

# 基于计算机视觉的水产动物视觉特征测量研究综述

段延娥<sup>1,2</sup>, 李道亮<sup>1,3</sup>, 李振波<sup>1,3</sup>, 傅泽田<sup>4\*</sup>

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083; 2. 北京农学院计算机与信息工程学院, 北京 102206;  
3. 中国农业大学北京市农业物联网工程技术研究中心, 北京 100083; 4. 中国农业大学工学院, 北京 100083)

**摘 要:** 作为水产养殖集成信息化管理的主要信息源, 水产动物视觉属性信息的测量不仅是判定水产动物生长状况, 调控水质环境的主要信息依据, 也是对水产动物进行喂养、用药、捕获、选别和分级等操作的前提基础。近年来, 计算机视觉技术作为一项快速、客观、无损的检测方法, 已被逐渐用于水产动物视觉属性的测量中, 许多研究学者开展了大量的研究工作。该文更新和总结了国内外近 20 多年来有代表性的相关研究和解决方案, 在描述计算机视觉检测系统的概念和组成结构的基础上, 围绕尺寸测量、形状分析、颜色识别和质量估计等方面详细分析了计算机视觉技术在水产动物(以鱼类为主)视觉属性测量方面的国内外研究现状, 着重阐述总结了研究人员在水产动物视觉检测的图像采集、轮廓提取、特征标定与计算等方面的具体改进措施, 并对基于计算机视觉测量的水产动物疾病诊断, 识别分类等综合应用现状也进行了分析探讨, 以评估计算机视觉技术在水产动物视觉质量检测领域的总体应用情况和现存的主要问题, 同时给出了今后的研究趋势与发展方向。

**关键词:** 水产养殖; 计算机视觉; 视觉; 测量; 图像处理; 品质检测

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2015.15.001

中图分类号: TP391.41; S126

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2015)-15-0001-11

段延娥, 李道亮, 李振波, 傅泽田. 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. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2015.15.001 http://www.tcsae.org

Duan Yan'e, Li Daoliang, Li Zhenbo, Fu Zetian. Review on visual characteristic measurement research of aquatic animals based on computer vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(15): 1-11. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2015.15.001 http://www.tcsae.org

## 0 引 言

水产养殖是农业生产的重要组成部分, 近几十年来, 中国水产养殖业迅速发展, 取得了举世瞩目的成就。自 1989 年以来, 中国水产品总产量已连续 20 多年位居世界首位, 养殖产量占世界总产量的 70%以上, 是世界上唯一的渔业养殖产量超过捕捞产量的国家<sup>[1]</sup>。在水产养殖管理中, 水产动物的外观属性(又称视觉属性, 主要包括尺寸、形状、颜色和纹理等)对于养殖渔业来说一直是一项非常重要的基础信息, 它不仅直观反映了水产动物的生长状况, 也是养殖者进行喂养、用药、捕捞、选别、分级, 以及水环境监测的主要信息依据<sup>[2]</sup>。长期以来, 传统的测量手段主要是采用人工称质量, 皮尺测大小或肉眼判别等手工接触式方式进行。这种方法易受经验、习惯、偏好等主观因素和外部环境干扰的影响, 致使检测过程耗时费力, 检测结果主观性强、一致性差、出错率

高, 量化困难。且水产动物往往是敏感性高, 易受胁迫的动物, 这种手工接触式测量容易对其产生伤害, 甚至导致疾病和死亡, 影响水产动物的正常生长<sup>[3]</sup>。因此, 研究快速、客观、方便、精准和非接触式的自动化检测技术, 实现水产动物的尺寸、质量和颜色等属性数据的自动化精确采集对水产管理者及时制定更好的生产销售方案, 推动水产养殖业健康持续发展有着至关重要的作用。

近年来, 随着计算机信息技术、光学成像技术、图像处理和模式识别技术等的飞速发展, 传统检测手段正逐渐被基于计算机视觉技术的自动化检测方法所替代。作为一项快速、经济、一致、客观无损的检测方法, 计算机视觉技术在测量对象的线性尺寸、周长、面积、颜色等属性方面有着其他方法无法比拟的优势<sup>[4]</sup>。在利用计算机视觉技术进行水产动物视觉属性测量方面, 许多研究人员已开展了大量的相关研究, 研究对象涵盖了鱼、虾、蟹、贝等多种水产动物, 计算机视觉技术已逐渐发展为了精细化工厂养殖管理的关键技术手段。

## 1 计算机视觉检测系统

人类主要通过视觉、触觉、听觉和嗅觉等感觉器官来感知外部世界, 其中约 60%的信息来源于视觉<sup>[5]</sup>。因此, 对于智能机器来说, 赋予机器人类视觉功能对发展智能机器是极其重要的, 也由此形成了一门学科——计算机视觉(computer vision, CV)。它起源于 20 世纪 50 年代的统计模式识别, 是伴随着计算机技术的发展应运而生

收稿日期: 2015-06-07 修订日期: 2015-07-20

基金项目: 公益性行业(农业)科研专项项目(201203017); 国家国际科技合作专项项目(2013DFA11320)

作者简介: 段延娥, 女, 河北邢台人, 副教授, 博士生, 主要从事计算机视觉技术在水产业的应用研究。北京 中国农业大学信息与电气工程学院, 100083。Email: duanyane@cau.edu.cn

\*通信作者: 傅泽田, 男, 河北承德人, 教授, 博士生导师, 主要从事农业系统工程与农业信息化技术研究。北京 中国农业大学工学院, 100083。

Email: fzt@cau.edu.cn。中国农业工程学会会员: 段延娥(E041200505S)

的一门新兴交叉学科,涉及到图像处理、图像分析、模式识别和人工智能等多种技术<sup>[6]</sup>。其基本原理是以图像传感器为工具来获取目标对象的图像信号,然后传送给专用的图像处理系统,根据像素分布、颜色和亮度等信息,将图像信号转变成数字信号,并对这些信号进行各种运算与处理来提取目标的特征信息,以便进行分析与理解,最终实现对目标的识别、检测和控制等。

就水产动物而言,其基于计算机视觉技术的属性检测就是利用图像采集设备获取水产动物的图像,应用图像处理、模式识别等技术进行图像预处理、轮廓提取、特征点标定和特征信息的统计分析等,最终实现水产动物的尺寸计算、形状分析、质量估计和颜色判定等视觉属性测量计算的过程。其典型的框架结构为(以 2D 系统为例):以计

算机为中心,包括图像采集系统、图像处理与分析系统和统计分析输出系统三部分(图 1)。其中,图像采集主要指获取水产动物数字图像的过程,其涉及的硬件设备主要包括:照相机,照明系统(光源),图像采集卡和计算机。图像采集质量是实现高精度测量的原始依据,因此在图像采集设备和采集方法的选择上,应根据研究对象的具体特点,以获得高质量图像为目的进行合理的选择与配置。而图像处理与分析主要指对原始图像进行预处理、目标提取、特征选择与计算等。其算法设计的优劣直接决定了视觉检测系统的速度、精度和一致性等,因此是研究人员开展计算机视觉检测系统研究的重点和难点。统计分析输出则主要指针对具体的研究目的,对图像处理的结果进行不同的分析描述,如:形状尺寸描述、质量估计、颜色判定等。

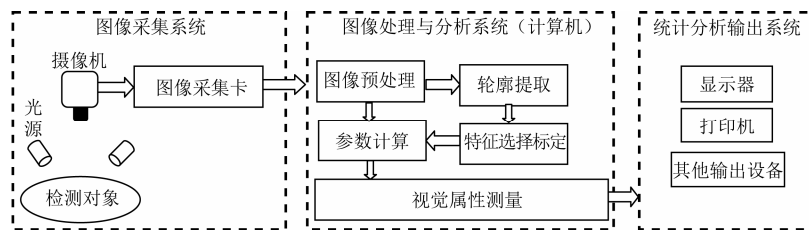


图 1 计算机视觉检测系统典型结构图

Fig.1 Typical structure of computer vision detection system

## 2 基于计算机视觉的水产动物视觉属性测量分析

早在 20 世纪 80 年代,常规的静态图像和视频技术已被逐步用于水产动物形态测量的研究中<sup>[7-8]</sup>。这些初步研究表明了计算机视觉技术以其特有的可远程检测,非接触式无干扰性等优势,是进行水产动物尺寸估计、形状分析、质量预测和颜色判定等操作的一项很有价值前景的技术手段。其既可用于近岸操作,也可用于海上设施的使用,还可实现对库存和网箱条件的现场可视化检测。因此,90 年代开始,许多研究学者开展了基于计算机视觉的水产动物视觉属性自动化测量方面的研究。

