

张重阳, 陈 明. 基于计算机视觉的鱼类摄食行为研究现状及展望[J]. 江苏农业科学, 2020, 48(24): 31–36.
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2020.24.005

基于计算机视觉的鱼类摄食行为研究现状及展望

张重阳, 陈 明

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

摘要:随着工厂化循环水养殖业的不断发展,借助计算机视觉技术研究鱼类的摄食行为已逐渐成为鱼类行为学研究的热点课题。本文在对相关文献调研的基础上,根据视觉特性从动态和静态 2 个方面围绕目标检测、目标跟踪、尺寸测量、形状分析、质量估计、纹理分析和颜色判定等多个方面详细分析了计算机视觉在鱼类摄食行为研究方面的国内外研究现状;同时,分析了利用计算机视觉技术研究鱼类行为对精细化养殖带来的机遇和挑战,并给出了今后在高精度检测和活跃性等方面的研究趋势和发展方向。

关键词:计算机视觉;鱼类摄食;特征提取;目标跟踪;水产养殖

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2020)24-0031-06

水产养殖是我国农业生产的重要组成部分,近年来,工厂化水产养殖取得了快速的发展。据 2019 年中国渔业统计年鉴资料,2018 年水产品总产量比 2017 年上升 1.9 百分点,达 6457.66 万 t,其中养殖产量约占 77.29%,成为世界上唯一的养殖量超过捕捞量的国家^[1]。水产动物的视觉属性不仅可以反映其生长状况,也是养殖者进行水环境监测、精准投喂和提高生产效率的主要信息来源^[2]。传统的人工投喂方式不仅易受经验、习惯和偏好等因素的影响,且会因饵料的浪费和水质污染降低其经济效益^[2]。随着循环养殖业的快速发展,通过计算机视觉技术对鱼类的摄食行为进行检测,不仅可以增加养殖效益,避免水体污染,而且可以降低生产成本,从而达到精细化养殖。

计算机视觉技术起源于 20 世纪 50 年代,近年来,因其经济、快速、客观和高精度检测的优点,已在鱼类尺寸、形状、体色和疾病诊断等水产动物属性研究领域取得多项突破^[3]。使用计算机视觉技术对鱼类摄食图像进行研究,可以大幅度提高工作效率,实现准确、连续、长时间的检测和获取鱼类摄食行为参数,为水产精细化养殖、优化水体环境和

提高养殖效益提供了保证^[2,4]。本文拟通过对国内外计算机视觉在鱼类行为学方面的研究和分析,以期促进该技术在我国的应用和发展。

基于计算机视觉技术的鱼类摄食行为量化是水产养殖研究中最直接和最有效的方法^[5],其核心思想是通过计算机手段对摄食图像进行特征提取和量化,根据量化结果对鱼群的饱食程度进行估算和操作^[6]。利用计算机视觉进行摄食行为的量化,对改善水质环境和提升水产养殖的经济效益具有非常重要的意义^[7-8]。面向鱼类行为特征的研究可以分为基于动态特征和静态特征 2 个方面,动态特征主要是根据鱼群的游动轨迹分析摄食时的面积轮廓、空间位置、游动速度和方向等信息;而静态特征是通过分析图像的纹理、形状、颜色和尺寸等特征,对鱼群的状态和强度进行识别分类。

1 基于计算机视觉的鱼类摄食行为动态特征的研究现状

动态特征属于生物特征的一种,在一定时间内具有独特性和稳定性。鱼类摄食行为的动态特征分析是指对 3D 视频图像运动区域中的目标对象进行检测和跟踪,通过检测鱼群的运动方向、速度和位置的变化对摄食状况进行分析。

1.1 目标检测

目标检测是指将目标对象从复杂背景环境中分离和处理的过程,是目标跟踪和分类识别的基础。就鱼类行为学分析而言,通过对鱼类目标的检测可以有效地获取鱼体的轮廓和状态,为鱼类行为

