

基于粒子群优化的小型无人机 FastSLAM 算法研究

陈含欣, 李志宇, 王从庆
(南京航空航天大学, 南京 210016)

摘要: 针对在无 GPS 环境下的小型无人机自主飞行问题, 提出了一种基于改进的粒子群优化 (IPSO) 的快速同步定位和地图创建 (FastSLAM) 方法—IPSO FastSLAM 算法。IPSO 算法通过引入自适应重采样方法, 有效克服了粒子退化问题, 又减少了过频重采样带来的计算负担。提出了以粒子集多样性测度作为启发因子, 引导重采样后的粒子优化搜索过程, 克服重采样过程造成的样本枯竭问题, 保证粒子集多样性水平最优。最后, 应用该算法对一种小型无人机模型进行仿真实验, 结果验证了该算法正确、可行。

关键词: 小型无人机; 自主飞行; 粒子群优化; 同步定位与地图构建; 自适应重采样

中图分类号: V279 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2016)09-0024-05

FastSLAM Algorithm for SUAV Based on Particle Swarm Optimization Algorithm

CHEN Han-xin, LI Zhi-yu, WANG Cong-qing
(Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: For the autonomous flight of Small Unmanned Aerial Vehicle (SUAV) without GPS, a fast Simultaneous Location and Mapping (FastSLAM) based on Improved Particle Swarm Optimization algorithm (IPSO), i. e., IPSO FastSLAM, is presented. An adaptive resampling method is introduced into the proposed algorithm to effectively overcome the degradation of particles and reduce calculation burden on frequency resampling. But resampling process may cause sample depletion, thus diversity measure of particle sets is put forward as an inspiration factor, leading the particles optimization search process after resampling, to ensure diversity particle set optimal. Finally, simulation research is carried out by using the proposed algorithm on SUAV, and result shows that this method can get better performance on estimation accuracy and feasibility.

Key words: Small Unmanned Aerial Vehicle (SUAV); autonomous flight; particle swarm optimization; simultaneous localization and map building; adaptive resampling

0 引言

小型无人机 (Small Unmanned Aerial Vehicle, SUAV) 是一种能够通过无线遥控或程序来操纵的无人驾驶飞行器。近年来, SUAV 在军事及民用等多领域的应用引起了人们的广泛关注。准确的位姿估计是实现 SUAV 自主飞行、目标跟踪等复杂飞行任务的前提和基础^[1-2]。传统的导航系统都是基于 GPS 信号, 然而在一些特殊环境中, 如城市建筑内部, GPS 信号很弱或缺失, 导致该系统无法正常工作。

同步定位与地图构建 (Simultaneous Localization and Mapping, SLAM) 技术能够实现移动平台利用机载摄像头在未知环境中建立一个地图, 并同时由此地图计算移动平台的运动轨迹的功能^[3]。SLAM 是在 Ayache, Faugeras 和 Chatila, Laumond 工作的基础上, 由 SMITH 等人于 1990 年提出的, 从本质上来说, 它是实现真正的自主导航的关键^[4]。近几年将 SLAM 算法用于陆地、室内和水下载体已经取得了巨大的进步, 对于三维的 SLAM 技术实现也已经开展了一些工作。文献[5]提出一种基于 Rao-Blackwellized 粒子滤波 (RBPF) 的快速同时定位和地图创建 (FastSLAM) 算法, 采用该算法实现了小型无人直升机在 GPS 环境下的单目视觉 SLAM 系统; 文献[6]提出采用遗传算法对粒子进行优化, 该算法增加了样本的多样性, 但却造成了计算量急剧增加; 文献

收稿日期: 2015-08-27

修回日期: 2016-06-27

基金项目: 江苏省科技支撑计划 (BE2014712, BE2010190)

