

doi: 10.7690/bgzdh.2020.02.021

融合渐消无迹粒子滤波与高斯重采样的 FastSLAM 算法

朱友帅^{1,2}, 袁明新^{1,2}, 姜 烽^{1,2}, 张全兵^{1,2}

(1. 江苏科技大学机械工程学院, 江苏 镇江 212003;

2. 张家港江苏科技大学产业技术研究院, 江苏 张家港 215600)

摘要: 为解决快速同步定位与地图构建算法因粒子退化导致 SLAM (simultaneous location and mapping) 估计精度不佳的问题, 提出一种融合渐消自适应无迹粒子滤波与高斯分布重采样的 FastSLAM 算法。通过融合渐消滤波和无迹粒子滤波, 产生一种自适应提议分布, 利用高斯分布对高权重粒子进行分散得到新粒子。建立机器人运动模型和观测模型, 并在仿真环境中进行性能验证。仿真结果表明: 该算法能有效地缓解粒子退化, 增加系统稳定性, 提高 SLAM 估计精度。

关键词: 同步定位与地图构建; 粒子退化; 自适应提议分布; 高斯分布重采样

中图分类号: TP302 **文献标志码:** A

FastSLAM Algorithm Based on Combining Fading Unscented Particle Filtering and Gaussian Re-sampling

Zhu Youshuai^{1,2}, Yuan Mingxin^{1,2}, Jiang Feng^{1,2}, Zhang Quanbing^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering, Jiangsu University of Science & Technology, Zhenjiang 212003, China;

2. Zhangjiagang Industrial Technology Research Institute, Jiangsu University of Science & Technology, Zhangjiagang 215600, China)

Abstract: To solve the low estimating accuracy of SLAM (simultaneous location and mapping) caused by particle degradation in fast simultaneous location and mapping algorithm, a FastSLAM algorithm which combine fading adaptive unscented particle filtering and Gaussian distributed re-sampling is proposed. An adaptive proposal distribution was generated by combining fading filtering and unscented particle filtering, and the high-weight particles were dispersed by Gaussian distribution to get new particles. The motion model and observation model of robot were established, and the performance was tested in simulation environment. The simulation result shows that, the algorithm can effectively alleviate particle degradation, increase system stability and improve SLAM estimation accuracy.

Keywords: simultaneous location and map establishment; particle degradation; adaptive proposal distribution; Gaussian distribution re-sampling

0 引言

同步定位与地图构建 (SLAM) 是机器人未知环境中自主定位和导航的关键技术之一^[1]。常见解决方案主要有基于扩展卡尔曼滤波 (extended Kalman filter, EKF) 的 SLAM 和 FastSLAM^[2-3]。EKF-SLAM 存在计算复杂、数据关联困难等问题, 为此, Montemerlo 提出了 FastSLAM, 基于 RBPF (Rao-Blackwellized particle filter), 利用加权的随机样本来逼近估计状态的后验分布。随着迭代的不断进行, 粒子权重方差增加, 将有大量无效低权重粒子存在, 通过复制高权重粒子的重采样虽能降低权重方差, 但会忽略很多有用粒子, 从而导致粒子退化。

为此, Kim 等^[4]提出 UFastSLAM (Unscented

FastSLAM), 在预测阶段应用无迹变换来改进提议分布, 提高了估计精度, 但其重采样方式和 FastSLAM 相同, 仍会有严重的粒子退化; Havangi^[5]通过边缘扩展粒子滤波改善提议分布, 获得更佳的状态估计; 罗元等^[6]利用退火参数获得一种混合提议分布, 更接近位姿真实状态, 提高了建图精度。吕太之使用基于平方根无迹粒子滤波的提议分布, 降低了线性化误差; 刘丹等^[7]将渐消滤波与 EKF 相结合获得自适应的提议分布, 提高了采样精度, 但 EKF 线性化误差较大; 吴迎国等^[8]用改进的差分进化算法替代重采样, 改善了粒子退化。以上方案大多获取固定的提议分布, 未能充分利用当前观测值; 重采样的改进多是在有效粒子的判断上, 而直接复制高权重粒子的方式没变, 粒子退化的改善比较有

