

# 计算机视觉技术在水产养殖中的应用与展望

徐建瑜<sup>1,3</sup>, 崔绍荣<sup>1</sup>, 苗香雯<sup>1</sup>, 刘 鹰<sup>2</sup>

(1. 浙江大学农业生物环境工程研究所, 杭州 310029; 2 中国科学院海洋研究所, 青岛 266071; 3 宁波大学信息科学与工程学院, 宁波 315211)

**摘 要:** 该文从养殖动物的生物量测量、行为监测和应激状态评估等方面综述了计算机视觉技术在水产养殖中生物信息获取方面的研究进展, 并提出了进一步研究的方向是用图像处理技术量化鱼的行为的新方法, 鱼在各种应激和养殖条件下行为变化的量化研究和人工智能技术的应用等方面。

**关键词:** 水产养殖; 图像处理; 计算机视觉; 生物量; 鱼类行为

**中图分类号:** S126; TP242.6<sup>+</sup>2

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1002-6819(2005)08-0174-05

徐建瑜, 崔绍荣, 苗香雯, 等. 计算机视觉技术在水产养殖中的应用与展望[J]. 农业工程学报, 2005, 21(8): 174-178

Xu Jianyu, Cui Shaorong, Miao Xiangwen, et al. Application and prospect of computer vision technology in aquaculture [J]. Transactions of the CSAE, 2005, 21(8): 174-178 (in Chinese with English abstract)

## 0 引言

近年来, 计算机视觉技术在农业工程中的应用有了很大的发展, 主要有农产品的品质检测、收获机器人、精准农业、生物生长状态的监测等<sup>[1]</sup>, 中国在这方面的应用研究起步较晚, 主要集中在农产品的品质检测和作物生长状态监测等方面<sup>[2]</sup>。随着鱼类设施养殖业的发展, 养殖密度不断增大, 养殖水体水质变化很快, 当鱼处于缺氧、水质恶化等应激条件下在较短的时间内就会产生严重的后果, 造成较大的产量损失, 迫切需要获得养殖设施中鱼的行为、应激状况、生物量等信息来为养殖过程的控制和管理提供指导, 计算机视觉技术为获得这些信息提供了一个有效手段。

## 1 计算机视觉技术在养殖生物的生物量和生长评估中的应用

在水产养殖过程中养殖动物的生物量是很重要的参数, 需要根据它来进行分级、投饵、捕获和控制养殖密度等。绝大多数水产养殖动物是鱼类, 传统测量生物量的方法是定期捕捞部分鱼称重, 会对鱼产生应激和物理伤害, 测量大型网箱中的鱼时更加困难和费时。利用计算机视觉技术估计鱼的尺寸、质量, 测量准确、迅速, 可节省大量的人力物力。

利用计算机视觉技术对水产养殖动物的生长监测与作物监测有很大的不同, 其特点是: 1) 监测对象在水中不停地游动, 与摄像机之间的距离和角度不断变化, 鱼之间还会出现交叠, 使图像分析过程更加复杂, 但好

处是使处于固定位置的摄像机可以测量不同鱼的生物量; 2) 图像质量相对较差: 养殖水体具有一定的浑浊度且光线较暗, 使鱼和背景的对比度低, 因鳞片反光出现高亮度使同一鱼体上亮、暗差别较大, 鱼体的尾鳍、背鳍等较薄, 使鱼的边界模糊, 图像分割的难度较大。