收稿日期:2020-02-13

基金项目:上海市科技兴农重点攻关项目(编号:201702080003F00072)

作者简介:张重阳(1992—),男,河南安阳人,硕士研究生,主要从事图像处理与模式识别研究。E-mail:cy3603@foxmail.com。

通信作者:陈 明,教授,博士生导师,主要从事水产物联网和数据挖掘研究。E-mail:mchen@shou.edu.cn。

分析提供了数据支撑。常用的运动目标检测方法按照原理分为光流法、背景减除法和帧间差分法^[8-9]。

1.1.1 光流法 光流法是目前应用最广泛的检测跟踪方法,它利用光流方程对像素点的运动状态矢量进行计算,在鱼群游动的过程中,通过视频图像中像素点的强度变化检测出目标鱼群的运动速度和方向,并对其进行跟踪。但该方法的计算复杂度高,且易受噪声、光照和环境扰动的影响,在没有专用硬件支持的情况下很难将鱼群目标完整地检测出来。

于欣等利用光流法提取了鱼群在不同时空中运动的速度和转角 2 个行为特征,实现了对鱼群异常行为的检测^[10]。赵建等基于光流法提出了一种改进动能模型的鱼类摄食强度检测方法,利用阈值法和二值化技术提取了图像在 S 和 V 方向上的特征,并结合统计学和信息熵获取 E_K 、 v 和 C_E 来表征罗非鱼的摄食强度^[11]。侯晓娇结合计算机视觉技术,利用 Lucas-Kanade 光流法获取了目标鱼群的运动矢量,并对鱼群运动的行为特征进行统计,得到了鱼群运动的速度和转角 2 个行为特征的联合直方图与联合概率分布,最终实现了鱼群异常行为的检测^[12]。Zhang 等首先利用平均背景建模的方法进行目标分割,然后采用光流法提取目标对象的速度和转角 2 个行为特征,最后通过统计分析的方法利用组合熵实现了罗非鱼的摄食强度的评估^[13]。

1.1.2 背景差分法 背景差分法是利用图像序列的当前帧和背景模型的对比实现运动目标检测的方法^[14]。该方法不受运动目标速度的限制,能够及时、准确和完整地提取运动目标的特征。其性能取决于背景图像的好坏,对光照和外部环境的明显变化较为敏感,不适用于背景变化较大的情况。

宋君毅首先采用中值滤波和自适应滤波技术从空间域和频域 2 个角度对图像做平滑去噪处理,然后使用改进的 Canny 算子进行鱼群图像边缘检测,最后利用背景差分法建立了背景模型,从而实现了运动鱼群的检测^[9]。Kato 等开发了一套基于背景差分法的鱼群行为检测和跟踪系统,实现了对鱼群摄食行为的识别^[15]。张胜茂等提出了一套基于视频监控的鱼类运动检测方法,首先利用高斯模板对图像进行平滑处理操作,然后使用高斯混合模型(GMM)的方法建立背景模型,进而得到了运动的前景目标,该方法有效地抑制了噪声,对水面波动

也起到了滤除的作用^[16]。

1.1.3 帧间差分法 帧间差分法是一种通过对视频序列图像中连续的 2 帧或几帧做差分运算来获取目标轮廓的方法。该方法算法简单、运算速度快,且能够适应动态环境的变化,具有较强的鲁棒性。但当目标运动速度过快时,不能将具有联系特征的像素点完整地提取,较容易出现“空洞”现象。

范良忠等利用改进的帧间差分法实现了运动鱼群的检测^[17]。王勇平等使用帧差分法检测目标鱼群,实现了对鱼群的摄食情况的研究^[4]。Liu 等利用帧间差分法分析了大西洋鲑鱼的摄食强度,并得出 CVFAI 和 MOFAI 2 种摄食活动指数的相关系数为 0.919 5^[18],虽然实现了对鱼群的摄食活动进行检测,但忽略了鱼体重叠引起的水面反射误差,且计算量较大,在实际应用中难以实现。

