

优化粒子滤波在重力辅助定位中的应用

刘黎明, 魏兴, 钱东, 李芳明

(哈尔滨工程大学 自动化学院, 150001 哈尔滨)

摘要: 为克服常规粒子滤波在重力辅助定位中由于观测维数增加, 系统后验概率密度尖峰变窄而加剧粒子退化, 难以保证算法稳定性问题. 将人工物理优化过程引入粒子滤波的重采样过程, 实现粒子分布优化, 将算法应用于重力辅助定位, 利用惯性导航系统海上试验数据进行数值实验分析, 对比不同算法在相同条件下定位误差估计效果. 结果表明: 人工物理优化能够改善粒子退化和样本贫化问题, 提高了算法的稳定性; 优化后, 算法可以用于重力辅助定位, 并获得了较高的定位精度.

关键词: 粒子滤波; 人工物理优化; 重力辅助定位

中图分类号: TP29

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2012)12-0145-04

The application of optimization particle filter in gravity aided positioning

LIU Fan-ming, WEI Xing, QIAN Dong, LI Fang-ming

(College of Automation, Harbin Engineering University, 150001 Harbin, China)

Abstract: To overcome the problem that the algorithm is not stability because the observation dimensions increases in gravity gradient aided positioning, the system posterior probability density narrows and the particle degradation of the conventional particle filter intensifies, an improved particle filter based on artificial physics is introduced to optimize the particle distribution. The improved method incorporates Artificial Physics Optimization into resampling process of the generic particle filter to overcome the problem of particle degradation and sample impoverishment. The improved particle filter is applied into gravity gradient aided positioning by combining the sea experiment data of an inertial navigation system. The artificial physical optimization enables to improve particle degradation and optimize algorithm stability. After optimizing, the algorithm is adopted in gravity aided positioning, which has better estimation precision.

Key words: particle filter; artificial physics optimization; gravity aided positioning

近年来, 有学者提出引入群智能方法优化搜索过程, 使先验粒子不断向高似然区移动, 增加粒子多样性、提高滤波性能^[1-4]. 由于其核心在于优化粒子分布, 因此, 优化本身决定了滤波效果. 本文分析了人工物理优化粒子滤波算法 (Artificial physics optical particle filter, APO-PF) 实现粒子优化分布过程, 并将之用于重力辅助惯性导航系统中, 数值实验证明, 算法性能稳定, 能够获得较高的定位精度.

1 人工物理模型

人工物理优化最初多用于解决群机器人的分布式控制问题, 是一种受物理学定律启发而提出的优化算法^[5]. 基本思想是将群机器人系统抽象为一个质点系, 并视解空间中的个体为一个力源. 个体可对周围其他个体施加大小不等的虚拟力, 同时也能感知其他个体施加给自身的虚拟力. 人工物理优化通过感知模型和虚拟力模型, 计算个体所受合力, 并使之在合力作用下向最优值逼近^[6].

感知模型假定个体只具备一定的感知范围. 当个体间距离大于感知范围时, 相互作用力消失.

收稿日期: 2012-07-12.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60834005).

作者简介: 刘黎明(1963—), 男, 教授, 博士生导师.

通信作者: 刘黎明, hrbflm407@hrbeu.edu.cn.

通常采用的二值模型为

$$c(s_i, s_j) = \begin{cases} 1, & d(s_i, s_j) \leq r_s; \\ 0, & d(s_i, s_j) > r_s. \end{cases} \quad (1)$$

式中: $c(s_i, s_j)$ 为 s_i 对 s_j 的感知矩阵; $d(s_i, s_j)$ 为 s_i 与 s_j 之间的欧氏距离; r_s 为感知半径.

在感知范围内, s_i 和 s_j 的作用力大小用虚拟力模型来表示. 虚拟力目前并没有固定的形式. 实际情况中一般根据性能来选取. 本文采用文献[7]的虚拟力模型, 计算式为

$$F_{ij} = K_a(d_{ij} - D_{th}) \frac{x_j - x_i}{d_{ij}}, \quad d(s_i, s_j) < D_{th}; \quad (2)$$

$$F_{ij} = K_r(D_{th} - d_{ij}) \frac{x_j - x_i}{d_{ij}}, \quad d(s_i, s_j) > D_{th}. \quad (3)$$

式中: F_{ij} 为 s_j 对 s_i 的虚拟力大小; D_{th} 为引力和斥力的阈值; K_a 、 K_r 为系数, 可分别用来调整引力和斥力的强度.

在虚拟力模型基础上, 个体 s_i 所受合力定义为所有虚拟力的矢量和, 即

$$F_i = \sum F_{ij}, \quad j = 1, \dots, n, j \neq i. \quad (4)$$

式中: n 为个体数量.

s_i 通过下式更新自身的位置, 完成一次迭代, 即

$$x_i' = x_i + F_i. \quad (5)$$

式中: x_i' 为更新后的位置, 其长度还受到最小位移和最大位移的限制, 即 $x_i' \in [L_{min}, L_{max}]$. 满足优化条件或迭代次数后, 优化算法终止.

