持向量机训练获得养殖鱼摄食行为识别模型, 以实现对养殖鱼摄食行为的识别。结果表明, 提出方法的平均精确度为 92.3%、假负率 7.34%、假正率 4.15%, 为指导养殖鱼智能投饵提供了参考。

**关键词:** 养殖鱼; 摄食行为; 机器视觉; 图像纹理; 支持向量机

**中图分类号:** S951.2; TP391.4

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1672-4348(2022)04-0378-05

## Recognition method of fish feeding behavior based on machine vision

LI Jize, WEI Wei, ZHANG Kaikai

(School of Mechanical and Automotive Engineering, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China)

**Abstract:** The texture features of the feeding images of farmed fish acquired by the machine vision system were used to identify the feeding behavior of farmed fish. Twenty-dimensional features that can characterize the fish feeding behavior were extracted from the fish feeding images. The fish feeding behavior recognition model was obtained from normalization, PCA dimensionality reduction and support vector machine training, so as to realize the identification of the fish feeding behavior. Experimental results show that the average precision of the proposed method is 92.3%, the false negative rate is 7.34%, and the false positive rate is 4.15%, which provides reference for instructing fish swarm intelligent feeding.

**Keywords:** farmed fish; feeding behavior; machine vision; images texture; support vector machine

目前, 人工投喂仍是最常见的养殖鱼投喂方式, 但该方式严重依赖人工经验且人工成本增长较快。近年来, 养殖鱼自动投喂技术获得越来越多的关注, 但现有的自动投喂方式大多不能根据养殖鱼的实时摄食情况及时调整投喂量, 容易导致饵料投放不足或过量<sup>[1]</sup>, 而投喂过量或投喂不足都会对水产养殖带来不利影响, 造成经济损失。机器视觉技术因其非入侵性、经济和高效的特点, 逐渐成为渔业生产过程中的重要研究手段。钱阳<sup>[2]</sup>、PARRA L 等<sup>[3]</sup>和 BALLESTER-MOLTÓ M 等<sup>[4]</sup>提出通过对目标水域剩余浮饵的计数来量化养殖鱼的摄食活性。Sadoul 等<sup>[5]</sup>提出使用养殖

鱼的聚集面积来评估养殖鱼摄食活动, 但该方法不适用于高密度的养殖环境。陈彩文<sup>[6]</sup>基于图像纹理特征提出了一种养殖鱼的摄食行为识别方法, 但其识别准确率有待提高。陈志鹏等<sup>[7]</sup>将光流法和纹理特征相结合来识别养殖鱼的摄食行为, 但光流法的计算量大且易受噪声、光照和环境扰动的干扰。此外, 针对实际养殖环境中光照不足的情况, 周超等<sup>[8]</sup>提出了一种使用红外相机采集图像, 直接提取养殖鱼图像的 5 维纹理特征, 并使用支持向量机对摄食强度进行分类, 但分类准确率偏低。本文将养殖鱼摄食图像纹理特征增加至 20 维, 并且使用支持向量机识别养殖鱼摄食行为。

