

智能水下机器人声视觉跟踪系统研究^①

张铁栋^② 万 磊 曾文静 徐玉如

(哈尔滨工程大学水下智能机器人技术国防科技重点实验室 哈尔滨 150001)

摘 要 提出了一个新的水下声视觉图像预处理、分割和目标跟踪的处理系统框架。采用该系统框架,设计了一个基于前视声纳的智能水下机器人(AUV)声视觉目标探测跟踪系统,并描述了该系统的软、硬件体系结构。针对水下声视觉图像特点,分析了声纳图像的预处理方法,探讨了图像中特征信息的选取,构造了基于不变矩的仿射变换不变量,提出了基于组合特征的粒子权重分配方法,阐述了改进后的高斯粒子滤波(GPF)跟踪实现过程。海上实验验证了所提方法的有效性,证明所构建的探测跟踪系统具有较高的准确性和鲁棒性。

关键词 智能水下机器人(AUV), 声视觉, 图像处理, 高斯粒子滤波(GPF)

0 引 言

智能水下机器人(autonomous underwater vehicle, AUV)在商业与军事上有重要应用,日益受到重视^[1]。由于 AUV 常常需要在恶劣且复杂多变的海洋环境中执行作业任务,因此其环境感知能力显得尤为重要。声学感知系统有良好的感知特性,可为 AUV 提供大量环境信息,因此构建具有探测跟踪能力的声视觉系统对 AUV 环境感知能力的完善具有重要意义^[2,3],研究人员为此进行了研究。国外 Horner 等人^[4]利用前视声纳构建了声学系统,并以 ARIES AUV 为载体,进行了水下目标检测与避障的验证,获得了有价值的结果;Quidu 等人^[5]采用型号为 Klein5400 的高分辨率侧扫声纳和型号为 Reson Seabat 8101 的前视声纳构建了 Redermor AUV 的声视觉系统,并在 Douarnenez 海湾利用该系统实现了 AUV 避碰功能的验证;Ken Teo 等人^[6]则采用型号为 COTS 的多波束前视声纳设计和构建了声学系统,并配置在 MEREDITH AUV 上,实时检测 AUV 周围的环境信息,从而实现了 AUV 的自主规划,仿真试验和海试试验表明了系统的有效性。国内哈尔滨工程大学^[7-9]、西北工业大学^[10]等单位也都开展了相关的工作。虽然开展了上述诸多研究,但由

于声纳传感器的特点以及声视觉成像机理的复杂性,使得在具体实施时会遇到一些特殊的问题^[11-13],如声图像中目标成像特征不稳定;由于水下声信道的多途效应,导致产生多个真伪跟踪区域;AUV 与目标相对运动过程中导致声波在目标表面入射角不同,使得目标区域在不同图像帧间可能发生显著的变化;由于目标材质不同,导致回波反射强度差异,使得目标区域表现为不同亮度区域等问题。这些问题使得目前的 AUV 声视觉系统还有待于进一步改进与完善。针对上述问题,本文重点研究声视觉系统对水下运动目标跟踪的实现问题,采用单波束前视声纳构建了一套基于声视觉的水下目标探测跟踪方法,在分析声纳图像的预处理和特征信息的选取方法的基础上,重点研究了高斯粒子滤波(Gaussian particle filter, GPF)的跟踪实现过程,并在其基础上提出了一个基于声视觉的 AUV 目标探测跟踪系统架构。通过海上试验对其有效性进行了验证,为完善 AUV 的声视觉系统功能提供了借鉴。

1 声视觉系统框架

声视觉系统相当于人类的视觉感知系统。根据任务需求,将声视觉系统划分为三部分:(1)底层模块——声波发射与接收系统,主要包括前视声纳传

① 863 计划(2008AA092301),国家自然科学基金(51009040, E091002)和水下智能机器人技术国防科技重点实验室开放课题研究基金(2008002)资助项目。

② 男,1978 年生,博士,讲师;研究方向:水下机器人环境感知技术,水下机器人设计技术;联系人, E-mail: zhangtiedong@sohu.com (收稿日期:2011-01-06)

感器、CPU板、串口板等,这部分属于硬件部分;(2)中间模块——用于声纳数据预处理,包括数据间插值、坐标系转换等,从而合成单幅的前视声纳图像,这也是采用单波束前视声纳的所必需的处理环节;(3)顶层模块——用于图像处理,包括图像预处理、图像分割、特征提取以及目标区域跟踪。

这里需要指出的是,上述划分有别于传统的光视觉系统的底层模块、中层模块和高层模块划分方式^[14]。首先,图像生成方式不同。光视觉系统通过采集卡可直接获得包含环境信息的图像,而对于声视觉系统来说,通过单波束声纳探测传感器,在某一时刻所接收到的仅是反映物体回波强度的一组探测数据,而探测区域是由多组上述数据构成,因此需要进行有效地合成,只有合成才能生成包含环境信息的全景图像,所以对所接收的声纳数据进行预处理,是必不可少的一个环节;其次,图像信息含量存在差异。光学图像含有较多的细节信息,对其有效利用可实现对目标的类型的判别。而前视声纳图像是依据所接受到的回波反射强度生成,因此目标成像区域缺少稳定的特征表述信息,这样就难以对目标类型进行判别,所以一般不包含对目标的理解和识别过程。

