

免疫粒子滤波在声呐图像目标跟踪中的应用

石 洋^{1,2}, 胡长青¹, 崔 杰^{1,2}

(1. 中国科学院声学研究所东海研究站, 上海 201815; 2. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 基于前视声呐图像序列, 研究并实现了经免疫算法优化的粒子滤波水下目标跟踪。声呐图像分割成二值图后, 提取目标的区域形状特征以构建观测模型, 设计目标模板自适应更新方法; 将免疫算法的克隆与变异思想引入到粒子滤波中以解决粒子退化问题。对两组水下运动物体的跟踪实验表明, 即使目标存在一定形变与干扰, 文中的免疫粒子滤波算法仍能以较高的精度跟踪到目标真实运动轨迹; 相比于传统粒子滤波算法, 稳定性也更强。

关键词: 声呐图像; 目标跟踪; 粒子滤波; 免疫算法

中图分类号: TB566

文献标识码: A

文章编号: 1000-3630(2019)-04-0370-06

DOI 编码: 10.16300/j.cnki.1000-3630.2019.04.002

Application of immune particle filter in target tracking with sonar image

SHI Yang^{1,2}, HU Chang-qing¹, CUI Jie^{1,2}

(1. Shanghai Acoustic Laboratory, Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201815, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Based on the forward-looking sonar image sequences, the particle filtering (PF) optimized by the immune algorithm for underwater target tracking is studied and implemented. After the sonar image is segmented into binary image, the area shape features of the target are extracted to construct the observation model, and the adaptive updating method of the target template is designed. The clone and mutation ideas of the immune algorithm are introduced into particle filtering to solve the problem of particle degradation. The tracking experiments for two groups of underwater moving objects show that even if the target has certain deformation and interference, the immune particle filtering algorithm in this paper can still track the real trajectory with high precision and compared to the traditional particle filtering algorithm, the stability is also stronger.

Key words: sonar image; target tracking; particle filtering; immune algorithm

0 引 言

水下目标探测一直是海洋军事和民用领域的研究热点之一。水下运动目标跟踪可用于特定物体的探测和潜器航行避障等方面。成像声呐将获取的水声信号以图像的形式展现出来, 可对水下状态进行比较直观的展示, 但是由于声波在水中传播时受到的干扰限制较多, 水声成像存在无颜色信息、细节模糊、对比度差等问题。因此, 目标跟踪理论与算法应用到水声探测中还需结合水声图像的特性。

粒子滤波算法是一种常用的目标状态估计方法, 在非线性、非高斯的情况下有着独特的优势^[1]。传统粒子滤波算法存在粒子退化^[2]问题, 虽然重采样在一定程度上可以解决该问题, 却也降低了粒子

的多样性。为了改善这种情况, 各种优化算法与粒子滤波相结合的思想开始被提出: PARK 等^[3]将遗传算法引入到粒子滤波中; 方正等^[4]利用粒子群算法做优化; JI 等^[5]提出拟退火算法优化。同时, 国内外很多学者的研究证明了粒子滤波及其改进算法在目标跟踪上的有效性。具体到水声探测领域, 由于不同型号的声呐成像性能不同, 以及水下环境的差异性, 基于水声图像的目标跟踪并未形成通用的处理方法。本文使用文献[6]提出的免疫粒子滤波作为算法框架, 结合前视声呐图像的特征, 将其应用到水下二维目标的探测中。

1 粒子滤波算法

对于一个非线性、非高斯的系统, 构建其状态模型与观测模型:

$$\begin{cases} x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}) \\ z_k = h(x_k, v_k) \end{cases} \quad (1)$$

收稿日期: 2018-08-04; 修回日期: 2018-09-03

作者简介: 石洋(1991—), 男, 湖北黄石人, 硕士研究生, 研究方向为水声技术。

通讯作者: 胡长青, E-mail: hchq@mail.ioa.ac.cn

其中, x_k 表示系统在 k 时刻的状态值, u_{k-1} 表示过程噪声; z_k 表示系统在 k 时刻的观测值, v_k 表示观测噪声。 f 表示系统状态由 $k-1$ 时刻到 k 时刻的转移过程, h 表示系统状态值 x 到观测值 z 的映射。

