

基于 3D 计算机视觉的鱼类行为分析研究^①

汤一平^{②*} 刘森森^{*} 石兴民^{*} 钟羽云^{**}

(^{*}浙江工业大学信息工程学院 杭州 310023)

(^{**}浙江省地震局 杭州 310013)

摘要 分析了现有鱼类生物监测系统不能全面精准地检测和描述鱼类的空间位置的缺陷,设计了一种基于 3D 计算机视觉的鱼类行为分析系统,以实现从三维视角对鱼类进行监测并分析鱼类的运动行为。该系统首先通过自组织背景建模方法对图像中鱼的前景进行提取,然后计算出鱼的质心位置,并由 3D 视觉装置的几何关系计算鱼在实际三维空间中的位置,通过跟踪得到鱼类运动的三维轨迹,最后根据鱼类运动轨迹数据计算出鱼的游动的速度和角速度,得到鱼类运动行为模式曲线。实验结果表明利用 3D 计算机视觉对鱼类行为进行跟踪与描述,能为鱼类活动量水平变化及鱼类活动模式改变的定量分析奠定坚实的基础。

关键词 生物指示器, 计算机视觉, 鱼类运动行为, 3D 视频分析

0 引言

鱼类自身运动行为的变化在一定程度上反映了外界环境的变化,因而鱼类作为一种生物指示器^[1],在水质监测、生物医学、水产养殖等方面有着广泛的应用。现在已有多种基于视觉的鱼类行为监测系统,如汤一平等开发的基于机器视觉的生物式水质监测仪^[2]、卢焕达等人设计的基于计算机视觉的鱼类行为自动监测系统^[3]、周鸿斌开发的基于计算机视觉的鱼类运动监测系统^[4]。这些系统虽能实时地对鱼类的状况进行监测,但监测仅在二维下进行,难以全面表达鱼的空间运动行为,例如自上而下拍摄的监测系统只能观察到鱼类水平的运动,而对鱼类的上浮和下潜等竖直方向运动无法监测。采用计算机视觉对鱼类的行为进行分析,首先要对鱼的状态和运动轨迹进行识别。鱼是一种非刚体的目标,如何有效获取鱼类的 3D 视频数据,并从获取

的视频数据中解析出其活动量、活动模式并分析出其行为,具有一定的挑战性。为了更全面描述鱼的行为,Oya 等人采用两个摄像头获得鱼类的三维位置^[5],Zhu 等人采用一个摄像头和两面平面镜^[6],利用平面镜的成像原理,得到鱼类的三维信息,徐盼麟等采用单摄像机和一面平面镜来获取鱼的三维坐标^[7]。上述的研究仅局限于获取鱼类的行为学基本数据。

本研究的最终目标是通过物联网技术解析鱼类的异常行为与地震先兆之间的内在关系。因此,希望在自然状况下对鱼类活动进行连续性自动观测,从鱼类的活动量水平的变化或活动模式的改变中发现鱼类震前异常行为。殷春阳等人研究了鱼类的异常活动与地震余震的关联性,提出了以鱼突然跳出水面、狂游、漂浮水面,头朝下尾露出水面打旋等活动作为观察指标^[8]。但是由于该研究工作是建立在人工观察的基础上,因此,不可避免会受到许多人为因素的干扰,同时难以连续自动、客观准确地记录

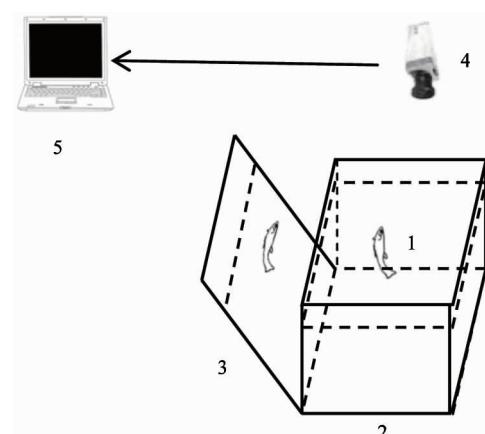
① 国家自然科学基金(61070134)资助项目。

② 男,1958 年生,博士;研究方向:全方位视觉传感器应用,计算机视觉,普适计算技术;联系人,E-mail:typ@zjut.edu.cn
(收稿日期:2014-11-25)