收稿日期: 2019-11-02; 修回日期: 2019-12-08

基金项目: 国家自然科学基金(61105071); 江苏科技大学张家港校区研究生创新工程(128180206)

作者简介: 朱友帅(1992—), 男, 江苏人, 硕士, 从事移动机器人自主导航技术研究。E-mail: zysforwork@163.com。

限。为此，笔者通过自适应提议分布逼近位姿估计粒子的后验分布，通过高斯分布重采样增加粒子多样性，从而进一步提高 SLAM 估计精度。

1 FastSLAM2.0 算法基本思想

FastSLAM2.0 是利用了条件的独立性，用 RBPF 将 SLAM 后验估计分解为低维估计：独立的机器人定位和相应环境特征估计^[9]。用粒子滤波估计机器人路径，用 EKF 估计环境特征^[10]。当机器人路径确定时，各个特征路标的估计是独立的，因此，可以将环境地图估计转化成一个个独立的特征估计。移动机器人 SLAM 后验分解如下：

$$p(x_{1:t}, m | z_{1:t}, u_{1:t}, c_{1:t}) = \underbrace{p(x_{1:t} | z_{1:t}, u_{1:t}, c_{1:t})}_{\text{机器人路径估计}} \cdot \prod_{j=1}^N \underbrace{p(m_j | x_{1:t}, z_{1:t}, c_{1:t})}_{\text{环境路标位置估计}} \quad (1)$$

式中： $m = \{m_1, m_2, \dots, m_j\}$ 为环境地图， m_j 为一个特征路标； N 表示地图中特征的个数； $x_{1:t}$ 和 $c_{1:t}$ 分别为 t 时刻前机器人路径集合和路标数据关联集合； $z_{1:t}$ 和 $u_{1:t}$ 分别为 t 时刻以前的测量值和控制量集合。 t 时刻第 i 个粒子可表示为

$$X_i^t = \langle x_i^t, \langle \mu_{1,t}^i, \Sigma_{1,t}^i \rangle, \dots, \langle \mu_{N,t}^i, \Sigma_{N,t}^i \rangle \rangle \quad (2)$$

式中： i 为粒子的索引； x_i^t 为第 i 个粒子对应的机器人路径估计； $\mu_{N,t}^i, \Sigma_{N,t}^i$ 分别为第 i 个粒子对应的地图中，第 N 个环境路标位置的均值和协方差。

2 融合 FAUPF 与 GDR 的 FastSLAM 算法

笔者提出的 FAUPF-GFastSLAM 算法，针对影响 SLAM 估计精度的 2 个主要方面：提议分布和重采样，做相应改进。利用 FAUPF (fading adaptive unscented particle filtering) 获取自适应提议分布，利用 GDR (Gaussian distributed resampling) 分散重采样中的高权重粒子。

2.1 基于 FAUPF 的提议分布函数

考虑非线性动态系统：

$$x_t = f(x_{t-1}) + v_{t-1}; \quad (3)$$

$$z_t = h(x_t) + \omega_t. \quad (4)$$

式中： x_t, z_t 是 t 时刻系统的状态向量和观测向量； $v_t \sim N(0, Q_t), \omega_t \sim N(0, R_t)$ 分别为过程噪声和观测噪声， Q_t 和 R_t 分别为相应噪声的协方差矩阵。

1) 渐消滤波，其参数可自适应调节，通过渐消因子限制滤波器的记忆长度，能有效地利用最新测

量的数据。渐消因子有 2 种求法：最速下降法和一步算法。由于前者计算公式复杂，笔者采用后者。

$$\alpha_t = \max \{1, \text{tr}(A_t) \text{tr}(B_t)^{-1}\}. \quad (5)$$

式中， $\text{tr}(\cdot)$ 为求迹函数， A_t, B_t 在非线性滤波算法中公式如下：

$$A_t = V_t V_t^T - H_t Q_t H_t^T - R_t; \quad (6)$$

$$B_t = H_t F_t P_t F_t^T H_t^T. \quad (7)$$

式中： $V_t = z_t - h(x_t), H_t = \left. \frac{\partial h}{\partial x} \right|_{x=x_t}, F_t = \left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{x=x_t}; P_t$