1.1 声视觉系统的硬件组成

声视觉系统硬件结构如图1所示,包括声视觉计算机、单波束声纳传感器等。声视觉计算机完成视觉建模、顶层视觉信息处理和理解、与机器人主控计算机的网络通讯,实现不同系统间的数据交互,另外也可与水面PC机进行网络通讯,实现对底层运行状态和处理参数的监控。

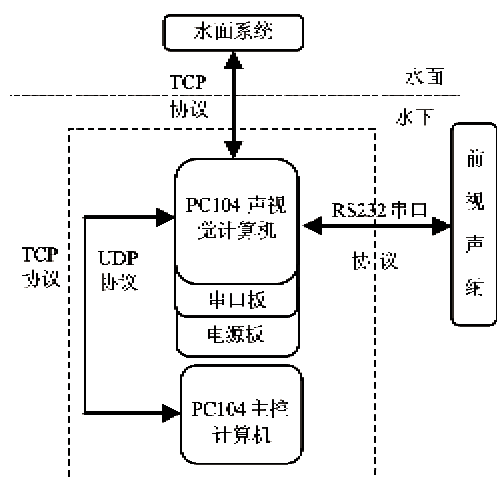


图1 声视觉系统硬件结构

声视觉计算机核心模块采用的是 Celeron400 的处理器,集成了 Intel82559ER 网卡,兼容 PCI 总线技术,集成 ATA 接口,配有 4G 电子硬盘,提高了整个系统的稳定性和数据存储性能。各处理模块之间采用 PC104 总线通信,核心模块与主控计算机系统之间分别采用 TCP 协议与 UDP 协议的两种网络通信模式,与声纳传感器之间通过搭载的串口板,采用 RS232 协议进行串行通信,实现声纳探测数据采集。

对于前视声纳传感器,系统中选用 SEAKING 单波束前视声纳,其具有两种工作频率模式,最大探测距离可达 300m,性价比高,并且体积小,适于 AUV 的组装。

1.2 声视觉系统的软件体系

水下声视觉系统的软件体系结构涵盖了两个部分:中间模块和顶层模块,见图2。中间模块主要负责声纳数据预处理,作用是根据不同时刻采集到的回波数据合成一幅清晰的声纳图像。顶层模块主要完成声纳图像处理和目标运动预测。通过对声纳图像的处理,获得物体区域信息,同时对其在下一时刻出现的区域和运动状态进行预测,并将预测结果报送给运动控制器和图像处理模块,以便运动控制器进行风险评估和图像处理模块进行快速的局部区域图像处理。

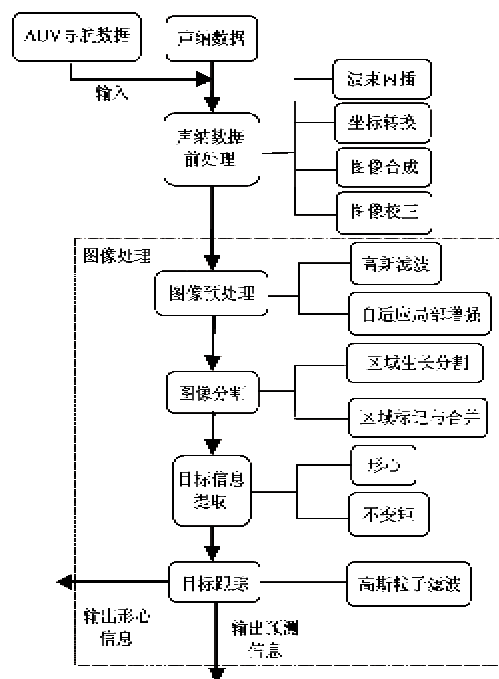


图2 声视觉系统软件结构

2 声纳数据预处理

单波束前视声纳通过机械旋转波束基阵,从而形成全方位或固定扇面内的扫描,来完成区域探测,因此需要重点解决下面两个问题:(1)如何依据每次接收到的固定扇区内的回波数据生成高质量的水声图像;(2)如何解决 AUV 受海流影响发生航迹偏差而引起的声纳成像畸变。系统通过对采集数据进行波束内插、坐标转换和图像校正等技术解决了上述问题,从而实现了稳定成像的效果。限于篇幅,这里仅给出部分处理结果,如图 3 和图 4 所示,详细介绍可见文献[15]。