# 1 养殖鱼摄食行为特征的提取

## 1.1 养殖鱼摄食图像采集

养殖鱼视觉监测系统主要由近红外相机、红外补光灯、支撑架、计算机等组成,该系统可以连续获取鱼摄食图像,结构如图1所示。

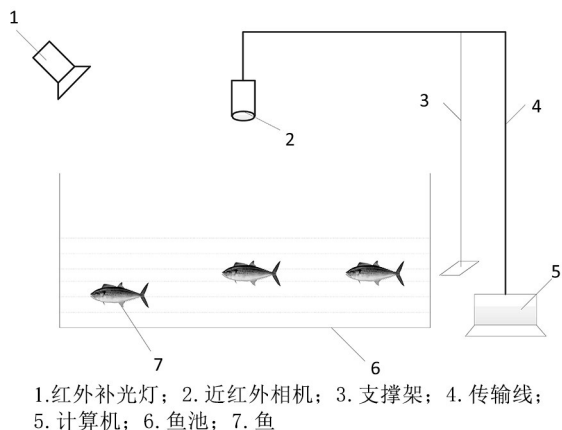


图1 养殖鱼视觉监测系统

Fig.1 Visual monitoring system for farmed fish

## 1.2 养殖鱼摄食图像特征提取

养殖鱼整个摄食过程中,养殖池水面纹理会有明显的变化,摄食开始时因鱼争抢饵料会激起水花,水面剧烈波动,随着摄食的进行,水花会逐渐减少,水面也逐渐归于平静。并且鱼摄食激起的水花和水面的波动,导致像素点的灰度和梯度变化都较为剧烈,因此可以从图像的灰度和梯度信息中提取纹理特征。

### 1.2.1 基于灰度共生矩阵的纹理特征

灰度共生矩阵描述了图像中相距一定距离的两个像素之间的灰度关系,设 $f(x,y)$ 为一幅二维数字图像,其宽、高为 $M$ 像素和 $N$ 像素,灰度级为 $N_g$ ,则其灰度共生矩阵可写为:

$$P(i,j) = \#\{(x_1, y_1), (x_2, y_2) \in M \times N \mid f(x_1, y_1) = i, f(x_2, y_2) = j\} \quad (1)$$

式中,  $\#(x)$  表示集合 $x$ 中的元素个数;  $P$ 为矩阵,其大小为 $N_g \times N_g$ ,如果点 $(x_1, y_1)$ 和点 $(x_2, y_2)$ 的距离为 $d$ ,两点连线与坐标横轴的夹角为 $\theta$ ,那么就可以得到任意间距和任意角度的灰度共生矩阵 $P(i,j,d,\theta)$ 。

在实际应用中,需要在灰度共生矩阵的基础上,提取出一些既能较为准确地描述图片的纹理信息又能缩短计算时间的特征量。本文提取了以

下4个养殖鱼摄食时的纹理特征量。

### (1) 逆差矩

$$C_1 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \frac{P(i,j,d,\theta)}{1 + (i-j)^2} \quad (2)$$

### (2) 相关性

$$C_2 = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N ijP(i,j,d,\theta) - \mu_1\mu_2}{\sigma_1\sigma_2} \quad (3)$$

式中,  $\sigma_1 = \sum_{i=1}^N (i - \mu_1)^2 \sum_{j=1}^N P(i,j,d,\theta)$ ;  $\sigma_2 = \sum_{i=1}^N (i - \mu_2)^2 \sum_{j=1}^N P(i,j,d,\theta)$ ;  $\mu_1 = \sum_{i=1}^N i \sum_{j=1}^N P(i,j,d,\theta)$ ;  $\mu_2 = \sum_{j=1}^N j \sum_{i=1}^N P(i,j,d,\theta)$ 。

### (3) 能量

$$C_3 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N [P(i,j,d,\theta)]^2 \quad (4)$$

### (4) 对比度

$$C_4 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (i-j)^2 P(i,j,d,\theta) \quad (5)$$

从式(1)~式(5)可看出,影响纹理特征的参数有灰度级 $N_g$ 、像素间的距离 $d$ 和像素间的方向 $\theta$ 。将灰度级 $N_g$ 设为8级<sup>[6]</sup>,像素间的距离设为1,根据文献<sup>[6,9]</sup>, $0^\circ$ 、 $45^\circ$ 、 $90^\circ$ 和 $135^\circ$ 方向上的变化趋势基本相同,所以文中提取了 $0^\circ$ 方向的4个纹理特征量。