和分析鱼类异常行为与地震发生的关系。为了实现上述目标,本研究设计了一种基于 3D 计算机视觉的鱼类行为自动观察分析装置,选取鱼箱中的“家鱼”作为观察分析对象。在实验室条件下,尝试从获取鱼的日常活动的视频图像中提取分割出前景对象,并对目标进行实时的跟踪;通过跟踪得到鱼类运动的三维轨迹,根据鱼类运动轨迹数据计算出鱼的游动的速度和角速度得到运动行为模式曲线;最后再分析鱼类的行为,重点分析和识别鱼的突然跳出水面、狂游、漂浮水面等行为。最终通过物联网技术研究分布在地震带区域的鱼类的行为,进行跨时空的鱼类行为与地震先兆关联的大数据分析,尝试解析鱼类的异常行为(量化指标)与地震先兆之间的内在关系。

1 基于 3D 计算机视觉的鱼类行为自动观察分析装置设计及原理

为了连续自动、客观准确地记录和分析鱼类的各种行为,本研究设计了基于 3D 计算机视觉的鱼类行为自动观察分析装置,它主要采用一个平面镜和一个 CCD 摄像头,对鱼缸内的鱼进行跟踪、监测和行为分析。装置的原理图如图 1 所示。



1. 实验鱼 2. 鱼缸 3. 平面镜 4. 摄像机(640×480) 5. PC

图 1 基于 3D 计算机视觉的鱼类行为自动观察分析装置示意图

图 1 中,鱼缸为透明的玻璃鱼缸,CCD 摄像机在鱼缸正上方,平面镜底部与鱼缸底部相接,并与缸

底面形成一个角度,对鱼缸内形成折反射在 CCD 中成像。摄像机同时从两个不同视角获取鱼缸视频图像,计算机从获取的鱼的日常活动视频图像中提取分割出前景对象,并对目标进行实时跟踪。通过跟踪得到鱼类运动的三维轨迹,根据鱼类运动轨迹数据计算出鱼的游动速度和角速度,得到运动行为模式。

为了能有效地分析鱼类的各种行为,如鱼突然跳出水面、狂游、漂浮水面等行为,需要定量地描述鱼的空间位置信息,并有效跟踪鱼类的活动,然后用跟踪轨迹来分析鱼类的行为。

要实现上述目标,获取鱼类的行为学基本数据是关键的一步,因此首先需要建立空间坐标系并对鱼的空间位置进行测量。图 2 所示是 3D 视觉装置成像原理图。本研究对鱼类行为自动观察分析装置进行了物理建模,为了简化鱼的空间位置进行测量,采用鱼的质心点及质心点运动来描述鱼的空间位置、运动模式。

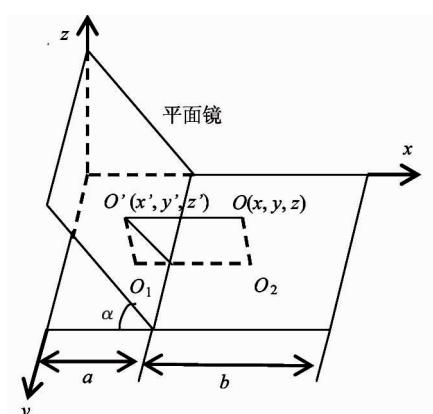


图 2 3D 视觉装置成像原理图

对鱼类行为自动观察分析装置建立的空间直角坐标系如图 2 所示。该装置属于单目多视角成像,设计时决定了反射镜面和鱼缸及摄像机的几何关系。依据这些固定的几何关系可以获得从各个不同视角观察鱼相一致的质心点位置坐标。图 2 中 o 点为鱼类质心空间位置, o' 为 o 在镜面中的投影, o_1 、 o_2 分别为 o' , o 在地面的正投影。 α 为平面镜与鱼缸底面的夹角($\alpha = 45^\circ$), a 为镜面与鱼缸的交线与 y 轴的距离, b 为鱼缸宽度。 o 的坐标为 (x, y, z) , o'

的坐标为 (x', y', z') , x 和 y 可以直接得到, z 通过上图的几何关系可以很容易求得, 质心高度用下式进行计算:

$$z = z' = (a - x') \tan\alpha \quad (1)$$

通过式(1)可以计算得到鱼的质心三维坐标, 为了使求得的三维坐标更为准确, 需要选取不同视角的鱼合适的点 o, o' 作为匹配点, 这里采用不同视角的鱼质心作为匹配点。为了得到较为准确的匹配点, 从不同视角的视频图像中提取出鱼的前景对象是至关重要的。下面进一步说明从不同视角的两幅视频图像中提取鱼类目标及其运动轨迹的跟踪实现方法。