### 2.1 尺寸测量与形状分析

目前,基于计算机视觉技术的尺寸测量与形状分析系统的基本实现流程主要为:获取图像,利用图像处理技术进行目标轮廓提取,以及特征点标定,进而采用一定的几何尺寸计算方法进行特征计算与分析,从而实现鱼体形状特征分析,并获取体长、周长和面积等测量值。其研究的核心是如何提高测量精度,减少测量误差。有研究人员指出:在一定的试验环境下,利用计算机视觉技术自动化测量鱼体尺寸的误差可控制在毫米范围内<sup>[9-10]</sup>。这不仅需要优化图像采集环境,提高图像采集质量,更需要对目标检测与轮廓提取算法、特征点标定与计算方法等进行不断的修正与改进。

#### 2.1.1 图像采集

高质量的图像采集是实现高精度快速测量的首要因素,在基于计算机视觉技术的水产动物视觉检测研究中,许多研究人员针对图像的采集方法和采集模式等方面进行了不同的尝试和探索。

#### 1) 图像采集方法

为了降低对水产动物的干扰,常需进行水下现场采集。常用方法为潜水员水下目测法,潜水员水下拍摄静态图像或潜水员水下录制动态视频等方式<sup>[11]</sup>。此类方法耗时费力,在作业深度和部署时间上有局限性,甚至影响鱼的行为。后有研究学者提出将摄像机固定在水下,通过远程控制方式进行拍摄来解决上述问题,该模式特别适用于长期连续检测的情况,以及潜水员难于工作的深水环境中。不过这些直接在自然水环境下的拍摄,受光照、可见性和稳定性等不可控因素的影响,使得图像质量较差(如:图像模糊,对比度偏低等),增加了图像处理的复杂度,使得现场很难快速、准确地检测出鱼体。因此许多研究人员在拍摄试验环境方面进行了不同的改进研究。如: Odone 等<sup>[12]</sup>, Zion 等<sup>[13]</sup>和 Hufschmiedd 等<sup>[14]</sup>通过水下设置透明通道,垂直拍摄游过透明通道鱼体图像的方式来改善拍摄环境。Stranch<sup>[15]</sup>, White 等<sup>[16]</sup>通过将鱼控制在传送带上传输,然后拍摄其垂直俯视图的方式来增强图像质量。而 Harvey 等<sup>[17]</sup>, Carlos 等<sup>[18]</sup>和 Viazzi 等<sup>[19]</sup>则通过固定网箱中鱼相对于照相机镜头的位置,使其靠近标准刻度尺,方向垂直于光轴,以提高尺寸的预测精度。虽然上述这些改进措施的缺点是需要将鱼限制在一定的空间范围内,但系统硬件和图像处理方法比较简单,测量精度也比较理想。

#### 2) 图像采集模式

在图像采集模式上,常见的一种方式是基于单目视觉的 2D 测量系统,主要指采用单个照相机拍摄 2D 静态图片<sup>[19-23]</sup>或录制动态视频<sup>[15,18,24-26]</sup>。这种 2D 系统只能提供鱼的二维信息,不能反映其空间分布情况,也不能推

出鱼的立体尺寸。因此，许多研究人员建议采用基于双目视觉的 3D 测量技术，即采用 2 个照相机从不同位置同时拍摄鱼的视图，联合 2 个视图中鱼的角度关系与照相机的几何信息等，实现鱼体尺寸测量和质量的估计<sup>[3]</sup>。其最早可追述到 Klimley 和 Brown<sup>[7]</sup>关于包含 2 个 CCD 相机的鲨鱼长度测量系统的研究。随后 3D 测量技术被广泛用于水产动物的视觉测量中<sup>[27-32]</sup>。如：Naiberg 等<sup>[27]</sup>以水下 2 个摄像机来测量鱼体尺寸，提出了鱼尺寸测量原型系统（fish image capturing and sizing system, FICASS），该系统利用了水底 2 台摄像机的位置与前后端距离的几何关系来计算鱼的尺寸和游速。Havey 等<sup>[17]</sup>进行了鱼体 2D 测量与 3D 测量技术的比较研究，结果发现：3D 测量技术不仅可精确判定鱼的空间坐标位置，且在尺寸测量上精度更好，操作中对鱼的空间范围与方向上的限制也比较低。针对双目视觉的 3D 测量系统，在照相机部署模式上，主要以同轴并列模式<sup>[7,27-29]</sup>和垂直正交模式<sup>[30,12]</sup>为主。其中，同轴并列模式指将照相机以镜头俯视鱼背的方式垂向并列安装，适用于鱼体长度的精确测量，特点在于：①该方向上，可实现视频序列中当鱼的纵向主体轴线基本上呈直线时进行总长度的测量，这对于一些尾鳍是歪的或尾巴摇摆振幅大的鱼类尤为重要；②当鱼的游动平面与每个摄像机的视轴呈正交关系时，测得尺寸才能取得最大的精确度<sup>[11]</sup>。垂直正交模式则是指 2 个照相机以相互垂直正交的方式安装，可同时采集鱼的俯视图和侧视图，实现鱼的 3D 空间定位，以及体长和体高的测量，有利于进行周长、面积和体积等的计算。另外，针对鱼游动时身体容易弯曲变形，从鼻端到尾部的欧式距离会发生变化，仅依靠单一帧的测量结果并不可靠等问题，有研究人员提出利用视频帧序列中多次测量的方式来提高测量精度，即截取视频中出现了完整鱼体的所有帧来获取多张图像，实现对单条鱼的多次测量，当按时间来划线时，游泳鱼的欧式距离将是一正弦曲线模式，逻辑上选择正弦曲线的峰值作为鱼的最终长度值<sup>[17-18,31]</sup>。

### 2.1.2 鱼体检测与特征点标定

大多数关于水下图像序列中鱼的检测研究或是基于连续图像之间的差异，或是基于直方图阈值法来实现帧中不同区域的分割。前者是自治的，后者是依赖于大量背景帧的先验知识的<sup>[31]</sup>。而在轮廓提取和特征点的选择标定方面，早期多是采用人工选择优质图像和标定特征点的方式进行<sup>[32,27]</sup>。如：在 Naiberg 等<sup>[27]</sup>提出的 FICASS 系统中就是利用了人工方式来选择品质好的图像和图像中鱼的位置。这种人工方法虽然具有较好的精度，但需大量人工参与，耗时费力，且存在一定的主观性，系统的执行效率也比较低。因此，研究人员开始研究自动化的选择和标定方法<sup>[31]</sup>。典型算法有：点分布模型法、模板匹配法、Haar 分类器，邻域边界法和生物学特征限定法等。

#### 1) 点分布模型（point distribution model, PDM）

点分布模型是进行图像分割的有效算法。传统的 PDM 是利用阈值法来确定边界，提取最近边界的标记点

作为目标轮廓标记点<sup>[33]</sup>。这种只依靠阈值来确定边界的方法容易导致鱼体轮廓划定的错误。因此，Tillett 等<sup>[34]</sup>在对水箱中拍摄获得的鲑鱼立体图像进行分割处理时，采用了基于阈值法和边界强度相结合的改进的 3D 点分布模型来捕获鱼体边界，实现鱼体轮廓关键点的标记，同时还采用了基于 Sobel 算子的边缘检测方法避免利用参考图像实现初始分割的问题。该方法的优点在于轮廓边界的划分不受目标对象的大小和方向的影响，缺点是系统执行过程中仍需手动选定 PDM 的初始位置。Lines 等<sup>[35]</sup>对 Tillett 提出的方法进行了改进，针对水下采集的立体视频图像存在的对比度低，鱼边界模糊等问题，提出了采用帧差法检测鱼的头部和利用  $n$  元组的二值模式分类器<sup>[36]</sup>来实现自动化定位初始鱼图像。并利用包含了 26 个边界标记点的形状模板来自动化识别鱼的边界和确定关键特征点。该方法仍需人工标定训练图像集中的每一个鱼图像的边界标记点并规范化来产生形状模板。

#### 2) 模板匹配法（template matching, TM）

模板匹配法是一种用来准确获取目标轮廓，并确定关键点（如：鱼的鼻部和尾翼等）的常用方法。其基本操作为：①从样本视频中提取以鼻子和尾部中点为中心的个体模板（通常为矩形图像区域）；②采用有效的模板匹配策略来确定目标视频中的这些模板，从而实现鱼体提取和关键点确定。并通过利用模板和图像感兴趣区域的相关性，而非绝对差来减少受光照强度的影响<sup>[37]</sup>。典型应用有：Dios 等<sup>[38]</sup>在利用水下立体视觉系统计算鱼的长度时，提出了采用结合先验知识的模板匹配法来寻找鱼体特征点的方法，并根据 120 条正确分割的图像得到鱼的长度。模板匹配法的缺点在于其检测结果易受目标角度的影响，需要通过建立多个模板来修正，增加了识别难度和算法的复杂性。