作者简介: 陈含欣 (1990—), 男, 浙江丽水人, 硕士, 研究方向为导航、制导与控制技术。

[7]将 SLAM 技术与惯性导航技术结合组成无人机的导航系统,并提出一种在一定范围内重复测量技术来降低地图特征点的估计协方差;为了解决过多的地图特征点和数据关联问题^[8-9],文献[10]提出了 FastSLAM 算法,采用粒子滤波(Particle Filter, PF)的方法,把 SLAM 分解为定位部分和条件地图部分,能够应用于大规模的室外环境。但是 PF 采用未含当前最新测量数据的状态转移先验分布作为重要性密度函数,经过多次迭代后,产生粒子退化问题。对此,通过自适应重采样方法,既有效克服粒子退化问题,又避免了传统重采样方法造成系统计算量增加的问题^[11]。引入自适应重采样抑制粒子退化,但会造成粒子不再独立,导致样本枯竭^[12]。本文提出以粒子集多样性测度作为启发因子,引导重采样后的粒子优化搜索过程,实现 PF 的粒子集优化。

针对上述 SLAM 算法中的问题,本文提出基于多样性启发因子粒子群优化的 FastSLAM 算法用于 SUAV,并进行仿真研究,仿真的结果验证了该算法的有效性。

1 基于多样性启发因子的粒子群优化算法

粒子群优化(PSO)算法是一种通过个体间的协作与竞争,实现复杂空间中最优解的搜索^[13]。首先生成一组由 m 个粒子组成的初始种群,即在 n 维可行解空间中随机初始化一群粒子,每个粒子都为优化问题的一个解,并由目标函数为之确定一个适应值。速度进化方程引导粒子在空间中运动的距离和方向。通常粒子将追随当前的最优粒子,经逐代搜索追随,最后得到最优解。粒子 i 具有两个属性:位置 $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})^T$ 和速度 $\mathbf{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})^T$,并令粒子 \mathbf{x}_i 个体最优位置为 $\mathbf{p}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in})^T$,种群全局最优位置为 $\mathbf{p}_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gn})^T$ 。每次迭代中,粒子 i 的速度和位置分别为^[14]

$$\mathbf{v}_i^{t+1} = w \cdot \mathbf{v}_i^t + c_1 \cdot r_1 \cdot (\mathbf{p}_i^t - \mathbf{x}_i^t) + c_2 \cdot r_2 \cdot (\mathbf{p}_g^t - \mathbf{x}_i^t) \quad (1)$$

$$\mathbf{x}_i^{t+1} = \mathbf{v}_i^{t+1} + \mathbf{x}_i^t \quad (2)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, n$; w 为惯性权重; c_1 为认知系数; c_2 为社会系数; r_1, r_2 为均匀分布的随机数。

在 PSO 算法中,若群体搜索的随机范围过大,会导致算法收敛速度减慢,若群体搜索范围太小,算法极易陷入局部最优。在该算法中,群体的最优位置被所有粒子感知,并引导所有粒子朝着这个位置更新,这种单趋向性会导致群体多样性快速缺失。对于这些问题,本文提出多样性启发因子的粒子群优化算法,以群体平均点距和有效粒子数为粒子集多样性测度因子,引导粒子的聚散,实现粒子的重新优化分布,保证粒子集多样性。

1.1 群体平均点距

粒子群的多样性可以从粒子的分散程度中看出,多样性较高,表明可以搜索空间中较大的区域,以便得到最优解,但若搜索范围过大,则整个搜索的效率会显著下降,搜索范围过小,则使群体进入局部最优。因此,设计以群体平均点距为多样性测度因子的粒子引导控制,可实现粒子群的聚散,保持粒子群的多样性。

假设粒子群体规模为 n ,搜索空间中最长对角线长度为 l ,第 t 代粒子 i 为 $\mathbf{x}_i^t = (x_{i1}^t, x_{i2}^t, \dots, x_{ij}^t, \dots, x_{in}^t)^T, i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n$,则种群的平均中心为 $\bar{\mathbf{x}}^t = (\bar{x}_1^t, \bar{x}_2^t, \dots, \bar{x}_j^t, \dots, \bar{x}_n^t)$,其中

$$\bar{x}_j^t = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_{ij}^t, \quad (3)$$

则以粒子集中群体的平均点距定义为该粒子集的多样性测度因子 $F_{\text{diversity}}$,即

$$F_{\text{diversity}} = \frac{1}{m \cdot l} \sum_{i=1}^m \sqrt{\sum_{j=1}^n (x_{ij}^t - \bar{x}_j^t)^2} \quad (4)$$

