

基于学习的斑马鱼检测与跟踪

朱佩儒¹ 刘 烨² 王硕鸿¹ 刘 俊¹ 陈雁秋^{1*}

¹(复旦大学计算机科学技术学院 上海 200433)

²(南京邮电大学自动化学院 江苏 南京 210023)

摘 要 群体行为吸引了各个领域众多科学家的兴趣,而斑马鱼作为一种模式生物,被广泛运用为研究群体行为的对象。近年来,由于照相机系统和跟踪算法的发展,使通过分析鱼的运动轨迹来研究群体行为成为了可能。但是,怎样从视频中准确鲁棒地恢复鱼的轨迹仍然是一件非常具有挑战性的问题。为了解决该问题,提出根据鱼的头部特点和成像特征,设计一个基于统计学习的鱼头检测器,从而减少身体形变对跟踪的影响;同时,通过给斑马鱼的运动建模,结合全局匹配算法,使跟踪算法对漏检、错检和短暂的遮挡有很强的容忍性。大量的实验表明所提出的鱼头检测和跟踪算法的准确性和鲁棒性。

关键词 卡尔曼滤波 最优线性指派问题 支持向量机 斑马鱼

中图分类号 TP391.41 文献标识码 A DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2015.09.054

LEARNING-BASED ZEBRAFISH DETECTION AND TRACKING

Zhu Peiru¹ Liu Ye² Wang Shouhong¹ Liu Jun¹ Chen Yanqiu^{1*}

¹(School of Computer Science, Fudan University, Shanghai 200433, China)

²(College of Automation, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, Jiangsu, China)

Abstract Collective behaviours have attracted enormous research attention from scientists of various research fields, and zebrafish, as a kind of model organism, have been commonly used as the object for collective behaviour research. Recent advances in camera systems and tracking algorithms have made it possible to study their collective behaviours through analysing their motion trajectories. But how to recover the trajectories of fish from the video with accuracy and robustness is still a challenging task. In order to solve this problem, we design a statistic learning-based fish-head detector according to the head characteristic and imaging feature of fish, so that reduce the influence of body deformation on tracking; Meanwhile by modelling the motion of zebrafish and combining global matching algorithm, the tracking method has strong tolerance on missing detection, false detection and short time occlusion. Excessive experiments demonstrate the accuracy and robustness of the proposed fish-head detection and tracking algorithm.

Keywords Kalman filter Optimised linear assignment problem SVM Zebrafish

0 引 言

群体行为在大自然的物种中广泛存在,例如在空中形成美妙图案的鸟群,大海中形成旋涡状的鱼群等,并且群体行为对于它们的生存起到了至关重要的作用(例如觅食和躲避天敌)。这一奇妙的现象吸引了许多科学家的兴趣^[1,2],他们试图发现隐藏在其背后的原因。斑马鱼作为一种模式生物,由于其结构简单、容易喂养等特点,被广泛用作研究群体行为的对象。通过获得斑马鱼的运动轨迹,分析每条轨迹以及轨迹之间的关系,成为了研究群体行为的主要手段,为了获得轨迹,摄像机提供了一种很方便的选择。

之前已有一些关于用视频跟踪恢复斑马鱼轨迹的工作。最早通过人工标注的方法^[3,4]获得轨迹并且在恢复轨迹的基础上得到了许多统计量,但是该方法很费人力,并且容易出错;当前大部分算法^[5-8]首先通过减背景的方法,提取鱼的区域,或者用每个区域表示鱼,或者用该区域的质心表示鱼,然后将每帧检测

到的鱼关联成轨迹。这些算法对鱼的群体行为研究起到了重要的作用,但是对实验环境要求高,算法本身还存在很大改进空间。首先,背景剪除算法要求背景不是很复杂,并且鱼和背景差异大;由于鱼的身体不是刚体,在运动过程中其形变比较大,因此无论是对质点地跟踪,还是区域的跟踪,都会有很大的影响;其次,对于遮挡的处理,Kato 等人^[8]提出了用形态学腐蚀和膨胀算法分割靠近的鱼,但是只对比较简单的交互适用,因此当把不能分开的区域当成一个个体处理时,对轨迹的准确性和完整性影响很大。另外,这些算法恢复出来的轨迹只有大致的位置信息,不能提供其它的重要信息,例如头部的准确位置和方向,而这些对群体行为研究提供更多信息。