人工物理优化具有实现简单、计算量小的特点. 通过优化对象在移动过程中相互作用, 促使优化结果分布性更好^[8]. 在虚拟力模型中, 由于引力和斥力的存在, 可以促使优化对象之间既保持一定密度, 避免探测盲区, 又使优化对象稀疏, 避免过于密集. 从而使算法既保持收敛性又具备全局寻优能力.

2 粒子滤波算法的改进

将人工物理优化引入滤波的重采样过程. 在完成一步预测后, 将得到的候选粒子集视为人工物理解空间中的个体, 通过优化生成新的建议分布, 再对新的粒子集进行权值归一化和重采样. 虚拟力决定粒子的移动轨迹, 为使粒子向高似然区域聚集, 规定为所有粒子受到权值最大粒子的引力. 算法基本步骤如下.

步骤1 初始化. 从 $p(x_0)$ 中采样 $x_0^i |_{i=1}^N$, 权

重 w_0^i 置为 $\frac{1}{N}$. 同时设置感知半径 r_s 阈值 D_{th} , 虚拟力系数 K_a 、 K_r , 迭代次数等参数. 感知矩阵 c , 虚拟力矩阵 F 和当前迭代次数置零.

步骤2 预测. 从 $x_k^i \sim q(x_k^i | x_{k-1}^i, y_k)$ 中采样新粒子集, 粒子权值为

$$w_k^i \propto \frac{p(y_k | x_k^i) \cdot p(x_k^i | x_{k-1}^i) \cdot p(x_{0:k-1}^i | y_{1:k-1})}{q(x_k | x_{0:k-1}, y_{1:k}) \cdot q(x_{x:k-1} | y_{1:k-1})} \propto \frac{p(y_k | x_k^i) \cdot p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k | x_{0:k-1}, y_{1:k})} w_{k-1}^i. \quad (6)$$

步骤3 优化粒子分布. 优化粒子分布包括: 1) 计算粒子间欧氏距离 $d(s_i, s_j)$; 2) 计算感知矩阵 $c(s_i, s_j)$; 3) 计算单个粒子 s_i 的虚拟力; 4) 计算粒子 s_i 受到的合力 $F(i)$; 5) 通过式(5)更新粒子 s_i 的位置; 6) 更新粒子权值.

步骤4 获得新粒子集, 迭代优化结束. 重新按式(6)计算新粒子权值, 并归一化.

步骤5 重采样. 如果有效粒子数 N_{eff} 小于设定的阈值 N_{th} , 粒子滤波算法进行重采样, 返回 $\{\tilde{x}_k^i, \tilde{w}_k^i\} |_{i=1}^N$.

$$\text{步骤6 状态估计. } \hat{x}_k^i = \sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^i \tilde{x}_k^i.$$

从人工物理优化过程可以看出, 由于引入了排斥力, 可以避免粒子集过分聚集, 保证粒子多样性和后验概率密度分布.

3 在重力辅助定位中的应用

将算法应用于重力辅助定位, 对比粒子群优化粒子滤波算法(PSO-PF)及人工物理优化粒子滤波算法(APO-PF)的定位精度, 考察算法的应用效果.

仿真条件: 惯性导航系统单独运行 2 h 后引入重力辅助定位. 算法参数: $r_s = 150$ m, $D_{th} = 10$ m, 滤波初值 $x_0 = 0.1$, $P_0 = 2$, 粒子数为 50, 滤波次数为 100. 取 APO-PF 和 PSO-PF 迭代次数均为 20, 同时, 取 APO-PF 算法和 PSO-PF 算法位置误差初值均为 2 000 m, 粒子数均为 100; 仿真过程中系统噪声选取: 陀螺随机游走 $0.01^\circ/\text{h}$, 加速度计零偏 $50 \mu\text{g}$, 观测噪声 $\sigma_v^2 = 1$ E.

取滤波周期为 10 s, PSO-PF 算法和 APO-PF 算法对系统进行 10 次独立仿真.