粒子滤波(Particle Filter, PF)是一种基于蒙特卡洛方法的近似贝叶斯滤波算法。其思想是利用系统状态空间中一些离散的随机采样点来近似系统变量的概率密度函数 $p(x_k|z_k)$ 。具体方法是: 以样本均值代替积分进行运算, 得到状态的最小方差估计, 这些样本称为粒子。随着粒子数的增加, 粒子的概率密度函数逐渐逼近状态的概率密度函数, 粒子滤波便达到了最优贝叶斯估计的效果^[7]。

1.1 贝叶斯滤波

贝叶斯滤波即利用先验概率分布 $p(x_{k-1}|z_{1:k-1})$ 来递推出后验概率分布 $p(x_k|z_{1:k})$ 。该过程分为两个步骤: 预测和更新^[1]。

(1) 预测过程

假设系统状态为一阶马尔可夫过程, 各状态值相互独立, 先验概率 $p(x_{k-1}|z_{1:k-1})$ 已知, 预测方程为

$$p(x_k|z_{1:k-1}) = \int p(x_k|x_{k-1})p(x_{k-1}|z_{1:k-1})dx_{k-1} \quad (2)$$

(2) 更新过程

求得观测概率后, 可得更新方程:

$$p(x_k|z_{1:k}) = \frac{p(z_k|x_k)p(x_k|z_{1:k-1})}{p(z_k|z_{1:k-1})} \quad (3)$$

1.2 蒙特卡洛方法

从后验概率中采集 N 个粒子 $\{x_k^i, \omega_k^i\}_{i=1}^N$, x_k^i 表示 k 时刻第 i 个粒子, ω_k^i 为其对应的权重, 用其近似表示 k 时刻系统状态的后验分布:

$$p(x_k|z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N \omega_k^i \delta(x_k - x_k^i) \quad (4)$$

其中, δ 为狄拉克函数。式(4)为粒子滤波的核心思想。

1.3 序贯重要性采样

利用贝叶斯重要性采样定理(Bayesian Importance Sampling, BIS)^[8], 从一个已知且容易采样的参考分布中采样, 并对获得的粒子集进行加权求和来近似后验分布 $p(x_k|z_{1:k})$ 。把 BIS 算法写成序列形式就得到了序贯重要性采样算法(Sequential Importance Sampling, SIS)。最终 k 时刻粒子 i 的权重计算公式为

$$\omega_k^i = \omega_{k-1}^i \cdot p(z_k|x_k^i) \quad (5)$$

其中, $p(z_k|x_k^i)$ 为粒子 i 的观测值。通过加权迭代, 由各个粒子的加权和计算得到 k 时刻系统的状态为

$$p(x_k|z_{1:k}) = \sum_{i=1}^N \omega_k^i \cdot x_k^i \quad (6)$$

1.4 重采样

SIS 算法对 ω_k^i 迭代求解时, 随着次数的增加, 除了个别粒子外大多数粒子容易出现权值很小的情况。这种情况称为粒子退化或贫乏。传统的粒子滤波算法通过重采样解决该问题, 即根据粒子归一化权重 $\bar{\omega}_k^i$ 的大小, 大量繁殖权重高的粒子、淘汰权重低的粒子, 从而抑制退化。但是经过重采样后, 具有较大权值的粒子被多次选取, 导致粒子集仅包含很少的相异样本, 丧失多样性。

2 基于粒子滤波的声呐图像目标跟踪

声呐图像目标跟踪的目的就是准确地获取图像序列中目标的运动轨迹。由于前视声呐常被安装在潜器或船舶的前端, 用于水下环境感知或目标探测, 在海洋开发以及军事需求等方面有着较为广泛的应用, 故本文主要研究前视声呐的水下目标跟踪。

2.1 声呐图像处理

前视声呐在水下发射声波, 根据回波的强弱与方向得到灰度图。原始声呐图像存在细节模糊、边界残缺、对比度差等问题, 需要先进行增强处理以提高视觉效果。之后本文利用融合邻域均值信息的模糊 C 均值(Fuzzy C-means, FCM)算法分割图像。该算法具有较高的抗噪性与准确性, 可得到目标与背景区边界清晰的二值图。为方便后续计算, 将背景区像素值设置为 0, 目标区像素值设置为 1。