#### 3) Haar 分类器

Haar 分类器也是确定目标轮廓和关键点的常用方法<sup>[39]</sup>。其不仅具有好的目标检测精度，且可用于实时检测。目前，已被广泛用于面部检测领域。为了训练分类器，该方法首先需要进行目标对象的手动图像裁切以便于分类器进行特征学习（在可能有几千个特征构成的特征集中）和更高精度的确定目标。一旦完成特征学习，则这些特征即被用于构建对象分类器以从混杂场景中将目标对象确定出来。在鱼体检测方面的典型研究有：Viola 和 Jones<sup>[39]</sup>提出了采用 Haar 分类器来判定图像中鱼的鼻端和尾部位置，并取得了较好的效果。Mehdi 等<sup>[40]</sup>也利用 Haar 分类器法来确定图像中鱼的头部和鼻子的位置。检测中，这些参考点的精确确定是至关重要的，直接影响了后期的检测精度。

#### 4) 邻域边界法

邻域边界法主要指利用四邻域或八邻域算法来进行边界的搜索，如张志强等<sup>[41]</sup>为了获得鲫鱼的轮廓，采用了八邻域搜索算法，通过将图像的內部点掏空，仅保留边界点的方式来确定鱼体轮廓。具体实现方法为：若原图中有一点为黑点，且它的 8 个邻域点也都是黑点，则

该点被认定为内部点,将其颜色值置为 255 (白色,即掏空)。Viazzi 等<sup>[19]</sup>也采用八邻域边界搜索法和形状分析法来实现鱼体尾鳍的自动化去除,以提高体重估计的精度。

### 5) 生物学特性限定法

还有研究人员根据不同品种鱼固有的形状特点,将生物学特性限定法用于鱼体轮廓提取。如: Tidd 和 Wilder<sup>[42]</sup>采用基于窗口限定的分割算法来实现鱼体图像的分割。Viazzi 等<sup>[19]</sup>在进行澳洲宝石鲈质量估计的研究中结合研究对象的尺寸特点采用矩形限位框的方式来实现图像的自动裁剪和鱼体的提取,并结合自适应阈值法实现图像的分割,从而得到鱼体轮廓。

另外,也有研究人员采用多种图像处理方法相结合的手段来实现鱼体的自动化检测和特征点标定。如: Costa 等<sup>[28]</sup>在长须鲸远程检测系统中: 首先自动化进行图像的提取,选出含有鱼目标的图像,然后利用中值滤波、Sobel 算子、固定阈值分割等操作生成二值图,并进行形态学滤波处理来优化分割结果,利用几何点定位算法自动化提取图像的 2D 轮廓坐标,提取图像的面积,主轴长,圆度等特征,以及 3D 头、尾等特征点。Zheng 等<sup>[26]</sup>在基于机器视觉的日本青鲭监测系统中,分别采用了 2D 大津法<sup>[43]</sup>、帧差法和背景减法等多种图像处理算法来实现监测视频中的鱼体自动化实时有效检测。

#### 2.1.3 特征选择与计算

特征选择与计算是进行鱼的长度、高度、面积等尺寸计算和识别分级的关键,许多研究人员指出,在特征选择上,应充分考虑研究对象的形状特点、生存环境、生长阶段以及特征对识别的贡献率等因素来进行合理甄选;在特征计算上,则应尽量避免受尺寸、方向和位置等变化的影响<sup>[13,44]</sup>。目前,在鱼类的视觉测量研究中,常用的特征有:长轴、短轴、纵横比、圆形度、面积、周长、不同颜色分量的均值等。典型计算方法为几何测定法。如: Loy 等<sup>[45]</sup>分别采用了几何形态测定,傅立叶分析,贝塞尔曲线函数等方法来判定鲷鱼与尺寸相关的形状变换。Zion 等<sup>[13]</sup>利用主成分分析法 (principal component analysis, PCA) 和偏最小二乘法 (partial least squares, PLS) 实现特征计算;孟振等<sup>[46]</sup>利用数码相机拍照获取带有标准坐标纸背景的鲢鳙类鱼体数码图像,然后采用图像处理软件分别获得单位背景面积和鱼体图像像素数,通过二者的比例计算体表面积。Alsmadi 等<sup>[22]</sup>则利用局部几何法获取基于形状和尺寸测量的特征集合,然后采用距离和角度测量法计算特征属性值。对于 3D 测量系统中的特征计算,也有许多研究人员进行了探索。如: Harvey 等<sup>[17]</sup>利用研制的立体图像测量系统来测量网箱中自由运动的南方黑鲷的体长和体高。Costa 等<sup>[47]</sup>采用人工神经网络算法 (artificial neural network, ANN) 进行图像分析,实现配对图像中两像素点距离和实际对象中两点间距离的转换,自动校正测量值,最终求得关键点间的距离,并对潜水员目测法、水下 2D 和 3D 测量等方法进行了比较研究,结果显示 3D 视觉测量的效果更好。Torisawa 等<sup>[29]</sup>采用直接线性变换 (direct linear transformation, DLT)

对单个鱼的叉长和长度的频率分布情况进行测量估计等。另外,为了避免鱼的大小、方向,以及在镜头中位置等对测量结果的影响,Zion 等<sup>[13]</sup>在轮廓标定中采用了极坐标方式来屏蔽视图中鱼体方向变化的影响,并通过线性插值和标准化处理来解决尺寸变化的影响。王文静等<sup>[23]</sup>则采用校准模板对图像进行非线性校准的方式来克服拍摄角度、相机镜头等带来的图像扭曲、倾斜和失真等的影响。还有研究人员指出在特征计算中采用方向不变性和尺寸不变性等不变矩量来屏蔽这些影响<sup>[16,20,48]</sup>。如: White 等<sup>[16]</sup>基于计算机视觉系统开发的原型产品“CatchMeter”的图像处理就采用了不变矩量来判定鱼的朝向。为了进一步提高特征计算精度,有研究人员提出了分段计算法,即将鱼体分成若干段,而后分段提取和计算相应特征值。如: White 等<sup>[16]</sup>对鱼的垂直俯视图进行图像处理,获取鱼的长轴线,并沿线标记 8 个特征点来分段计算鱼的体长。张志强等<sup>[41]</sup>采用分段技术分别获取鱼的头部、腹部和尾部投影面积的方式来提高利用投影面积预测鱼体质量的精度。万鹏等<sup>[49]</sup>将鱼按长轴方向分成 5 段,并计算各段的平均宽度与长度的比值作为特征参数,利用 BP 神经网络对鲫鱼和鲤鱼进行识别。

## 2.2 质量估计

长期以来,由于增长速度评估或生态用途的需要,关于鱼体尺寸和质量之间相关性的研究也已开展了许多年<sup>[3,50-51]</sup>。研究发现:水产动物的尺寸属性和质量之间存在着很好的相关性,这促进了采用 2D/3D 成像中的体长、体宽、体高、面积、体积等几何属性来估计质量的研究。目前在鱼类研究上既包括了食用鱼 (如: 鲑鱼<sup>[52]</sup>, 鲑鱼<sup>[53]</sup>, 黑鲈<sup>[54]</sup>, 虹鳟鱼<sup>[55]</sup>, 鲟鱼<sup>[14]</sup>, 鲱鱼<sup>[56]</sup>, 白鲢<sup>[57]</sup>, 鲟鳇鱼<sup>[23]</sup>, 玉鲈鱼<sup>[19]</sup>等), 也涉及到了观赏鱼<sup>[58]</sup>。在预测模型上,最常用的是建立尺寸因子与质量之间的回归分析模型。依据选用的因子个数,可分为单因子预测模型和多因子预测模型。

### 2.2.1 单因子预测

常用模型有:长度-质量关系模型<sup>[59-60,18]</sup>和投影面积-质量关系模型<sup>[55,24,41]</sup>等。Liang 和 Chiou<sup>[60]</sup>对这些不同因子的回归预测模型进行了比较研究,试验采集了台湾罗非鱼 50 个样本的投影图像,获得其物理属性,并分别推演出质量和长度、质量和高度、质量和周长、质量和面积间的相关性。结果表明质量和面积的相关性最好 ( $R^2=0.9303$ )。在回归方法上,最经典的是 Fulton<sup>[59]</sup>提出的长度-质量幂模型:  $W=a \cdot L^b$  ( $W$  为体质量, g;  $a$  和  $b$  是经验表征品种和应变相关的参数,  $L$  为体长, cm)。后来许多研究人员在此基础上进行了改进研究,分别提出了线性拟合模型、幂模型、对数模型以及二次多项式拟合模型等多种预测方法。Balaban 等<sup>[52]</sup>, 王文静等<sup>[23]</sup>在进行基于投影面积的鱼体质量预测的研究时,对线形拟合、幂模型以及二次多项式拟合等这些不同的预测方法进行了对比分析,结果均显示幂模型效果最好。