### 1.1 采用单目视觉技术评估养殖生物的生物量和生长

利用单目视觉技术评估鱼的质量时硬件系统和图像处理方法比较简单, 但需要将鱼限制在一定的空间内, 使鱼的体轴尽量与摄像机的光轴垂直, 操作相对麻烦, 会给鱼带来一定的应激。Poxton 等<sup>[3]</sup>(1987)用图像处理技术确定大菱鲂的鱼体投影面积, 并根据面积和体重的关系预测鱼重。Irvine 等<sup>[4]</sup>(1991)在鱼游过特定的通道时拍摄鱼的侧面图像, 求取鱼的长度后根据长度来预测鱼重。Carlos 等<sup>[5]</sup>(2002)将幼鱼放在小容器中置于摄像机前, 通过测量鱼的长度进而预测鱼重, 长度、质量的平均测量误差分别为+0.16%、-2.05%, 使测量过程中幼鱼的死亡率大大降低。如果只根据鱼的侧面面积或长、宽来预测鱼重, 当鱼的品系、养殖季节和喂食制度变化时会因鱼体形态的改变而使预测精度发生较大变化。双壳贝类的生长通常用长、宽等尺寸来表示, 传统测量方法对长、宽的测量方向没有规定, 会造成和操作者有关的误差。Pontual 等<sup>[6]</sup>(1998)通过图像处理的方法研究双壳贝类幼体的生长, 用显微镜、CCD 摄像机及计算机等来获取培养盘中的幼贝图像, 经过图像处理获得 4 个尺寸参数: 贝的面积、主轴长、次轴长、等价直径, 和 2 个形状参数: 矩形度、惯性矩。该方法比传统的方法更容易形成标准, 测量更准确快速, 而且可以更好地表示贝的生长和形态。

### 1.2 采用双目视觉技术评估养殖生物的生物量和生长

采用双目视觉技术可以评估自由游动的鱼生物量, 利用两个处于固定位置关系的摄像机同时获得的同一监测对象的两个二维图像构造三维图像的变换方程, 可以在三维空间中求得鱼体上各特征点之间的距离。Beddow 等<sup>[7]</sup>(1996a)从图 1 中所示的鲑鱼的侧面体宽

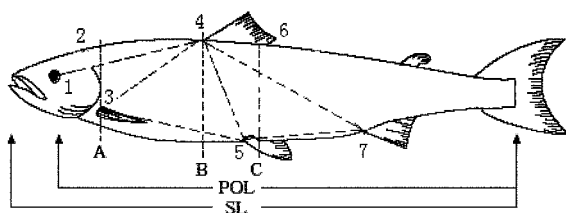
收稿日期: 2004-06-09 修订日期: 2005-01-16

基金项目: “863”项目“重要海水养殖贝类苗种培育设施的工程优化”(2003AA603140)资助

作者简介: 徐建瑜(1973-), 女, 黑龙江省牡丹江市人, 在读博士研究生, 主要从事水产养殖工程及环境调控方面的研究。杭州市凯路 268 号 浙江大学农业生物环境工程研究所, 310029。

Email: xujianyu@sohu.com

A、B、C, 体长 SL、POL 和眼、鳍等特征点 1- 4、3- 5、4- 5、4- 7、5- 7 之间的距离中选取 2- 4 个不同组合, 建立了一系列分别由这 2- 4 个长度预测鲑鱼质量的多元回归方程, 预测鱼重的误差都小于 2%。可以根据特征点的可见性、清晰程度等情况选择不同的预测方程。Beddow 等<sup>[8]</sup> (1996b) 在此基础上采用双目视觉系统拍摄鱼的图像, 用鼠标在成对的图像上标出同条鱼的鼻、尾、鳍等特征点, 进而根据特征点间的距离和回归方程预测鱼的重量, 鲑鱼总的生物量预测误差小于 0.4%, 单条鱼重的预测误差为  $-0.1 \pm 9.0\%$ 。Petrell 等<sup>[9]</sup> (1997) 用经验公式:  $W = BL^2H$  预测鲑鱼的体重,  $W$  为鱼的质量,  $L$  为鱼的长度,  $H$  为鱼的宽度,  $B$  是系数, 随着鱼的种类和外形不同而变化, 他的方法也需要分别在 2 幅图像上人工标出鱼的鼻、尾鳍和身体最宽处的背和腹部对应点共 4 个测量点, 结果鱼重的平均测量误差在 0.5% 以内。Lines 等<sup>[10]</sup> (2001) 在生物量预测过程中的自动识别、处理方面作了研究, 因为图像的对比度低, 鱼的边界模糊, 简单的域值分割和边缘检测的效果较差, 将时间相隔很近两张图像相减, 得到的图像中鱼头部分因鱼的运动而出现“新月形”, 用鲁棒性较好的二进制模式分类器 (n-tuple binary pattern classifier)<sup>[11]</sup> 识别“新月形”, 识别出鱼头后再根据鱼体的大概位置和方向用点分布模型 PDM (point distribution model)<sup>[12]</sup> 识别出鱼的边界, 确定边界上的关键特征点并计算出点间的距离, 然后利用 Beddow 等<sup>[7]</sup> (1996a) 建立的回归方程来评估鱼的质量。试验结果: 从图像中自动获取长、宽等尺寸的平均误差小于 10%, 鱼重的平均测量误差为  $18 \pm 9\%$ 。Harvey 等<sup>[13]</sup> (2003) 利用立体视觉技术测量自由游动的金枪鱼体长和最大体宽, 对于成熟个体体长和体宽的测量相对误差为 0.16% 和 0.51%, 并建立了通过一系列连续图像修正鱼快速游动时造成体形变化的影响, 提高了测量精度。