2.2 特征提取

目标的特征是建立观测模型的基础。由于前视声呐图像没有颜色信息, 缺乏纹理特征, 故提取 4 种区域形状特征, 并进行特征融合用以描述目标区域的二值图像。

2.2.1 似圆度 A

利用某区域的面积和与其具有相同周长的圆的面积之比 A 来度量该区域和圆形的偏离程度。当该区域为圆形时 $A=1$, 为其他形状时 $A>1$, 且偏离量 A 的值越大, 该区域与圆的差别就越大。

2.2.2 最大连通分量的外接矩形

对目标区域做膨胀处理, 使得整个区域内的连通分量尽可能形成一个整体。用该区域内最大连通分量的外接矩形的长 L 、宽 C 来反映物体的形状信息。

2.2.3 连通区域的外接矩形面积之和 S

选取目标区域内所有连通分量外接矩形的面积和 S 作为特征, 可在面积特征的基础上加强对形状信息的反映。

2.3 声图像目标跟踪

以目标的区域形状特征建立系统的观测模型, 以目标的质心坐标建立系统的状态模型。基于声图像的目标跟踪问题可描述为: 利用当前帧的图像信息(观测值)来估计目标的位置(状态值)。

2.3.1 状态模型

状态模型用来描述目标的运动方式。在图像跟踪领域, 非机动目标常用一阶自回归模型, 即

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{A}\mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{B}\xi \quad (7)$$

式中, \mathbf{X}_k 为 k 时刻系统的状态, \mathbf{A} 为状态转移矩阵, \mathbf{B} 为粒子传播半径, ξ 为状态噪声。声图像中, 粒子 i 的坐标 (x_k^i, y_k^i) 表示为

$$x_k^i = x_{k-1}^i + B_1\xi_{k-1}, \quad y_k^i = y_{k-1}^i + B_2\xi_{k-1} \quad (8)$$

式中, B_1 和 B_2 是粒子传播半径, ξ_{k-1} 为扰动噪声。式(8)表示相邻时刻粒子位置的变化过程。

2.3.2 观测模型

观测模型用来衡量粒子所在区域的图像与目标自身图像的相似度。相似度决定了每个粒子的权值 ω_k^i 。提取粒子 i 的 4 个区域形状特征 F_i^l 和模板特征 F_T^l , 计算它们的平均绝对差值(Mean Absolute Difference, MAD)函数并做线性组合可得到:

$$D_{MAI}^l = \frac{|F_i^l - F_T^l|}{F_T^l} \quad l=1, 2, \dots, 4 \quad (9)$$

粒子权值为

$$\omega_k^i = \sum_{l=1}^4 \alpha_l (1 - D_{MAI}^l) \quad (10)$$

式中, α_l 为特征加权系数, 且 $\sum_{l=1}^4 \alpha_l = 1$ 。对所有粒子加权求和, 可得到 k 时刻预测出的目标质心坐标:

$$x_k^{\text{pre}} = \sum_{i=1}^N \omega_k^i x_k^i, \quad y_k^{\text{pre}} = \sum_{i=1}^N \omega_k^i y_k^i \quad (11)$$

2.3.3 算法步骤

(1) 初始化: 在初始帧中手动截取一个目标模板 T_0 , 模板大小 $L_T \times C_T$, 其质心坐标为 (x_0, y_0) , 提取模板特征; 在质心周围随机产生 N 个粒子, 粒子 i 的坐标 (x_0^i, y_0^i) 为:

$$x_0^i = x_0 + B\zeta, \quad y_0^i = y_0 + B\zeta \quad (12)$$

式中, ζ 为 $[-1, 1]$ 的随机数。

(2) 计算权值: 以粒子 i 为中心生成一个和模

板大小相同的区域 T_i 并提取特征, 利用式(9)~(10)计算粒子权值 ω_k^i 。

(3) 重采样: 选用随机重采样(Random Resampling, RP)方法, 详见参考文献[8]。随机重采样能在粒子数不变的情况下多次复制权值大的粒子。

(4) 自适应更新模板: 物体运动导致不在同角度和距离上接收到的声图像存在差异, 目标在帧与帧之间存在着形变。固定不变的模板势必给跟踪带来误差^[9], 因此需要自适应更新模板。 k 时刻模板更新规则为

$$T_k = \begin{cases} T_0 & \omega_{\max} > \omega_{T1} \\ T_{\text{new}} & \omega_{T2} < \omega_{\max} < \omega_{T1} \\ T_{\text{new}}(x_k^{\text{new}}, y_k^{\text{new}}) & \omega_{\max} < \omega_{T2} \end{cases} \quad (13)$$