定义粒子集多样性指标上限阈值 H_{max} 和下限阈值 H_{min} 。当粒子集多样性低于下限阈值,即 $F_{\text{diversity}} < H_{\text{min}}$ 时,表明粒子群中粒子过于密集,超过设定值,需要使粒子反方向运动,使粒子群做适当分散,扩大搜索范围,提高粒子群的搜索能力;当粒子集多样性大于上限阈值,即 $F_{\text{diversity}} > H_{\text{max}}$ 时,表明粒子群中粒子过于分散,需要使粒子朝着最佳位置聚集,减小搜索范围。则粒子群的速度进化方程定义为

$$\mathbf{v}_i^{t+1} = w \cdot \mathbf{v}_i^t + e \cdot r_1 \cdot (\mathbf{p}_i^t - \mathbf{x}_i^t) + e \cdot r_2 \cdot (\mathbf{p}_g^t - \mathbf{x}_i^t) \quad (5)$$

式中, e 为多样性启发因子。当 $F_{\text{diversity}} < H_{\text{min}}$,且 e 为 1 时,设置 e 为 -1;当 $F_{\text{diversity}} > H_{\text{max}}$,且 e 为 -1 时,设置 e 为 1。

1.2 群体有效粒子数

PF 使用粒子表达任意分布包括多模的概率密度函数(Probability Density Function),采用带有权重的多个随机样本表示所考虑问题的后验概率分布。但在粒子多次迭代工作后,只有少数粒子权重较大,而大部分粒子权重非常小,且大部分粒子更新资源都用在小权重的粒子上,使估计效率降低,造成粒子退化现象。该问题可以通过重采样来解决,但是频繁重采样会带来不必要的计算,增加计算量。因此,通过判断群体的有效粒子数进行自适应重采样可以提高算法的效率。粒子退化程度采用有效样本(N_{eff})进行度量^[15],即

$$N_{\text{eff}} = \frac{1}{\sum_{i=1}^m (w_i^t)^2} \quad (6)$$

式中, w_i^t 为第 i 个粒子在 t 时刻的权重值。若 N_{eff} 低于

所设阈值,说明粒子退化现象严重,需要通过重采样来改进粒子的分布。

2 基于改进的粒子群优化的 FastSLAM 算法

FastSLAM 算法运用 Rao-Blackwellise 粒子滤波器将联合后验概率估计分解为路径估计问题与环境地标估计问题。因此,一个 SUAV 的 FastSLAM 问题可描述为^[16]

$$p(\mathbf{x}^t, \Theta | \mathbf{z}^t, \mathbf{u}^t, \mathbf{n}^t) = p(\mathbf{x}^t | \mathbf{z}^t, \mathbf{u}^t, \mathbf{n}^t) \cdot \prod_{i=1}^m p(\theta_i | \mathbf{x}^t, \mathbf{z}^t, \mathbf{u}^t, \mathbf{n}^t) \quad (7)$$

式中: $p(\mathbf{x}^t | \mathbf{z}^t, \mathbf{u}^t, \mathbf{n}^t)$ 表示对象路径估计的后验分布; $p(\theta_i | \mathbf{x}^t, \mathbf{z}^t, \mathbf{u}^t, \mathbf{n}^t)$ 表示环境路标的后验分布,通过这样的分解,避免了估计的维数灾难。 $\mathbf{x}^t = \{x_1, x_2, \dots, x_t\}$, $\mathbf{z}^t = \{z_1, z_2, \dots, z_t\}$, $\mathbf{u}^t = \{u_1, u_2, \dots, u_t\}$, $\mathbf{n}^t = \{n_1, n_2, \dots, n_t\}$ 分别表示从初始时刻到 t 时刻 SUAV 的状态量、观测值、控制量和数据关联量的历史信息集合; $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N\}$ 表示 N 个地标构成的环境地图,各地标之间相互独立。

FastSLAM 算法采用 m 个粒子的粒子滤波器进行轨迹估计;采用一个单独的 EKF 对于一个独立的环境地标 θ_i 进行估计。因此,在 FastSLAM 中移动对象共有 m 条轨迹,每条轨迹包含 N 个 EKF 滤波器。其结构可以表示为

$$\mathbf{x}_k^i = [x^{t,i}, \mu_{1,t}^i, \sum_{1,t}^i, \dots, \mu_{j,t}^i, \sum_{j,t}^i, \dots, \mu_{m,t}^i, \sum_{m,t}^i] \quad (8)$$