1.2 目标跟踪

运动对象的目标跟踪是通过视频图像的连续帧序列估计目标对象的位置、形状或所在区域,并确定其运动的速度、方向及轨迹等运动信息。就鱼类摄食行为而言,常用的目标跟踪方法有基于特征点跟踪和基于模型跟踪^[19]。

1.2.1 基于特征点跟踪 基于特征点的跟踪是指提取目标对象的 1 个或多个不变性特征,然后利用相关匹配算法实现目标对象的跟踪^[19]。在鱼类行为学研究中,常用的特征点有鱼体质心、胸鳍、头部和尾部等,但为了提高精确度,基于多特征融合的目标跟踪已成为研究趋势。该方法的优点是目标对象在部分遮挡的情况下依然可以准确地进行跟踪,但当光照剧烈变化或目标对象被遮挡严重时将难以提取相关特征。常用的特征点提取算法有粒子滤波算法、SURF(加速鲁棒特征)算法、Kalman 算法和 SIFT 算法等。

Nair 等使用 K-Means 和 SURF 算法对图像进行分割,并提取 62 个特征,最后利用 SVM 实现了水下鱼类的分类识别^[20]。Zhou 等首先利用背景减法获取目标图像,并去除过大和过小的目标,然后使用阶矩的方法提取鱼的质心点,并绘制成三角形,通过三角形的大小和周长反应质心点的距离和鱼群的聚集水平,最后用计算出的群集指数 FIFB 来表示鱼群的摄食水平^[21]。Zhao 等提出了一种基于自发群体行为的鱼群食欲评估方法,通过改进的复杂网络方法提取鱼群的前景特征点,并利用改进的社会力模型和动能模型从分散度、相互作用力和水

流场的变化幅度 3 个方面评估了鱼群的食欲度^[22]。Qian 等通过检测鱼头的方向和位置,使用全局优化算法和 SURF 算法得到了鱼群的行为轨迹,为鱼群的摄食行为研究提供了方案^[23]。程淑红结合 SIFT 算法和粒子滤波算法提取了鱼运动时的方向、速度和加速度等矢量特征,并使用质心算法获取鱼的运动轨迹,从而实现了鱼的运动跟踪^[24]。宋君毅使用高斯建模法对目标对象进行识别,并用改进的 Kalman 滤波算法对鱼群的游动轨迹进行预测,通过速度、加速度和高度等参数特征实现了在线监测鱼群行为的效果^[9]。郭超结合使用 Kalman 滤波算法和 MeanShift 算法,实现了鱼体目标的跟踪,并准确地找到了鱼体游动速度和鱼尾摆动频率之间的关系^[25]。

1.2.2 基于模型跟踪 基于模型的目标跟踪是指通过对目标对象的特征进行建模,然后使用相应的匹配方法对目标进行跟踪的过程。常用的模型有轮廓信息模型、2D/3D 模型和贝叶斯概率模型等。虽然具有很强的鲁棒性,但其计算复杂度较高,在复杂环境中很难获得较为精确的模型。

Kato 等使用 3D 模型开发了一套鱼群行为检测和跟踪系统,通过提取金鱼的长度、运动速度和方向等特征实现了对鱼群摄食行为的检测^[15]。汤一平等使用 3D 建模技术获取了鱼群的三维空间位置,实现了鱼群游动轨迹的分析^[26-27]。Hassan 等基于传感器和计算机视觉方法对鱼类的摄食行为进行研究,结合鱼类的水质环境、生长速率和摄食情况,提出了一种信息融合鱼类进食研究模型^[28]。贾成功等使用计算机视觉技术建立了一套基于改进 Kmeans 算法的智能投饵系统,并结合实时图像处理结果得出了目标鱼群面积、密集度与时间的关系^[29]。

2 基于计算机视觉的鱼类摄食行为静态特征的研究现状

20 世纪 80 年代,有关静态图像和视频的技术就被应用于水产动物的形态测量中^[30]。早期的研究表明,计算机视觉技术凭其非接触、无干扰和可远程检测的特点,可以通过尺寸、形状、纹理、质量和颜色等特征反映鱼类的生长和行为信息的变化,成为精准养殖的一项强有力的技术手段。