ω_{\max} 为 k 时刻所有粒子的最优权值, ω_{T1} 和 ω_{T2} 为更新阈值, T_{new} 是以当前帧预测出的坐标为中心截取大小 $(L_T + R) \times (C_T + R)$ 的新模板, R 为拓展尺度, 其目的是为了保证目标拉伸形变后仍能在模板内。当 $\omega_{\max} > \omega_{T1}$ 时进行步骤(5)。当 $\omega_{T2} < \omega_{\max} < \omega_{T1}$ 时, 说明原模板在当前帧已造成跟踪失配, 需更新模板; 当 $\omega_{\max} < \omega_{T2}$ 时失配度较高, 更新模板后还需在新模板质心 $(x_k^{\text{new}}, y_k^{\text{new}})$ 周围重新撒粒子, 起到粒子聚集的作用, 通过重新分配权重提高粒子权值。完成模板更新后重新进行步骤(2)、(3)、(5)。自适应更新阈值 ω_{T1} 和 ω_{T2} , 其值越大跟踪精度越高, 但会增加运算时间, 影响实时性。

(5) 输出: 由式(12)得到预测坐标 $(x_k^{\text{pre}}, y_k^{\text{pre}})$, 按照式(9)对所有粒子进行状态转移得到下一时刻坐标。返回步骤(2)进行下一时刻的状态估计, 循环到最后一帧。

3 免疫粒子滤波算法

3.1 免疫算法

免疫算法是一种模拟生物免疫系统的智能优化算法。它通过构造动态的自适应防御体系, 抵制外部无用信息, 从而保证接收信息的有效性。该算法把所求问题的目标函数和约束条件当作抗原, 把问题的解当作抗体, 通过免疫操作使抗体在解空间不断搜索进化, 按照抗体与抗原的匹配程度即亲和度进行评价产生最优解。通过克隆对抗体进行复制, 促进亲和力大的抗体, 抑制亲和力小的抗体; 通过变异对抗体的状态进行改变, 提高了抗体群的多样性, 防止算法收敛于局部最优解^[10]。将免疫算法运用到粒子滤波的重采样中, 可较好地解决粒子多样性丧失的问题, 提高跟踪精度。

3.2 免疫粒子滤波目标跟踪

声图像免疫粒子滤波算法步骤如下：

(1) 初始化：与 2.3.3 节中步骤(1)相同。

(2) 亲和度计算：将粒子 i 作为抗体，利用式 (9)~(10) 计算出权值 ω_k^i ，其亲和度 $f_k(i)=\omega_k^i$ 。

(3) 克隆：将抗体 i 按照亲和度大小复制 C_{i_0} 个，定义

$$C_{i_0} = \text{round}(N \sin(\frac{\pi}{2} \text{fit}(i))) \quad (14)$$

其中， ceil 表示向正无穷方向取整。由于 $f_k(i)$ 已经归一化，故所有抗体的复制范围是 $(0, C_{i_0})$ 。

(4) 变异：对完成克隆后的所有抗体进行变异，形式为^[11]

$$X(i) = X(i) + (1 - f_k(i)) \cdot \gamma \quad (15)$$

式中， $X(i)$ 为抗体 i 的状态(坐标)， γ 为 $[-1, 1]$ 之间的随机数。由式(15)可知，抗体的亲和度与变异程度成反比。

(5) 选择：计算所有抗体变异后的亲和度 $\text{fit}^{\text{new}}(i)$ ，选取亲和度最大的 N 个抗体作为有用抗体进行目标状态估计。

(6) 模板更新： $\omega_{\max} = f_k(i)_{\max}$ ，方法与 2.3.3 节中步骤(4)相同。

(7) 输出： $X_k^{\text{pre}} = \sum_{i=1}^N f_k(i) X_k^i$ 。对所有粒子进行状态转移，返回步骤(2)至循环结束。