式中: $x^{t,i}$ 表示第 i 个粒子的路径估计; $\mu_{j,t}^i$ 和 $\sum_{j,t}^i$ 分别为当路径 $x^{t,i}$ 已知时,第 j 个地标的高斯函数的均值和方差。

2.1 采样新位姿

假设 SUAV 的输入控制矢量 \mathbf{u} 包含 3 个部分,速度 \mathbf{v} 和转向角 θ, φ , 即 $\mathbf{u} = [\mathbf{v}, \theta, \varphi]$ 。从采样时刻 t 到 $t+1$ 的间隔内计算 SUAV 的状态估计 $\hat{\mathbf{x}}_{k+1}$ 和协方差矩阵的估计值 \mathbf{p}_{k+1} , 状态估计 $\hat{\mathbf{x}}_{k+1}$ 包括 SUAV 的姿态估计 $\hat{\mathbf{x}}_{s_k}$ 和地标状态估计 $\hat{\mathbf{x}}_l$, 即

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1} = \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_k, \hat{\mathbf{u}}_k) = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_{s_{k+1}} \\ \hat{\mathbf{x}}_l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{h}_s(\hat{\mathbf{x}}_{s_k}, \hat{\mathbf{u}}_k) + \mathbf{Q} \\ \hat{\mathbf{x}}_l + \mathbf{R} \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\mathbf{p}_{k+1} = \begin{bmatrix} \nabla \mathbf{h}_{x_{s_k}} \mathbf{p}_{s_k} & \nabla \mathbf{h}_{x_{s_k}}^T + \nabla \mathbf{h}_{u_k} U_k \nabla \mathbf{h}_{u_k}^T & \nabla \mathbf{h}_{x_{s_k}} \mathbf{p}_{s_l} \\ (\nabla \mathbf{h}_{x_{s_k}} \mathbf{p}_{s_k})^T & & \mathbf{p}_l \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中: \mathbf{p}_{s_k} 和 \mathbf{p}_l 分别为与 SUAV 状态 $\hat{\mathbf{x}}_{s_k}$ 和地标状态 $\hat{\mathbf{x}}_l$ 相关联的误差协方差矩阵; \mathbf{p}_{s_l} 为 SUAV 与地标间的协方差矩阵; $\nabla \mathbf{h}_s, \nabla \mathbf{h}_u$ 分别为 SUAV 姿态更新方程

$\mathbf{h}_s(\hat{\mathbf{x}}_{s_k}, \hat{\mathbf{u}}_k)$ 关于姿态 \mathbf{x}_s 和输入控制量 \mathbf{u} 的雅克比矩阵; \mathbf{Q} 和 \mathbf{R} 分别为系统噪声与测量噪声方差矩阵。假设在 Δt 时间间隔内, SUAV 是线性运动的, 则 SUAV 的运动方程可表示为

$$\hat{\mathbf{x}}_{s_{k+1}} = \begin{bmatrix} \hat{x}_{s_{k+1}} & \hat{y}_{s_{k+1}} & \hat{z}_{s_{k+1}} & \hat{\theta}_{s_{k+1}} & \hat{\varphi}_{s_{k+1}} \end{bmatrix}^T = \mathbf{h}_s(\hat{\mathbf{x}}_{s_k}, \hat{\mathbf{u}}_k) = \begin{bmatrix} \hat{x}_{s_k} + v_k \cdot \Delta t \cdot \cos(\hat{\theta} + \Delta t \cdot \omega_\theta) \cdot \sin(\hat{\varphi} + \Delta t \cdot \omega_\varphi) \\ \hat{y}_{s_k} + v_k \cdot \Delta t \cdot \cos(\hat{\theta} + \Delta t \cdot \omega_\theta) \cdot \cos(\hat{\varphi} + \Delta t \cdot \omega_\varphi) \\ \hat{z}_{s_k} + v_k \cdot \Delta t \cdot \sin(\hat{\theta} + \Delta t \cdot \omega_\theta) \\ \hat{\theta} + \Delta t \cdot \omega_\theta \\ \hat{\varphi} + \Delta t \cdot \omega_\varphi \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中: Δt 为采样时刻; $\omega_\theta, \omega_\varphi$ 分别为 SUAV 的俯仰角速度和偏航角速度。