1. 眼窝后部 2. 脑颅后部 3. 胸鳍前端 4. 背鳍前端 5. 腹鳍前端  
6. 背鳍末端 7. 臀鳍前端 A. 胸鳍前端处的体宽 B. 背鳍前端处的体宽 C. 背鳍末端处的体宽 POL. 眼后的体长 SL. 标准体长

图 1 鲑鱼身上的尺寸测量位置

Fig 1 Position of dimensions measured on the salmon

目前利用计算机视觉技术评估鱼的生物量主要用于欧美养殖较多的鲑鱼等, 而且计算过程中需要人的较多参与。当鱼游动时身体弯曲会使图像上的投影面积减小并产生变形, 使自动识别的方法误差较大, 还有待于进一步根据图像中鱼的形状参数补偿鱼体弯曲带来的误差。这方面的研究在广度和深度上还有较大的发展空间。

## 2 计算机视觉技术在鱼的行为监测和应激状态评估中的应用

动物行为是机体的重要功能表现, 与环境刺激、生理状态等密切相关。动物一般通过特定的行为来适应胁迫环境, 行为适应往往产生在生理适应之前, 是应付环境挑战的第一手段<sup>[14]</sup>。可以通过某些动物的行为变化来监测环境中的污染物, 如 Harald 等<sup>[15]</sup> (2001) 通过图像处理技术获得鞭毛眼虫 (*euglena gracilis*) 在含有一定浓度污染物的水中的运动速度、方向和细胞形状等参数的变化来进行自动生物监测, 以快速预报水环境的污染; Nogita 等<sup>[16]</sup> (1988) 利用鱼的游泳行为分析来估计水的毒性; Kane 等<sup>[17]</sup> (2004) 为了利用鱼的行为变化作为检测污染物亚致死浓度的手段和分析污染物毒性影响的工具, 设计了视频图像分析系统来量化应激和污染物引起的鱼的行为变化。

鱼类行为学的研究对捕捞业的发展起了巨大的推动作用, 随着鱼类设施养殖业的发展, 设施中鱼的行为研究能为养殖提供重要信息和指导<sup>[18, 19]</sup>。当前鱼类行为学在养殖生产中的应用还不普遍, 但已经引起了人们的重视<sup>[20]</sup>。养殖过程中经常发生的溶氧降低、温度突变、氨氮浓度过高等都会使鱼处于应激状态。鱼处于应激状态时体内会产生应激激素, 血液和组织的成分改变, 呼吸和心率发生变化, 减少或停止进食, 鱼体免疫水平降低, 容易感染疾病和寄生虫, 生长速度减慢, 死亡率增加, 而应激所引起的这些变化都与鱼的行为变化密切相关, 及时发现鱼处于应激或疾病状态并报警可以大大减少产量损失。图像处理技术的发展为设施养殖中鱼的行为学研究提供了新的手段, 可以在鱼不受到干扰的情况下对鱼的行为进行全面的观察和记录。