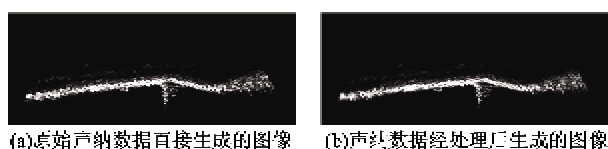


图 3 声纳图像质量对比

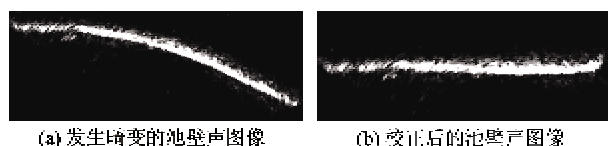


图 4 声纳图像校正前后对比

3 图像预处理

获得声纳图像后,就可以借鉴传统的光学图像处理方法进行处理。针对声纳图像中的噪声问题,通过对比不同滤波器在滤波性能和运算时间上的特点,系统选择了高斯滤波器。同时,本研究结合声纳图像局部亮度特性,建立了系统的局部增强函数,并以边缘数目、边缘强度和熵定义了评价函数,最后通过粒子群优化算法对增强函数的参数进行优化选取,从而实现了图像质量的有效改善(见文献[16])。

4 目标检测

目标检测是指从图像中将目标区域从背景中分割出来。由于前视声纳图像中,目标区域缺少诸如纹理、角点等明显的细节特征,更多地表现为由模糊的边缘和明暗交错的亮斑区域构成,所以分割方法的选择更应强调提高检测后的区域连通性,因此本

系统结合声纳图像自身的特点,采用基于区域生长的分割方法^[17],实现对目标区域的检测。

5 目标运动跟踪预测

对于声纳图像来说,目标区域的成像结果会受到目标与声纳相对位置关系、所处的水声环境特点以及目标材质等诸多因素影响,而上述因素的存在,也造成目标区域在运动过程中更多地表现为一种非线性运动状态。虽然扩展卡尔曼滤波可以用于该问题的解决,但常常存在跟踪误差偏大以及鲁棒性低的问题^[18]。而粒子滤波理论的出现,为该问题提出了一个很好的解决方式,因此,本系统采用高斯粒子滤波,并对其改进从而实现水下目标跟踪。

5.1 高斯粒子滤波

粒子滤波器是用采样空间一系列的粒子点来近似后验概率密度的滤波器,每个粒子被赋予一个权值,粒子出现的可能性正比于其权值。1993 年 Gordon 提出了“重采样”算法,克服了早期算法的退化问题,人们称它为序列重要性重采样滤波器或贝叶斯滤波器,从那以后各种各样的与其相近的算法被提出。粒子滤波理论在计算机科学、自动控制和概率统计领域得到了广泛的应用^[19]。

高斯粒子滤波(GPF)是针对传统粒子滤波重采样的问题,采用高斯密度函数来近似估计状态的后验概率分布^[20]。高斯随机变量 x 的密度可表示为

$$N(x; \bar{x}, \Sigma) = (2\pi)^{-\frac{m}{2}} |\Sigma|^{-\frac{1}{2}} \exp[-(x - \bar{x})^T \cdot \Sigma^{-1} (x - \bar{x}) / 2] \quad (1)$$

式中 $\bar{x}$ 表示 x 的 m 维向量均值, Σ 为 x 协方差。

当获得 t 时刻的观测值时,后验概率分布可近似为

$$p(x_t | y_{0:t}) = C_t p(y_t | x_t) p(x_t | y_{0:t-1}) \approx C_t p(y_t | x_t) N(x_t; \bar{\mu}_t, \bar{\Sigma}_t) \quad (2)$$

其中, $y_{0:t} = \{y_0, y_1, \dots, y_t\}$, y_t 是系统状态 x_t 的观测, C_t 为标准化常数,表达式为

$$C_t = (\int p(x_t | y_{0:t-1}) p(y_t | x_t) dx_t)^{-1} \quad (3)$$

$p(x_t | y_{0:t-1})$ 为先验概率分布,高斯粒子滤波测量更新是通过一个高斯分布 $N(x_t; \bar{\mu}_t, \bar{\Sigma}_t)$ 近似上述先验概率分布 $p(x_t | y_{0:t-1})$ 的。通常 $p(x_t | y_{0:t})$ 的均值和协方差是通过重要性函数 $q(x_t | y_{0:t})$ 抽取样本 $x_t^{(n)}$ 并计算其权值 $w_t^{(n)}$,然后基于这些样本及其

权值来获得均值 μ_t 和协方差 $\sum_t$ 的蒙特卡罗估计值。

同理,以高斯分布函数近似后验概率分布,则更新后的后验概率分布可近似为

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{y}_{0:t}) \approx N(\mathbf{x}_t; \mu_t, \sum_t) \quad (4)$$