### 1.2.2 图像熵特征

熵可以表征体系混乱的程度,鱼之间抢食导致水面剧烈波动,波动的程度可使用图像的熵来表征,因此图像的熵也作为描述养殖鱼摄食行为的一个特征。其数学描述为:

$$H_E = - \sum_{i=0}^{255} p_i \lg p_i \quad (6)$$

式中,  $p_i$  表示灰度值为 $i$ 的像素数占全部像素数的比例。

### 1.2.3 基于灰度梯度共生矩阵的纹理特征

灰度梯度共生矩阵反映了图像灰度和图像梯度之间的关系,灰度梯度共生矩阵的元素 $H(i,j)$ 定义为在归一化的灰度图像 $F(m,n)$ 和梯度图像 $G(m,n)$ 中具有灰度 $i$ 和梯度 $j$ 的总象点数。以图像的总像点数归一化后得到概率为 $P(i,j)$ <sup>[10]</sup>。根据灰度梯度共生矩阵,共提取出15维纹理特征参数。

### (1) 小梯度优势

$$T_1 = \left[ \sum_{i=1}^{16} \sum_{j=1}^{16} \frac{H(i,j)}{j^2} \right] / \left[ \sum_{i=1}^{16} \sum_{j=1}^{16} H(i,j) \right] \quad (7)$$

(2) 大梯度优势

$$T_2 = \left[ \sum_{i=1}^{16} \sum_{j=1}^{16} j^2 H(i,j) \right] / \left[ \sum_{i=1}^{16} \sum_{j=1}^{16} H(i,j) \right] \quad (8)$$

(3) 灰度分布不均匀性

$$T_3 = \left\{ \sum_{i=1}^{16} \left[ \sum_{j=1}^{16} H(i,j) \right]^2 \right\} / \left[ \sum_{i=1}^{16} \sum_{j=1}^{16} H(i,j) \right] \quad (9)$$

(4) 梯度分布不均匀性

$$T_4 = \left\{ \sum_{j=1}^{16} \left[ \sum_{i=1}^{16} H(i,j) \right]^2 \right\} / \left[ \sum_{i=1}^{16} \sum_{j=1}^{16} H(i,j) \right] \quad (10)$$

(5) 能量

$$T_5 = \sum_{i=1}^{16} \sum_{j=1}^{16} \left[ P(i,j) \right]^2 \quad (11)$$

(6) 灰度均值

$$T_6 = \sum_{i=1}^{16} i \left[ \sum_{j=1}^{16} P(i,j) \right] \quad (12)$$

(7) 梯度均值

$$T_7 = \sum_{j=1}^{16} j \left[ \sum_{i=1}^{16} P(i,j) \right] \quad (13)$$

(8) 灰度标准差

$$T_8 = \left\{ \sum_{i=1}^{16} (i - T_6)^2 \left[ \sum_{j=1}^{16} P(i,j) \right] \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (14)$$

(9) 梯度标准差

$$T_9 = \left\{ \sum_{j=1}^{16} (j - T_7)^2 \left[ \sum_{i=1}^{16} P(i,j) \right] \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (15)$$

(10) 相关性

$$T_{10} = \frac{1}{T_8 T_9} \sum_{i=1}^{16} \sum_{j=1}^{16} (i - T_6)(j - T_7) P(i,j) \quad (16)$$

(11) 灰度熵

$$T_{11} = - \left\{ \sum_{i=1}^{16} \left[ \sum_{j=1}^{16} P(i,j) \right] \lg \left[ \sum_{j=1}^{16} P(i,j) \right] \right\} \quad (17)$$

(12) 梯度熵

$$T_{12} = - \left\{ \sum_{j=1}^{16} \left[ \sum_{i=1}^{16} P(i,j) \right] \lg \left[ \sum_{i=1}^{16} P(i,j) \right] \right\} \quad (18)$$

(13) 混合熵

$$T_{13} = - \sum_{i=1}^{16} \sum_{j=1}^{16} P(i,j) \lg P(i,j) \quad (19)$$

(14) 差分矩

$$T_{14} = \sum_{i=1}^{16} \sum_{j=1}^{16} (i - j)^2 P(i,j) \quad (20)$$

(15) 逆差分矩

$$T_{15} = \sum_{i=1}^{16} \sum_{j=1}^{16} \frac{1}{1 + (i - j)^2} P(i,j) \quad (21)$$