日本的 Kato S 等<sup>[21]</sup> (1996) 开发了计算机图像处理系统量化记录单条鱼的行为。两个摄像机分别从水族箱的上方和侧面拍摄, 可以得到在水族箱中自由游动的鱼的三维坐标、游速、游向和一段时间内的二维、三维运动轨迹。2004 年 Kato S 等<sup>[22]</sup> 改进了搜索算法, 使系统可以同时记录两条鱼的运动。这种跟踪 1- 2 条鱼的方法适合于研究鱼的个体行为, 而养殖条件下鱼处在社会群体之中, 鱼之间有相互作用, 在养殖条件下鱼的应激行为研究更注重的是整个鱼群的行为特征, 个别鱼的行为具有一定的随机性, 而且量化鱼群中每一条鱼的行为是很困难的。

Israeli 等 (1996)<sup>[23]</sup> 用计算机视觉系统监测在低溶氧应激条件下鱼群的行为变化。试验水槽为长方体, 侧墙用透明玻璃制成, 两个摄像机互相垂直, 分别从水槽的上方和侧面拍摄。坐标系统原点取水槽左下角的顶点, 三个坐标轴取水槽相互垂直的三条边。采用灰度域值法分割鱼和背景, 计算出鱼的总数和每条鱼的投影面积、投影形心的两个坐标, 交替对两台摄像机获得的图像进行处理, 求取鱼群中心的三坐标  $CX$ 、 $CY$  和  $CZ$ , 及其标准差  $SD X$ 、 $SD Y$ 、 $SD Z$ 。

$$CX = \frac{\sum_{i=1}^n A_i X_i}{\sum_{i=1}^n A_i} \quad (1)$$

CY、CZ 类似。

$$SDX = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n A_i (X_i - CX)^2}{\sum_{i=1}^n A_i}} \quad (2)$$

SDY、SDZ 类似。

式中  $n$ ——投影图中鱼的数目;  $X_i$ ——第  $i$  条鱼投影中心的  $X$  坐标;  $A_i$ ——第  $i$  条鱼的投影面积。这里  $SDX$ 、 $SDY$ 、 $SDZ$  是空间标准差, 一定程度上可以反映鱼群的尺寸和密集程度。鱼的活跃性通过“运动投影图”(Projected Mobility Picture: PM P) 来表示, 通过间隔时间为 1 s 拍摄的 60 幅图像的帧差绝对值的叠加并乘以修正系数使图像的灰度水平不超过 255 得到了投影运动图:

$$PM P = \frac{1}{8} \sum_{j=2}^{60} |F_j - F_{j-1}| \quad (3)$$

式中  $F_j$ ——图像灰度值矩阵。由于鱼的游动, 两帧图像间的某些像素的灰度水平发生变化, 使这些像素差的绝对值不为零, 得到的 PM P 实际是一幅灰度图, 灰度表示鱼的活动强度, 鱼越活跃 PM P 的亮度越大。Israeli 等<sup>[24]</sup>(1998) 用该方法监测了鱼群对亚致死浓度氨氮的行为反应。

Whitsell 等<sup>[25]</sup>(1997) 用单个水下摄像机监测鲑鱼的活跃性。采用了几个基于神经网络的自适应模糊推理系统 (Adaptive Network-based Fuzzy Inference System) 分别来评估图像质量是否适于进一步分析, 将目标物与非目标物区分开, 评估目标物到摄像机的距离 (远、中、近) 以及确定它们的方向。对连续 2 帧图像相减产生的帧差进行分析, 远处鲑鱼运动对应的像素变化数乘以较高的权值, 近处的乘以较低的权值, 从而求出两帧图像之间考虑了目标远近的像素变化数目, 并用它表示视场范围内鱼的活跃性水平。