测量更新时 GPF 将预测概率分布近似为一高斯分布,即

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}_{t+1} | \mathbf{y}_{0:t}) &= \int p(\mathbf{x}_{t+1} | \mathbf{x}_t) N(\mathbf{x}_t; \mu_t, \sum_t) d\mathbf{x}_t \\ &= \left(\sum_{n=1}^M p(\mathbf{x}_{t+1} | \mathbf{x}_t^{(n)}) \right) / M \end{aligned} \quad (5)$$

式中,粒子 $\mathbf{x}_t^{(n)}$ 由 $N(\mathbf{x}_t; \mu_t, \sum_t)$ 采样获得,基于 t 时刻的观测,依次从 $n = 1, 2, \dots, M$ 的状态转移分布 $p(\mathbf{x}_{t+1} | \mathbf{x}_t^{(n)})$ 抽样可得到 $t + 1$ 时刻的状态粒子 $\mathbf{x}_{t+1}^{(n)}$, 然后通过式

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{x}}_{t+1} &= \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \mathbf{x}_{t+1}^{(n)} \\ \overline{\sum}_{t+1} &= \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M (\bar{\mathbf{x}}_{t+1} - \mathbf{x}_{t+1}^{(n)}) (\bar{\mathbf{x}}_{t+1} - \mathbf{x}_{t+1}^{(n)})^H \end{aligned} \quad (6)$$

计算预测概率分布的均值和协方差,则 GPF 的预测概率分布可近似为

$$p(\mathbf{x}_{t+1} | \mathbf{y}_{0:t}) \approx N(\mathbf{x}_{t+1}; \bar{\mathbf{x}}_{t+1}, \overline{\sum}_{t+1}) \quad (7)$$

5.2 改进特征权值分配策略

粒子滤波器为目标跟踪提供了一个很好的概率框架,任何一种概率化的观测模型总可以在此框架下独立完成跟踪任务。然而在前视声纳图像中,目标的区域缺少光学图像中的颜色、纹理等细节信息,所表现出的边缘、面积、亮度以及形状等特征也是非稳态的,因此仅采用单一特征线索很难完成跟踪任务,所以本系统提出采用组合特征线索来实现对目标点的跟踪。

5.2.1 面积特征

首先,选择面积特征作为组合特征之一。虽然面积特征随目标运动呈现非稳态,但多数情况下,对目标具有良好的表征能力,不但能够减少误跟率,而且对噪声点也具有较好的抗干扰能力。

利用区域的面积信息可以建立相应的面积模型。在候选区 x 内,面积分布可表示为 $S_t(x) = \{S_t^i(x)\}_{i=1, \dots, N}$, 这里 $S_t^i(x)$ 就定义了 t 时刻序号为 i 的面积,使用 $S_m(x)$ 作为参考面积模型,文献[21]中讨论了一种合适的选择:最小平均绝对差值函数(MAD)相似测度,即 $MAD[S_t^i(x), S_m(x)] = |S_m(x) - S_t^i(x)| / S_m(x)$, 进而可定义面积似然如

下:

$$p_s(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t) \propto \exp(-MAD_s^i / 2\sigma^2) \quad (8)$$

式中, σ 为常数。

5.2.2 不变矩特征

单纯的中心矩或是原点矩尽管可以表征平面物体的几何形状,但都不具有不变性,然而可以利用这些矩构造不变量^[22,23]。对于离散的数字图像,中心矩 μ_{pq} 可表示为

$$\mu_{pq} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N z(x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad (9)$$

式中, $p, q = 0, 1, 2, \dots, M, N$ 为图像的尺寸。由于中心矩仅仅具有平移不变性,因此如果直接用它们来描述图像的特征,不能同时满足平移、旋转和比例不变性,但是如果利用归一化中心矩,则可构造出同时满足平移、旋转和比例不变性的不变矩。定义归一化中心矩为

$$\eta_{pq} = \mu_{pq} / \mu_{00}^r \quad (10)$$

式中, $r = (p + q) / 2$, $p + q = 2, 3, 4, \dots$

Hu 利用二阶和三阶中心矩构造了 7 个不变矩,它们满足平移、缩放和旋转不变的条件,具体表达式如下^[22]:

$$M_1 = \eta_{20} + \eta_{02} \quad (11)$$

$$M_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \quad (12)$$

$$M_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \quad (13)$$

$$M_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \quad (14)$$

$$\begin{aligned} M_5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 \\ &\quad - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\ &\quad \cdot [3(\eta_{21} + \eta_{03})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \end{aligned} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} M_6 &= (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ &\quad + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \end{aligned} \quad (16)$$

$$\begin{aligned} M_7 &= (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 \\ &\quad - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\ &\quad [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \end{aligned} \quad (17)$$