由于相机采集到的图像存在着畸变, 为了消除成像畸变, 需要对相机进行标定, 这里采用 Matlab 的相机标定库^[9] 对相机进行标定, 标定后相机图像误差约为 0.15 像素。

2 鱼类前景对象的提取与运动行为的表述

鱼类行为检测主要分为背景建模、前景检测、鱼质心的获取、鱼空间位置的计算、鱼的游动速度和角速度计算、活动量和活动模式识别以及异常行为判断。图 3 所示的是鱼类行为检测算法处理主流程图, 下面分别详细介绍。

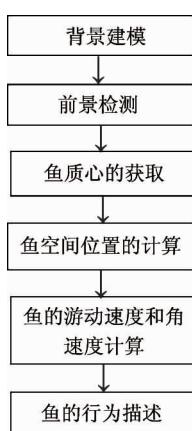


图 3 鱼类行为检测算法流程图

2.1 鱼类前景对象的检测

常用的目标提取算法一般分为三类: 帧间差法、

光流法、减背景法。帧间差分的优点是算法简单, 实时性强, 不受光照变化的影响, 但是帧间差分算法只是相邻帧之间的比较, 很容易在前景对象中产生空洞, 无法提取完整的前景。光流法优点是能够在摄像机运动的情况下检测出运动对象并能够精确地计算出运动物体的速度, 缺点是采用迭代的方法, 计算复杂度高, 在没有特殊硬件支持的情况下很难满足实时性要求。减背景法是目前最常用的前景对象提取算法, 其基本思想是通过预先建立的背景模型与当前的视频图像相比较, 提取那些与背景模型相差过大的像素点为前景, 可以比较完整地提取出前景对象。

本文尝试提取到完整的鱼类前景, 以获得准确的质心位置。根据上述分析, 减背景法相比于帧间差法、光流法, 可以较完整地提取视频图像中的前景对象, 因此这里选用减背景法作为前景提取方法。

Sobral 等对各种背景建模方法进行了综述^[10], 并通过对比回推荐了 5 种较好的背景建模方法, 分别是 DPWrenGABGS、MixtureOfGaussianV1BGS、Multi-LayerBCS、PixelBasedAdaptiveSegmenter 和 LBAdaptiveSOM。综述中比较了上面 5 种算法的优缺点, 根据鲁棒性、实时性及检测准确性等方面综合考虑, 本文选用 LBAdaptiveSOM 作为本研究前景检测算法。下面介绍 LBAdaptiveSOM 算法的原理, 然后与其它 4 种算法进行实验比较, 实验验证该算法的适用性。

LBAdaptiveSOM 是一种自组织背景建模方法^[11], 它主要是借鉴神经网络的特性, 即一个网络输入节点对应多个中间节点, 将背景模型中的一个像素映射到模型的多个位置, 并采用了像素邻域空间相关性的更新方式, 使邻域的信息进一步融入模型中。下面对 LBAdaptiveSOM 背景建模算法做一个详细的介绍。

(1) 背景模型的建立

选择背景模型的映射大小, 选取 $n = 3$, 即一个像素对应于模型中的 3×3 块, 如图 4 所示。

图像处理选择 HSV 颜色空间, 使用第一帧数据作为背景模型的初始化数据, 第一帧像素 (x, y) 的 HSV 值为 $(h, s, v)_0$. $C = (c_1, c_2, \dots, c_{n^2})$ 为第一帧像素 (x, y) 的初始化模型, 每个权重矢量 $c_i = (h, s,$

v), 所有的像素的权重矢量用模型 A 表示。处理过程分为两个阶段, 第一阶段为第 1 帧到 $K + 1$ 帧, 此阶段是神经网络初始化学习阶段。第二阶段为线上处理阶段, 涉及神经网络模型更新和背景差分。

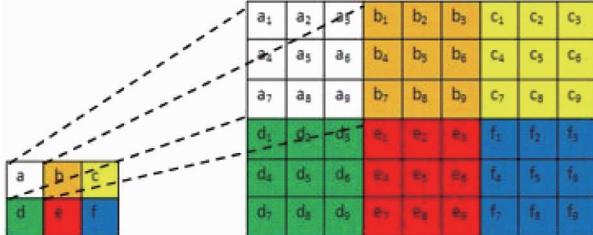


图 4 背景模型的初始化

(2) 前景对象检测

使用欧式距离计算像素点间的距离, 下面是像素 $p_i = (h_i, s_i, v_i)$ 和 $p_j = (h_j, s_j, v_j)$ 之间的距离 $d(p_i, p_j)$ 公式为

$$\begin{aligned} d(p_i, p_j) = & \| (v_i s_i \cos(h_i), v_i s_i \sin(h_i), v_i) \\ & - (v_j s_j \cos(h_j), v_j s_j \sin(h_j), v_j) \|_2^2 \end{aligned} \quad (2)$$