4 实验结果及分析

本实验使用挪威 Kongsberg 公司生产的 M3 多波束前视声呐于某湖上进行。以铁架和渔网为水下目标，用细绳牵引它们运动。

4.1 形变目标跟踪

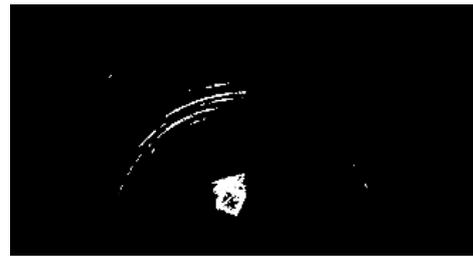
收集铁架在水下运动的声图像，一共 56 帧。

图 1 为部分分割后的二值图。由图 1 可知，随着运动位置的变化，目标图像在不同序列间逐渐发生了改变。

选取粒子数 $N=50$ ；以模板长和宽中较大者的一半为粒子传播半径 B ，较小者的一半为模板拓展尺度 R ； $\omega_{T1}=0.85$ ， $\omega_{T2}=0.65$ 。利用随机重采样 PF 跟踪目标，得到的跟踪轨迹与目标质心真实运动轨迹如图 2 所示。

免疫 PF 跟踪轨迹与目标真实运动轨迹如图 3 所示。

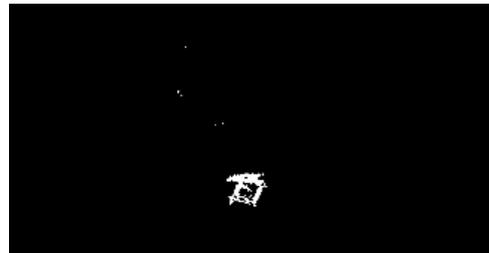
对比图 2、3 可知，相较于随机重采样 PF，免疫 PF 的跟踪结果与真实运动轨迹的符合度更高。定义每一帧跟踪位置与真实位置的质心坐标误差为



(a) 第 1 帧



(b) 第 20 帧



(c) 第 30 帧



(d) 第 50 帧

图 1 部分铁架声呐图像

Fig.1 Part of iron frame sonar images

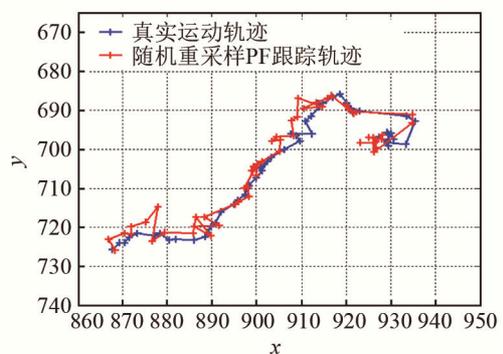


图 2 随机重采样粒子滤波跟踪铁架的运动轨迹

Fig.2 Tracking trajectory of random resampling PF for iron frame

$\sqrt{(x_k - x_k^{\text{pre}})^2 + (y_k - y_k^{\text{pre}})^2}$ ，两种算法对比如图 4 所示。图 4 中纵轴坐标单位为像素。