基于以上事实,本文提出了基于检测的多目标跟踪算法,该算法即使在背景复杂和遮挡的情况下,也能鲁棒准确地跟踪鱼的头部位置和方向。该算法包括两部分,基于生物形态特征的

收稿日期:2014-03-28。国家自然科学基金项目(61175036)。朱佩儒,硕士生,主研领域:计算机视觉,目标跟踪,三维重建,模式识别。刘烨,博士。王硕鸿,博士。刘俊,硕士。陈雁秋,教授。

鱼头检测器和跟踪算法。该检测器基于斑马鱼头部特点以及成像特征,不需要减背景,因此鲁棒性和高效较好,在大多数身体遮挡情况下,也能检测到鱼的头部,并且不仅能得到头部位置,而且能获取鱼头的方向信息;在跟踪算法中,通过对鱼的运动建模,结合全局匹配算法,使得该跟踪算法对漏检、错检和遮挡有很强的容忍性。

1 基于生物形态特征的头检测器

1.1 鱼的身体特点及成像特征

斑马鱼在游动过程中,其身体灵活、形变大,但是,大约占整个长度 1/6 的头部区域,基本没有形变,可以看作是刚体的运动。斑马鱼的皮肤颜色比较浅,而两只眼睛的颜色很深,嘴部处在边缘,而且透明。因此,当把摄像机固定在鱼缸的上面,光轴基本垂直于水面拍摄,并且光源从上照射在鱼身时,头部区域在图片上的成像很有特点,如图 1(a) 所示,鱼身相比其周围水的颜色要黑,两只眼睛部位颜色更深,而眼睛前面嘴部的颜色很浅;图 1(b) 用三维空间显示了鱼头部区域,Z 轴表示灰度值,眼睛部位有明显的两个波谷特征,并且因为鱼的头部区域可以看成刚体,因此头部区域的特征具有不变性。

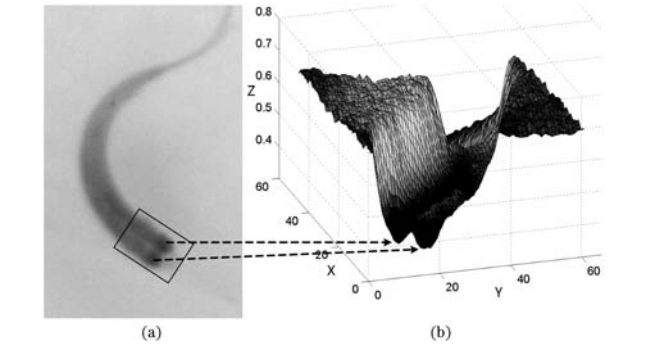


图 1 鱼的身体特点与成像特征

1.2 鱼的头部特征描述子

在头部区域,鱼的眼睛有很显著的特征,其灰度分布相对头部呈现两个波谷,可以以鱼眼的两个波谷为基准,选取鱼头的矩形区域。定义 p_l 和 p_r 分别表示左眼和右眼波谷的坐标,它们中点坐标用 p_c 表示,以及之间的距离为 d ; $n_h = [x \ y] = \frac{(p_l - p_r)}{\|p_l - p_r\|}$ 表示右眼指向左眼的单位向量, $n_v = [-y \ x]$ 表示垂直于 n_h ,中点指向嘴部的单位向量;鱼头矩形区域左右两条边平行 n_v ,并且中点 p_c 到它们的距离都为 w_1d ,上下两条边平行 n_h ,并且 p_c 到上面边的距离为 w_2d ,到下面边的距离为 w_3d ,以眼睛波谷为基准的头部矩形区域如图 2 所示。图像中鱼头的方向是任意的,如图 3(a) 所示,需要将其旋转到垂直方向,即矫正鱼头,如图 3(b) 上所示。

鱼的头部区域有很显著的局部和全局性信息,而梯度可以很好描述灰度变化的方向和快慢。如图 3(b) 下所示,因为 HOG 特征^[9]既能编码图像的局部信息,也反映了全局信息,因此,我们选择在经过矫正后的鱼头部图像上提取 HOG 特征。将