计算当前像素点与其对应的权重矢量的最小距离为

$$\begin{aligned} d(c_m, p_t) &= \min_{i=1, \dots, n^2} d(c_i, p_t) \leq \varepsilon \\ \varepsilon &= \begin{cases} \varepsilon_1, & 0 \leq t \leq K \\ \varepsilon_2, & t > K \end{cases} \\ \varepsilon_1 &\in [0.05, 0.2], \varepsilon_2 \approx 10^{-1} \varepsilon_1 \end{aligned} \quad (3)$$

若最小距离小于阈值, 则判定为背景, 更新背景模型; 否则, 进行阴影判断, 阴影判断方法如下:

$$(\gamma \leq \frac{p_t^V}{c_i^V} \leq \beta) \wedge (p_t^S - c_i^S \leq \tau_s) \wedge (|p_t^H - c_i^H| \leq \tau_H) \quad (4)$$

式中 p_t^H 、 p_t^S 、 p_t^V 分别对应像素 p_t 的色度、饱和度和亮度。参数的值为 $\gamma = 0.7$, $\beta = 1.0$, $\tau_s = 0.1$, $\tau_H = 10$ 。

若判定为阴影, 则只标识为背景, 不更新背景模型。

(3) 背景模型的更新

若像素判定为背景, 且不属于阴影, 则按一定的

权值更新背景模型中最佳匹配像素周围的像素点, 更新公式如下:

$$A_t(i, j) = (1 - \alpha_{i,j}(t)) A_{t-1}(i, j) + \alpha_{i,j}(t) p_t(x, y) \quad (5)$$

$$i = x' - n/2, x' - n/2 + 1, \dots, x' + n/2,$$

$$j = y' - n/2, y' - n/2 + 1, \dots, y' + n/2,$$

$$\alpha_{i,j}(t) = \alpha(t) w_{i,j}$$

其中, $\alpha(t)$ 是常数, $w_{i,j}$ 是背景建模时, 背景模型中每个像素对应的权重, 初始为高斯权重, 背景模型中最匹配像素的位置为 (x', y') 。

如图 5 所示, 假如 f 与 f_1 最匹配, 则黑色框的背景像素都将 f_1 更新, 即 $(b_9, c_7, c_8, e_3, f_1, f_2, e_6, f_4, f_5)$ 。

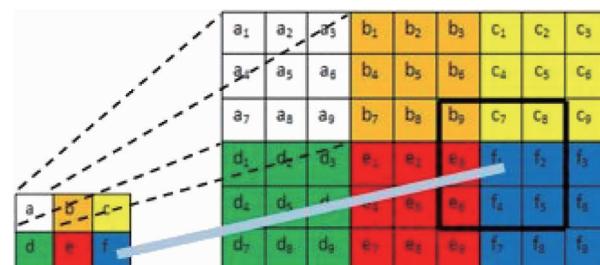


图 5 背景模型更新

2.2 鱼的质心空间位置估计

从上面的提取前景的二值图像, 对其进行计算鱼类目标的质心^[12] (以像素数 pN 为单位)。

根据原理图所示, 镜面中的鱼前景目标在镜面与鱼缸的相交线的左侧, 实体鱼在交线的右侧运动, 二值图像的大小为 640×480 , 因此, 镜面中鱼只需遍历大小为 $a \times 480$ 的图像左侧部分, 实体鱼的遍历大小为 $b \times 480$ 的图像右侧部分 (a, b 如图 2 所示, $a = 285, b = 355$)。得到鱼的质心, 作为匹配点, 计算出鱼的三维坐标。

2.3 鱼运动游动速度和角速度测量

鱼类的运动行为特征需要通过鱼的游动速度、角速度等基本运动数据来表达和描述。

鱼从某一点开始运动, 到达另一点时的坐标、速度、角速度如图 6 所示。 P_1 为鱼在 $t = 1$ 时刻的位置, P_i 为鱼在 $t = i$ 时刻的位置, 相应地, V_1 和 V_i 分别为 $t = 1$ 和 $t = i$ 时刻的速度, S_i 为鱼从 P_1 坐标点运动到 P_i 坐标点产生的位移, $\Delta\varphi$ 为鱼从 P_1 坐标点