鱼的活跃程度是一个比较重要的行为参数, 而鱼群在水中的游动是多目标的三维运动, 精确的跟踪和测量多个目标的运动速度是比较困难的。Israeli 等用 PM P 图量化鱼群活跃性, 但没有给出能表示游速或活跃性的数值量, 只适合于定性观察; Whitsell 等的方法用两帧图像之间像素的变化数表示鱼的活跃性; 这两种方法在鱼的规格、数量和摄像机离目标的距离变化后的结果没有可比性。国内徐建瑜等 (2005)<sup>[26]</sup> 只采用一个摄像机从水槽的侧面透明壁拍摄, 采用蓝色背景和图像增强算法增加了鱼与背景间的对比度, 图像的采集时间间隔根据鱼的体长和游速确定, 使鱼在这段时间里游过的距离不超过一倍体长。连续采集的数字图像进行阈值分割后, 前后两帧图像相减, 对帧差图像中运动区域 (帧差非零区域) 进行标记, 和时间上的后一帧 (被减图像) 中鱼

的标记区域相比较, 求出每一条鱼在前后两帧采集过程中产生的运动区域的面积, 并与后一帧图像中对应的各条鱼的面积相除, 得到每条鱼相当于用体长倍数表示的游动距离, 进而得到体长倍数游速, 将各条鱼的游速取平均得到鱼群的平均游速。试验结果表明在鱼的游动方向不变时测得的运动距离和实际运动距离的相关系数达到 0.98 以上, 表明该方法给出的体长倍数游速能较好的反映鱼的活跃程度, 并研究了鱼在缺氧和氨氮浓度高等急性应激条件下群体行为参数和体色明暗程度的变化。

目前鱼的行为量化方法只能在养殖密度较低时才能取得较准确的结果, 水质混浊、光线较暗等使图像识别误差大, 鱼之间有交叠, 这都会使鱼的行为量化误差增大, 而且对不同鱼在各种应激条件下的行为反应还知之不多, 距离根据动物生长和行为信息来进行养殖环境控制的最终目标还有很大的距离。

### 3 计算机视觉技术在水产养殖中的其它应用

国外研究者还利用计算机视觉技术进行鱼的计数、分级和分类、残饵估计、判断鱼的成熟等方面的研究。Sistler 等 (1990)<sup>[27]</sup> 用彩色图像处理技术通过小龙虾脱壳前颜色的变化来预测脱壳时间。Zion 等 (2000)<sup>[28]</sup> 通过图像处理技术分析鱼游过透明通道时拍摄的侧面图像, 实现了混养在一起的三种鱼的分类, 识别的正确率大于 90%。Boles 等 (1999)<sup>[29]</sup> 用图像处理技术精确估计容器中的幼虾苗的数量, 精度在 90% ~ 95% 之间。Foster (1995)<sup>[30]</sup> 用视频图像处理的方法对投饵过程中海水网箱中剩余的饵料进行计数, 可以从一帧图像到下一帧图像跟踪饵料颗粒, 计算经过水下摄像机可视范围的饵料颗粒的数量, 投饵试验表明计数的平均误差约为  $\pm 10\%$ 。计算残饵的数量对于确定投饵量以及反馈控制投饵过程具有很重要的意义。

### 4 结 语

利用计算机视觉技术获得鱼的生物信息在高投入、高产出、风险较高的水产养殖中很有意义。但这方面的研究还不够深入, 尤其是对设施养殖中鱼的行为研究起步较晚, 对鱼的行为量化方法研究刚刚起步。监测对象和所处环境的特点决定了图像处理系统获得有用信息过程的复杂性, 要处理多个摄像头从水中和水面上不同角度获得的多组动态图像, 对处理的速度要求很高, 需要综合利用模式识别、人工智能、图像处理、鱼类设施养殖行为学等多门学科的知识。

