

基于引力场优化的Unscented FastSLAM2.0算法

陈世明[†], 刘俊恺, 肖娟

(华东交通大学 电气与自动化工程学院, 江西 南昌 330013)

摘要: 为了改进Unscented FastSLAM2.0算法重采样过程中的“粒子退化”和“粒子贫化”问题, 本文提出了一种基于引力场优化的Unscented FastSLAM2.0算法. 首先采用Unscented粒子滤波器替代扩展卡尔曼滤波估计移动机器人路径后验概率, 然后采用扩展卡尔曼滤波器对环境进行估计更新, 最后用引力场优化思想优化重采样过程: 在重采样中每个采样粒子近似成宇宙灰尘, 通过引力场的移动因子产生作用驱动粒子集更快朝着真实的机器人位姿状态逼近, 改善粒子退化问题; 通过自转因子的自转作用, 避免粒子过分集中, 保障了粒子多样性. 实验结果表明了该算法的有效性.

关键词: 粒子退化; 粒子贫化; 引力场优化; Unscented FastSLAM2.0; 重采样

引用格式: 陈世明, 刘俊恺, 肖娟. 基于引力场优化的Unscented FastSLAM2.0算法. 控制理论与应用, 2018, 35(8): 1186 – 1193

中图分类号: TP273

文献标识码: A

Unscented FastSLAM2.0 algorithm based on gravitational field optimization

CHEN Shi-ming[†], LIU Jun-kai, XIAO Juan

(School of Electrical and Automation Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang Jiangxi 330013, China)

Abstract: To solve the problem of particle degradation and sample dilution in Unscented FastSLAM2.0 algorithm, this paper proposed a Unscented FastSLAM2.0 algorithm based on gravitational field optimization (GFA-Unscented FastSLAM2.0). Firstly, using Unscented particle filter instead of the Extended Kalman filter (EKF) to estimate the posterior probability of mobile robot path. Then the Extended Kalman filter is used to estimate and update the environment. Finally, the gravitational field algorithm is used to optimize the resampling process: each particle is considered as cosmic dust during resampling process, through the mobile gravity factor of Gravitational Field can drive the particle swarm towards the real robot position faster, and improve the particle degradation problem; through the rotation effect of rotation factors can avoid excessive concentration particles, so as to ensure the diversity of particles. The simulation results show the effectiveness of the new algorithm.

Key words: particle degeneracy; sample dilution; gravitational field optimization; Unscented FastSLAM2.0; resampling

Citation: CHEN Shiming, LIU Junkai, XIAO Juan. Unscented FastSLAM2.0 algorithm based on gravitational field optimization. *Control Theory & Applications*, 2018, 35(8): 1186 – 1193

1 引言(Introduction)

同时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)问题是指将移动机器人放在完全未知的环境中探索时, 根据自身配置的传感器对周围环境构建连续地图, 同时在所建立的地图中对自身位置进行定位^[1-2]由于SLAM技术使得机器人实现了

真正的导航, 所以逐渐成为移动机器人领域的重点问题.

移动机器人SLAM问题中通常面对的是未知且不确定的环境, 其定位与构建地图是相辅相成不断迭代的过程^[3]. 由于机器人在移动过程中免不了会受到外部控制信息和传感器观测噪声的干扰, 所以目前一般

收稿日期: 2017-05-27; 录用日期: 2018-02-07.

[†]通信作者. E-mail: c1977318@hotmail.com; Tel.: +86 791-87046179.

本文责任编辑: 谭民.

国家自然科学基金项目(11662002, 61364017), 江西省创新驱动“5511”优势科技创新团队(20165BCB19011), 江西省重点研发计划-制造业信息科技工程一般项目(20161BBE53008), 江西省自然科学基金项目(20171BAB202029), 江西省研究生创新专项资金项目(YC2017-S249)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of China (11662002, 61364017), the Innovation Driven “5511” Advantage Scientific and Technological Innovation Team of Jiangxi Province (20165BCB19011), the Key Research and Development Program in Jiangxi — General Project of Information Technology Engineering of Manufacturing Industry (20161BBE53008), the National Natural Science Foundation of Jiangxi Province (20171BAB202029) and the Innovation Fund Designated for Graduate Students of Jiangxi Province (YC2017-S249).