图像分成一个个 cell 单元,在每个 cell 单元中进行梯度直方图统计,因此每个 cell 编码了图像的局部信息。为了消除关照的影响,将相邻的多个 cell 组成一个 block,进行归一化,然后将所有的 block 向量按顺序拼接在一起,表征头部的特征向量,因此,HOG 特征包含了图像的空间几何特征,是全局信息。

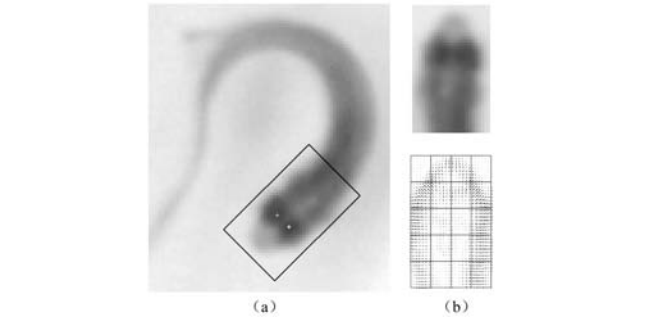


图 3 基于鱼眼的鱼头特征描述子

鱼眼的位置和距离决定了提取特征的区域,虽然鱼头的朝向和大小是不同的,但是最终都把候选的头部区域矫正为同样方向和大小的图像,而 HOG 特征的提取是基于矫正后的图像,因此,本文中提出的基于鱼眼的 HOG 特征具有旋转、尺度和关照的不变性。

1.3 过检测策略与过滤

鱼眼有很明显的特征,即局部极小值,因此,可以检测图像跟踪区域的局部极小值作为可能鱼头的候选位置。考虑到鱼身和周围水的灰度差比较大,本文选择同时用两个大小不一的窗口搜索图像,选择满足下面两个条件的局部极小值:1) 该点是小窗口的局部最小值;2) 该点与大窗口中灰度最亮的点的灰度差大于一个阈值。通过第二个条件能排除许多在水中的局部极小值,公式如下:

$$localMin(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(x,y) = \min_{-N \leq i,j \leq N} f(x+i,y+j) \\ 0 & \text{other} \end{cases}$$
$$winMax(x,y) = \max_{-N1 \leq i,j \leq N1} f(x+i,y+j)$$
$$flag(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{if } winMax(x,y) - localMin(x,y) \geq threshold \\ 0 & \text{other} \end{cases} \tag{1}$$

式中, $localMin$ 表示在以 (x,y) 为中心的 $N \times N$ 小窗口中,该点是否是极小值; $winMax$ 表示在 $N1 \times N1$ 大窗口中最大灰度值; $flag$ 标记该点是否满足以上两个条件。图 4(a) 显示了一张图像的某个区域内满足条件的候选点,它们可能就是鱼眼。下文介绍通过事先训练好的基于鱼眼的鱼头分类器过滤,找到真正的鱼眼,以及鱼头区域和方向。

基于鱼眼的鱼头分类器训练。通过上面介绍的检测鱼眼算法检测图像后,满足条件的点有很多,我们可以在这个基础上选择正负样本,即将真正是同一条鱼的鱼眼配对(注意左右眼的区分)。如 1.2 节所述,根据两只鱼眼的位置,就可以提取鱼头的特征,这样就选择了一个正样本;挑选距离比较近且不是正样本的点,作为负样本。实验中挑选了 220 个正样本,280 个负样本作为训练数据,使用 SVM 分类器^[10-13] (RBF 核^[14]) 学习,得到针对鱼头的分类器,SVM 的详细介绍可以参考文献说明。

对于每帧输入图像,首先用鱼眼检测器找到可能的鱼眼候选点,对于之间的距离满足一定条件的点配对,因为要区分左右眼,因此,每个匹配对有两种情况,然后用基于鱼眼的鱼头分类器来过滤,得到真正的鱼眼对,从而得到鱼头的区域和方向。图 4(b) 显示了过滤后的结果。从图中可以看到鱼眼检测器没有