### 2.2.2 多因子预测

常用方法为多元线性回归分析法。如: Beddow 等<sup>[53]</sup>

采用 52 个参数多因子回归分析法来预测鱼的质量。Lines 等<sup>[35]</sup>通过建立一系列长度因子与鱼体质量的回归方程来评估鱼的质量。也有研究人员 (Odone 等)<sup>[12]</sup>提出采用支持向量机模型 (support vector machine, SVM) 来判定鱼体质量和形状参数间的相关性, 从而实现鱼体质量的预测。Viazzi 等<sup>[19]</sup>在研究利用 2D 视觉技术进行玉鲈鱼体质量预测时, 分析比较了多因子线性预测和单因子线性预测的结果, 发现利用面积-质量关系的单因子线性预测的效果和利用面积、长度和高度等多因子预测的结果基本一致, 且都优于长度-质量关系的曲线预测模型, 研究还发现利用去除尾鳍后的面积进行预测的效果会更好。另外, 分析这些不同的研究成果, 不难发现: 在根据鱼体形状属性进行质量预测时, 无论是单因子分析, 还是多因子预测, 不存在通用的适合于所有品种鱼的质量预测模型。为了提高预测精度, 对于每一个品种, 都需要设计不同的质量预测模型来进行鱼体质量预测<sup>[19]</sup>。

### 2.3 颜色分析

在水产养殖中, 鱼类的体色变化属于行为变化的一部分, 当生长环境发生变化时, 大多数鱼能改变体色以适应环境的背景颜色<sup>[61]</sup>。一般而言, 影响鱼体颜色的因素主要有饵料、光照强度、养殖背景颜色、鱼体健康状况等。因此, 体色是水产动物的一项重要形态特性, 不仅可间接反映养殖水环境情况, 也可反应鱼体健康状况, 另外, 体色也是进行鱼的性别判定和分类分级的关键因素<sup>[62]</sup>。就体色分析方法而言, 既可以通过借助色度卡的人工目测法来判定, 也可以采用仪器设备 (如色度仪、分光光度仪、机器视觉系统等) 来进行自动化颜色分析<sup>[63]</sup>。曾有研究人员对这些不同的方法进行了综合比较。研究发现: 借助色度卡的目测法由于需要借助人的主观判定, 存在结果主观性强, 易受人的色觉差和光照条件影响等问题; 采用色度仪的测定法虽然精度比较高, 但是由于必须将设备按压到样品上, 并且为了分析检测对象的整体颜色, 需要在样品的不同位置进行多次测量, 因此易造成鱼体的损伤。机器视觉方法在颜色检测方面不存在此类问题, 且与色度仪分析相比, 其可分析的样本区域更大, 可处理的颜色范围更广。与感觉小组主观目测法评定相比, 机器视觉检测是将样本图像数字化成了包含三原色 (红、绿、蓝=RGB 颜色系统) 水平的像素, 借助图像处理技术, 可从数量上识别和分析样本的所有颜色, 在颜色一致的条件下能提供更客观的测量结果, 避免了主观视觉观察中主观性强, 难以量化等问题<sup>[3,63-64]</sup>。目前, 机器视觉方法已被广泛用于不同水产品 (如: 鱼、虾等) 的颜色分析中, 不过, 这些研究多是集中在对采后水产品的新鲜度评估方面<sup>[3,64-65]</sup>, 在对活体鱼的体色研究方面还比较少, 主要有: Wallat 等<sup>[63]</sup>利用机器视觉技术分析活金鱼肤色的发展变化, 试验首先利用 Florida 大学研究的颜色分析程序将图像与代表整个色彩频谱的 64 色块进行比较和匹配, 产生颜色直方图, 对肤色进行客观测量, 然后提供金鱼肤色发展的时间、类型以及在数量上的完整轮廓等, 该系统被认为在客观衡量其他品种活体观赏鱼肤色变化方面具有潜在的应用价值。徐建瑜

等<sup>[61]</sup>利用计算机视觉技术近似量化水中鱼体色的明暗程度, 将图像转换到 HSV 空间得到鱼体的明度值, 并与经校准后的无色玻璃覆盖的灰级各阶的明度值进行比较和线性插值, 以实现利用明度阶值来表示鱼体色的亮暗程度。Alsmadi 等<sup>[22]</sup>采用灰度共生矩阵来描述鱼的颜色纹理特征, 实现对颜色的综合分析。李贤等<sup>[62]</sup>采用计算机视觉技术进行大菱鲆对背景色选择习性的研究, 通过统计大菱鲆幼鱼在不同背景色养殖槽中出现的累计频率来判断它对不同背景色的选择习性, 量化幼鱼在不同背景色下体色的变化速率, 以分析不同背景色对鱼的应激程度。另外, 在基于计算机视觉的水产动物自动化识别分类和分级等的综合研究中, 颜色特征也已成为了一项重要的分类指标<sup>[9,16,22,66]</sup>。

### 3 水产动物计算机视觉测量的综合应用

在水产养殖过程中, 利用计算机视觉技术实时获取的水产动物视觉属性信息不仅是水产动物养殖过程中生长情况的直观反映, 也是对水产动物进行疾病诊断、识别分类、分级分选等操作的重要指标, 许多研究人员据此开展了不同的综合应用研究。

#### 3.1 疾病诊断

当水产动物患病或死亡时, 其外部形态特征会发生改变 (如: 产生病斑, 腹部颜色较浅等), 从而反映在图像上则会形成颜色、纹理、形状等特征上的差异性。因此, 许多研究人员开始研究基于计算机视觉的水产动物疾病实时诊断系统, 以解决传统人工现场监视和抽样鱼体化验等方式判定鱼病时存在的不能连续监控和及时处理等问题<sup>[67]</sup>。不过, 由于鱼类发病的周期时间不固定、发病的种类不固定、且水域宽广、获得自然水环境下的病鱼图片困难较大、研究成本较高, 使得国内外进行病鱼图像体表特征识别的研究比较少, 目前存在的鱼病诊断研究主要是基于内容的图像检索技术<sup>[68]</sup>, 其基本过程为: 1) 对输入图像先进行分析处理, 实现鱼体和背景的分离; 2) 提取鱼体纹理、颜色和形状等图像特征信息, 构建与图像库相关联的特征库; 3) 利用相似性度量和聚类原则等构建分类器实现特征库的特征以及图像库中对应影像的自动分类。在图像查询时, 通过将研究对象的特征向量与特征库中的特征向量进行匹配的方式实现鱼病诊断。国外典型研究有: 美国哥伦比亚大学开发的基于色彩和纹理的 Visual SEEK 诊断系统, Excalibur 技术公司开发的 RetrievalWare 疾病诊断系统, 以及韩国全南国立大学研究中心的 Park 等提出的疾病诊断系统等<sup>[68-69]</sup>。目前, 国内在此方面的研究则主要集中在: 中国农业大学、江苏大学、北京市水产科学院以及中科院图像研究所等科研院所<sup>[67,70-71]</sup>。如: 中国农业大学的王彦<sup>[68]</sup>进行了病鱼图像特征提取算法的研究, 胡静等<sup>[70]</sup>提出了一种基于纹理和颜色特征的病鱼种类识别方法, 实现了对病鱼的在线识别。江苏大学的刘星桥等<sup>[67]</sup>根据鱼类不适或死亡时会出现侧翻, 腹部白色的区域会暴露等特点, 通过在养殖鱼池中, 对鱼体健康和鱼体不适或死亡的鱼类分别进行多次拍照, 利用图像处理技术计算腹部白色区域