图 1 给出了 PSO-PF 算法和 APO-PF 算法 10 次独立仿真位置误差估计的均方根误差 (R_{MSE}) 结果, t 时刻, R_{MSE} 值的计算式为

$$R_{MSE} = \left(\frac{1}{10} \sum_{m=1}^{10} \| (\hat{\varphi}, \hat{\lambda})_t^{\text{APOPF}, (m)} - (\varphi, \lambda)_t^{\text{GPS}, (m)} \|^2 \right)^{\frac{1}{2}}. \quad (7)$$

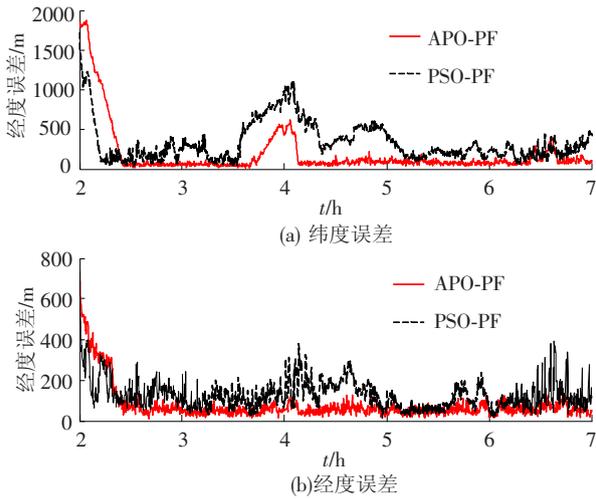


图 1 PSO-PF 算法和 APO-PF 算法的定位误差

计算结果表明, 滤波稳定后 3 ~ 7 h 内, PSO-PF 算法和 APO-PF 算法的定位均方根误差分别为 370.6、133.6 m。图 2 给出了两种算法滤波过

程中几个时刻后验粒子分布. 可以看出随重采样的进行, PSO-PF 算法通过迭代优化使所有粒子向权值最大粒子处集中, 而 APO-PF 算法使粒子向最大权值粒子靠近的同时, 由于虚拟力作用使粒子不会过度集中, 因此更利于全局寻优.

事实上, 重力辅助定位的整体精度受到惯性器件、基准图分辨率、重力场数值特征以及其测量精度等多种因素的影响. 考虑本文仿真时采用了惯性导航系统的实测数据, 其器件精度已经确定, 结合上述算法, 这里分析一下基准图分辨率和测量精度对定位精度的影响. 以图 3 的仿真结果为对比基准, 进行两组实验: 1) 其他条件不变, 基准图分辨率变为 1'; 2) 其他条件不变, 假定重力测量精度为 5 E. 将图 1 的仿真条件记为仿真条件 1, 将新进行的两组实验记为仿真条件 2 和 3, 表 1 给出了相关仿真参数.

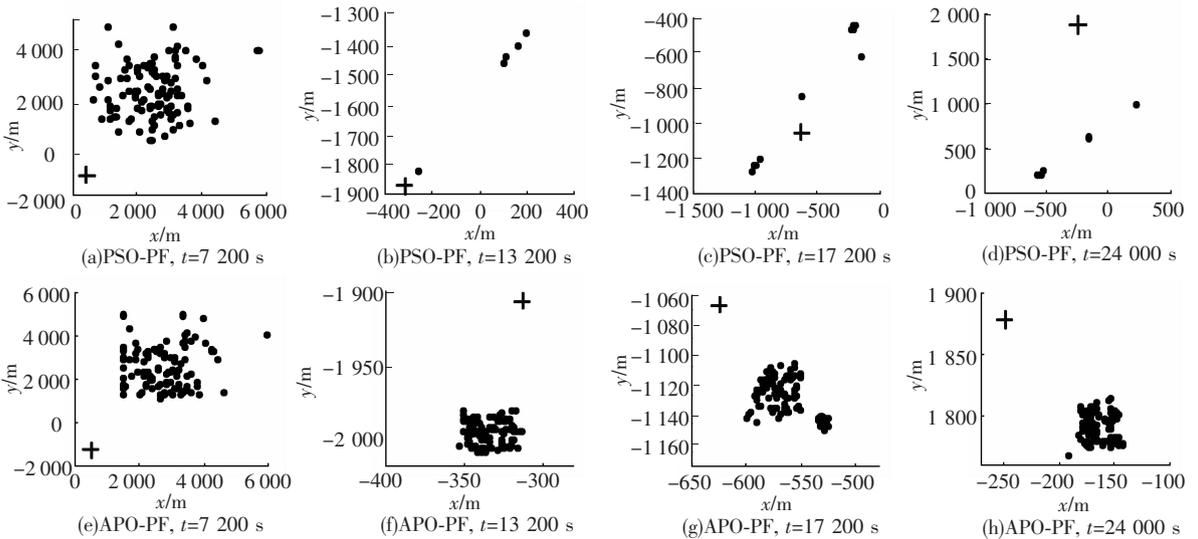


图 2 各时刻后验粒子分布

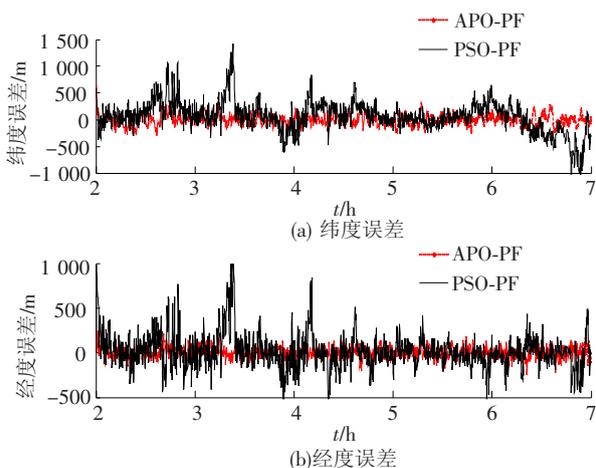


图 3 PSO-PF 算法和 APO-PF 算法的定位误差 (基准图分辨率 1'; 重力测量精度 1 E)