漏检的情况,过滤后,舍弃掉了所有不正确的点,保留了真正的鱼眼;同时,即使鱼的身体被其它鱼遮挡,检测器也能正常工作。

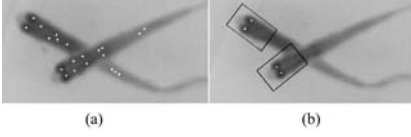


图4 过检测点和过滤

不同于大多数基于模板匹配算法,在整张图片上进行多尺度、多角度的遍历和匹配,本文提出的鱼头检测算法,首先通过快速算法找到可能的候选点,然后做过滤处理,因此算法速度快。同时,该算法基于鱼眼和鱼头显著特点设计,因而非常准确和鲁棒性好。

2 跟踪算法

2.1 跟踪模型

目标跟踪可以从概率论的角度阐述,与目标相关的有两个属性,一个是目标的内在属性,也称状态变量,比如目标的真实位置、速度等,该属性不能直接得到,需要求解;另一个属性是观察得到的属性,也称观察变量,例如物体在图像中的位置。观察得到的属性与本质属性相关,但是,一般有误差(例如检测误差),因此,需要通过观察值估计真实值,所以跟踪问题可以用后验概率率阐述。定义 X_t 表示在 t 帧的状态变量, Z_t 表示在 t 帧的观察变量,现在已知第1帧到 t 帧的观察值 $Z_{1:t}$,需要估计 X_t ,用后验概率表示为 $P(X_t | Z_{1:t})$ 。在下面两个假设前提下,即观察变量只与当前帧的状态变量相关;当前帧的状态变量只与前一帧的状态变量相关,后验概率用贝叶斯公式展开成如下递归式:

$$P(X_t | Z_{1:t}) = kP(Z_t | X_t) \int P(X_t | X_{t-1}) P(X_{t-1} | Z_{1:(t-1)}) dX_{t-1} \quad (2)$$

其中 k 为归一化常量, $P(X_{t-1} | Z_{1:(t-1)})$ 为上一帧状态空间后验概率, $P(X_t | X_{t-1})$ 为状态转移模型, $P(Z_t | X_t)$ 为观察模型。为了求解式(2),Kalman Filter^[15]用线性高斯系统建模状态转移模型和观察模型,即:

$$\begin{aligned} X_t &\sim N(FX_{t-1}, \sum_f) \\ Z_t &\sim N(HX_t, \sum_h) \end{aligned} \quad (3)$$

式中, F 是状态转移矩阵,即状态转移模型, H 是观察矩阵,即状态观测模型, \sum_f 和 \sum_h 分别是高斯噪声协方差。在KF框架下,目标状态变量在 t 帧的后验概率服从高斯分布,其均值和协方差可用如下两步计算完成,即预测和更新:

$$\begin{aligned} \text{预测: } \bar{X}_t^- &= F\bar{X}_{t-1}^+ \quad \sum_t^- = \sum_f + F\sum_{t-1}^+ F \\ \text{更新:} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} K_t &= \sum_t^- H^T [H \sum_t^- H^T + \sum_h]^{-1} \\ \bar{X}_t^+ &= \bar{X}_t^- + K_t [Z_t - H\bar{X}_t^-] \\ \sum_t^+ &= [I - K_t H] \sum_t^- \end{aligned} \quad (4)$$

式中, \bar{X}_t^- 和 \sum_t^- 表示预测的均值和协方差, \bar{X}_t^+ 和 \sum_t^+ 表示后验概率的均值和协方差,预测没有 Z_t 参与,即计算 $P(X_t | Z_{1:(t-1)})$,更新是在给定 Z_t 情况下计算后验概率 $P(X_t | Z_{1:t})$ 。

针对本文解决的问题,鱼的状态变量为 $X_t = [x_t, y_t, \theta_t, x_{t-1}, y_{t-1}, \theta_{t-1}]^T$,即当前帧和上一帧鱼头的坐标(两眼的中点)和头的方向;观察变量 $Z_t = [x_t, y_t, \theta_t]^T$,即图像中检测到的鱼

头位置和方向。状态转移矩阵和观察矩阵分别如下:

$$F = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 0 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

2.2 目标关联

在多目标跟踪中,如果上帧中有多个目标被跟踪,即系统中有多跟踪器,在当前帧中又检测到了多个目标,因为在跟踪器更新阶段需要关联观察变量,即需要在检测到的目标与跟踪器之间建立对应关系。因此,这里有一个多对多的关联问题,一些算法采用贪心策略,即每个跟踪器与它附近最匹配的检测值关联。通常最匹配指距离最近或者纹理特征最相似,这种策略不是全局最优的,当目标之间的外观较为相似时,数据关联可能会出错。本文将数据关联问题转化为优化问题,得到全局最优解。