特征点的观测值由其相对于 SUAV 的距离 r 和角度 θ, φ 来表示, 即 $\mathbf{z} = [r, \theta, \varphi]$, 则 k 时刻的第 i 个特征点的观测方程可以表示为

$$\hat{\mathbf{z}}_k^i = \mathbf{g}(\hat{\mathbf{x}}_k) = \begin{bmatrix} \sqrt{(\hat{x}_i - \hat{x}_{s_k})^2 + (\hat{y}_i - \hat{y}_{s_k})^2 + (\hat{z}_i - \hat{z}_{s_k})^2} \\ \arctan\left(\frac{\hat{z}_i - \hat{z}_{s_k}}{\sqrt{(\hat{x}_i - \hat{x}_{s_k})^2 + (\hat{y}_i - \hat{y}_{s_k})^2}}\right) - \hat{\theta}_{s_k} \\ \arctan\left(\frac{\hat{y}_i - \hat{y}_{s_k}}{\hat{x}_i - \hat{x}_{s_k}}\right) - \varphi_{s_k} \end{bmatrix} \quad (12)$$

2.2 更新路标并自适应重采样

通过传感器获得实际的量测值 z_t , 计算相应的雅克比矩阵, 分别对后验增广状态估计及其协方差矩阵进行更新, 即

$$\mu_{i,t+1}^+ = \mu_{i,t+1}^- + \mathbf{K}_{i,t+1} \cdot \mathbf{v}_{i,t+1} \quad (13)$$

$$\Sigma_{i,t+1}^+ = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{i,t+1} \cdot \mathbf{G}_\theta) \Sigma_{i,t+1}^- \quad (14)$$

式中: $\mathbf{v}_{i,t+1} = z_t - \hat{z}_t$; $\mathbf{u}_{i,t+1}$ 和 $\Sigma_{i,t+1}^-$ 分别为第 i 个路标特征点的卡尔曼滤波均值和方差; $\mathbf{K}_{i,t+1}$ 为第 i 路标特征点在 $t+1$ 时刻的滤波增益矩阵; \mathbf{G}_θ 为观测方程关于路标位置的雅克比矩阵。FastSLAM 中权重为目标分布与建议分布的比值^[17], 即

$$w_i^m = \frac{\text{目标分布}}{\text{建议分布}} = \frac{p(\mathbf{x}^{t,m} | \mathbf{z}^t, \mathbf{u}^t, \mathbf{n}^t)}{p(\mathbf{x}^{t,m} | \mathbf{z}^{t-1}, \mathbf{u}^t, \mathbf{n}^{t-1})} \quad (15)$$

PF 算法存在着退化现象, 随着迭代次数的增加, 最后仅有某一个归一化重要性权值趋于 1, 其他的权值就趋于 0, 可忽略不计, 这样使得样本集不能体现所要表达的后验概率密度, 同时使得大量计算浪费在几

乎不起任何作用的粒子更新上。

本文采用重要性重采样技术来克服退化现象。通过对粒子和相应权值表示的概率密度函数进行重新采样,去除那些权值小的粒子,并复制权值大的粒子,重采样通过过滤掉样本集中权重较低的样本,保留高权重样本,使权重集中在权重大的样本上,解决退化问题。

2.3 粒子群优化

基于多样性启发因子的粒子群优化 FastSLAM 算法,将重采样得到的粒子集作为初始种群。在本文中,将 FastSLAM 粒子滤波重要性权重作为高斯粒子群适应度函数,粒子的权重越大,说明粒子的估计值与真实值越接近,位姿估计一致性越好,该粒子作为最优估计值的可能性越大。计算 $F_{diversity}$, 当 $F_{diversity}$ 小于 H_{min} 或大于 H_{max} , 则通过式(1)和式(2)进行基于多样性启发因子的粒子群速度更新方程更新粒子集的分布,使粒子集更接近真实后验概率密度。

3 仿真实验与分析

仿真实验在 MatlabR2008a 环境下运行。SUAV 上采用传感器视角为 180° , 探测距离为 30 m, SUAV 在三维空间中做俯仰和偏航运动,以 3 m/s 的线速度、0.70 rad/s 的角速度从坐标原点开始运动。SUAV 的控制时间间隔为 0.025 s, 观测间隔为 0.2 s。在三维空间中设定 16 个轨迹点构成闭合回路(预计轨迹),并设置了 28 个路标点。分别对 FastSLAM 算法和基于粒子群优化的 FastSLAM 算法进行仿真,得到 SUAV 的实际飞行轨迹和路标估计。