2.1 尺寸与形状特征

体长和形状是鱼类的重要生物学特征,不仅是

评价鱼类生长和健康性能的重要指标,也是鱼类分类分级的重要依据。目前,基于计算机视觉的体长测量和形状分析是指通过提取目标轮廓获得对象的长宽比、周长和面积等测量值的过程。

常用的目标轮廓提取方法有点分布模型法、Haar 分类器和领域边界法等。其中,Torisawa 等通过立体视频系统对不同水深的金枪鱼进行鱼体三维检测,研究表明,使用 DLT 方法测量体长的误差小于 5%^[31]。万鹏等利用分段技术计算出鱼体长轴方向上 5 段的平均长宽比值,并利用 BP 神经网络对鲫鱼和鲤鱼进行了分类识别^[32]。Lee 等基于计算机视觉方法提取了鲍鱼的体长、体宽和面积等信息,并推导出总长度(TL)和体长(BL)的公式: $\pi/4 \times TL \times BL$,从而实现了鲍鱼二维图像的自动分级^[33]。胡利永等利用机器视觉方法通过提取鲈鱼摄食时水面聚集度和区域面积等特征,提出了一种智能投饵方法,有效提高了投喂自动化程度,但易受养殖环境和水面反光等的影响^[34]。张志强等采用八邻域搜索算法确定了鲫鱼的鱼体轮廓,并通过分段技术获取了鱼的头部、腹部和尾部面积,从而实现了鱼体特征的测量^[35]。Alsmadi 等利用局部几何法获取了鱼体尺寸和形状的特征集合^[36]。Huang 等利用中线点算法对鱼体长度进行测量,使用鱼头和尾作为左右端点的中线测量误差仅为 1.49%^[37]。

2.2 纹理特征

纹理特征是图像数据信息的重要来源之一,可以充分地反映具有缓慢变化或周期性变化的物体表面结构组织的排列属性,现已广泛应用于模式识别、图像检索和计算机视觉等研究领域^[38]。常见的提取纹理特征的方法有小波分析方法、局部二值模式(LBP)方法和灰度共生矩阵(GLCM)方法等。

郭强等通过提取鱼图像的纹理和形状特征,提出了一种基于 BP 网络的鱼类摄食状态的分类方法,识别率高达 98%^[39]。Ojala 等提出了一种基于局部二值模式(LBP)的纹理分析方法,该方法降低了计算复杂度,且使得旋转不变性得到认可^[40]。Mallat 在 1989 年首次将小波理论应用于纹理分析中^[41]。陈彩文等通过灰度共生矩阵提取鲤鱼图像的 4 个纹理特征,完成对鱼的摄食强度评估,并使用 SVM 对其摄食行为进行分类识别,识别率可达 96.5%^[42-43]。Hu 等提出了一种基于颜色和纹理特征的病鱼分类判别方法,实现了不同鱼类的在线识

别功能^[44]。Chomtip 等采用欧式距离和神经网络的方法提出了基于形状和纹理特征的鱼类识别系统^[45]。张重阳等提出了一种基于特征融合的鱼类摄食行为检测方法,利用计算机视觉技术将提取的鱼群摄食图像纹理、颜色和形状特征进行融合处理,并对比分析了 3 种分类算法对摄食行为的检测^[46]。

2.3 体质量特征

体质量是生物的一项重要生态学指标,且鱼体在尺寸和质量之间存在一定的相关性^[47]。大量的研究表明,通过对 2D/3D 图像中鱼类的体长、体宽和面积等特征的计算可以估计鱼体的质量。