这 7 个不变矩特征的变化范围很大,为了便于比较,利用取对数的方法进行数据压缩。因此实际采用的不变矩特征为

$$M_k^* = \log |M_k| \quad k = 1, 2, \dots, 7 \quad (18)$$

由于 M_2 的计算量不大,满足实时性要求,而且具有较好的不变性性能,因而系统中选用该项进行观测模型的构建。仿照式(8),定义基于不变矩的匹配测度为: $MAD[M_t^i(x), M_m(x)] = |M_m(x) - M_t^i(x)| / M_m(x)$, 进而定义似然函数如下:

$$p_m(y_t | x_t) \propto \exp(-MAD_m^2/2\sigma^2) \quad (19)$$

5.2.3 特征融合策略

加权和融合策略与混合密度模型具有相同的形式,但是它有利于保持分布的多峰性且对噪声不敏感,所以系统中采用加权和融合策略实现上述两个似然函数的结合,融合观测可表示成如下形式:

$$p(y_1, \dots, y_n | x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i p(y_i | x) \quad (20)$$

其中 α_i 是密度函数 $p(y_i | x)$ 的加权系数,且满足 $\sum_{i=1}^n \alpha_i = 1$ 。由式(19)和式(8)可得基于双特征融合的似然函数为

$$p(y_t | x_t) \propto \alpha_x p_x(y_t | x_t) + \alpha_y p_y(y_t | x_t) \quad (21)$$

为考核方法的有效性,首先在仿真环境下进行了验证,验证结果如图 5 所示。由图 5(a)可见,在采用不同权值分配方式中,采用组合特征分配策略获得的跟踪效果最佳。由图 5(b)中可见,采用组合特征分配策略可以获得较高的跟踪精度。

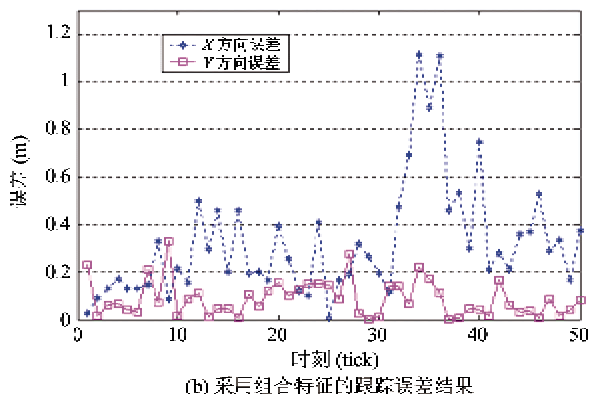
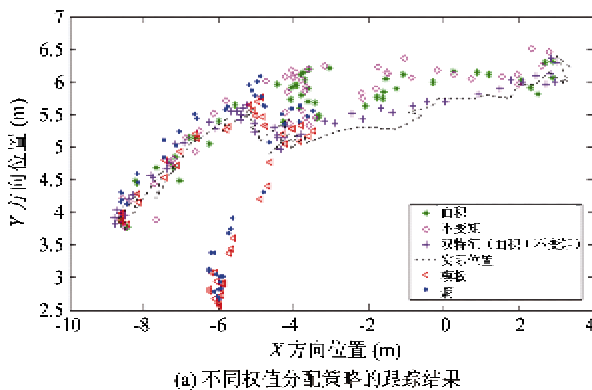


图 5 测试比较结果

5.2.4 目标跟踪实现流程

在高斯粒子滤波理论框架下,实现框图如图 6 所示。目标跟踪算法的具体实现步骤如下:

(1) 初始化。选择初帧声纳图像所感兴趣的目

标,经过图像处理以后,计算目标的不变矩和面积,确定粒子数 M 。设初始重要性函数为一正态分布函数,以目标的中心点坐标 (x_m, y_m) 为均值,协方差 Σ 根据所跟踪的目标环境来确定,即分别以 $N(x; x_m, 45), N(y; y_m, 40)$ 为初始的重要性函数采集 x 和 y 方向的粒子,对每一个粒子点进行系统状态转移。

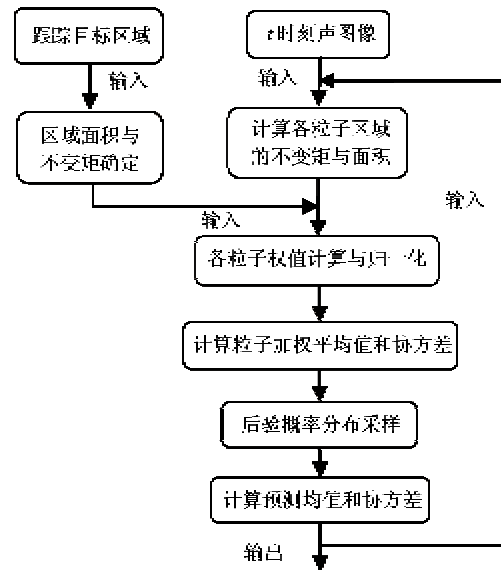


图 6 目标跟踪过程示意图

(2) 采集下一帧图像,然后计算上一时刻状态转移后的粒子 $\{x_t^{(n)} |_{n=1}^M$ 的不变矩和面积,根据式(19)和式(8)确定似然函数 $p_x(y_t | x_t), p_y(y_t | x_t)$,从而利用式(21)计算融合后的粒子权值。再进行粒子权值的归一化: $w_t^i = w_t^i / \sum_{i=1}^M w_t^i$ 。计算粒子的加权平均值 μ_t 和协方差 Σ_t 。