设上一帧有 n 个正在跟踪的目标, \hat{X}_t^i 表示第 i 个目标预测后的状态变量,其对应的观察值 $H\hat{X}_t^i = [\hat{p}_{c(t)}^i, \hat{\theta}_t^i]$,其中 $\hat{p}_{c(t)}^i$ 和 $\hat{\theta}_t^i$ 分别表示对应鱼头部坐标和方向;在当前帧中检测到了 m 个目标, $Z_t^j = [\tilde{p}_{c(t)}^j, \tilde{\theta}_t^j]$ 表示检测到的第 j 个鱼头及其参数;定义 n 行 m 列的矩阵 $C_{n \times m}$,其中每一个元素 $C(i, j)$ 表示将检测目标 j 关联跟踪目标 i 的代价,分别从它们之间鱼头的欧氏距离和方向差异两个方面度量:

$$\begin{aligned} D(i, j) &= \begin{cases} \frac{\|\hat{p}_{c(t)}^i - \tilde{p}_{c(t)}^j\|}{\sigma_1} & \text{if } \|\hat{p}_{c(t)}^i - \tilde{p}_{c(t)}^j\| \leq \sigma_1 \\ 1 & \text{other} \end{cases} \\ \Theta(i, j) &= \begin{cases} \frac{|\hat{\theta}_t^i - \tilde{\theta}_t^j|}{\sigma_2} & \text{if } |\hat{\theta}_t^i - \tilde{\theta}_t^j| \leq \sigma_2 \\ 1 & \text{other} \end{cases} \end{aligned} \quad (6)$$

式中, $D(i, j)$ 表示用距离度量代价, σ_1 是阈值,当它们之间大于 σ_1 时,代价最大,为1(实验中 $\sigma_1 = 20$); $\Theta(i, j)$ 从鱼头方向的差异度量代价, σ_2 是阈值(实验中 $\sigma_2 = 90^\circ$)。因此 $C(i, j)$ 定义为:

$$C(i, j) = \alpha D(i, j) + \beta \Theta(i, j) \quad \alpha + \beta = 1 \quad (7)$$

式中, α 和 β 是两个非负权值。

定义 n 行 m 列矩阵 $A_{n \times m}$,其中每个元素或者为1,或者为0,如果 $A(i, j) = 1$,则表示将第 j 个检测目标关联第 i 个跟踪目标。因此,目标关联问题等价于求解矩阵 A ,使下面的目标关联代价能量函数达到最小:

$$\begin{aligned} A &= \underset{A}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m C(i, j) A(i, j) \\ \text{条件: if } n \leq m & \sum_{j=1}^m A(i, j) = 1 \end{aligned} \quad (8)$$

$$\text{if } n > m \quad \sum_{i=1}^n A(i, j) = 1$$

式中的两个条件保证每个检测目标最多关联一个正在跟踪的目标。该优化问题属于最优线性指派问题,可以用匈牙利算法^[16]快速求得最优解。

得到的最优解中,有可能有些关联并不是我们想要的。例如某个正在跟踪的目标在当前帧漏检,则该目标可能与其他检

测目标关联。因此,对于最后是否决定将两个目标关联,求得的最优解满足如下条件:

$$C(i,j) \leq 1 \quad \text{if} \quad A(i,j) = 1 \tag{9}$$

2.3 跟踪特殊处理

有可能新的目标进入跟踪区域,或者鱼头错检,因此,这些目标就不能被关联,这种情况我们对这些第一次检测到的目标初始化跟踪器。那些错检的鱼头,在下面的帧中仍然被错检的概率极低,因此,轨迹非常短,很容易将这些噪音轨迹排除掉。

正在跟踪的目标可能运动出了跟踪区域,或者发生漏检(虽然概率极低),导致正在跟踪目标关联不到检测的目标。对于这种情况,并不是立即结束该目标的跟踪,而是用该目标的跟踪器估计的运动参数预测若干帧,如果在这些帧中仍然没有找到关联目标,或者运动出跟踪区域,才终止该轨迹。因此,该跟踪策略,对于偶然的漏检仍然能保证轨迹的完整性。