采用概率方法来解决SLAM的问题, 广泛使用的有2种解决办法, 一种是基于扩展卡尔曼滤波的SLAM算法(EKF-SLAM)^[3-4]另外一种快速同时定位与地图构建(FastSLAM)^[5-6]. 其中EKF-SLAM通过卡尔曼迭代步骤估计移动机器人位姿状态和地图路标信息的联合后验分布. 但是随着对SLAM问题研究的不断深入, EKF-SLAM算法在实际应用中逐渐浮现出一些问题, 比如, 其算法的复杂度会随着地图增大而增大; 在非线性函数泰勒展开式的高阶项无法忽略时, 将会线性化的误差很大; 数据关联复杂等缺点, 这些问题和缺点都成为了制约SLAM技术发展的瓶颈^[7]. 而FastSLAM算法很好地解决了EKF-SLAM的不足, 从它派生出2个版本: FastSLAM1.0和FastSLAM2.0. FastSLAM1.0结合了粒子滤波和扩展卡尔曼滤波算法的优点, 首先通过粒子滤波器来估计移动机器人的位置, 然后用扩展卡尔曼滤波算法来完成对环境特征位置的估计, 但是由于它直接将过程函数作为建议分布函数, 而没有融合最新的观测信息生成后验分布函数, 这使得FastSLAM1.0存在粒子严重退化的显著缺点^[8]. 针对粒子集退化这个问题, FastSLAM2.0算法在FastSLAM1.0版本基础上做了相应改进, 用EKF算法对移动机器人位姿状态进行递归估计处理, 得到相应的均值和方差, 因此得到的重要性函数包括了移动机器人位姿的全部历史信息 and 实时观测信息, 因而改进的算法能够在一定程度上缓解粒子退化问题^[9]. 针对FastSLAM2.0算法中如何获取更合适的概率密度函数, Kim等人在FastSLAM2.0的基础上提出了用无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)替代扩展卡尔曼滤波获得粒子的后验位姿建议分布函数的Unscented FastSLAM2.0(UKF FastSLAM2.0)算法, 该算法有效提高了状态估计的精度^[10-11], 但是该算法容易出现粒子退化和多样性匮乏问题. 为了解决这一问题, Chang等人提出基于粒子群优化的FastSLAM(PSO-FastSLAM)算法, 但由于粒子群算法规定粒子只受权值最大粒子的吸引, 优化后粒子集可能聚集在一个很小的范围, 缩小了搜索范围, 所以导致导致机器人在状态突变的情况下没有足够的稳定性^[12].

针对以上算法存在的粒子退化和粒子贫化的问题, 本文在Unscented FastSLAM2.0算法基础上提出用引力场优化的Unscented-FastSLAM2.0算法(gravitation field optimization Unscented FastSLAM2.0, GFA-UKF FastSLAM2.0), 该算法在粒子重采样中引入引力场优化思想, 采样粒子看成宇宙灰尘系统中的一颗灰尘, 每粒灰尘都收到权值最大的中心灰尘的移动因子和自转因子的作用, 从而来优化移动机器人位姿采样粒子的分布情况, 使得粒子集能够更快速地朝着真实的机器人位姿状态逼近并使其更快收敛, 同时改善Unscented FastSLAM2.0算法中易出现的粒子退化与贫化问题.

2 SLAM模型(SLAM model)

SLAM问题本质上是对自身位姿和环境地图的估计问题. 在研究过程中, 作者通常用状态向量 x_k 代表移动机器人 k 时刻的位姿状态向量, m_j 表示第 j 个环境特征路标位置状态向量, 用 u_k 表示 k 时刻对机器人施加的输入控制量, z_k 表示 k 时刻机器人自身配备的传感器的观测值. 如果把 k 时刻机器人的运动模型记为 $p(x_k|x_{k-1}, u_k)$, 观测模型记为 $P(z_k|x_k, m)$, 那么SLAM问题就能转化为求取状态向量 x_k 与地图 m 的联合后验概率密度函数 $P(x_k, m|z_{1:k}, u_{1:k})$ 问题, 即在所有控制输入序列 $u_{1:k} = [u_1, u_2, \dots, u_k]$; 观测序列 $z_{1:k} = [z_1, z_2, \dots, z_k]$ 的条件下对机器人位姿和地图进行联合估计. 基于贝叶斯公式和机器人的运动过程是马尔科夫过程, $p(x_k, m|z_{1:k}, u_{1:k})$ 可以简化成下式:

$$p(x_k, m|z_{1:k}, u_{1:k}) \propto p(z_k|x_k, m) \times \int p(x_k|x_{k-1}, u_k)p(x_{k-1}, m|z_{1:k-1}, u_{1:k-1})dx_{k-1}.$$

由上式就可以得出SLAM问题的一般模型, 如图1表达. 初始化 $k=0$ 时刻机器人位于 x_0 位置, 在连续控制输入 $u_{1:k}$ 的作用下, 机器人运动到 x_{k+1} 位置, 在运动过程中机器人不断观测附近路标位置, 如 $k=1$ 的运动过程中机器人观测到路标 m_1 , 其观测值为 z_1 .