暴露面积的方式实现对养殖现场中鱼类的健康状况进行实时监视和预报。

### 3.2 识别分类

目前的研究主要以性别识别、鱼龄判定和品种区分等方面为主。如: Merz 等<sup>[72]</sup>利用基于形态测量的判别函数实现对成年大马哈鱼性别的判定。Zion 等<sup>[73]</sup>提出了基于形状和颜色特征的孔雀鱼性别分级系统等。而对于鱼龄的判定, 自 Rebisich 最早在欧洲鱼类耳石上观察到周期性轮纹以来, 耳石的形态特征和鱼龄之间存在的直接相关性使得耳石至今一直是鉴定鱼类年龄的重要材料之一, 依据鱼的耳石图像进行鱼龄的自动化解释和识别是目前鱼类年龄判别的主要方法<sup>[74-78]</sup>。在品种识别方面, 早期的研究主要采用形状描述符数据库进行鱼的品种识别<sup>[79-80]</sup>。不过, 由于构建形状描述符数据库是一项复杂的工作, 并且进行数据库模式匹配操作也是非常耗时的, 后来人们逐步开始采用统计模式识别技术实现鱼的品种识别。基本识别实现过程为: 获取鱼图像、提取特征、构建分类器, 并将特征向量输入分类器以实现种类识别<sup>[81]</sup>。典型的分类方法有: 神经网络分类法<sup>[21-22]</sup>、判别分析法<sup>[16,66]</sup>、Bayes 分类法<sup>[42,82]</sup>、最小距离法<sup>[13,20]</sup>、轮廓匹配法<sup>[9,41]</sup>和支持向量机分类法<sup>[81,83]</sup>。另外, 为了提高分类算法的精度和鲁棒性, 许多研究人员采用了多分类器融合技术, 如: Cadieux 等<sup>[48]</sup>采用了 Bayes 分类法、学习型矢量量化法和神经网络法等 3 种方法来实现鱼的分类识别。Lee 等<sup>[84]</sup>采用了欧式距离法与轮廓匹配法相结合的方式来实现鱼种类识别。Alsmadi 等<sup>[85]</sup>进一步提出了基于鲁棒性特征提取、图像分割, 以及几何参数技术相结合的利用神经网络和决策树算法的鱼品种识别系统。Chomtip 等<sup>[86]</sup>提出的基于形状和纹理特性的鱼识别系统中分别采用欧式距离法和人工神经网络法进行分类识别。Hsiao 等<sup>[25]</sup>研制的分布式实时水下视频观测系统中采用了最大概率分布法、局部排序算法、基于稀疏表示的分类 (sparse representation-based classifier, SRC) 等方法来完成对视频序列中的鱼的识别分类。

### 3.3 分级分选

早期研究有: Tayama 等<sup>[79]</sup>、Arnarson<sup>[10]</sup>开展的基于形状特征的鱼类分选系统。研究发现分选鱼的难点在于: 鱼的传输速度快、数量大、每个品种的尺寸和形状的变化性高, 每个鱼的光学特性和弹性性质的随机性强, 以及对于机器视觉 (machine vision, MV) 而言工厂中恶劣的数据采集环境等<sup>[62]</sup>。因此, 后续研究人员针对这些难点开展了不同的研究。如: Strachan<sup>[9]</sup>利用颜色和形状参数实现了 23 个品种鱼的自动化分选, 可靠度为 99%, 在 1994 年, 又提出一种按照鱼的品种和尺寸进行分选的原型系统, 将鱼手工放置在传送带上进行拍照, 利用图像处理技术提取形状和颜色等特征实现了对 12 种鱼的分选, 分选速度为 40 条/分<sup>[15]</sup>。Mathiassen 等<sup>[87]</sup>开发了一基于多模式的机器视觉系统, 实现了基于质量的远洋鱼自动化分级分选。Misimi 等<sup>[66]</sup>利用图像处理技术提取大西洋鲑鱼图像的几何形状信息, 采用线性判别分析模

型将大西洋鲑鱼按优质、良好和普通等三个级别进行分级, 精度达 90%, 且方法适合于工业用途。Hufschmied 等<sup>[14]</sup>研制的现场自动化分拣设备中通过设置一条可以让鱼自由通过的通道, 在通道顶部安装背景光和照相机, 拍摄鱼的垂直俯视图, 然后进行图像处理来实现鱼的识别和质量估计, 并通过向 2 个方向转动通道的方式实现按质量的自动化分选。

## 4 研究展望

开展水产养殖数字化集成系统的研究, 实现对水产养殖全过程的自动控制及精细化调控管理, 对于保障水产养殖高产、高效、安全、健康, 实现水产养殖业的可持续发展具有重要意义<sup>[88]</sup>。而水产动物的形状、尺寸和颜色等视觉属性特征的及时准确获取是实现精细化调控管理的信息基础, 这些属性特征不仅是水产动物生长检测的主要指标, 也是采后水产品质量评定的主要依据, 不仅直观反映了水产动物的生长情况, 也间接反映了生长环境的变化, 是育苗、喂养、销售和加工等操作的重要信息支撑<sup>[50]</sup>。与传统的人工观察和使用传统测量设备 (如: 游标卡尺, 质量秤, 色度仪等) 的测量方式相比, 基于计算机视觉技术的水产动物视觉质量检测方法的优点主要体现在以下几个方面:

1) 就检测对象而言, 它不受动物大小的限制, 可十分方便地调整监测范围。

2) 就检测方式而言, 可以实现无疲劳地实时连续, 非接触式无干扰的水产动物检测, 及时有效地显示水产动物的生长变化和健康状况, 并且可借助多个摄像机实现动物的 3D 立体测量, 以进一步提高测量精度。

3) 就测量指标而言, 借助图像处理技术可同步实现检测对象的长度、宽度、高度、面积、周长、颜色和质量等多个形态参数的自动化测量与计算, 可多方面的展示水产动物的生长变化和健康状况, 帮助养殖者观测水产动物的生长情况, 为水环境调控、选种、育苗、喂养计划和捕捞时间提供信息依据。

4) 就测量效率而言, 随着硬件和软件技术的迅猛发展, 以及图像分析方法的进一步提高, 可快速实现对选定对象的信息进行自动化识别和测量, 有效减少时间和劳动力, 使养殖者有更多的时间观察水产动物的健康和福利, 提高了生产效益和市场效益。

5) 就测量结果而言, 采用计算机视觉技术进行外观检测是通过实时拍摄、计算机获取和分析处理视频图像来提取相关的形态特征向量, 并进行定量描述, 即把外观指标的模拟量转换成数字量, 实现尺寸评估, 质量预测, 屏蔽了人工检测中难以量化的缺点, 且通过采用统一的定量标准进行衡量评价, 避免了人为主观因素的影响, 只要检测对象外观质量一致, 则检测结果就会一致, 因此评价标准客观, 评价结果稳定。另一方面, 把水产动物样品用图像形式存入计算机, 可实现长期存放, 保证样品的原有标准外形, 以供每年检测分级时参考, 确

保了各年度质量评价体系的一致性。

6) 就应用领域而言, 总结近 20 多年来关于水产动物视觉检测的国内外研究, 不难发现计算机视觉技术不仅可用于水产动物的尺寸测量、质量估计和颜色分析, 还可用于水产动物的疾病诊断、性别鉴定、年龄判断、品种识别和质量评价等多个方面。研究对象不仅包括了不同品种的食用鱼、观赏鱼, 还涉及到了其他类型的水产动物, 如虾、贝、蟹等。这对整个养鱼业和水产企业的价值链来说是有应用价值的, 不仅有助于养殖过程的监控, 优化生产效益和产品质量, 也有助于产后销售, 加工等处理的自动化分级和筛选<sup>[51]</sup>。

因此, 在水产养殖管理中, 计算机视觉技术在水产动物的视觉质量检测中具有明显的技术优势, 是实现基于动物个体或小群体的差异性信息来调控的自动化精细水产养殖的关键技术。不过, 由于受视觉理论、图像处理技术和硬件条件等的限制, 加上水产动物本身的复杂与随机性、水产养殖环境的多变性等使得计算机视觉技术在水产动物检测应用中还存在着一定的不足和局限性, 面临着一系列的挑战:

1) 目前, 计算机视觉技术多应用于水产动物表层信息的提取与检测, 而水产动物的生物多样性决定了其特征的复杂多变和随机性<sup>[89-90]</sup>。且同一水产动物在不同的时间、地点或环境下所表现出来的特征不尽相同, 这给图像分割和特征提取带来了很大的困难, 如何处理这些表现在形状、尺寸、颜色、纹理和其他性质上的自然生物差异成为一大技术难点<sup>[51]</sup>。并且, 即便对于同一环境中的同类鱼, 由于其大小和游动方向的任意性也增加了图像处理的复杂度, 影响了检测结果的可靠性和鲁棒性<sup>[85]</sup>。

2) 图像采集手段和质量仍是影响检测效率和精度的重要障碍。多数研究是在可以采集高质量图像的理想试验条件下进行的, 采集的多是养殖缸、透明管道、传送带上的鱼体的静态图像, 存在自适应性较差, 评价具有局限性等问题。即便有部分研究人员开展了自然水环境下的检测研究, 但由于受光照(强度和颜色等)、水质(浊度和水温等)以及设备的机械振动等诸多因素的影响, 使得图像存在噪声增加, 对比度偏低, 甚至变形等问题, 大大增加了图像预处理的难度, 使得对于重叠对象或与背景差别小的对象的识别和分割很困难, 甚至无法分割<sup>[21]</sup>。