Zion 等采用图像处理算法对孔雀鱼等几种观赏鱼的质量进行了研究,并提出了一种基于面积与质量的关系模型,确定系数 R^2 高于 0.956^[47]。Hufschmied 等利用计算机视觉技术对鱼群的俯视图进行分析研究,建立了一个基于鱼群轮廓面积与质量相关性的线性回归模型,且平均相对误差为 5.5%^[48]。Viazzi 等通过提取鲈鱼的长度 L 、面积 A 和质量 W ,建立了质量-面积回归模型: $W = a \cdot L^b$,平均误差在 $(0.6 \pm 0.6)\%$ 之间,模型精度较高^[49]。Lines 等通过建立一系列鱼体长度因子和质量的关系方程进行鱼类质量的评估^[50]。大量研究表明,不存在适用于所有品种的鱼的质量分析模型。为了提高测量精度,对每一品种的鱼,都需要设计不同的质量分析模型进行鱼体质量测量。

2.4 颜色测量分析

在水产养殖中,鱼类体色特征属于行为特征的一部分,易受食用饵料、健康状况、养殖环境和光照强度等的影响,是鱼类的重要形态特征之一^[51]。鱼类体色的变化不仅可以反映水质环境的状况,也为鱼类行为学研究提供了重要的信息^[7]。目前,颜色作为鱼类形态特征之一已被广泛应用于鱼类的自动化分类识别研究中,成为基于计算机视觉的一项重要重要的研究手段^[52]。

李贤等使用计算机视觉技术对大菱鲆的背景色选择性进行了研究,通过幼鱼在不同背景色养殖槽中出现的累计频率量化了其体色的变化速率,从而分析了不同背景色对鱼的应激程度^[7]。Alsmadi 等利用灰度共生矩阵提取了颜色和纹理特征,进而对鱼群图像进行了综合分析^[36]。徐建瑜等利用计算机视觉技术,通过提取鱼类图像的 HSV 空间明度值对鱼类体色的明暗程度进行量化分析^[51]。

Wallat 等使用机器视觉系统(CMSV)量化和提取金鱼的体色变化信息,通过利用 Florida 大学研制的颜色分析程序生成了相关的颜色直方图,进而对鱼的体色进行分析测量,该系统对观赏鱼的体色变化方面具有潜在的研究价值^[53]。

3 基于计算机视觉的鱼类摄食行为存在问题及研究展望

在循环水养殖系统研究中,养殖投喂过程的自动控制和精细化调控管理对保障水产养殖健康、高效、安全和实现可持续发展具有重要意义。水产动物的颜色、形状、纹理及行为轨迹等特征是实现精准投喂的信息基础,也是检测和反映摄食程度的主要依据。与传统的人工投喂和摄食检测相比,基于计算机视觉技术的鱼类摄食行为检测方法的优点主要体现在以下几个方面:

3.1 优势

在检测对象方面,不受鱼的种类和大小限制,可根据检测效果及时地调整处理范围,具有高效、便捷的特点。在检测方式方面,可以实现实时、非接触、连续和无干扰的在线检测,同时可以避免因投喂而造成的水面抖动、水花或鱼群受惊等不良状况的产生。在参数指标方面,可以实时获取鱼类的摄食面积、周长、颜色、纹理及行为轨迹等多个形态参数,从多角度实时显示鱼类的摄食状态和摄食强度的变化,有助于实现精准投喂,同时屏蔽了人工检测中难以量化的缺点。在测量效率方面,计算机软硬件和机器视觉的快速发展为鱼类摄食行为的自动化识别奠定了坚实的基础,有效地降低了养殖过程中人工和饲料成本,提高了投喂效率。在应用领域方面,通过总结近几十年来国内外关于水产动物视觉的研究发现,计算机技术不仅可以用于目标对象的形状、颜色、纹理和行为轨迹等方面的研究,还可以用于医疗卫生、疾病诊断、品种识别等多个领域。

3.2 存在问题

因此,计算机视觉技术在水产养殖和管理中具有十分明显的技术优势,是实现水产精细化养殖和目标自动检测的关键技术。但由于受检测技术、算法老化和硬件条件等限制,加上水产动物本身的复杂多样性和水质环境的多变性,使得计算机视觉技术在水产动物检测应用中还面临着一些问题。