是系统状态的协方差矩阵。

2) 无迹粒子滤波，结合无迹卡尔曼滤波和粒子滤波的优点，通过无迹变换选取 Sigma 点作为采样点，逼近状态向量的后验分布。

$$\left. \begin{aligned} \chi_{t-1}^0 &= \bar{x}_{t-1} \\ \chi_{t-1}^i &= \bar{x}_{t-1} + (\sqrt{(n+\kappa)P_{t-1}})_i, i=1, \dots, n \\ \chi_{t-1}^i &= \bar{x}_{t-1} - (\sqrt{(n+\kappa)P_{t-1}})_i, i=n+1, \dots, 2n \end{aligned} \right\}. \quad (8)$$

由上式构造 $2n+1$ 个 Sigma 采样点。

式中： $\kappa = \rho^2(n+\lambda) - n$ 为尺度参数； n 为状态向量维数； λ 为次级尺度参数，一般取 $3-n$ ； ρ 调节 Sigma 点在 x_t 周围的分布。

Sigma 点集通过式(3)状态函数变换，加权后得到系统状态的一步预测均值和方差：

$$\bar{x}_{t|t-1} = \sum_{i=0}^{2n} w_m^i \chi_{t|t-1}^i; \quad (9)$$

$$P_{t|t-1} = \sum_{i=0}^{2n} w_c^i (\bar{x}_{t|t-1} - \chi_{t|t-1}^i)(\bar{x}_{t|t-1} - \chi_{t|t-1}^i)^T. \quad (10)$$

式中 w_m^i 和 w_c^i 分别为均值权值和方差权值。

Sigma 点集通过式(4)观测函数变换，加权后得到系统观测的一步预测均值、协方差和互协方差：

$$\bar{z}_{t|t-1} = \sum_{i=0}^{2n} w_m^i Z_{t|t-1}^i; \quad (11)$$

$$P_{zz,t} = \sum_{i=0}^{2n} w_c^i (\bar{z}_{t|t-1} - Z_{t|t-1}^i)(\bar{z}_{t|t-1} - Z_{t|t-1}^i)^T; \quad (12)$$

$$P_{xz,t} = \sum_{i=0}^{2n} w_c^i (\bar{x}_{t|t-1} - \chi_{t|t-1}^i)(\bar{z}_{t|t-1} - Z_{t|t-1}^i)^T. \quad (13)$$

系统状态增益矩阵为

$$K_t = P_{xz,t} P_{zz,t}^{-1}. \quad (14)$$

3) 状态更新，将渐消滤波与无迹粒子滤波结合，代入渐消因子 α_t ，计算更新后状态的均值和协方差：

$$x_t^i = \bar{x}_{t|t-1}^i + \mathbf{K}_t(z_t^i - \bar{z}_{t|t-1}^i); \quad (15)$$

$$\mathbf{P}_t^i = \mathbf{P}_{t|t-1}^i - \alpha_t \mathbf{K}_t \mathbf{P}_{z,t} \mathbf{K}_t^T. \quad (16)$$

产生的提议分布 $N(x_t^i, \mathbf{P}_t^i)$ ，权值方差 \mathbf{P}_t^i 可通过 α_t 来调节。此外，渐消滤波和无迹变换有效地利用了最新观测值，使得提议分布更接近后验分布。

2.2 新位姿采样

从提议分布 $N(x_t^i, \mathbf{P}_t^i)$ 中采样得到新粒子集。

2.3 更新观察得到的环境特征

根据以下概率公式更新观测到的路标。

$$p(m_{c_t} | x_{t-1}, z_{t-1}, u_{t-1}, c_{t-1}) = \eta \cdot p(z_t | m_{c_t}, x_t, c_t) \cdot p(m_{c_t} | x_{t-1}, z_{t-1}, u_{t-1}, c_{t-1}). \quad (17)$$