## 2 基于支持向量机的摄食行为识别

支持向量机 (SVM, support vector machine) 训练摄食行为识别模型的步骤包括建立数据集、特征数据归一化及降维、支持向量机核函数选取及参数优化等。

### 2.1 建立数据集

采集养殖鱼摄食图像建立数据集, 23 条 10 cm 的养殖鱼生活在 70 cm×30 cm×30 cm, 水深 15 cm 鱼池中, 每天早上 10:00 和晚上 22:00 点进行饵料投喂, 实验时鱼已在鱼池生活了数月, 适应了周围的环境。借鉴文献[11], 对采集的摄食图像进行标注, 如表 1 所示。根据表 1 将符合无和弱两种摄食行为级别的样本作为非摄食行为样本, 将符合中和强两种摄食行为级别的样本作为摄食行为样本。每个样本分别由 3 位养殖专业人员标注, 把标注次数最多的作为该样本最终标注结果。本研究共采集 650 个样本, 其中 70% 的样本作为训练集。

表 1 数据集样本分类标准

Tab.1 Sample classification criteria for the datasets			
数据集类别	样本标签	摄食行为级别	养殖鱼行为
未摄食状态	-1	无	鱼对饵料无反应
		弱	个别鱼对饵料有反应
摄食状态	+1	中	少数鱼开始主动摄食, 抢食较激烈
		强	多数鱼开始主动摄食, 抢食激烈

### 2.2 特征数据归一化及降维

#### 2.2.1 特征数据归一化

根据式(1)~式(21), 提取训练数据集的 20 维特征, 对其进行归一化。选用 Z-Score 标准化方法, 根据每个特征数据的均值  $\mu$  和方差  $\sigma$  来进行

归一化,可将训练集中的每个特征数据的均值统一变换为 0,标准差统一变换为 1,使用式(22)对 20 维特征归一化。

$$x' = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

(22)

式中,  $x$  为标准化前的特征数据;  $x'$  为标准化后的特征数据。

### 2.2.2 特征数据降维

提取的 20 维特征中不可避免的存在特征冗余问题,特征冗余会导致计算量增大,运行时间增加。为消除冗余特征,使用主成分分析法(PCA)对特征进行降维。将原始数据特征通过映射函数映射到一个新坐标系下,在该坐标系下原始数据特征被新数据特征重新表示,新数据特征被称为主成分。

在特征数据完成归一化后,使用 MATLAB 中的“princomp”函数对 20 维特征进行降维。图 2 为主成分的载荷图,横坐标为主成分 1,纵坐标为主成分 2,黑点表示两次观测的主要值,圆圈和虚线表示载荷值。各个特征往横坐标上的投影为主成分 1 的载荷,往纵坐标上的投影为主成分 2 的载荷。从图 2 可以看出,对养殖鱼摄食行为识别有贡献的特征。图 2 为主成分累积贡献率图,横坐标表示主成分,纵坐标为累积贡献率。直方图表示各个主成分,其高度表示贡献率,即该主成分对应的方差占全部方差的比重,其反映了该主成分所包含特征数据信息量的大小,第  $n$  个累积贡献率为前  $n$  个贡献率之和,如图 3 中黑线所示。从图 3 可看出,主成分 5 的累积贡献率已达到 98.652 2%,因此,在后面的计算中只使用 5 维,即特征从 20 维降到了 5 维,并且降维后的单帧运行时间与降维之前相比降低了 32.3%。

## 2.3 支持向量机核函数选取及参数优化

### 2.3.1 核函数的选取

支持向量机的核函数选择径向基函数<sup>[15]</sup>,其数学表达式为:

$$k(x,y) = \exp(-g\|x-y\|)^2$$

(23)