其中, SUAV 的初始状态值为 $x_0 = [0 \ 0 \ 0 \ 0.1 \ 0.1]^T$, 系统噪声与测量噪声方差分别为 $Q = [0.81 \ 0 \ 0; 0 \ 0.0076 \ 0; 0 \ 0 \ 0.0076]$, $R = [0.25 \ 0 \ 0; 0 \ 0.0076 \ 0; 0 \ 0 \ 0.0076]$ 。

图 1 ~ 图 2 分别为 FastSLAM 算法和基于粒子群优化的 FastSLAM 算法运行结果。从最后的粒子群分布和预计轨迹与实际轨迹对比可以看出,基于群体平均点距来优化粒子群的集散可以有效地引导粒子集的搜索移动过程,使粒子集更接近真实后验概率密度。

图 3 ~ 图 4 分别为 FastSLAM 算法和基于粒子群优化的 FastSLAM 算法在 SUAV 运动过程中的位置、姿态误差和路标误差对比图。

从表 1 可以看出,采用改进的基于粒子群优化的 FastSLAM 算法可提高定位与建图的准确性和快速性。

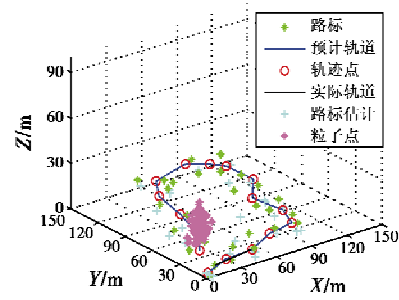


图 1 FastSLAM 仿真运行结果

Fig. 1 Simulation result of FastSLAM

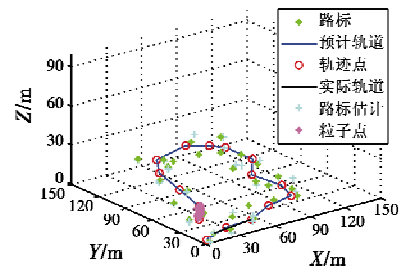
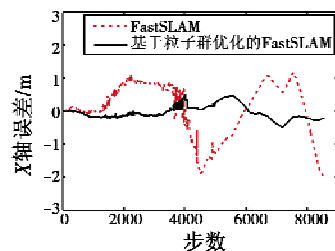


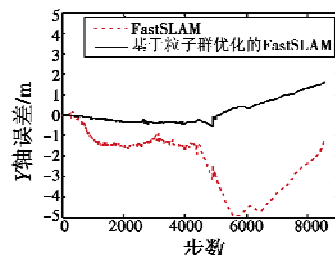
图 2 基于粒子群优化的 FastSLAM 仿真运行结果

Fig. 2 Simulation result of FastSLAM based on

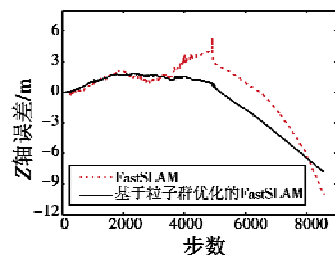
particle swarm optimization



a 两种算法在SUAV的X轴误差对比



b 两种算法在SUAV的Y轴误差对比



c 两种算法在SUAV的Z轴误差对比

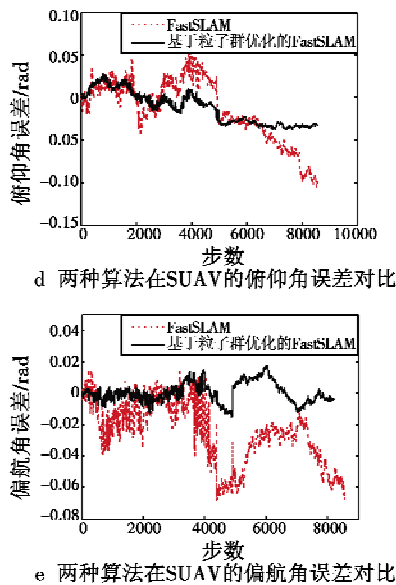


图3 两种算法在SUAV的位姿误差对比
Fig.3 Comparison of pose error of SUAV in the two algorithms

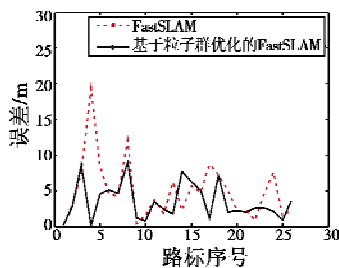


图4 两种算法在SUAV中路标误差对比
Fig.4 Comparison of signpost error of SUAV in the two algorithms