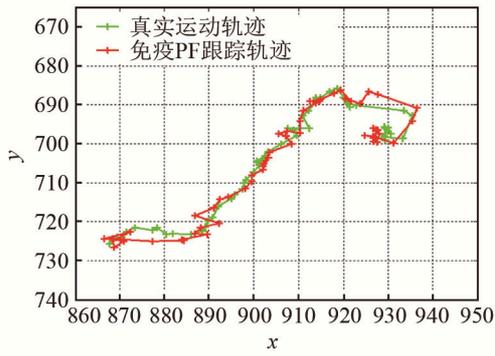


图3 免疫粒子滤波跟踪铁架的运动轨迹
Fig.3 Tracking trajectory of immune PF for iron frame

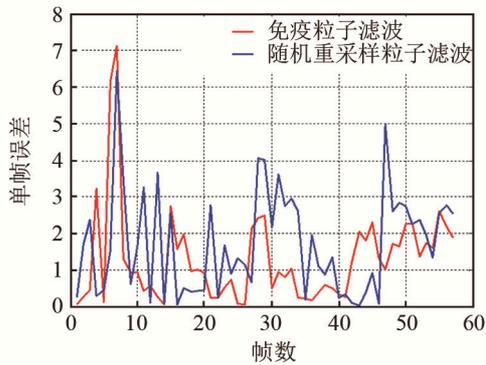


图4 两种粒子滤波算法的误差对比
Fig.4 Error comparison between two PF algorithms

由图4可知,除第4帧、6~7帧、15~20帧、第28帧和41~45帧外,其余帧免疫PF跟踪结果的误差均小于随机重采样PF;免疫PF的误差均值为1.31,方差为1.71,小于随机重采样PF的误差均值1.71和方差1.91。

4.2 存在干扰时目标跟踪

收集渔网在竖直方向运动的声图像,一共55帧。渔网在运动过程中,自身存在一定程度的形变,同时在某些时刻还有鱼类穿过。图5为部分分割后的二值图。

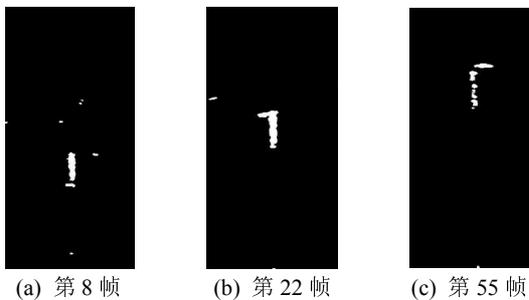
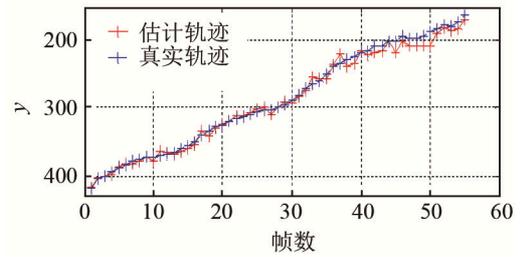
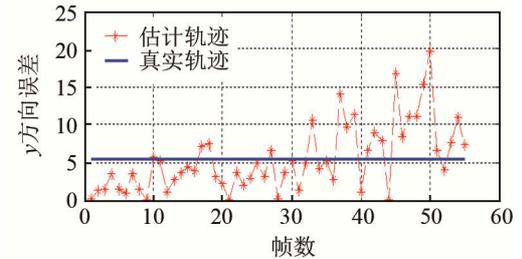


图5 部分渔网声呐图像
Fig.5 Part of fishing net sonar images

粒子数 $N=20$, B 与 R 的选取方法同4.1节,且两个参数在 x 方向的大小为 y 方向的 $1/3$; $\omega_{T1}=0.85$, $\omega_{T2}=0.6$ 。图6为随机重采样PF跟踪轨迹与误差。



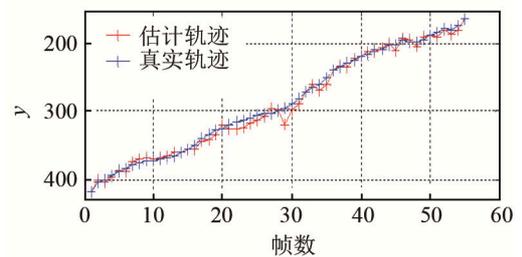
(a) 随机重采样粒子滤波 y 方向跟踪轨迹



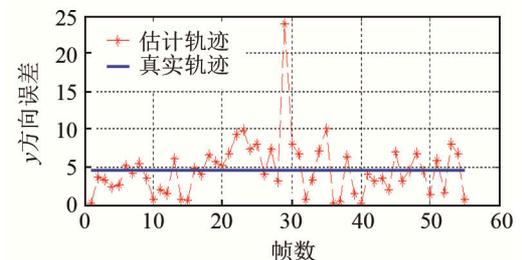
(b) 随机重采样粒子滤波 y 方向跟踪误差

图6 随机重采样粒子滤波跟踪渔网在 y 方向运动的结果
Fig.6 Tracking result of random resampling PF for fishing net moving in the y direction