式中,  $g$  为函数参数;  $\|x-y\|^2$  为两个特征向量之间欧氏距离的平方。

### 2.3.2 参数优化

径向基函数中两个参数影响着分类的精度,因此需要选取该训练集的最优参数。网格搜索算法(GS)是最常用的 SVM 选最优参数的算法,它是一种基于  $K$  折交叉验证的参数寻优方法,参数

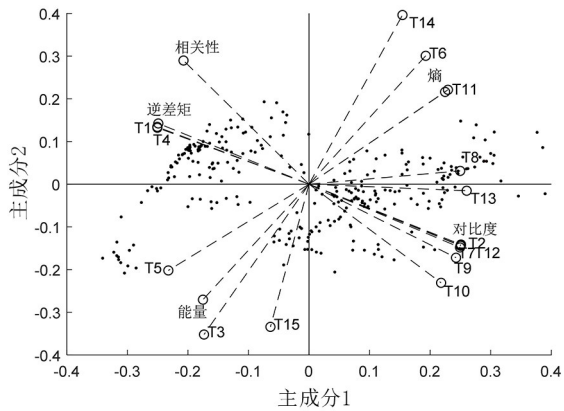


图 2 主成分载荷图

Fig.2 Principal component load plot

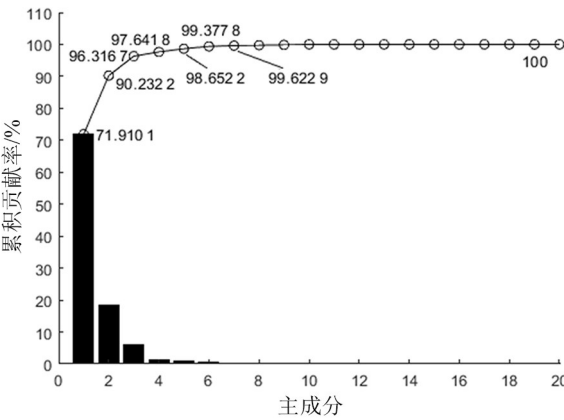


图 3 主成分累积贡献率图

Fig.3 Cumulative contribution rate of principal components

设置为:搜索步长 0.5,  $K$  取 5,其它使用默认参数,GS 对 SVM 参数的寻优流程图如图 4 所示,按照图 4,获得最优的  $C$  为 8,  $g$  为 0.007 812 5。

## 3 实验结果与分析

### 3.1 SVM 模型评价指标

采用平均精确度  $P_A$ 、假负率  $F_{NR}$  和假正率  $F_{PR}$  作为 SVM 模型的评价指标。精确度为真正的摄食行为与分类所得摄食行为的百分比,也为真正的非摄食行为与分类所得非摄食行为的百分比,假负率为摄食行为被错误分为非摄食行为的百分比,假正率为非摄食行为被分成摄食行为的百分比。

$$P_A = \frac{1}{2} \left( \frac{T_p}{T_p + F_p} + \frac{T_n}{T_n + F_n} \right) \times 100\%$$

(24)

$$F_{NR} = \frac{F_n}{T_p + F_n} \times 100\%$$

(25)



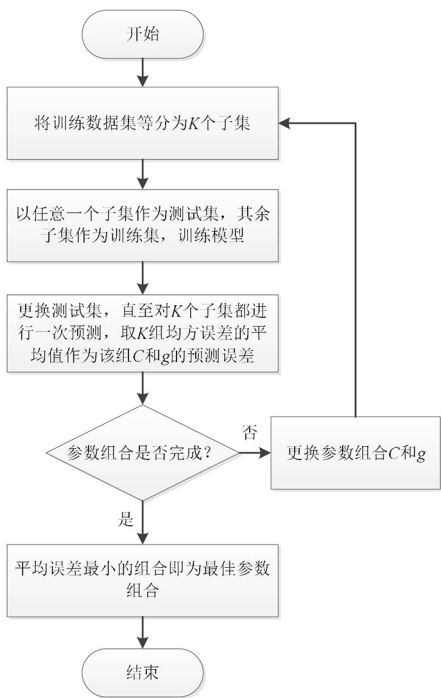


图 4 GS 对 SVM 参数的寻优过程

Fig.4 GS optimization process for SVM parameters

$$F_{PR} = \frac{F_p}{F_p + T_N} \times 100\%$$
 (26)