从检测环境来看,现有的检测主要是在理想的

实验室条件下进行的。自然条件的复杂性和水质环境的多变性将会影响检测结果的鲁棒性和可靠性。从特征的提取来看,计算机视觉技术现主要用于表层信息的提取,而动物的多样性和环境的复杂性,使得在处理复杂的边界问题时难度较大。从检测对象来看,不同鱼类的尺寸大小、形状和颜色等存在较大的差异,而现有的检测设备仅可用于某一特定的鱼类,对于不同品种的鱼类需要设计专门的检测模型和算法,研究成本较大。从设备本身来看,硬件的质量和算法的选择是取得高精度结果的关键。机器视觉技术的快速发展使得更新缓慢的硬件性能在很长时间内满足不了需求,随着数据量的不断增大,硬件的处理速度将成为计算机视觉技术发展的主要瓶颈。

3.3 展望

在接下来的基于计算机视觉技术的研究中,一方面应继续加强图像采集、数据处理、自动化识别和分类等操作技术的研究,实现从单一特征分类到多特征融合的转变。另一方面,除了从水面观测研究鱼类行为外,需要研究适用于水下环境的鱼类摄食检测系统,利用人工智能、计算机视觉和传感器等信息融合技术从水下多方位、多角度进行图像的采集和处理,以便更精准地分析不同鱼类的摄食状况。对鱼类的摄食强度和在干扰条件下的摄食情况研究也将是鱼类摄食行为学研究的方向之一。

4 结论

基于计算机视觉技术的鱼类摄食行为研究主要是对采集的目标图像进行预处理、图像分割、特征选择和视觉属性分析等一系列分析处理过程,及时准确地获取鱼类在摄食状态下的尺寸、颜色、纹理、形状及运动行为轨迹等属性特征,以便于养殖者实时掌握鱼类的摄食变化情况,从而实现精准投喂。与传统的人工投喂相比,该技术不仅可以避免养殖人员的投喂主观性影响,也可以进行连续无干扰的实时监测,有效降低养殖成本和提高养殖效率。计算机视觉已逐渐成为水产自动化养殖的关键技术,有着较为广阔的应用前景。但由于水产养殖自身特殊性的局限,以及受图像检测技术、算法老化和硬件条件等的限制,计算机视觉技术在处理的速度、精度和可靠度等方面还有待于进一步的提高。所以,未来如何改进和提高检测的精度,以及如何全方位、多角度地开展自动化检测和摄食活跃

性研究将是我们的研究重点。

参考文献:

- [1] 农业部渔业渔政管理局. 2019 中国渔业统计年鉴[M]. 北京:中国农业出版社,2019.
- [2] Cui Z H, Wu J F, Yu H. A review of the application of computer vision technology in aquaculture[J]. Marine Science Bulletin, 2018, 20(1): 53 - 66.
- [3] 段延娥, 李道亮, 李振波, 等. 基于计算机视觉的水产动物视觉特征测量研究综述[J]. 农业工程学报, 2015, 31(15): 1 - 11.
- [4] 王勇平, 聂余满, 谢成军, 等. 基于机器视觉的养殖鱼群智能投饵系统设计与研究[J]. 仪表技术, 2015(1): 1 - 4.
- [5] Chao Z, Xu D M, Kai L, et al. Intelligent feeding control methods in aquaculture with an emphasis on fish: a review[J]. Reviews in Aquaculture, 2018, 10(4): 975 - 993.
- [6] Yousef A, Srivastava S, Liu X M. Automatic feeding control for dense aquaculture fish tanks[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 22(8): 1089 - 1093.
- [7] 李 贤, 范良忠, 刘子毅, 等. 基于计算机视觉的大菱鲂对背景色选择习性研究[J]. 农业工程学报, 2012, 28(10): 189 - 193.
- [8] 张志强, 牛智有, 赵思明. 基于机器视觉技术的淡水鱼品种识别[J]. 农业工程学报, 2011, 27(11): 388 - 392.
- [9] 宋君毅. 基于图像处理的鱼群监测技术研究[D]. 天津: 天津理工大学, 2015.
- [10] 于 欣, 侯晓娇, 卢焕达, 等. 基于光流法与特征统计的鱼群异常行为检测[J]. 农业工程学报, 2014, 30(2): 162 - 168.
- [11] 赵 建, 朱松明, 叶章颖, 等. 循环水养殖游泳型鱼类摄食活动强度评估方法研究[J]. 农业机械学报, 2016, 47(8): 288 - 293.
- [12] 侯晓娇. 基于计算机视觉的鱼群行为检测与结构特征研究[D]. 太原: 太原科技大学, 2014.
- [13] Zhang Y Y, Jian Z, Zhi Y H, et al. Behavioral characteristics and statistics - based imaging techniques in the assessment and optimization of tilapia feeding in a recirculating aquaculture system[J]. Transactions of the ASABE, 2016, 59(1): 345 - 355.
- [14] 宋 伟, 张 力, 邓亚航. 基于背景差分法的模型改进方法研究[J]. 传感器与微系统, 2017, 36(10): 67 - 69.
- [15] Kato S, Tamada K, Shimada Y, et al. A quantification of goldfish behavior by an image processing system[J]. Behavioural Brain Research, 1996, 80(1/2): 51 - 55.
- [16] 张胜茂, 赵 申, 张 衡, 等. 基于视频分析的鱼雷运动目标提取[J]. 渔业信息与战略, 2017, 32(1): 44 - 50.
- [17] 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.
- [18] Liu Z Y, Li X, Fan L Z, et al. Measuring feeding activity of fish in RAS using computer vision[J]. Aquacultural Engineering, 2014, 60: 20 - 27.
- [19] 曾巧玲, 文贡坚. 运动目标跟踪综述[J]. 重庆理工大学学报(自然科学版), 2016, 30(7): 103 - 111.
- [20] Nair S S, Mon F A, Suthendran K. Under water fish species recognition[J]. International of Pure and Applied Mathematics,