每个路标 m_j 由它在空间中的位置和数据关联 c_t 描述。路标是否更新，取决于时刻 t 地图中是否已有特征 m_j ；若没有，即 $j \neq c_t$ ，则将新的路标直接融入到地图中；若已有，即 $j = c_t$ ，则更新这些路标的均值和协方差。

2.4 计算粒子权值

计算第 i 个粒子的重要性权值 w_t^i 并归一化：

$$w_t^i = \frac{\text{目标分布}}{\text{提议分布}} = \frac{p(x_t^i | u_{t-1}, z_{t-1}, c_{t-1})}{N(x_t^i, \mathbf{P}_t^i)}; \quad (18)$$

$$\tilde{w}_t^i = \frac{w_t^i}{\sum_{i=1}^n w_t^i}. \quad (19)$$

2.5 GDR 重采样

基本的重采样采用舍弃低权重粒子，复制高权重粒子的方法来减小权值方差。这样将丧失粒子间的独立性，引起粒子退化。GDR 用高斯分布替代简单的复制方式来分散高权重粒子，从而获得分布更密集新粒子，能够更准确地描述重采样信息，缓解粒子退化。步骤如下：

1) 通过改进的权重累积和 CSW (cumulative sum of the weight) 方法，将粒子按权重排序。图 1(a) 给出了示意图，其中弧线宽度代表权重大小，竖线代表累积和采样界限。粒子按权重排序后，低权重粒子不易占据采样边界，从而使高权重粒子被采样的次数相应增加。

2) 用高斯分布分散高权重粒子，图 1(b) 给出了示意图，得到的粒子与权重成正比，个数与进入采样区粒子相同。 \bar{x}_t 为粒子状态向量。高斯分布的均

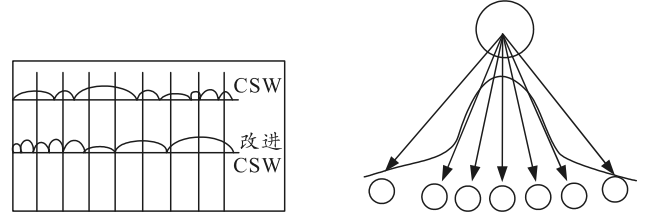
值和方差如下：

$$\bar{x}_t^k \sim N(\bar{x}_t, \Sigma_t); \quad (20)$$

$$\Sigma_t = \frac{\zeta}{w_t^i}. \quad (21)$$

式中： ζ 是高斯分布调整参数； \bar{x}_t^k 是分散后的新粒子； \bar{x}_t^i 是高斯分布的均值； Σ_t 是分散后粒子的方差。

3) 设置 Σ_t 分散高权重粒子获取新粒子。



(a) CSW 与改进 CSW 对比 (b) 高斯分布分散高权重粒子

图 1 GDR 算法

2.6 FAUPF-GFastSLAM 算法流程

1) 初始化粒子集，根据先验估计生成 $t=0$ 时刻的初始位姿向量 $\{x_0^i\}$ ，平均分配粒子权值为 $w_0^i=1/M$ ， $i=1, 2, \dots, M$ ， M 为粒子个数。

2) 新位姿采样，通过 FAUPF 获取自适应提议分布 $x_t^i \sim N(x_t^i, \mathbf{P}_t^i)$ ，并从中采样获得新粒子。

3) 更新观察到的特征路标，判断 t 时刻地图中是否已有特征 m_j ；若没有，即 $j \neq c_t$ ，则将新的路标直接融入到地图中；若已有，即 $j = c_t$ ，则更新这些路标位置的均值和协方差。