运动到 P_i 坐标点所转的角度。对鱼运动某一时刻的速度和角速度的计算可以参照图 7, 用鱼在 $t = i - 1$ 与 $t = i + 1$ 时间段内的位移的 $1/2$ 去除以时间 Δt 得到鱼在 $t = i$ 时刻的速度; 用鱼在 $t = i - 1$ 与 $t = i + 1$ 时间段内的角位移的 $1/2$ 去除以时间 Δt 得到鱼在 $t = i$ 时刻的角速度^[13], 计算公式如下:

$$\hat{V}_i = \frac{\Delta s}{2\Delta t} \quad (6)$$

$$\hat{W}_i = \frac{\Delta \varphi}{2\Delta t} \quad (7)$$

式中, \hat{V} 为鱼在 $t = i$ 时的速度, Δs 为 $t = i - 1$ 与 $t = i + 1$ 时间段内的位移, Δt 为 $t = i - 1$ 到 $t = i + 1$ 的时间。 \hat{W}_i 为鱼在 $t = i$ 时的角速度, $\Delta \varphi$ 为 $t = i - 1$ 与 $t = i + 1$ 时间段内的角位移, Δt 为 $t = i - 1$ 到 $t = i + 1$ 的时间。

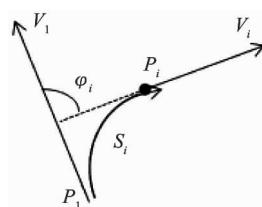


图 6 鱼运动点坐标、位移、速度的分析

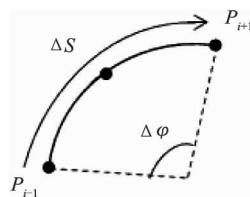


图 7 鱼运动 P_{i-1} 与 P_{i+1} 之间的位移与角位移

2.4 鱼运动行为识别

通过上面计算得到的速度、加速度以及鱼的运动轨迹数据, 可以进一步用于描述和识别鱼的突然跳出水面、狂游、漂浮水面等行为, 如表 1 所示(数据根据实验获得)。对于鱼突然跳出水面, 可以通过标定得到水面的高度(以像素数 pN 为单位), 以这一高度值作为是否跳出水面的阈值 h , 当鱼的空间位置高度 z 大于此阈值 h 时, 则判定鱼跳出了水面; 当鱼等于这一阈值 h , 且持续了 t 时间(单位为 s, 通过实验获得), 则判定鱼发生了漂浮水面的行

为。根据记录下的鱼的速度、角速度, 通过长时间观测, 得到判断的阈值 v_m 和 r_m , 当鱼的当前速度 v 大于 v_m , 或当前角速度 r 大于 r_m , 则判定鱼发生狂游行为。

表 1 鱼类行为与参数对应关系

鱼的行为	参数条件
鱼跳出水面	$z > h$ ($h = 182$)
鱼漂浮水面	$z = h$ 且 $t > 15$ ($h = 182$)
鱼狂游	$v > v_m$ 或 $r > r_m$ ($v_m = 45$, $r_m = 1.7$)

3 实验研究及结果分析

3.1 背景建模及前景提取

下面是 LBAdaptive 算法与其它四种算法进行比较的结果。先对图像进行中值滤波, 消除噪声的影响, 再分别用上述 5 种算法对鱼类进行前景提取, 然后随机选取第 435 帧和第 756 帧图像进行对比(如图 8 所示)。图 9 为 5 种算法的检测结果图。

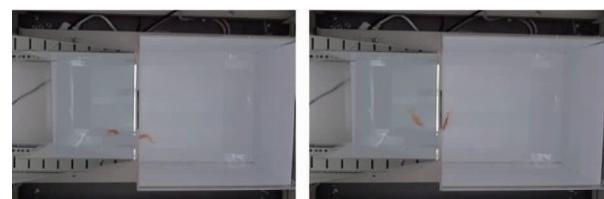


图 8 第 435 帧(左)与第 756 帧(右)原图像

图 9(a) 是采用 DPWrenGABCS 算法对鱼类进行前景提取的结果, 图 9(b) 是采用 MixtureOfGaussianV1BGS 算法对鱼类进行前景提取的结果, 图 9(c) 是采用 MultiLayerBGS 算法对鱼类进行前景提取的结果, 图 9(d) 是采用 PixelBasedAdaptiveSegmenter 算法对鱼类进行前景提取的结果, 图 9(e) 是采用 LBAdaptiveSOM 算法对鱼类进行前景提取的结果。同时我们也对上述 5 种算法的分割精度和每帧的平均检测时间进行了统计, 表 2 为 5 种前景对象检测算法的对比图, 其中分割精度为检测结果的前