表 1 不同仿真条件采用的参数

仿真条件	重力测量精度/E	基准图分辨率
1	1	30"
2	1	1'
3	5	30"

为检验算法的性能, 按条件 2 和条件 3 仿真. 仿真中, 其他条件与仿真 1 相同. 仍以 PSO-PF 算法作为对比, 图 3 和图 4 分别给出了两种算法在不同条件下的仿真结果.

从图中可以看出, 基准梯度图分辨率降低或重力测量误差变大, 定位精度稍有下降. 相同仿真条件下, APO-PF 算法定位精度优于 PSO-PF 算法. 重力辅助定位的影响因素分析是多方面的, 这里进行的两组仿真实验定性说明了各种条件下重

力梯度辅助定位达到的精度水平,同时也验证了 APO-PF 算法在重力辅助定位中应用的基本性能.

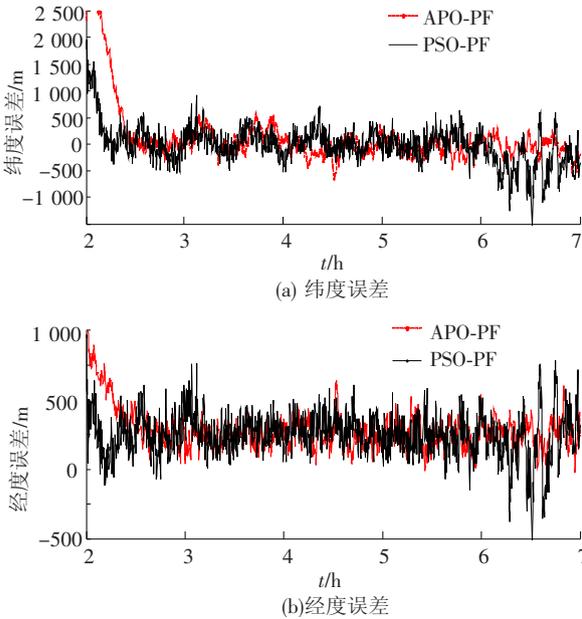


图4 PSO-PF 算法和 APO-PF 算法的定位误差(基准图分辨率 $30''$; 重力测量精度 $5 E$)

4 结 论

1) 利用人工物理优化的粒子滤波算法,通过引入人工物理优化,改善粒子分布,克服了粒子滤波的粒子退化问题. 与其他群智能粒子滤波方法相比,由于引入了排斥力,使粒子在过度聚集时相互排斥,从而自动调整寻优空间,提高了全局优化能力.

2) 仿真结果表明,利用人工物理优化的粒子

滤波算法在提高估计精度的同时,系统具有更好的稳定性,应用于重力辅助定位可以获得更高的定位精度.

参考文献:

- [1] 向礼. 非线性滤波方法及其在导航中的应用研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2009.
- [2] ZHAO J, LI Z Y. Particle filter based on particle swarm optimization resampling for vision tracking [J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37 (12): 8910 - 8914.
- [3] PARK S, HWANG J P, KIM E, *et al.* A new evolutionary particle filter for the prevention of sample impoverishment [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2009, 13(4): 801 - 809.
- [4] XU B L, ZHU J H, XU H G. An ant stochastic decision based particle filter and its convergence [J]. *Signal Processing*, 2010, 90(9): 2731 - 2748.
- [5] WILLIAM M, SPEARS W M, SPEARS D F, *et al.* An overview of physicomimetics [J]. *Swarm Robotics Lecture Notes in Computer Science*, 2005, 3342: 85 - 87.
- [6] XIE L P, ZENG J C. A global optimization based on Physicomimetics framework [C]//The 2009 World Summit on Genetic and Evolutionary Computation. Shanghai: [s. n.], 2009.
- [7] KRIBI F, MINET P, LAOUITI A. Redeploying mobile wireless sensor networks with virtual forces [C]//The 2nd IFIP Wireless Days. Paris: [s. n.], 2009.
- [8] 王艳, 曾建潮. 一种基于拟态物理学优化的多目标优化算法 [J]. *控制与决策*, 2010, 25(7): 1040 - 1044.

(编辑 魏希柱)