3) 图像处理速度较慢仍是实现实时检测的主要瓶颈。许多试验都是先拍摄图像, 然后再利用实验室的计算机对图像进行处理分析, 数据量大、处理和传输速度慢, 结果滞后等特点一直是计算机视觉检测技术进入生产应用的主要瓶颈<sup>[91]</sup>。另外, 在数据采集时的自动化智能程度还不够高, 仍需一定的人工辅助, 这也增加了在线处理的难度, 增大了劳动成本和时间代价。

4) 目前, 基于计算机视觉的自动化检测多用于进行水产动物的外观品质检测, 而对其内部品质检测的研究仅涉及新鲜度评估、脂肪含量预测等少量指标, 在检测结果上存在一定的片面性, 结果不甚理想, 很难实现对

水产动物视觉质量不同阶段、不同角度、不同要求的全方位检测。

因此, 在未来水产动物计算机视觉检测的研究中, 一方面应研究适用于水下自然环境拍摄的硬件系统以及软件算法来克服有限的可见性和光线的不稳定性, 以便于提供更清晰的图像; 同时还要研究更精确的图像增强、图像分割和特征提取等算法来屏蔽背景、运动等的影响, 解决个体图像差异性问题。另一方面还需要进一步加强自动化图像获取、自动化尺寸测量, 自动化识别分类以及自动化分级分选等操作无缝集成技术的研究, 实现从单一的分级和处理的自动化到更连贯、更灵活的整个作业链自动化的转变<sup>[51]</sup>。最后, 为了实现对水产动物执行全方位、全角度、全流程的品质检测, 进一步增强计算机视觉技术与近红外技术、高光谱成像技术、激光拉曼光谱技术、电子鼻和电子舌等检测技术的有机结合, 实现多种图像技术、图像模式和非成像传感器技术等集成应用也将是计算机视觉技术在水产领域应用的另一发展趋势, 这不仅可通过不同的信息源对某一品质进行检测以提高检测结果的客观性和准确度, 提高检测系统的稳健性。另外, 还可通过互补信息提高品质检测的广度, 提高系统品质评判的综合性, 并且容易实现信息质量的数字化, 形成品质信息流, 实现水产品质量的可追溯性, 从而保证养殖、捕捞、屠宰、加工、销售等各环节的产品供给质量, 优化整个产业链的工艺流程, 提高产品质量, 增加产业链经济效益<sup>[92]</sup>。

## 5 结 论

综上所述, 基于计算机视觉的水产动物检测系统主要包括了图像采集、图像预处理、目标检测与轮廓提取、特征点标定、特征选择与计算、视觉属性分析与描述等内容, 目的是通过对水产动物图像进行处理分析, 实现及时准确地获取水产动物的形状、尺寸、质量和颜色等属性信息, 以便于水产养殖和管理者实时了解水产动物的生长变化情况, 实施生长评估和采后品质评定。与传统测量手段相比, 水产动物计算机视觉检测技术具有监测范围灵活、检测方式连续无疲劳、检测过程及时高效、检测指标数据量大、检测结果客观统一和可重复批量检测等优势, 已逐渐发展为自动化精细水产养殖的关键技术, 对整个养鱼业和水产企业的价值链来说有很好的应用前景。但是由于受水产养殖自身特殊性的约束, 以及受视觉理论、图像处理软硬件技术等限制, 目前存在的视觉检测系统绝大多数仍处于试验阶段, 在检测速度、精度、广度和可靠性等方面仍不能满足实际生产的需要, 有许多技术难题依旧需要进一步的深入研究。如: 针对如何提高检测速度和精度的硬件和软件技术的进一步改进研究, 加强自动化程度的各模块无缝集成技术的研究, 以及提高检测结果客观性、准确性和全面性的多信息融合技术的研究等都将是未来开展水产动物全过程、全方位、全角度自动化品质检测的研究重点。

## [参 考 文 献]

- [1] 王德芬, 王玉堂, 杨子江, 等. 我国渔业多功能性的研究与思考[J]. 中国水产, 2012(1): 15—17.
- [2] 朱从容. 计算机视觉技术在水产养殖中的应用[J]. 浙江海洋学院学报: 自然科学版, 2008, 27(4): 439—443.  
Zhu Congrong. Application of computer vision technology in aquaculture[J]. Journal of Zhejiang Ocean University: Natural Science, 2008, 27(4): 439—443. (in Chinese with English abstract)
- [3] Hong Hanmei, Yang Xiaoling, You Zhaohong, et al. Visual quality detection of aquatic products using machine vision[J]. Aquacultural Engineering, 2014, 63: 62—71.
- [4] 宁素俭, 李强, 杨文志. 计算机视觉图形轮廓的获取及其尺寸测量[J]. 农业机械学报, 1996, 27(2): 44—49.  
Ning Sujian Li Qiang, Yang Wenzhi. Grab of contour of target objects and measurement of their perimeter with computer vision system[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 1996, 27(2): 44—49. (in Chinese with English abstract)
- [5] 阮秋雨. 数字图像处理学[M]. 北京: 电子工业出版社, 2007.
- [6] Tim Morris. Computer Vision and Image Processing[M]. London: Palgrave Macmillan, 2004.
- [7] Klimley A P, Brown S T. Stereo photography for the field biologist: Measurement of lengths and three-dimensional positions of free swimming sharks[J]. Marine Biology, 1983, 74(2): 175—185.
- [8] Boland G S, Lewbell G S. The estimation of demersal fish densities in biological surveys using underwater television systems[C]. Oceans Conference Record, New York: IEEE, 1986: 9—13.
- [9] Strachan N J. Recognition of fish species by color and shape[J]. Image and Vision Computing, 1993, 11(1): 2—10.
- [10] Arnarson H. Fish and fish product sorting[C]// Pau L F, Olafsson R. Fish quality control by machine vision. New York: Marcel Dekker, 1991: 245—261.
- [11] Dunbrack R L. In situ measurement of fish body length using perspective-based remote stereo-video[J]. Fisheries Research, 2006, 82(1/2/3): 327—331.
- [12] Odone F, Trucco E, Verri A. A trainable system for grading fish from images[J]. Applied Artificial Intelligence, 2001, 15(8): 735—745.
- [13] Zion B, Alchanatis V, Ostrovsky V, et al. Real-time underwater sorting of edible fish species[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2007, 56(1): 34—45.
- [14] 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.
- [15] Strachan N J C. Sea trials of a computer vision based fish species sorting and size grading machine[J]. Mechantronics, 1994, 4(8): 773—783.
- [16] White D J, Svellingen C, Strachan N J C. Automated measurement of species and length of fish by computer vision[J]. Fisheries Research, 2006, 80(3): 203—210.
- [17] Harvey E S, Shortis M R, Stadler M, et al. A comparison of the accuracy of measurements from single and stereo-video systems[J]. Marine Technology Society Journal, 2002, 36(2): 38—49.
- [18] Martınez-Palacios C A, Tovar E B, Taylor J F, et al. Effect of temperature on growth and survival of *Chirostoma 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.
- [19] 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.
- [20] Zion B, Shklyar A, Karplus I. Sorting fish by computer vision[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 1999, 23(3): 175—187.
- [21] Alsmadi M K, Omar K B, Noah S A, et al. Fish recognition based on robust features extraction from color texture measurements using back-propagation classifier[J]. Journal of Theoretical and Applied Information Technology, 2010, 18(1): 11—18.
- [22] 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.
- [23] 王文静, 徐建瑜, 吕志敏, 等. 基于机器视觉的水下鲟鳇鱼类质量估计[J]. 农业工程学报, 2012, 28(16): 153—157.  
Wang Wenjing, Xu Jianyu, Lü Zhimin, et al. Weight estimation of underwater cynoglossus semilaevis based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CSAE), 2012, 28(16): 153—157. (in Chinese with English abstract)
- [24] Spampinato C, Chen-Burger Y H, Nadarajan G, et al. Detecting, tracking and counting fish in low quality unconstrained underwater videos[C]. Proceedings of 3rd International Conference on Computer Vision Theory and Applications, Setubal: INSTICC, 2008: 514—520.
- [25] Hsiao Y H, Chen C C, Lin S I, et al. Real-world underwater fish recognition and identification, using sparse representation[J]. Ecological Informatics, 2013, 23(9): 13—21.
- [26] Zheng Hongyuan, Zhang Rong, Yang Chunwei, et al. A method for real-time medaka (*Oryzias latipes*) detection base on machine vision technology[C]// CDMMS 2013. Advanced Materials Research. Zurich-Durnten: Trans Tech Publications Ltd, 2014, 442: 494—500.
- [27] Naiberg A, Petrell R J, Savage C R, et al. Stereo video technique to size fish in sea cage and tanks[J]. Aquacultural Engineering, 1993, 16(1): 393—402.
- [28] Costa C, Loy A, Cataudella S, et al. Extracting fish size using dual underwater cameras[J]. Aquacultural Engineering, 2006, 35(3): 218—227.
- [29] 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.
- [30] 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.
- [31] Shortis M R, Ravanbakhsh M, Shafait F, et al. A review of techniques for the identification and measurement of fish in underwater stereo-video image sequences[C]// Videometrics, Range imaging, and Applications XII; and Automated Visual Inspection. Bellingham: SPIE, 2013: 8791.
- [32] Ruff B P, Marchant J A, Frost A R. Fish sizing and monitoring using a stereo image-analysis system applied to fish farming[J]. Aquacultural Engineering, 1995, 14(2): 155—173.
- [33] Cootes T F, Taylor C J. Data driven refinement of active shape model search[C]. Proceedings of 7th British Machine Vision Conference, Edinburgh, UK, 1996: 383—392.