景像素点数与真实前景像素点数之比,表中结果为所选两帧图像分割精度的平均值。

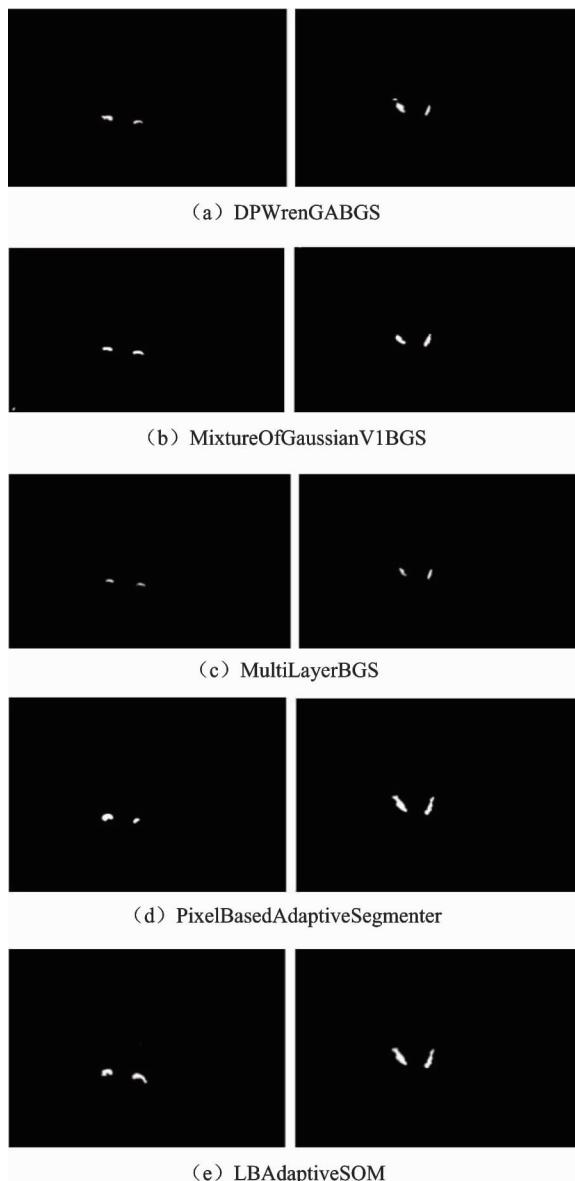


图 9 5 种背景建模方法对鱼类前景对象检测实验结果
(第 435 帧和第 756 帧)

表 2 5 种前景对象检测算法的对比

算法名称	分割精度 (%)	平均检测 时间 (ms/frame)
DPWrenGABGS	78.5	26
MixtureOfGaussianV1BGS	79.1	30
MultiLayerBGS	77.3	285
PixelBasedAdaptiveSegmenter	89.3	169
LBAdaptiveSOM	91.2	85

由表 2 可知, DPWrenGABGS 和 MixtureOfGaussianV1BGS 处理速度较快,但是分割精度不高。MultiLayerBGS 的分割精度不高,且平均检测时间较长,不采用此方法。PixelBasedAdaptiveSegmenter 与 LBAdaptiveSOM, 两种算法的分割精度较好,但是 PixelBasedAdaptiveSegmenter 算法平均检测时间较长,不适合将来在达芬奇平台上实现,综合各种因素最后选用 LBAdaptiveSOM(自组织背景建模)算法进行前景检测。

3.2 鱼的跟踪轨迹及行为分析

下面从鱼的运动速度、角速度和运动轨迹等方面,对本监测系统获得的鱼类空间三维数据和不使用平面镜装置获得的二维数据进行分析。以图像像素点的个数作为长度单位,一个像素点记为 1pN。图 10 所示的是 3D 和 2D 鱼类运动速度的对比图,图 11 所示的是 3D 和 2D 鱼类运动角速度的对比图,图 12 所示的是 3D 和 2D 鱼类运动轨迹的对比图。