3 实验结果与分析

实验中鱼缸的大小为 30 cm×30 cm×15 cm,水深约 10 cm;一台 Flare 4M180-CL 高分辨率灰度相机固定在鱼缸上方约 1.5 m 处,并且相机光轴基本垂直于水面,设置相机的帧率为 50 fps,分辨率为 2048×2040;2 个 150 W 无频闪 LED 光源从上方正面照射鱼缸。我们选择 14 条成年斑马鱼作为实验对象,当斑马鱼受到刺激后开始拍摄,从中选择运动最活跃的连续的 400 帧(即时长 8 s)来验证算法。算法使用 C++ 实现,运行算法的计算机处理器为 Intel i5 2.9 GHz,内存大小为 8 GB。为了验证算法,我们需要将获得的轨迹与真实的数据比较,真实轨迹数据的获取是通过人工的标注鱼头在每帧的位置,然后关联成轨迹,整个过程通过编写的软件辅助完成。我们从两个方面验证算法的准确性、鲁棒性和实用性,即头部检测器验证和跟踪算法的验证。

3.1 头部检测器的验证

将程序检测模块检测每一帧图像得到的鱼头数据与每一帧真实的鱼头数据比较,用如下四个指标衡量检测器的性能:(1)检出率。所有正确检测的结果与应该检测的结果(14×400)之比;(2)漏检率。没有检测到的鱼头与应该检测的个数之比;(3)错检个数。检测器得到结果中不是鱼头的个数;(4)鱼头位置平均偏差。正确检测的鱼头位置与真实的鱼头位置偏差的平均值;(5)鱼头位置的最大偏差。

从表 1 显示的统计结果可以看出,本文提出的基于鱼头身体特点和成像特征,通过统计学习的方法设计的鱼头检测器具有极高的正确检测率和准确性,极低的漏检和错检率;图 5 显示,在严重交互和遮挡的情况下,该检测器也能正确、准确地检测,进一步表明该检测器的实用性。

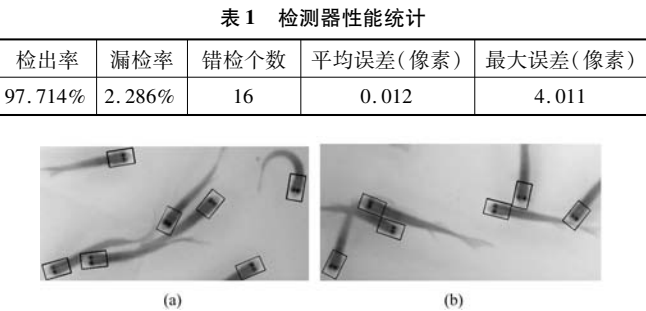


图5 检测器检测结果截图。*和+分别表示左眼和右眼,矩形框表示检测的鱼头

3.2 跟踪算法的验证

为了验证跟踪算法的鲁棒性,以及对漏检和遮挡的容忍性,将本文提出的算法与另外一个跟踪算法对比。该算法将正在跟踪的轨迹与当前帧检测到的目标直接关联,如果正在跟踪的轨迹没有找到关联的对象,则立即结束该条轨迹。而相比该算法,本文的跟踪算法对每一条轨迹都使用一个 Kalman 滤波器对该目标的运动建模,对于因为漏检没有关联的轨迹,该算法根据跟踪器估计的该目标的运动规律继续预测若干帧,在这些帧中目标极有可能重新被检测到,从而与轨迹关联上,因此能保证轨迹的完整性。

将两个算法得到的轨迹与真实的轨迹进行比较,这里从如下两个指标^[17]比较跟踪算法的性能:(1)轨迹碎片率。对于每一条真实的轨迹,可能由多条跟踪算法得到的轨迹片段拼成,定义这些轨迹片段的条数为该轨迹的碎片数,所有真实轨迹的碎片数之和与真实轨迹条数之比为轨迹的碎片率,该值大于等于 1,越大表示轨迹中断次数越多,跟踪算法性能越差;(2)轨迹完整率。每一条真实的轨迹可能包含多条轨迹片段,定义这些轨迹片段覆盖真实轨迹的帧数为该轨迹的覆盖长度,所有真实轨迹的覆盖长度之和与所有真实轨迹长度之和的比值为轨迹的完整率,该值小于等于 1,越大说明算法得到的轨迹丢失的信息越少。