- [34] 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.
- [35] 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.
- [36] Chan D, Hockaday S, Tillett R D, et al. A trainable n-tuple pattern classifier and its application for monitoring fish underwater[C]. *Proceedings of the 7th international conference on Image Processing and its Applications*. Stevenage: IEE, 1999: 255—259.
- [37] Mahmood A, Khan S. Correlation-coefficient based fast template matching through partial elimination[J]. *IEEE Transactions on Image Processing* 2012, 21(4): 2099—2108.
- [38] Dios J R M, Serna C, Ollero A. Computer vision and robotics techniques in fish farms[J]. *Robotica*, 2003, 21(3): 233—243.
- [39] Viola P, Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features[C]. *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Kauai Marriott, Hawaii, USA, 2001(1): 511—518.
- [40] Mehdi R, Mark R S, Faisal S, et al. An application of shape-based level sets to fish detection in underwater images[C]. *Proceedings of the Geospatial Science Research 3 Symposium*. CEUR-WS, 2014, 1307: 1—9.
- [41] 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. Zhang Zhiqiang, Niu Zhiyou, Zhao Siming, et al. Weight grading of freshwater fish based on computer vision[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CSAE)*, 2011, 27(2): 350—354. (in Chinese with English abstract)
- [42] Tidd R A, Wilder J. Fish detection and classification system[J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2001, 10(1): 283—288.
- [43] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics*, 1979, 9(1): 62—66.
- [44] Cardin S. Advances in morphometric identification of fishery stocks[J]. *Reviews in Fish Biology and Fisheries*, 2000, 10(1): 91—112.
- [45] Loy A, Busilacchi 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.
- [46] 孟振, 刘新富, 雷霖霖, 等. 利用数码技术测定鲆鲽类体表面积的方法[J]. *渔业现代化*, 2008, 35(4): 12—15. Meng Zhen, Liu Xinfu, Lei Jilin, et al. A new method for measuring surface area of flatfishes by digital technology[J]. *Fishery Modernization*, 2008, 35(4): 12—15. (in Chinese with English abstract)
- [47] Costa C, Scardi M, Vitalini V, et al. A dual camera system for counting and sizing Northern Bluefin Tuna (*Thunnus thynnus*; Linnaeus, 1758) stock, during transfer to aquaculture cages, with a semi automatic Artificial Neural Network tool[J]. *Aquaculture*, 2009, 291(3/4): 161—167.
- [48] Cadieux S, Lalonde F, Michaud F. Intelligent system for automated fish sorting and counting[C]. *International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE/RSJ, Takamatsu, Japan, 2000: 1279—1284.
- [49] 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. Wan Peng, Pan Haibing, Long Changjiang, et al. Design of the on-line identification device of freshwater fish species based on machine vision technology[J]. *OOD & Machinery*, 2012, 28(6): 164—167. (in Chinese with English abstract)
- [50] Zion B. The use of computer vision technologies in aquaculture-A review[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2012(88): 125—132.
- [51] Mathiassen J R, Misimi E, Bondø M, et al. Trends in application of imaging technologies to inspection of fish and fish products[J]. *Trends in Food Science & Technology*, 2011, 22(6): 257—275.
- [52] Balaban M O, Chombeau M, Cırbacı D, et al. Prediction of the weight of alaskan pollock using image analysis[J]. *Journal of Food Science*, 2010, 75(8): 552—556.
- [53] 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.
- [54] Harvey E, Cappel 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.
- [55] Gümüş B, Balaban M O. Prediction of the weight of aquacultured rainbow trout (*Oncorhynchus mykiss*) by image analysis[J]. *Journal of Aquatic Food Product Technology*, 2010, 19(3/4): 227—237.
- [56] Mathiassen J R, Misimi E, Toldnes B, et al. High-speed weight estimation of whole Herrin (*Clupea harengus*) using 3D machine vision[J]. *Journal of Food Science*, 2011, 76(6): 1—7.
- [57] 刘伟, 谭鹤群, 黄丹, 等. 白鲢质量与截面积沿体长方向分布模型[J]. *农业工程学报*, 2012, 28(12): 288—292. Liu Wei, Tan Hequn, Huang Dan, et al. Distribution models of mass and sectional area of silver carp along length[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CSAE)*, 2012, 28(12): 288—292. (in Chinese with English abstract)
- [58] Zion B, Ostrovsky V, Karplus I, et al. Ornamental fish mass estimation by image processing[R]. *Bet Dagan: Agricultural Research Organization*, 2012.
- [59] Fulton T W. The rate of growth of fishes[R]. *Twenty-second Annual Report, Part III*. Edinburgh: Fisheries Board of Scotland, 1904.
- [60] Liang Y T, Chiou Y C. Machine vision-based automatic raw fish handling and weighing system of Taiwan tilapia[C]// Chien B C, Hong T P, Chen S M, et al. *Next-Generation Applied Intelligence*. Berlin: Springer, 2009, 5579: 711—720.
- [61] 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—152. Xu Jianyu, Jiang Xionghui, Liu Ying. Quantifying the fish skin darkness using computer vision[J]. *Journal of Agricultural Mechanization Research*, 2006(6): 140—152. (in Chinese with English abstract)
- [62] 李贤, 范良忠, 刘子毅, 等. 基于计算机视觉的大菱鲆对背景色选择习性研究[J]. *农业工程学报*, 2012, 28(10): 189—193. Li Xian, Fan Liangzhong, Liu Ziyi, et al. Preference habit of juvenile turbot for different color backgrounds based on computer vision[J]. *Transactions of the Chinese Society of*