从图 10 和图 11 中可以看出,3D 的曲线图的变化幅度较 2D 曲线图的变化幅度大,能较好地反映鱼类游动速度和角速度的变化情况,可以更灵敏地

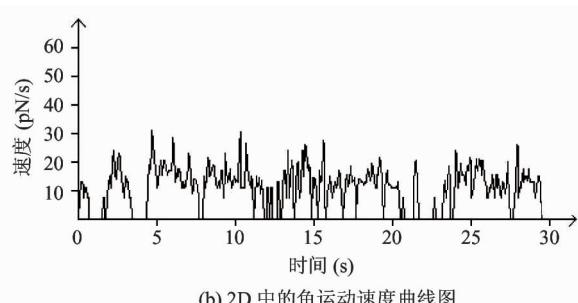
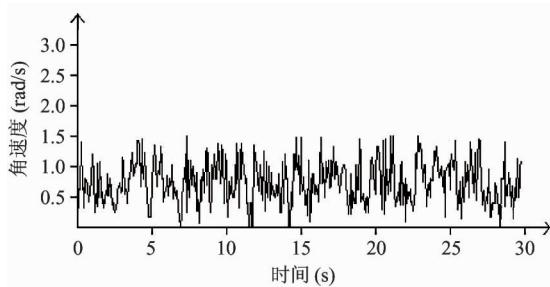
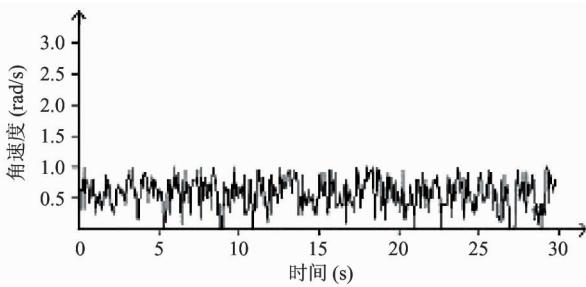


图 10 不同空间维度情况下的鱼类运动速度对比

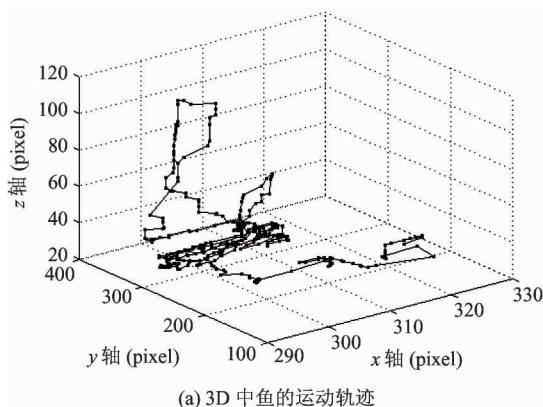


(a) 3D 中的鱼游动角速度曲线图

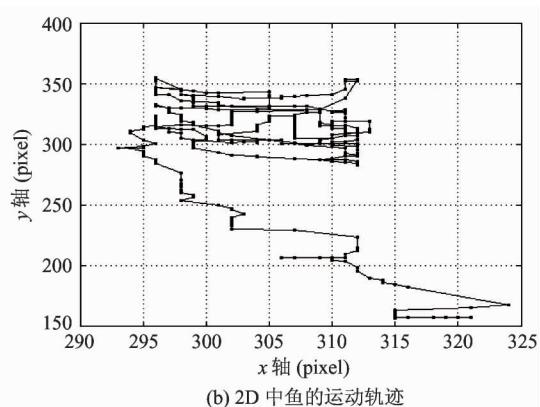


(b) 2D 中的鱼游动角速度曲线图

图 11 不同空间维度情况下的鱼类运动角速度对比图



(a) 3D 中鱼的运动轨迹



(b) 2D 中鱼的运动轨迹

图 12 不同空间维度情况下的鱼类运动轨迹对比图

监测鱼的运动行为。通过上面分析,采用本自动监测系统可以更灵敏地反映鱼类的运动量,更容易识别鱼的狂游行为。

图 12 的 3D 运动轨迹图直观地反映了鱼在鱼缸中运动历史空间位置及其活动的范围,比如上游和下潜。当曲线沿 z 轴上升时,则表示鱼在往上游,沿 z 轴下降时,则表示鱼在下潜,通过标定水面的高度,可以通过判断鱼与水面高度的关系,识别鱼突然跳出水面,或者长时间漂浮在水面的行为。而 2D 技术在图像采集过程中丢失了 1 维深度信息,只能反映出鱼类对象在一个投影平面上的运动,不能客观全面精准地反映出鱼在三维空间上的运动情况。