(3) 对后验概率分布 $N(x_t; \mu_t, \Sigma_t)$ 进行采样,得到 $\{x_t^{(n)} |_{n=1}^M$, 然后依次对 $x_t^{(n)}$ 从 $n = 1, 2, \dots, M$ 通过状态转移模型可得到 $t+1$ 时刻的状态粒子 $x_{t+1}^{(n)}$,按照式(6)计算预测均值和协方差。如果跟踪线索消失,则扩大协方差,增大搜索范围,如果存在,则转入步骤(2)。

6 试验结果

为了验证系统的有效性与可靠性,2010 年在山东海域进行了海上验证。试验中,以某 AUV 系统为运动平台,以 $1\text{m} \times 1\text{m}$ 的角反射体为运动目标,通过

利用声视觉跟踪系统,完成对目标的检测和跟踪,从而引导机器人跟随目标体运动。试验中要求,相对距离保持在 20m,丢失率小于 20%,定位偏差小于 15%。试验场景如图 7 所示。试验结果如图 8 和图 9 以及表 1 所示。

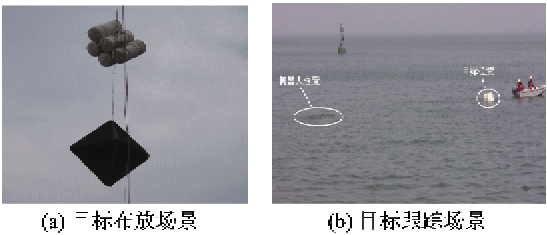


图 7 海中试验场景

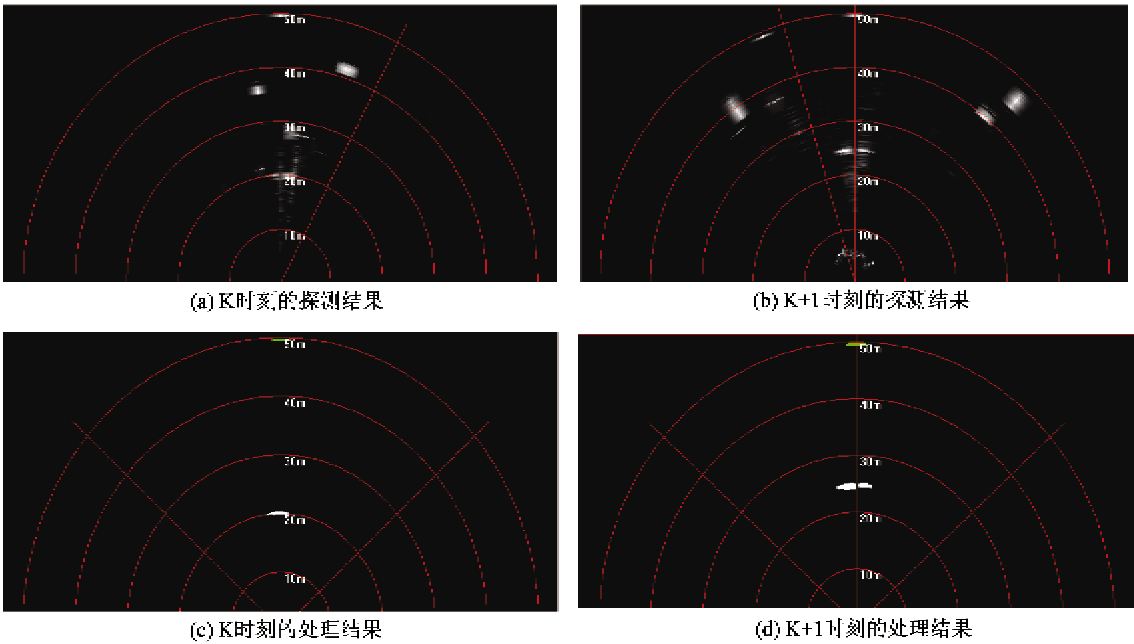


图 8 运动目标检测结果

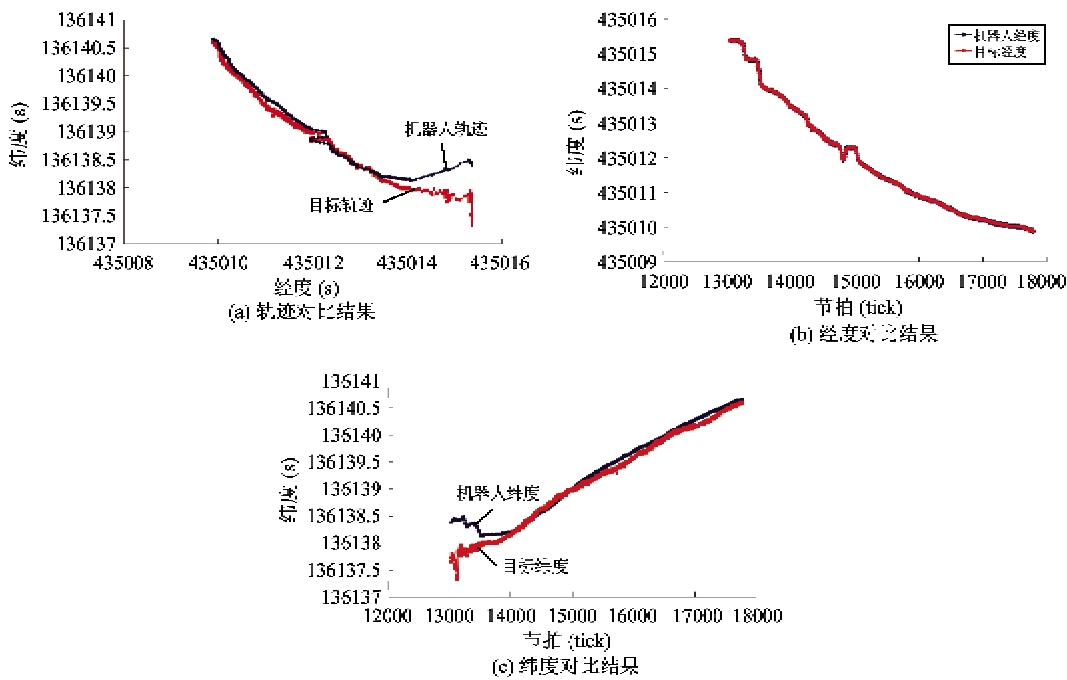


图 9 跟踪对比分析结果

表 1 目标丢失率及定位偏差统计结果

类型	目标检测次数	正确	错误	丢失率	最大位置偏差(m)	平均位置偏差(m)	最大偏差率	平均偏差率
第 1 次试验	243	205	38	15.6%	4.61	3.23	9.22%	6.46%
第 2 次试验	257	232	25	9.72%	3.75	2.44	7.5%	4.88%
第 3 次试验	494	435	59	11.9%	4.23	2.93	8.46%	5.86%
第 4 次试验	833	797	36	4.3%	2.34	1.12	4.68%	2.24%
第 5 次试验	206	187	19	9.2%	3.52	2.31	7.04%	4.62%