去掉长度小于 8 的噪声轨迹后,本文算法和对比算法得到的轨迹数分别为 21 和 57。表 2 比较了两个算法得到的轨迹的碎片率和完整率,可以看出本文跟踪算法的碎片率极低,说明该算法对漏检和遮挡有很强的容忍性,完整率也高于对比算法。因为该算法对暂时漏检的目标有预测和填充作用,因此轨迹丢失信息少;图 6 中显示两个算法得到的某条轨迹的局部区域的对比,图 7 显示了使用本文提出的算法跟踪 14 条鱼 400 帧的鱼头轨迹,一共 21 条轨迹,Z 轴为时间轴,从中可以看出本文方法的跟踪结果碎片率很低,表明该算法对漏检和遮挡有很强的容忍性。

表 2 比较结果

方法	轨迹碎片率	轨迹完整率
对比方法	4.071	98.018%
本文方法	1.5	99.25%

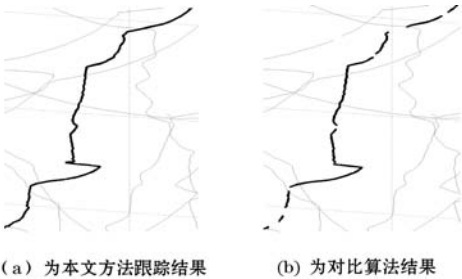


图6 某条轨迹碎片程度比较(该轨迹用深黑色表示)

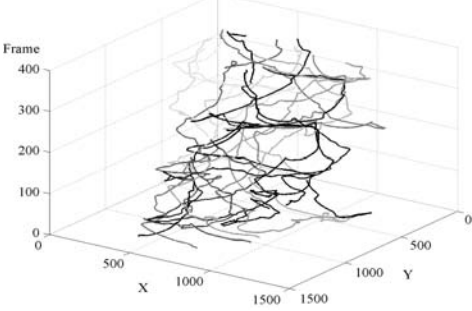


图7 本文算法跟踪结果

下来将进一步推广至普通消费群体。

上面对移动终端上使用的 Logistic 映射图像加密技术的改进算法进行了介绍,对于在移动终端上接收加密图像的加解密方法在此仅做一简介。

按照“一次一密”以及密文与密钥分开原则,本文技术上采用后台加密图像服务器与密钥文件服务器分开管理,通过不同的通信方式和移动终端的接收渠道,获取加密图像和密钥,以符合 Kerckhoffs 准则。

由于在移动终端和后台服务器端,图像均为加密状态,且在无线或有线网络传输过程中,图像也均以加密形式传输,以实现图像信息的本质安全目的。

4 结 语

图像加密技术发展已经有许多年了,但对近年来快速发展起来的移动互联网智能终端的图像加密技术应用领域的研究还刚开始,为此本文做了一些尝试和探索,明确提出了移动终端图像加密方法的四项选择原则,并按此原则选择了适用的加密算法并作出改进。同时进行了加密软件的开发、实验和应用。经初步测试,用于移动终端的图像双重密钥双重置乱算法基本满足了日常生活和事务需求。然而这仅是开始,还有许多工作要做,特别应用于公务应用方面还须经有关权威部门验证。目前,对于移动智能设备的性能指标实验和理论计算工作还在不断进行,本实验仅在 Android 系统中进行实验,还有待于在 IOS、Windows 等操作系统中进一步完善和改进。

参 考 文 献

[1] 孙燮华. 数字图像处理-原理与算法[M]. 机械工业出版社,2012.

[2] 梁婷,李敏,何玉杰,等. Arnold 变换在图像置乱中的应用研究[J]. 贵州大学学报:自然科学版,2011,28(6):79-81.

[3] 梁小勇,郭琳琴,李香林,等. 基于 Arnold 变换的非正方形图像置乱新算法[J]. 吕梁学院学报,2012,2(2):9-12.

[4] 杨晓元,苏光伟,张敏情. 基于 Kerckhoffs 原则的图像隐密算法[J]. 武汉大学学报:理学版,2009,55(1):67-70.

[5] 周焕芹. 一种基于混沌序列的数字图像加密算法[J]. 渭南师范学院学报,2008,23(2):11-14.