4) 计算粒子权值，对得到的新粒子，利用式 (18)、(19) 更新粒子权值并归一化处理。

5) 高斯分布重采样，用改进的 CSW 将粒子按权重排序，并计算权重的累积和。利用式 (20) 和式 (21) 得到经过 GDR 重采样的新粒子。

6) 若需要计算下一时刻位姿，回到 2)。

3 仿真实验

为了验证文中算法的有效性，基于澳大利亚野外机器人中心 Tim Bailey 公开的仿真环境，在主频 2.5 GHz、4 G 内存、英特尔 i5-3210M 电脑上进行性能测试，将结果与 FastSLAM2.0 和 UFastSLAM 算法进行对比。仿真器中实验参数见表 1。

表 1 仿真器中实验参数配置

机器人参数	数值	雷达参数	数值
移动速度/(m/s)	3	观测范围/m	20
最大转向角/(°)	30	观测频率/Hz	50
轴距/m	2	时间间隔/s	0.025

仿真器中的机器人运动模型为：

$$\begin{bmatrix} x_t \\ y_t \\ \varphi_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{t-1} \\ y_{t-1} \\ \varphi_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_t \Delta t \cos(\varphi_{t-1} + \gamma) \\ v_t \Delta t \sin(\varphi_{t-1} + \gamma) \\ \frac{v_t \Delta t}{B} \sin(\gamma) \end{bmatrix} + \mathbf{v} \quad (22)$$

式中： (x_t, y_t) 和 φ_t 分别为机器人绝对坐标和航向角； B 为机器人轴距； Δt 为传感器采样时间间隔； $\mathbf{u} = [v_t, \gamma]^T$ 是 t 时刻模型的控制输入， v_t 和 γ 分别是机器人 t 时刻的速度和方向角； \mathbf{v} 是过程噪声。

机器人模型上模拟装配了 2 维激光雷达传感器，对环境特征点进行观测，机器人观测模型：

$$\begin{bmatrix} r_j \\ \theta_j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_j - x_t)^2 + (y_j - y_t)^2} \\ \tan^{-1} \frac{y_j - y_t}{x_j - x_t} - \varphi_t \end{bmatrix} + \boldsymbol{\omega} \quad (23)$$

式中： (x_j, y_j) 是雷达探测到的第 j 个环境路标的坐标； r_j, θ_j 分别为 t 时刻雷达探测到的第 j 个路标相对于雷达的距离和方向角； $\boldsymbol{\omega}$ 是观测噪声。

3.1 算法估计精度和稳定性比较

粒子数取 10, 30, 50, 100 4 组值；过程噪声

表 2 不同粒子数和噪声况下 3 种算法性能测试比较

m

粒子数	噪声情况	FastSLAM2.0 的 RMSE		UFastSLAM 的 RMSE		FAUPF-GFastSLAM 的 RMSE	
		均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差
10	高斯噪声	1.40	0.38	0.83	0.31	0.64	0.26
10	均匀噪声	0.76	0.20	0.45	0.17	0.33	0.14
10	指数噪声	0.67	0.18	0.39	0.14	0.30	0.12
30	高斯噪声	1.26	0.34	0.75	0.28	0.58	0.23
30	均匀噪声	0.69	0.19	0.40	0.15	0.31	0.14
30	指数噪声	0.55	0.15	0.35	0.13	0.27	0.11
50	高斯噪声	1.15	0.31	0.69	0.26	0.54	0.22
50	均匀噪声	0.63	0.16	0.36	0.14	0.30	0.11
50	指数噪声	0.56	0.14	0.32	0.12	0.25	0.10
100	高斯噪声	0.85	0.23	0.51	0.19	0.40	0.16
100	均匀噪声	0.48	0.13	0.27	0.11	0.24	0.09
100	指数噪声	0.39	0.12	0.23	0.09	0.18	0.07

SLAM 估计精度的提高是因为 AFUPF 算法充分考虑了当前观测信息，产生的自适应调节提议分布能更接近位姿的后验概率分布；此外，GDR 算法用高斯分布分散高权重粒子，能够更准确地描述重采样信息，改善了粒子退化。

3.2 算法的路径估计和路标估计误差比较

为具体分析在相同测试条件下，3 种算法在机器人路径和环境路标估计性能上的优劣，在 Tim Bailey 公开的仿真环境下，选取一组具有代表性的测试条件进行分析。FastSLAM 是一种基于粒子滤波的算法，粒子滤波通过一组加权的随机样本粒子