式中,  $T_p$  表示标注为摄食样本, 预测为摄食样本的个数;  $F_p$  为标注为非摄食样本, 预测为摄食样本的个数;  $T_N$  为标注为非摄食样本, 预测为非摄食样本的个数;  $F_N$  为标注为摄食样本, 预测为非摄食样本的个数。

参考文献:

[1] 张丰登. 基于循环水养殖大口黑鲈摄食行为反馈的自适应投饲系统研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2019.

[2] 钱阳. 基于图像动态获取的水产养殖智能投饵机控制系统研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2017.

[3] PARRA L, SENDRA S, GARCÍA L, et al. Design and deployment of low-cost sensors for monitoring the water quality and fish behavior in aquaculture tanks during the feeding process[J]. Sensors, 2018, 18(3): 750.

[4] BALLESTER-MOLTÓ M, SANCHEZ-JEREZ P, CEREZO-VALVERDE J, et al. Particulate waste outflow from fish-farming cages. How much is uneaten feed? [J]. Marine Pollution Bulletin, 2017, 119(1): 23-30.

[5] SADOUL B, MENGUES P E, 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.

[6] 陈彩文. 基于计算机视觉的鱼群摄食行为分析研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2017.

[7] 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.

[8] 周超, 徐大明, 齐凯, 等. 基于近红外机器视觉的鱼类摄食强度评估方法研究[J]. 智慧农业, 2019, 1(1): 76-84.

[9] 郭强. 基于计算机视觉的循环水养殖镜鲤的摄食状态检测方法研究[D]. 上海: 上海海洋大学, 2018.

[10] 洪继光. 灰度-梯度共生矩阵纹理分析方法[J]. 自动化学报, 1984, 10(1): 22-25.

[11] ZHOU C, XU D M, CHEN L, et al. Evaluation of fish feeding intensity in aquaculture using a convolutional neural network and machine vision[J]. Aquaculture, 2019, 507: 457-465.

[12] 周超. 基于近红外机器视觉的鱼类智能投喂决策方法研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2018.

(责任编辑: 陈雯)

3.2 实验验证与分析

为了验证文中所提方法的有效性,将数据集剩下的 30% 样本作为测试集,使用第 2 节中已训练好的养殖鱼摄食行为识别模型对测试集进行识别。分别使用周超<sup>[8]</sup>中的 5 维特征与文中的 20 维特征,对测试集进行识别,并将结果进行对比,如表 2 所示。由表 2 可看出,将纹理特征增加至 20 维获得的  $P_A$ 、 $F_{NR}$  和  $F_{PR}$  都要优于文献[8]。

表 2 两种方法的摄食行为识别结果

Tab.2 Feeding behavior recognition results of two methods

方法	参数优化结果		$P_A$ / %	$F_{NR}$ / %	$F_{PR}$ / %
	$C$	$g$			
文献[8]	0.125	0.007 812 5	85.0	18.35	8.24
本文	8.000	0.007 812 5	92.3	7.34	4.15

4 结论

- 1)提出的方法可有效地识别养殖鱼的摄食行为,实验结果表明,该方法的平均精确度达到了 92.3%、假负率为 7.34% 和假正率为 4.15%。
- 2)直接对摄食图像提取纹理特征,不但避免了养殖鱼目标复杂的前景提取,而且避免了水面波动和水花对识别带来的干扰。
- 3)对介于摄食和非摄食之间过渡阶段的摄食行为分类的精确度还有待提高,这也为下一步的研究指明了方向。