通过上面的对比,表明 3D 鱼类行为视觉监测系统能够更全面地描述鱼类的运动行为,可以用来更好地反映和描述鱼的运动行为特征,可以更加精确地反映鱼的活动量,为鱼类运动行为智能化自动化监测奠定了坚实的基础。

4 结 论

本研究的最终目标是通过物联网技术来解明鱼类的异常行为与地震先兆之间存在着的内在关系。因此,在自然状况下对鱼类活动进行连续性自动观测,研究鱼类活动与地震先兆之间关系有着重要意义。鉴于上述背景,本研究设计了一种 3D 计算机视觉的鱼类运动行为自动监测系统,利用自组织背景建模方法,提取出鱼类前景对象,然后以质心作为不同视角所获取观测鱼的匹配点,根据装置的几何关系计算出鱼的三维空间坐标,用鱼的速度、角速度和运动轨迹来描述鱼的运动行为,用于更加准确全面地记录和分析鱼的运动情况。本文的一个贡献是实现了一种对鱼类行为异常的实时自动检测方法,为地震监测部门提供一种辅助监测手段,也为将来解明鱼类异常与地震先兆是否存在关系,以及存在怎样的关系打下了基础。

参考文献

- [1] 费学宁. 现代水质监测分析技术. 北京: 化学工业出版社, 2005
- [2] 汤一平, 尤思思, 叶永杰等. 基于机器视觉的生物式水质监测仪的开发. 工业控制计算机, 2006, 19(6):64-66
- [3] 卢焕达, 刘鹰, 范良忠. 基于计算机视觉的鱼类行为自动监测系统设计与实现. 渔业现代化, 2011, 38:19-22
- [4] 周鸿斌. 基于计算机视觉的鱼类运动监测系统研究: [硕士学位论文]. 浙江工业大学, 2009
- [5] Oya Y, Kawasue K. Three dimensional measurement of fish movement using stereo vision. *Artif Life Robotics*, 2008, 13:69-72
- [6] Zhu L Q, Weng W. Catadioptricstereo-vision system for the real-time monitoring of 3D behavior in aquatic animals. *Physiology&Behavior*, 2007, 91:106-119
- [7] 徐盼麟, 韩军, 童剑锋. 基于单摄像机视频的鱼类三维自动跟踪方法初探. 水产学报, 2012, 36:623-628
- [8] 殷春阳, 王少韩, 蒋锦昌. 鱼的异常活动与唐山余震关系的观察研究. 动物学杂志, 1981, (2):11-14
- [9] 张伟波, 刘明芹, 袁明. 基于 Matlab 的计算机视觉测量中摄像机标定方法研究. 数字技术与应用, 2014, 02: 53-56
- [10] Sobral A, Vacavant A. A comprehensive review of background subtraction algorithms evaluated with synthetic and real videos. *Computer Vision and Image Understanding*, 2014, 122:4-21
- [11] Maddale L, Petrosino A. A self-organizing approach to background subtraction for visual surveillance applications. *Image Processing*, 2008, 17:1168-1177
- [12] 宋克欧, 黄凤岗, 兰晓亭. 二值图像目标质心快速搜索跟踪算法. 模式识别与人工智能, 1998, 11:161-168
- [13] Gautrais J, Jost C, Soria M, et al. Analyzing fish movement as a persistent turning walker. *Mathematical Biology*, 2009, 58:429-445

Research on fish behavior analysis based on 3D computer vision

Tang Yiping*, Liu Sensen*, Shi Xingmin*, Zhong Yuyun**

(* College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023)

(** Zhejiang Earthquake Administration, Hangzhou 310013)

Abstract

Considering that existing fish biological monitoring systems can not comprehensively detect and describe the movement behavior of fish, a new kind of fish behavior analysis system based on 3D computer vision was designed to realize the 3D fish monitoring and 3D fish behavior analysis. The system can fully monitor and detect fish movement behaviors. It extracts the foreground image of fish by using the self-organization background modeling method and calculates the centroid position of fish by using the experiment device of geometric relations. Then it can get the fish movement 3D trajectory. According to the trajectory data, the fish swimming velocity and angular velocity can be calculated. The experimental result shows that it can be the solid foundation of later research to take advantage of 3D computer vision to track and describe fish behaviors.

Key words: biological indicator, computer vision, fish movement behavior, 3D video analysis