为解决实际生产中水质混浊带来的图像质量较差和鱼的交叠问题, 可以通过同时在水中不同位置和朝向水面使用多台摄像头, 在水下摄像机前的适当测量位置后面安置一块彩色或白色的防水材料板使鱼与背景的对比度增加, 降低鱼之间交叠的影响, 能减少测量误差。在养殖密度很高时图像的纹理分析也能获得鱼的密集程度、栖息位置等信息。应激状态下鱼的摄食量明显减少, 为了有效获得鱼的当前状态信息, 可以研究喂食过

程中鱼对饲料的行为反应。

今后的研究方向主要是用图像处理技术量化鱼的行为的新方法研究, 不同种类的鱼在各种养殖环境和应激条件下的行为研究, 人工智能技术的应用等方面。中国是世界水产养殖第一大国, 养殖产量占全球养殖产量的三分之二以上, 但中国的水产养殖是粗放型的, 在养殖的集约化、生物信息的获取、管理调控的自动化方面有广阔的发展前景。

#### [参 考 文 献]

- [1] 李庆中, 汪懋华. 基于计算机视觉的水果实时分级技术发展展望[J]. 农业机械学报, 1999, 30(6): 1- 7.
- [2] 林开颜, 徐立鸿, 吴军辉. 计算机视觉技术在作物生长监测中的研究进展[J]. 农业工程学报, 2004, 20(2): 279- 283.
- [3] Poxton M G, Goldsworthy G T. The remote estimation of weight and growth in turbot using image analysis[A]. In Automation and Data Processing in Aquaculture[M] (Balchen J G, ed). Oxford: Pergamon Press 1987: 163- 170.
- [4] Irvine J R, Ward B R, Teti P A, et al. Evaluation of a method to count and measure live salmonids in the field with a video camera and computer[J]. Northern American Journal of Fisheries Management, 1991, 11: 20- 26.
- [5] Martínez-Palacios C A, Tovar E B, Taylor J F, et al. Effect of temperature on growth and survival of *Chirostoma estor estor*, Jordan 1879, monitored using a simple video technique for remote measurement of length and mass of larval and juvenile fishes[J]. Aquaculture, 2002, 209(4): 369- 377.
- [6] Pontual H de, Robert R, Miner P. Study of bivalve larval growth using image processing [J]. Aquacultural Engineering, 1998, 17(2): 85- 94.
- [7] Beddow T A, Ross L G. Predicting biomass of Atlantic salmon from morphometric lateral measurements [J]. Journal of Fish Biology, 1996, 49(3): 469- 482.
- [8] Beddow T A, Ross L G, Marchant J A. Predicting salmon biomass remotely using a digital stereo-imaging technique[J]. Aquaculture, 1996, 146(3): 189- 203.
- [9] Petrell R J, Shi X, Ward R K, et al. Determining fish size and swimming speed in cages and tanks using simple video techniques[J]. Aquaculture Engineering, 1997, 16(1): 63- 84.
- [10] 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.
- [11] Chan D, Hockaday S, Tillett R D, et al. A trainable n-tuple pattern classifier and its application for monitoring fish underwater Image Processing and its Applications[A]. Seventh International Conference on (Conf Publ No. 465), 1999(1): 255 - 259.
- [12] Tillett R, McFarlane N, Lines J. Estimating dimensions of free-swimming fish using 3D point distribution models [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2000, 79(1): 123- 141.
- [13] Harvey E, Cappo M, Shortis M, et al. The accuracy and precision of underwater measurements of length and maximum body depth of southern bluefin tuna (*Thunnus maccoyii*) with a stereo-video camera system [J]. Fisheries Research, 2003, 63(3): 315- 326.
- [14] 张廷军. 鱼类对高密度环境的适应[J]. 水产科技情报, 1998, 25(3): 110- 113.
- [15] Tahedl H, Hader D P. Automated biomonitoring using real time movement analysis of *Euglena gracilis* [J]. Ecotoxicology and Environmental Safety, 2001, 48(2): 161- 169.
- [16] Nogita S, Baba K, Yahagi H, et al. Acute toxicant warning system based on a fish movement analysis by use of AI concept[A]. Artificial Intelligence for Industrial Applications IEEE AI '88, Proceedings of the International Workshop[C]. 1988: 273- 276.
- [17] Kane A S, Salierno J D, Gipson G T, et al. A video-based movement analysis system to quantify behavioral stress responses of fish [J]. Water Research, 2004, 38(18): 3993- 4001.
- [18] Boucher E, Petrell R J. Swimming speed and morphological features of mixed populations of early maturing and non-maturing fish [J]. Aquacultural Engineering, 1999, 20(1): 21- 35.
- [19] Kristiansen T S, Ferno A, Holm J C, et al. Swimming behaviour as an indicator of low growth rate and impaired welfare in Atlantic halibut (*Hippoglossus hippoglossus* L.) reared at three stocking densities[J]. Aquaculture, 2004, 230(1- 4): 137- 151.
- [20] 黄晓荣, 庄平. 鱼类行为学研究现状及其在实践中的应用[J]. 淡水渔业, 2002, 32(6): 53- 56.
- [21] 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): 51- 55.
- [22] Kato S, Nakagawa T, Ohkawa M, et al. A computer image processing system for quantification of zebrafish behavior [J]. Journal of Neuroscience Methods, 2004, 134(1): 1- 7.
- [23] Israeli D, Kimmel E. Monitoring the behavior of hypoxia-stressed *Carassius auratus* using computer vision [J]. Aquacultural Engineering, 1996, 15(6): 423- 440.
- [24] Israeli D, Kimmel E. Behavioral response of carp (*Cyprinus carpio*) to ammonia stress[J]. Aquaculture, 1998, 165(1): 81- 93.
- [25] Whitsell A, Whitson L L, Lee P G. A machine vision system for aquaculture: real-time identification of individual animals and estimation of animal activity[A]. In: Advances in Aquacultural Engineering [C]. Northeast Regional Agricultural Engineering Service, Cornell, NY, 1997, NRAES- 105: 112- 128.
- [26] 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: 浙江大学生物系统工程与食品科学学院, 2005.
- [27] Frederick E, Sistler. Grading agricultural products with machine vision [A]. IEEE International Workshop on Intelligent and Systems[C]. ROS'1990: 255- 261.
- [28] Zion B, Shklyar A, Karplus I. In-vivo fish sorting by