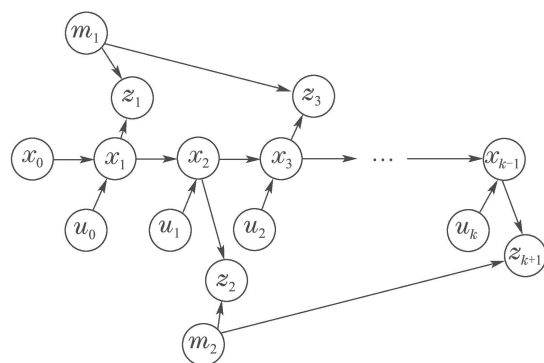


图1 移动机器人SLAM模型

Fig. 1 Mobile robot SLAM model

3 Unscented FastSLAM2.0 算法 (Unscented-FastSLAM2.0 algorithm)

基于无迹卡尔曼的Unscented FastSLAM2.0算法沿用FastSLAM2.0算法框架, 用Unscented卡尔曼滤波算法取代EKF来估计机器人位姿构造新的提议分布. Unscented-FastSLAM2.0算法步骤如下:

1) 估计机器人位姿.

首先, 将机器人位姿、控制量和观测值作为整体一同估计, 增广后的状态矩阵为

$$\bar{x}_{t-1}^{a[k]} = \begin{bmatrix} \bar{x}_{t-1}^{[k]} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, P_{t-1}^{a[k]} = \begin{bmatrix} P_{t-1}^{[k]} & 0 & 0 \\ 0 & Q_t & 0 \\ 0 & 0 & R_t \end{bmatrix}, \quad (1)$$

其中 Q_t 与 R_t 分别表示系统的控制噪声和观测噪声的方差矩阵, 由于机器人位姿状态是个3维列向量, 控制量和观测量是2维的, 所以 $\bar{x}_{t-1}^{[k]}$ 是一个7维列向量, $P_{t-1}^{[k]}$ 是 7×7 的矩阵.

然后计算Sigma点:

$$\begin{cases} X_{t-1}^{a[k][0]} = \bar{x}_{t-1}^{[k]}, \\ X_{t-1}^{a[i][k]} = \bar{x}_{t-1}^{[k]} + (\sqrt{(n+\lambda)P_{t-1}^{[k]}})_i, \\ \quad i = 1, 2, \dots, L, \\ X_{t-1}^{a[i][k]} = \bar{x}_{t-1}^{[k]} - (\sqrt{(n+\lambda)P_{t-1}^{[k]}})_{i-L}, \\ \quad i = L+1, \dots, 2L, \end{cases} \quad (2)$$

其中: $\lambda = a^2(n_x + \kappa) + L$, n_x 与 L 分别表示状态向量增广前后的维数, $(\sqrt{(n+\lambda)P_{t-1}^{[k]}})_i$ 指均方根矩阵第 i 列. 每个Sigma点 $X_{t-1}^{a[i][k]}$ 包含机器人位姿状态, 控制量和观测量3部分, 进而可以求出非线性运动模型后的Sigma点包含的机器人位姿信息:

$$\bar{X}_t^{[i][k]} = f(u_{t-1}^i, X_{t-1}^{[i][k]}). \quad (3)$$

接下来位姿均值和方差预测:

$$x_{t|t-1}^{[k]} = \sum_{i=0}^{2N} w_m^{[i]} \bar{X}_t^{[i][k]}, \quad (4)$$

$$p_{t|t-1}^k = \sum_{i=0}^{2N} w_c^{(i)} (X_t^{[i][k]} - \bar{x}_{t|t-1}^{[k]})(X_t^{[i][k]} - \bar{x}_{t|t-1}^{[k]})^T, \quad (5)$$

其中 $w_m^{(i)}$ 与 $w_c^{(i)}$ 分别表示均值权值和方差权值:

$$w_m^{(0)} = w_c^{(0)} = \frac{\lambda}{L + \lambda}, \quad (6)$$

$$w_m^{(i)} = w_c^{(i)} = \frac{1}{2(L + \lambda)}, \quad i = 1, 2, \dots, 2L. \quad (7)$$