和观测噪声依次同时取高斯噪声(均值 0, 方差 1)、均匀噪声(均值 0, 方差 0.01)、指数噪声(均值 0.1, 方差 0.01)3 种情况。每组相同条件下均对 3 种算法做 10 次 Monte Carlo 仿真实验，并将 10 次位姿估计均方根误差(root mean square error, RMSE)的均值和标准差作为评价指标；RMSE 的均值反映 SLAM 估计精度，标准差反映算法的稳定性。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \left(\sum_{t=1}^N |x_t - \bar{x}_t|^2 \right)} \quad (24)$$

式中： N 为每次实验采样次数； x_t 和 \bar{x}_t 分别为机器人实际位姿和估计位姿。

表 2 给出了测试结果。由表可以看出：在粒子数和噪声情况的所有实验组合条件下，文中算法的 RMSE 均值和标准差都比另外 2 个算法低，即文中算法的位姿估计精度更高，算法稳定性更好；在不同粒子数和噪声情况下，相比 FastSLAM2.0 和 UFastSLAM 算法，文中算法的 SLAM 估计精度平均提高了 53.6%和 21.3%，稳定性平均提高了 31%和 16.5%。

集来描述系统状态的后验概率分布，粒子数越多，越能逼近系统状态的后验概率密度函数，在 SLAM 中就体现为估计精度更高，但实际应用中，粒子数并非越多越好，由于每个粒子均需做位姿估计，所以粒子数过多会增加算法的复杂度。鉴于粒子数过少时估计精度较差，粒子数过多时算法复杂度增加。因此，具体测试时粒子数选取适中值 50，噪声条件选取高斯噪声，然后分别运行 3 种算法。仿真环境中的机器人路径估计和环境路标估计如图 2 所示。由图可见：在初始阶段，3 种算法下的机器人路径和环境路标的估计值与实际值偏差不大，但随着时间的运行，路径点以及路标数量的增加，文

中算法改进提议分布与重采样的优势逐渐体现。在初始阶段之后，文中算法估计偏差最小，

FastSLAM2.0 偏差最大，UFastSLAM 偏差介于 2 种算法之间。

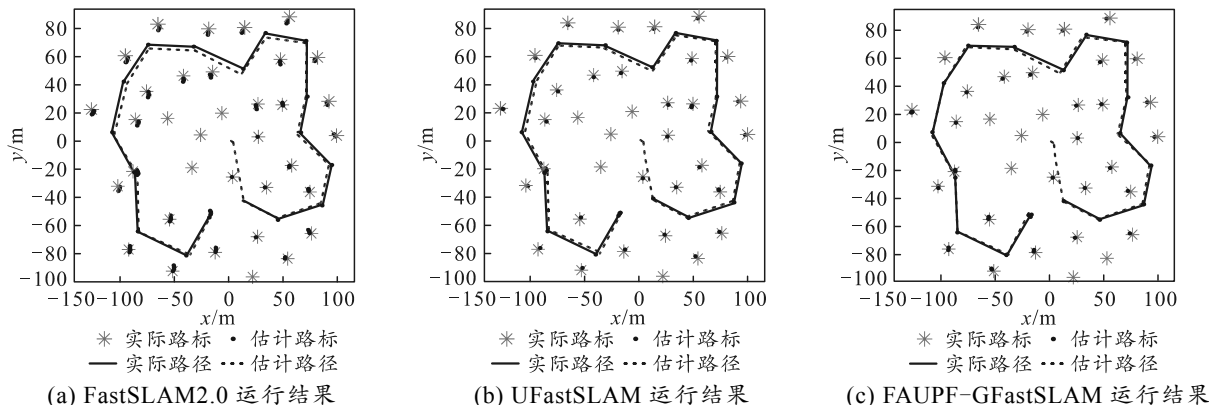


图 2 3 种算法仿真效果

进一步量化分析 3 种 SLAM 算法下的机器人位姿估计误差及环境路标估计误差。图 3、图 4 给出了误差图。由图可知：除开始和结尾 2 个小区间外，整体上，文中算法在机器人位姿估计和环境路标估计精度方面都比另外 2 种算法高。