表1 实验数据对比

Table 1 Comparison of experimental data

算法	t/s	X轴最大误差/m	Y轴最大误差/m	Z轴最大误差/m	偏航角最大误差/rad	俯仰角最大误差/rad
FastSLAM	625	1.875	4.714	6.362	0.078	0.075
基于粒子群优化的FastSLAM	551	0.492	1.323	6.021	0.035	0.019

4 结论

在传统的FastSLAM算法上通过引入自适应重采样方法,有效克服粒子退化问题,减少了过频重采样带来的计算负担。并且本文提出以粒子集多样性测度作为启发因子,引导重采样后的粒子优化搜索过程,保证粒子集多样性水平最优,在一定程度上解决了由重采样过程造成的样本枯竭问题。同时本文给出了SUAV运动方程和观测方程,提出一种基于粒子群优化的SUAV的视觉SLAM算法。通过仿真实验表明,该方法

提高了SUAV的同步定位与建图的准确性和快速性。

参考文献

- [1] DISSANAYAKE M W M G, NEWMAN P, CLARK S, et al. A solution to the Simultaneous Localization and Map building (SLAM) problem [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2001, 17(3):229-241.
- [2] 刘卫华,王希彬,周强.基于容积粒子滤波的无人机FastSLAM算法研究[J].系统仿真技术,2014,10(3):234-238. (LIU W H, WANG X B, ZHOU Q. FastSLAM algorithm based on cubature particle filtering algorithm for UAV [J]. System Simulation Technology, 2014, 10 (3): 234-238.)
- [3] 王超磊,王田苗,梁建宏,等.小型无人直升机单目视觉FastSLAM研究[J].高技术通讯,2013,23(10):1061-1067. (WANG C L, WANG T M, LIANG J H, et al. Research on monocular visual FastSLAM for a small unmanned helicopter [J]. High Technology Letters, 2013, 23 (10):1061-1067.)
- [4] 曲丽萍.移动机器人同步定位与地图构建关键技术的研究[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2013. (QU L P. Research on key technologies of simultaneous location and mapping for mobile robot [D]. Harbin:Harbin Engineering University, 2013.)
- [5] 王希彬,赵国荣,寇昆湖.无人机视觉SLAM算法及仿真[J].红外与激光工程,2012,41(6):1653-1658. (WANG X B, ZHAO G R, KOU K H. UAV vision SLAM algorithm and simulation [J]. Infrared and Laser Engineering, 2012, 41(6):1653-1658.)
- [6] 叶龙,王京玲,张勤.遗传重采样粒子滤波器[J].自动化学报,2007,33(8):885-887. (YE L, WANG J L, ZHANG Q. Genetic resampling particle filter [J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(8):885-887.)
- [7] SAZDOVSKI V, SILSON P M G. Inertial navigation aided by vision-based simultaneous localization and mapping [J]. IEEE Sensors Journal, 2011, 11(8):1646-1656.
- [8] JUNG I K, LACROIX S. High resolution terrain mapping using low altitude aerial stereo imagery[C]//The Ninth IEEE International Conference on Computer Vision, 2003:946-951.
- [9] 李秀智,居鹤华.一种基于粒子滤波的月球车同时定位与地图创建方法[J].宇航学报,2009,30(5):1891-1895. (LI X Z, JU H H. A simultaneous localization and map-building method for lunar rover based on particle filter [J]. Journal of Astronautics, 2009, 30(5):1891-1895.)
- [10] 王闯,卢健,黄杰. AUV同时定位与跟踪算法研究[J].西安工程大学学报,2014,28(5):556-562. (WANG

(下转第54页)