- computer vision[J]. *Aquacultural Engineering*, 2000, 22(3): 165- 179.
- [29] Boles W W, Geva S, Busch A. An image processing approach for estimating the number of live prawn larvae in water[A]. *Fifth International Symposium on Signal Processing and Its Applications[C]*. ISSPA'1999: 571-574.
- [30] Foster M, Petrell R, Ito M R, et al. Detection and counting of uneaten food pellets in a sea cage using image analysis[J]. *Aquacultural Engineering*, 1995, 4(3): 251 - 269.

## Application and prospect of computer vision technology in aquaculture

Xu Jianyu<sup>1,3</sup>, Cui Shaorong<sup>1</sup>, Miao Xiangwen<sup>1</sup>, Liu Ying<sup>1,2</sup>

(1. *Institute of Agricultural Bio-Environmental Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310029, China;*

2. *Institute of Oceanology, Chinese Academy of Sciences, Qingdao 266071, China;*

3. *Faculty of Information Science and Technology, Ningbo University, Ningbo 315211, China)*

**Abstract:** The recent research progress and issues in the applications of computer vision technology in aquaculture to acquire aquatic information of fish biomass, behavior and stress conditions were reviewed in this paper. New methods using image processing to quantify fish behavior, quantify fish behavioral alterations under a variety of stress and culture conditions and application of artificial intelligence technique should be focused for further research.

**Key words:** aquaculture; image processing; computer vision; biomass; fish behavior