4 结论

通过理论分析和仿真测试可得出如下结论：

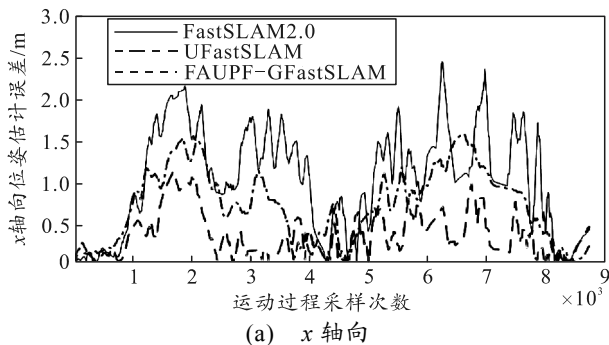
1) 文中算法通过 AFUPF 算法产生自适应调节的提议分布，充分考虑了当前观测信息，使得提议分布更接近位姿的后验概率分布，提高了 SLAM 估计精度。

2) 通过 GDR 算法用高斯分布替代简单的复制方式，分散高权重粒子，使获得的新粒子分布更密集，能够更准确地描述重采样信息，从而有效地改善粒子退化，保障粒子多样性。

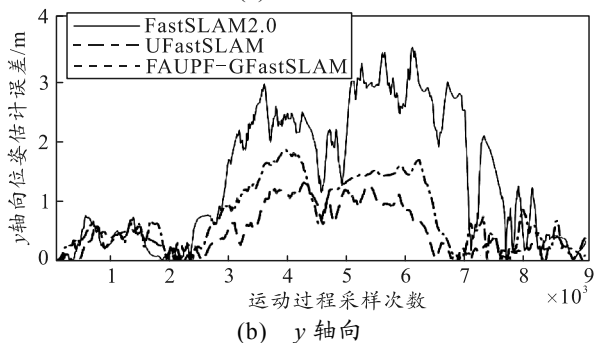
仿真实验表明：文中算法能有效地缓解粒子退化，增加系统稳定性，提高 SLAM 估计精度。

参考文献：

- [1] 付强, 张宏静, 赵建伟, 等. 移动机器人 SLAM 改进算法的分析与实现[J]. 兵工自动化, 2018, 37(9): 86-89.
- [2] LUO J, QIN S. A fast algorithm of simultaneous localization and mapping for mobile robot based on ball particle filter[J]. IEEE Access, 2018, 6: 20412-20429.
- [3] 丁林祥, 陶卫军. 未知环境下室内移动机器人定位导航设计与实现[J]. 兵工自动化, 2018, 37(3): 12-17.
- [4] KIM C, SAKTHIVEL R, WAN K C. Unscented FastSLAM: A Robust and Efficient Solution to the SLAM Problem[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2008, 24(4): 808-820.
- [5] HAVANGI R. Particle filter-based SLAM from localization viewpoint[J]. International Journal of Humanoid Robotics, 2016, 13(3): 1650001.
- [6] 罗元, 苏琴, 张毅, 等. 基于优化 RBPF 的同时定位与地图构建[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2016, 44(5): 30-34.
- [7] 刘丹, 段建民, 于宏啸. 基于自适应渐消 EKF 的 FastSLAM 算法[J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38(3):



(a) x 轴向



(b) y 轴向

图 3 位姿估计误差

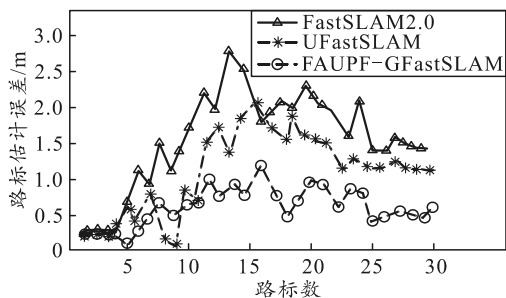


图 4 环境路标位置估计误差

644-651.