- 2018,118(7): 357–361.
- [21] Zhou C, Lin K, Xu D M, et al. Near infrared computer vision and neuro – fuzzy model – based feeding decision system for fish in aquaculture[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 146(6): 114–124.
- [22] Zhao J, Bao W J, Zhang F D, et al. Assessing appetite of the swimming fish based on spontaneous collective behaviors in a Recirculating aquaculture system[J]. Aquacultural Engineering, 2017, 78: 196–204.
- [23] Qian Z M, Wang S H, Cheng X E, et al. An effective and robust method for tracking multiple fish in video image based on fish head detection[J]. BMC Bioinformatics, 2016, 17(1): 251.
- [24] 程淑红. 动态图像目标跟踪算法研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2011.
- [25] 郭超. 柔性鱼体目标检测与跟踪技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.
- [26] 汤一平, 刘森森, 石兴民, 等. 基于 3D 计算机视觉的鱼类行为分析研究[J]. 高技术通讯, 2015, 25(3): 249–256.
- [27] Pautsina A, Cisar P, Stys D, et al. Infrared reflection system for indoor 3D tracking of fish[J]. Aquacultural Engineering, 2015, 69: 7–17.
- [28] Hassan S G, Hasan M, Li D L. Information fusion in aquaculture; a state – of the art review[J]. Frontiers of Agricultural Science and Engineering, 2016, 3(3): 206.
- [29] 贾成功, 张学良, 陈俊华, 等. 基于鱼群摄食规律的投饵系统研究[J]. 机械工程师, 2017(8): 22–25, 28.
- [30] Klimley A P, Brown S T. Stereophotography for the field biologist; measurement of lengths and three – dimensional positions of free – swimming sharks[J]. Marine Biology, 1983, 74(2): 175–185.
- [31] Torisawa S, Kadota M, Komeyama K, et al. A digital stereo – video camera system for three – dimensional monitoring of free – swimming Pacific bluefin tuna, *Thunnus orientalis*, cultured in a net cage[J]. Aquatic Living Resources, 2011, 24(2): 107–112.
- [32] 万鹏, 潘海兵, 龙长江, 等. 基于机器视觉技术淡水鱼品种在线识别装置设计[J]. 食品与机械, 2012, 28(6): 164–167.
- [33] Lee D, Lee K, Kim S, et al. Design of an optimum computer vision – based automatic abalone (*Haliotis discus hannai*) grading algorithm[J]. Journal of Food Science, 2015, 80(4): 729–733.
- [34] 胡利永, 魏玉艳, 郑堤, 等. 基于机器视觉技术的智能投饵方法研究[J]. 热带海洋学报, 2015, 34(4): 90–95.
- [35] 张志强, 牛智有, 赵申明, 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.
- [36] Alsmadi M K, Omar K B, Noah S A, et al. Fish recognition based on robust features extraction from size and shape measurements using neural network[J]. Journal of Computer Science, 2010, 6(10): 1059–1065.
- [37] Huang T W, Hwang J N, Rose C S. Chute based automated fish length measurement and water drop detection [C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, 2016.
- [38] 刘丽, 赵凌君, 郭承玉, 等. 图像纹理分类方法研究进展和展望[J]. 自动化学报, 2018, 44(4): 584–607.
- [39] 郭强, 杨信廷, 周超, 等. 基于形状与纹理特征的鱼类摄食状态检测方法[J]. 上海海洋大学学报, 2018, 27(2): 181–189.
- [40] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multiresolution gray – scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971–987.
- [41] Mallat S G. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7): 674–693.
- [42] 陈彩文, 杜永贵, 周超, 等. 基于支持向量机的鱼群摄食行为识别技术[J]. 江苏农业科学, 2018, 46(7): 226–229.
- [43] 陈彩文, 杜永贵, 周超, 等. 基于图像纹理特征的养殖鱼群摄食活动强度评估[J]. 农业工程学报, 2017, 33(5): 232–237.
- [44] Hu J, Li D L, Duan Q L, et al. A fuzzy C – Means clustering based algorithm to automatically segment fish disease visual symptoms[J]. Sensor Letters, 2012, 10(1/2): 190–197.
- [45] Chomtip P, Pimprapai L, Waranat K, et al. Thai fish image recognition system [C]//Proceedings of International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering, Bangkok, 2012.
- [46] 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.
- [47] Zion B, Alchanatis V, Ostrovsky V, et al. Ornamental fish mass estimation by image processing [M]. Bet Dagan: Agricultural Research Organization, 2012.
- [48] Hufschmied P, Fankhauser T, Pugovkin D. Automatic stress – free sorting of sturgeons inside culture tanks using image processing[J]. Journal of Applied Ichthyology, 2011, 27(2): 622–626.
- [49] Viazzi S, Hoestenbergh S V, Goddeeris B M, et al. Automatic mass estimation of Jade perch *Scortum barcoo* by computer vision[J]. Aquacultural Engineering, 2015, 64: 42–48.
- [50] Lines J A, Tillett R D, Ross L G, et al. An automatic image – based system for estimating the mass of free – swimming fish[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2001, 31(2): 151–168.
- [51] 徐建瑜, 姜雄晖, 刘鹰. 基于计算机视觉的鱼体色明暗程度量化方法[J]. 农机化研究, 2006(6): 140–142, 152.
- [52] Misimi E, Erikson U, Skavhaug A. Quality grading of Atlantic salmon (*Salmo salar*) by computer vision[J]. Journal of Food Science, 2008, 73(5): 211–217.
- [53] Wallat G K, Luzuriaga D A, Balaban M O, et al. Analysis of skin color development in live goldfish using a color machine vision system[J]. North American Journal of Aquaculture, 2002, 64(1): 79–84.