图7为免疫PF跟踪轨迹与误差由图6、7可知,随机重采样PF跟踪误差的均值为5.48,方差为19.60;免疫PF跟踪误差的均值为4.68,方差为13.92。对比图6和图7可知,该场景下免疫PF的跟踪精度与稳定性也强于传统的随机重采样PF。



(a) 免疫粒子滤波 y 方向跟踪轨迹



(b) 免疫粒子滤波 y 方向跟踪误差

图7 免疫粒子滤波跟踪渔网在 y 方向运动的结果
Fig.7 Tracking result of immune PF for fishing net moving in the y direction

5 结 论

本文利用免疫算法对粒子滤波进行优化,提高了粒子的多样性;结合前视声呐图像的特征,设计

目标模板的自适应更新, 减小了目标形变与外界干扰造成的误差; 完成了基于声呐图像的水下目标跟踪。分别对铁架和渔网的声图序列做跟踪, 结果表明: 免疫粒子滤波能够在较小的误差范围内跟踪到物体; 对比传统的随机重采样粒子滤波, 免疫粒子滤波通过提高粒子的多样性, 使得跟踪结果更具稳定性, 精度也得到了一定程度的提升, 为特定目标的检测、识别等工作中位置信息的获取提供了支持。

参 考 文 献

- [1] GORDON N J, SALMOND D J, SMITH A F M. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation[J]. IEE Proceedings F-Radar and Signal Processing, 2002, **140**(2): 107-113.
- [2] ARULAMPALAM M S, MASKELL S, GORDON N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, **50**(2): 174-188.
- [3] PARK S, HWANG J, ROU K, et al. A new particle filter inspired by biological evolution: Genetic filter[J]. Journal of Applied Science Engineering and Technology, 2007, **4**(1): 459-463
- [4] 方正, 佟国峰, 徐心和. 粒子群优化粒子滤波方法[J]. 控制与决策, 2007, **22**(3): 273-277.
FANG Zheng, TONG Guofeng, XU Xinhe. Particle swarm optimized particle filter[J]. Control and Decision, 2007, **22**(3): 273-277.
- [5] JI C L, ZHANG Y Y, TONG M M, et al. Particle filter with swarm move for optimization[C]//Parallel Problem Solving From Nature-PPSN X, International Conference Dortmund, Germany, September 13-17, 2008, Proceedings. DBLP, 2008:909-918.
- [6] HAN H, DING Y, HAO K. A new immune particle filter algorithm for tracking a moving target[C]//Sixth International Conference on Natural Computation. IEEE, 2010: 3248-3252.
- [7] 胡士强, 敬忠良. 粒子滤波算法综述[J]. 控制与决策, 2005, **20**(4): 361-365.
HU Shiqiang, JING Zhongliang. Overview of particle filter algorithm[J]. Control and Decision, 2005, **20**(4): 361-365.
- [8] KITAGAWA G. Monte Carlo Filter and Smoother for Non-Gaussian Nonlinear State Space Models[J]. Journal of Computational & Graphical Statistics, 1996, **5**(1): 1-25
- [9] 刘立昕. 前视声纳目标跟踪技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2011, 34-35.
LIU Lixin. Research on target tracking technique of forward-looking sonar[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2011, 34-35.,
- [10] 李茂军, 罗安, 童调生. 人工免疫算法及其应用研究[J]. 控制理论与应用, 2004, **21**(2): 153-157.
LI Maojun, LUO An, TONG Tiaosheng. Article immune algorithm and its applications[J]. Control Theory & Applications, 2004, **21**(2): 153-157.
- [11] 李文辉, 陈昱昊, 王莹. 自适应的免疫粒子滤波车辆跟踪算法[J]. 吉林大学学报(理学版), 2016, **54**(5): 1055-1063.
LI Wenhui, CHEN Yuhao, WANG Ying. Vehicle tracking algorithm based on adaptive immune particle filter[J]. Journal of Jiling University(Science Edition), 2016, **54**(5): 1055-1063.