由图 8 可以看出,在对运动目标跟踪的过程中,由于环境背景的变化,造成在声纳图像中存在各种未知目标的干扰,其亮度、形状各异,而本系统有效抑制了环境噪声的干扰,并检测出运动目标区域(图中白色标记)。

试验中,机器人根据声视觉系统提供的运动目标位置信息,完成对目标的尾随运动。由图 9 可见,目标运动轨迹与机器人运动轨迹保持了较好的一致性,表明声视觉系统提供较高的探测跟踪精度,说明了声视觉跟踪系统的有效性。

由表 1 可见,目标检测的丢失率最大值为 15.6%,最小值为 4.3%。其中,第 1 次试验途经浅水区域(水深 4~5m),而此时声纳探测量程为 50m,因海底回波反射信号强烈,从而产生大面积的干扰信号,甚至覆盖了目标区域信号,造成试验中丢失率较高。第 2 次试验途径的区域中海下丢弃物较多,从而产生了幅值较高的反射回波,并形成了由不同类似于目标区域组成的复杂背景,导致了试验中丢失率较高。而第 4 次试验整个过程主要在深水区域(10~15m)进行,因此各种干扰信号相对较弱,从而试验中丢失率相对较小。从整体数据上来看,丢失率被控制在 20% 以内,满足试验要求,体现出了较好的检测能力和鲁棒性。

在表 1 中,最大位置偏差是指单次试验过程中所得到的目标位置偏差的最大值。平均位置偏差则是指单次试验过程中得到的所有目标位置偏差平均值。最大位置偏差率和平均位置偏差率都是指最大位置偏差或平均位置偏差与量程的比值。由统计结果可见,无论是最大位置偏差率还是平均位置偏差率都小于 10%,体现出较好的定位精度。

海上试验结果表明了所构建的系统具有较高的探测跟踪性能,具有良好的鲁棒性。

7 结 论

本文重点研究了利用声视觉系统实现对水下运

动目标的跟踪问题,提出了结合声视觉图像特点的高斯粒子滤波跟踪方法。并从硬件组成和软件体系结构两方面对实现该方法的各个过程进行了阐述,从而完成了一整套水下声视觉系统的设计。从试验结果来看,该系统探测精度和跟踪准确度满足实际工程需要,具有较强的鲁棒性与自适应性,可为 AUV 的声视觉系统功能的完善提供借鉴。