[6] 张全法,杨海彬,任朝栋,等. 彩色图像的快速高保真灰度化方法研究[J]. 郑州大学学报:理学版,2011,43(3):66-69.

[7] 李昌刚,韩正之,张浩然. 图像加密技术综述[J]. 计算机研究与发展,2002,39(10):1317-1324.

[8] 孙燮华,章仁江. 计算 Arnold 变换周期的新算法[J]. 计算机技术与发展,2008,18(11):66-68.

(上接第 230 页)

4 结 语

为了解决鱼群的跟踪问题,本文提出了通过检测来跟踪鱼群的算法。根据鱼的身体特点和成像特征,提出了基于鱼眼和头部显著特征,通过统计学习方法设计的鱼头检测器,该检测器能快速、准确检测鱼头的位置和方向,即使在严重的身体遮挡情况下,也能很好的工作;在跟踪算法中,通过给目标的运动建模,

结合全局匹配算法,使得跟踪算法对于错检、漏检和短暂严重遮挡有很强的容忍性,因此,能很好地保证轨迹的正确性和完整性。实验表明本文提出的鱼群跟踪算法有很好的实用性。

虽然跟踪得到的轨迹碎片率极低,但是对于长时间的遮挡仍然存在轨迹中断的问题,下一步工作准备在当前跟踪算法的基础上增加轨迹连接步骤,即找到中断轨迹的对应关系并将它们连接成完整的轨迹。同时,下一步工作准备通过分析得到的轨迹来进行群体行为的相关研究。

参 考 文 献

[1] Berdahl A, Torney C J, Loannou C C, et al. Emergent Sensing of Complex Environments by Mobile Animal Groups[J]. Science,2013,339(6119):574-576.

[2] Arganda S, Perez E A, Polavieja G G. A common rule for decision making in animal collectives across species[J]. PNAS,2012,109(50):20508-20513.

[3] Budick S A, O'Malley D M. Locomotor repertoire of the larval zebrafish: swimming turning and prey capture[J]. J Exp Biol,2000,203:2565-2579.

[4] Miller N Y, Gerlai R. Quantification of shoaling behavior in zebrafish (Danio rerio)[J]. Behav. Brain Res. 2007,184(2):157-166.

[5] Delcourt J, Becco C, Vandewalle N, et al. A video multitracking system for quantification of individual behavior in a large fish shoal: advantages and limits[J]. Behav Res Methods. 2009,41(1):228-235.

[6] Ylief M Y, Poncin P. Quantifying spontaneous swimming activity in fish with a computerized color video tracking system, a laboratory device using last imaging techniques[J]. Fish Physiol. Biochem. 2003,28(1-4):281-282.

[7] Bogomolov Y, Dror G, Lapchev S, et al. Classification of moving targets based on motion and appearance[C]//British Machine Vision Conference,2003:142-149.

[8] Kato S, Nakagawa T, Ohkama M, et al. A computer image processing system for quantification of zebrafish behaviour[J]. J Neurosci Methods. 2004,134(1):1-7.

[9] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]//Computer Vision and Pattern Recognition 2005:886-893.

[10] Cortes C, Vapnik V. Support-Vector Networks[J]. Machine Learning. 1995,20(3):273-297.

[11] 刘靖洁,陈桂明,刘小方,等. 基于遗传算法的 SVM 参数组合优化[J]. 计算机应用与软件,2012,29(4):94-96,100.

[12] 任彧,梅盛鑫. 基于混合核函数支持向量机和遗传算法的人脸识别[J]. 计算机应用与软件,2011,28(4):260-263.

[13] 曹建芳,王鸿斌. 基于支持向量机的中文娱乐新闻词语的识别[J]. 计算机应用与软件,2011,28(2):249-252.

[14] John S, Nello C. Kernel methods for Pattern Analysis[M]. New York: Cambridge University Press, 2004.

[15] Kalman R E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems[J]. Journal of Fluids Engineering. 1960,82(1):35-45.

[16] Kuhn H W. The Hungarian Method for the assignment problem[J]. NAV RES LOGIST Q. 1955,2(1-2):83-97.

[17] Perera A G A, Srinivas C, Hoogs A, et al. Multi-Object Tracking Through Simultaneous Long Occlusions and Split-Merge Conditions[C]//Computer Vision Pattern Recognition 2006:666-673.