参 考 文 献

- [1] 何友,修建娟,张晶炜,等. 雷达数据处理及应用[M]. 2版. 北京:电子工业出版社,2009:184-185. (HE Y, XIU J J, ZHANG J W, et al. Radar data processing with applications[M]. 2nd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2009:184-185.)
- [2] SEPTIER F, PANG SK, GODSILL S, et al. Tracking of coordinated groups using marginalized MCMC-based particle algorithm[J]. IEEE Transactions on Auto Control, 2009, 31(2):1-11.
- [3] 何友,王海鹏,熊伟,等. 基于相对位置矢量的群目标灰色精细航迹起始算法[J]. 航空学报, 2012, 33(10):1850-1863. (HE Y, WANG H P, XIONG W, et al. Gray refined track initiation algorithm of group targets based on relative position vector[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2012, 33(10):1850-1863.)
- [4] CLARK D, GODSILL S. Group target tracking with the Gaussian mixture probability hypothesis density filter [C]//The 3rd International Conference on Intelligent sensors, Sensor Networks and Information Processing, 2007:149-154.
- [5] 耿文东. 编队目标跟踪综述[C]//第十届全国雷达学术年会,北京,2008:367-371. (GENG W D. Summarizing of group-target tracking[C]//The 10th China Radar Conference, Beijing, 2008:367-371.)
- [6] 邢凤勇,熊伟,王海鹏. 基于聚类 and Hough 变换的多编队航迹起始算法[J]. 海军航空工程学院学报, 2010, 25(6):624-628. (XING F Y, XIONG W, WANG H P. A formation target track initiation algorithm based on clustering and Hough transform [J]. Journal of Naval Aeronautical and Astronautical University, 2010, 25(6):624-628.)
- [7] 周大庆,耿文东,倪春雷. 基于编队目标重心的航迹起始方法研究[J]. 无线电工程, 2010, 40(2):32-34. (ZHOU D Q, GENG W D, NI C L. Study of track initiation method based on barycenter of formation target[J]. Radio Engineering of China, 2010, 40(2):32-34.)
- [8] 何佳洲,彭思鹏,敬忠良. 数据初始互联的自适应有限记忆法[J]. 光电工程, 2010, 37(9):1-7. (HE J Z, PENG S P, JING Z L. An adaptive limited memory approach to data initial association [J]. Opto-Electronic Engineering, 2010, 37(9):1-7.)
- (上接第 28 页)
- C, LU J, HUANG J. Algorithms research of simultaneous localization and tracking for AUVs [J]. Journal of Xi'an Polytechnic University, 2014, 28(5):556-562.)
- [11] 刘利枝,蔡自兴. 基于改进的粒子群优化的 FastSLAM 方法[J]. 高技术通讯, 2011, 21(4):422-427. (LIU L M, CAI Z X. An approach to FastSLAM based on improved particle swarm optimization algorithm [J]. High Technology Letters, 2011, 21(4):422-427.)
- [12] 杜航原,郝燕玲,高忠强,等. 基于鲁棒非线性卡尔曼滤波的自适应 SLAM 算法[J]. 宇航学报, 2012, 33(5):620-627. (DU H Y, HAO Y L, GAO Z Q, et al. An adaptive SLAM algorithm based on robust unscented Kalman filter [J]. Journal of Astronautics, 2012, 33(5):620-627.)
- [13] MONTEMERLO M, THRUN S, KOLLER D, et al. FastSLAM; a factored solution to the simultaneous localization and mapping problem [C]//The 8th National Conference on Artificial Intelligence, and 14th Conference on Innovative Applications of Artificial Intelligence, Edmonton: AAAI/IAAI, 2002:593-598.
- [14] LI X, AOUF N. Cooperative vSLAM based on UAV application [C]//IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. Guangzhou:2012:914-919.
- [15] NEMRA A, AOUF N. Experimental airborne NH_{∞} vision-based simultaneous localization and mapping in unknown environments [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C; Journal of Aerospace Engineering, 2010, 224(12):1253-1270.
- [16] TITERTON D, WESTON J L. Strapdown inertial navigation technology [M]. 2nd ed. London: IET, 2004.
- [17] MONTEMERLO M, THRUN S. FastSLAM; a scalable method for the simultaneous localization and mapping problem in robotics [M]. London: Springer, 2007.