参考文献

- [1] Kalyan B, Balasuriya A, Ura T, et al. Sonar and vision based navigation schemes for autonomous underwater vehicles. In: Proceedings of the 8th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision, Kunming, China, 2004. 437-442
- [2] Folkesson J, Leonard J, Leederkerken J, et al. Feature tracking for underwater navigation using sonar. In: Proceedings of the 2007 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, San Diego, USA, 2007. 3678-3684
- [3] Cufi X, Garcia R, Ridao P. An approach to vision-based station keeping for an unmanned underwater vehicle. In: Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Piscataway, USA, 2002. 799-804
- [4] Horner D P. AUV experiments in obstacle avoidance. In: Proceedings of MTS/IEEE OCEANS 2005, Monterey, USA, 2005. 1464-1470
- [5] Quidu I, Hetet A, Dupas Y, et al. AUV (Redermor) obstacle detection and avoidance experimental evaluation. In: Proceedings of OCEANS 2007—Europe, Brest, France, 2007. 1-6
- [6] Teo K, Ong K W, Lai H C. Obstacle detection, avoidance and anti collision for MEREDITH AUV. In: Proceedings of MTS/IEEE Bibxi-Marine Technology for Our Future: Global and Local Challenges, Singapore, 2009. 1-10
- [7] 张铁栋. 前视声纳后置图像处理算法研究:[硕士论文]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学船舶学院,2004
- [8] 关浩. 海底小目标的成像与检测研究:[博士论文].

- 哈尔滨:哈尔滨工程大学水声学院,1997
- [9] 丁凯. 水下目标声探测与跟踪技术的研究:[硕士论文]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学船舶学院,2006
- [10] 杜辉新,严卫生,赵涛. AUV 前视声纳模拟及避障研究. 鱼雷技术,2010,18(2):49-52
- [11] Ribas D, Neira J, Ridaio. SLAM using an imaging sonar for partially structured environments. In: Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Beijing, China, 2006. 452-458
- [12] Ghatak A, Pratihari D, Kumar C. Online measurement of obstacles' distances using forward looking sonar sensor mounted on an experimental AUV. In: Proceedings of IEEE International Conference on Industrial Technology, Mumbai, India, 2006. 983-988
- [13] Stuart W, Ling Guan. A recurrent neural network for detecting objects in sequences of sector-scan sonar images. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2004, 29(3): 857-871
- [14] 唐旭东,朱炜,庞永杰等. 水下机器人光视觉目标识别系统. 机器人,2009,31(1)
- [15] 张铁栋,万磊,徐玉如等. 一种单波束前视声纳成像方法. 声学及电子工程,2008,91(3): 14-18
- [16] Zhang T D, Wan L. Sonar image enhancement based on particle swarm optimization. In: Proceedings of the 3rd IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications, Singapore, 2008. 912-916
- [17] Munoz X, Freixenet J, Cufi X. Strategies for image segmentation combining region and boundary information. *Pattern Recognition Letters*, 2003, 24(1):375-392
- [18] Yvan P, Ioseba T R, David M. Underwater vehicle obstacle avoidance and path planning using a multi-beam forward sonar. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2001, 26(2): 240-251
- [19] 胡士强,敬忠良. 粒子滤波算法综述. 控制与决策, 2005,20(3):361-365
- [20] Jayesh H, Petar M. Gaussian particle filtering. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2003,51(10): 2592-2601
- [21] 姚剑敏. 粒子滤波跟踪方法研究:[博士论文]. 沈阳:中国科学院长春光学精密机械与物理研究所,2004
- [22] Hu M K. Visual-pattern recognition by moment invariants. *IRE Transactions on Information Theory*, 1962, 8(2): 179-187
- [23] 刘进,张天序. 图像不变矩的推广. 计算机学报, 2004, 27(5):668-674

Study of an object tracing system based on sonar vision for autonomous underwater vehicles

Zhang Tiedong, Wan Lei, Zeng Wenjing, Xu Yuru

(State Key Laboratory of Autonomous Underwater Vehicle, Harbin Engineering University, 150001)

Abstract

A new framework for pre-processing of underwater sonar data, segmenting of underwater sonar images and tracking of underwater moving objects was brought forward. Using the framework, a object tracking system with the sonar vision for autonomous underwater vehicles (AUV) was designed based on a forward looking sonar sensor, and its hardware structure and software system were described. The techniques for pre-process of sonar images were analyzed, the selection of the feature information in sonar images was investigated, and the affine transformation invariants based on invariant moments were constructed. The particle weight assignment method based on combination features was proposed, and the implementation of the improved Gaussian particle filter (GPF) tracking was expounded in detail. The object detection and tracing experiments were carried out. The results show that the system presented can be applied to underwater object detection and tracing, with the high real-time performance and accuracy.

Key words: autonomous underwater vehicle (AUV), sonar vision, image process, Gaussian particle filter (GPF)