[8] 吴迎国, 于春梅. 基于差分进化的 Unscented FastSLAM2.0 算法[J]. 井冈山大学学报(自然科学版), 2016, 37(6): 48-54.

[9] ALI S S, HAMMAND A, ELDIEN A S T. FastSLAM2.0

tracking and mapping as a Cloud Robotics service[J]. Computers and Electrical Engineering, 2018, 69: 412-421.

[10] 苏琴. 移动机器人多任务自主导航系统研究[D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2017.

(上接第 81 页)

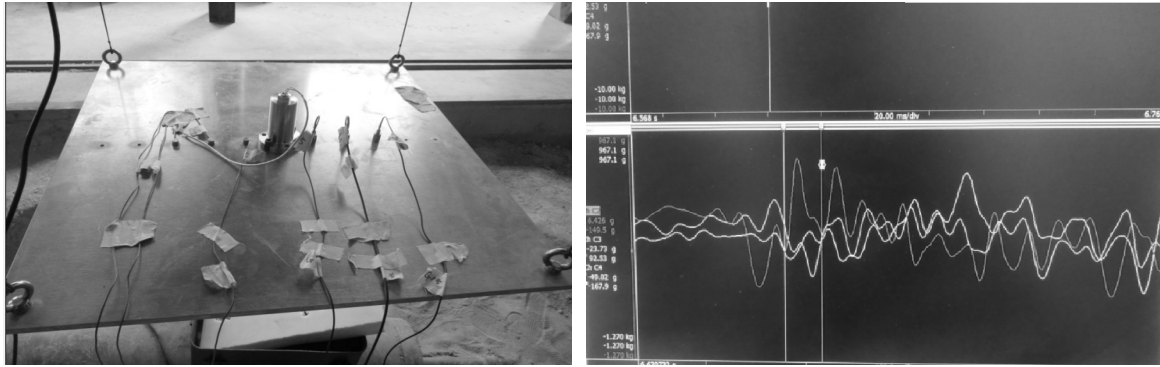


图 5 输出冲击测试

表 4 分离冲击测试实验结果

冲击测试距离/mm	设计要求	产品加载状态	实验数量	冲击测试结果/g
5	≥ 800 g (采样频率 100 kHz)	空载	3	740, 733, 719
		加载 60 N·m 安装力矩	2	699, 703
10	≥ 500 g (采样频率 100 kHz)	空载	3	399, 325, 337
		加载 60 N·m 安装力矩	2	315, 309
15	≥ 300 g (采样频率 100 kHz)	空载	3	256, 238, 216
		加载 60 N·m 安装力矩	2	247, 207

4 结束语

该滚珠式分离螺栓采用了成熟的双半导体桥电起爆器技术, 作用可靠, 滚珠螺栓的结构设计新颖独特. 与常规的典型滚珠螺栓结构解脱方式相反, 作用原理简单, 分离螺杆外径较小, 具有低冲击、作用后洁净无污染、解锁可靠等特点, 满足产品的技术和使用要求, 可为同类产品的的设计提供了一定的参考。

参考文献:

[1] 杨建中, 祁玉峰, 姜汉文. 航天器上使用的可解锁螺

栓连接与分离装置[J]. 航天器工程, 2003, 12(1): 47-49.

[2] 《数字化手册系列》编委会. 机械设计手册(软件版)R2.0[M]. 北京: 机械工业出版社, 2013: 130-133.

[3] 李蓓, 侯保林. 某两自由度弹药传输机械臂拓扑优化设计[J]. 兵工自动化, 2018, 36(9): 57-60.

[4] 张枫, 杨树彬. 一种低冲击分离螺栓的设计[J]. 火工品, 2006(3): 14-17.

[5] 李思可, 戴劲松, 王茂森. 冲击载荷下复合材料干涉连接的应力分析[J]. 兵工自动化, 2018, 36(7): 68-70.