- Agricultural Engineering(Transactions of the CSAE), 2012, 28(10): 189—193. (in Chinese with English abstract)
- [63] Wallat G K, Luzuriaga D A, Balaban M Ö, 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.
- [64] Gümüş B, Balaban M Ö, Ünlüsayın M. Machine vision applications to aquatic foods: A review[J]. Turkish Journal of Fisheries and Aquatic Sciences, 2011(11): 171—181.
- [65] Majid D, Seyed S M, Miguelde G. Application of machine-vision techniques to fish-quality assessment[J]. Trends in Analytical Chemistry, 2012, 40(Supp.): 168—179.
- [66] Misimi E, Erikson U, Skavhaug A. Quality grading of Atlantic salmon (*Salmosalar*) by computer vision[J]. Journal of Food Science, 2008, 73 (5): 211—217.
- [67] 刘星桥, 孙玉坤, 赵德安, 等. 采用图像处理技术对鱼体健康状况监视和预报[J]. 农业工程学报, 2005, 21(6): 118—121.
- Liu Xing qiao, Sun Yukun, Zhao De'an, et al. Monitoring and predicting the health condition of fish using image processing technology[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CSAE), 2005, 21(6): 118—121. (in Chinese with English abstract)
- [68] 王彦. 鲤科病鱼图像特征提取算法研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2009.
- Wang Yan. Study of the Feature Extraction Algorithm for the Images of Sick Cyprinidae Fishes[D]. Beijing: China Agricultural University, 2009. (in Chinese with English abstract)
- [69] Park J S, Oh M J, Han S, et al. Fish disease diagnosis system based on image processing of pathogens' microscopic images[C]. Proceedings of Frontiers in the Convergence of Bioscience and Information Technologies, NJ: IEEE, 2007: 878—883.
- [70] Hu Jing, Li Daoliang, Duan Qingling, et al. A fuzzy C-means clustering based algorithm to automatically segment fish disease visual symptoms[J]. Sensor Letters, 2012, 10(1): 190—197.
- [71] 巩沐歌. 国内外渔业信息化发展现状对比分析[J]. 现代渔业信息, 2011, 26(12): 20—24.
- Gong Muge. A comparative analysis of development status of fisheries informatization at home and abroad[J]. Modern Fisheries Information, 2011, 26(12): 20—24. (in Chinese with English abstract)
- [72] Merz J E, Merz W R. Morphological features used to identify chinook salmon sex during fish passage[J]. The Southwestern Naturalist, 2004, 49(2): 197—202.
- [73] Zion B, Alchanatis V, Ostrovsky V, et al. Classification of guppies' (*Poecilia reticulata*) gender by computer vision[J]. Aquacultural Engineering, 2008, 38(2): 97—104.
- [74] King A E. Determination of Bank Rockfish Age and Growth: A Comparison of Traditional and Computer-aided Techniques[D]. California: San Jose State University, 1993.
- [75] Robertson S G, Morison A K. A trial of artificial neural networks for automatically estimating the age of fish[J]. Marine and Freshwater Research, 1999, 50(1): 73—82.
- [76] Fablet R, Josse N L. Automated fish age estimation from otolith images using statistical learning[J]. Fisheries Research, 2005, 72(2/3): 279—290.
- [77] 刘亭. 基于统计学习的鱼龄识别方法的研究[D]. 天津: 天津理工大学, 2008.
- Liu Ting. Research of Fish Age Estimation Using Statistical Learning[D]. Tianjin: Tianjin University of Technology, 2008. (in Chinese with English abstract)
- [78] Britton J R, Blackburn R. Application and utility of using otolith weights in the ageing of three flatfish species[J]. Fisheries Research, 2014, 154: 147—151.
- [79] Tayama I, Shimadate M, Kubota N, et al. Application for optical sensor to fish sorting[J]. Reito (Tokyo) Refrigeration, 1982(57): 1146—1150.
- [80] Strachan N J, Nesvadba P A. Fish species recognition by shape analysis of images[J]. Pattern Recognition, 1990, 23(5): 539—544.
- [81] 吴一全, 殷骏, 戴一冕, 等. 基于蜂群优化多核支持向量机的淡水鱼种类识别[J]. 农业工程学报, 2014, 30(16): 312—319.
- Wu Yiquan, Yin Jun, Dai Yimian, et al. Identification method of freshwater fish species using multi-kernel support vector machine with bee colony optimization[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CSAE), 2014, 30(16): 312—319. (in Chinese with English abstract)
- [82] Castignolles N, Cattoen M, Larinier M. Identification and counting of live fish by image analysis[C]. Image and Video Processing II, Bellingham: SPIE, 1994, 2182: 200—209.
- [83] Hu Jing, Li Daoliang, Duan Qingling, et al. Fish species classification by color, texture and multi-class support vector machine using computer vision[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2012, 88(Supp.): 133—140.
- [84] Lee D J, Archibald J K, Schoenberger R B, et al. Contour matching for fish species recognition and migration monitoring[C]. Applications of Computational Intelligence in Biology, Heidelberg: Springer, 2008: 183—207.
- [85] Alsmadi M K A, Omar K B, Noah S A, et al. Fish recognition based on the combination between robust features selection, image segmentation and geometrical parameters techniques using artificial neural network and decision tree[J]. International Journal of Computer Science and Information Security, 2009, 6(2): 215—221.
- [86] Chomtip P, Pimprapai L, Waranat K, et al. Thai fish image recognition system[C]. The Proceedings of International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering. Bangkok, Thailand, 2012: 115—120.
- [87] Mathiassen J R, Jansson S, Veliyulin E, et al. Automatic weight and quality grading of whole pelagic fish[C]. Proceedings of NFTC International Technology Conference, Trondheim, Norway, 2006: 101—107.
- [88] 胡金有, 王靖杰, 张小栓, 等. 水产养殖信息化关键技术研究现状与趋势[J]. 农业机械学报, 2015, 46(7): 251—263.
- Hu Jinyou, Wang Jingjie, Zhang Xiaoshuan, et al. Research status and development trends of information technologies in aquacultures[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(7): 251—263. (in Chinese with English abstract)
- [89] 李朝东, 崔国贤, 盛畅, 等. 计算机视觉技术在农业领域的应用[J]. 农机化研究, 2009, 31(12): 228—232.
- Li Zhaodong, Cui Guoxian, Sheng Chang, et al. Application of computer vision technology in agriculture[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2009, 31(12): 228—232. (in Chinese with English abstract)
- [90] 刁智华, 王会丹, 魏伟. 机器视觉在农业生产中的应用研究[J]. 农机化研究, 2014, 36(3): 206—211.
- Diao Zhihua, Wang Huidan, Wei Wei. Summary of research

- on machine vision application in agricultural production[J]. *Journal of Agricultural Mechanization Research*, 2014, 36(3): 206—211.(in Chinese with English abstract)
- [91] 鲁敏, 王洪坤. 计算机视觉技术在农业中的应用[J]. *农机化研究*, 2008(6): 240—241.
- Lu Min, Wang Hongkun. Application of computer visual technique in agriculture[J]. *Journal of Agricultural Mechanization Research*, 2008(6): 240—241. (in Chinese with English abstract)
- [92] 成芳, 廖宜涛, 马君伟. 猪肉品质无损检测研究进展[J]. *浙江大学学报: 农业与生命科学版*, 2010, 36(2): 199—206.
- Cheng Fang, Liao Yitao, Ma Junwei. Research development on nondestructive determination of pork quality[J]. *Journal of Zhejiang University: Agriculture & Life Science*, 2010, 36(2): 199—206. (in Chinese with English abstract)

## Review on visual characteristic measurement research of aquatic animals based on computer vision

Duan Yan'e<sup>1,2</sup>, Li Daoliang<sup>1,3</sup>, Li Zhenbo<sup>1,3</sup>, Fu Zetian<sup>4\*</sup>

(1. *College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China;*

2. *College of Computer and Information Engineering, Beijing University of Agriculture, Beijing 102206, China;*

3. *Beijing ERC for Internet of Things in Agriculture, China Agricultural University, Beijing 100083, China;*

4. *College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China)*

**Abstract:** In aquaculture, visual attribute information of aquatic animals is the basis of determining growth condition, feed conversion, medication dosage, harvesting date and grading for aquaculture farmers and managers. For improving the quality of aquatic products, the automatic and non-destructive measurement of visual attributes is becoming more and more important in modern fishery. For decades, computer vision, as a non-destructive, rapid, economic, consistent, reliable and objective inspection tool based on image analysis and processing with a variety of applications, has been gradually used in visual quality detection of aquatic animals. Quite a number of researches have highlighted its potential application in aquaculture. Underwater or overwater video/image measurement systems based on image processing technologies have been used widely for automatically counting and measuring fish in aquaculture, fisheries and conservation management. However, the application of computer vision technologies in aquaculture is very challenging because the inspected objects are sensitive, easily stressed and free to move in an environment in which lighting, visibility and stability are generally not controllable, and the camera must be operated underwater or in a wet environment. This review updates and summarizes recent representative researches and industrial solutions proposed in order to evaluate the general trends of computer vision and image processing in the visible range applied for inspection of aquatic animals. On the basis of introducing the mode of operation and the components of a computer vision detection system, this paper presents a review of the overseas and domestic research status in visual attribute measurement of aquatic animals according to inspection tasks that are common to almost all visual attribute detection systems of aquatic animal: measurement of size and shape parameters, estimation of mass and quantification of color, etc. Specially, the techniques involve in computer vision detection system used for the improvements of data acquisition environment, accuracy of object detection and contour extraction, and the measuring results are analyzed in detail, including the consideration of image acquisition method and mode, the development of fish detection and feature points definition algorithm, as well as the study about feature computation method and mass prediction model. In addition, the comprehensive application of computer vision detection technology in aquatic animals is also discussed, including disease diagnosis, identification of species, detection of gender and age, as well as grading and sorting of fish. The objective of the review is to highlight the development of computer vision systems, image analysis and processing approaches in aquaculture and analyze the advantages and limitations of current computer vision detection systems which have made some progresses, but have not matured into a useful tool in aquaculture. Considering the overall trends, we propose some future research directions of the computer vision detection systems for aquatic animals, including the technology of image acquisition in natural underwater environment, complete process of fish detection and contour extraction, seamless integration of modules, as well as the technology of multi-information fusion. With the future development in these areas, computer vision detection technique may achieve higher accuracy and efficiency, and wider application in visual quality detection of aquatic animals.

**Key words:** aquaculture; computer vision; vision; measurements; image processing; quality detection