为了获取更精确的位姿还需要考虑观测信息, 利用已观测到的特征对预测进行更新:

$$\bar{N}_t^{[i][k]} = h(\bar{X}_t^{[i][k]}, \mu_{k,t-1}^{[k]}), \quad (8)$$

$$\hat{n}_t^k = \sum_{i=0}^{2N} w_m^{[i]} \bar{N}_t^{[i][k]}, \quad (9)$$

$$S_t^{[k]} = \sum_{i=0}^{2N} w_c^{[i]} (\bar{N}_t^{[i][k]} - \hat{n}_t^{[k]})(\bar{N}_t^{[i][k]} - \hat{n}_t^{[k]})^T, \quad (10)$$

其中: $\bar{N}_t^{[i][k]}$ 是经过非线性观测后的Sigma点, $\hat{n}_t^k$ 是对观测的预测值, $S_t^{[k]}$ 为更新向量, 由此便可求得交叉协方差矩阵 $\sum_t^{x,n[k]}$ 和卡尔曼增益 $K_t^{[k]}$:

$$\sum_t^{x,n[k]} = \sum_{i=0}^{2N} w_c^{[i]} (\bar{X}_t^{[i][k]} - x_{t|t-1}^k)(\bar{N}_t^{[i][k]} - \hat{n}_t^{[k]})^T, \quad (11)$$

$$K_t^{[k]} = \sum_t^{x,n[k]} (S_t^{[k]})^{-1}, \quad (12)$$

所以进一步得到 t 时刻机器人位姿均值和方差的估计值:

$$\bar{x}_t^{[k]} = \bar{x}_{t|t-1}^k + K_t^{[k]}(z_t - \hat{n}_t^{[k]}), \quad (13)$$

$$p_t^{[k]} = p_{t|t-1}^k - K_t^{[k]} S_t^{[k]} (K_t^{[k]})^T. \quad (14)$$

更新可得新的Sigma点集:

$$X_t^{a[i][k]} = [x_t^{a[k]}, x_t^{a[k]} \pm \sqrt{(N + \lambda)P_t^{a[k]}}]. \quad (15)$$

2) 估计环境特征的位置.

对于已观测到的特征, 需要对其进行估计更新. 在估计环境特征的位置时也要构造Sigma点集, 接下来便可以计算卡尔曼增益 K , 并且更新环境特征位置的均值和方差.

3) 计算粒子重要性权重.

计算粒子集有效样本容量并进行重采样处理.

4 引力场优化的Unscented FastSLAM2.0算法 (Unscented FastSLAM2.0 algorithm based on gravitational field optimization)

基于引力场优化的Unscented-FastSLAM2.0算法沿用了Unscented-FastSLAM2.0的算法框架, 却有针对性地改善了它从群体性优化算法继承来的粒子退化和粒子贫化问题. Unscented-FastSLAM2.0算法是基于概率框架的群优化算法, 用大量带权值的随机粒子表示机器人运动轨迹的概率分布, 而由于粒子权值随着迭代正比增长变化, 导致粒子集产生大量权值几乎为零的粒子, 致使大量运算资源浪费到了对状态估计几乎毫无贡献的粒子上, 极大地降低了滤波算法的性能, 这也就是粒子退化问题. 同时, 为改善粒子集, 通过重采样剔除权值较小粒子时, 这些小权值粒子所代表的路径和地图信息也被复制得来的大权值粒子所携带的信息所替代, 在算法多次迭代后, 粒子集中仅存留初始粒子集中的少数几种粒子, 这也就造成了粒子贫化问题. 粒子多样性的匮乏导致粒子分布非常集中, 这不仅缩小了算法的搜索空间使算法估计易于陷入局部最优, 当系统受到突变的噪声影响或移动机器人状态突变时, 优化算法的估计存在较大误差, 这也降低了算法的鲁棒性. 为缓解粒子退化和粒子贫化问题, 需要引入一种机制改善粒子分布以改善SLAM性能指标, 通过全局最优粒子牵引改善粒子集, 使其较快的分布在机器人真实状态附近, 同时又要保证粒子多样性, 使粒子间维持一定的距离, 扩展算法的搜索空间.

引力场算法(gravitation field algorithm, GFA)是一种新颖的启发式搜索算法, 它是在模拟行星形成过程的大背景下而被提出, 且广泛应用于各个领域^[13-14]. 引力场优化思想表达如下: 将大量的粒子群体当成一个宇宙灰尘系统, 因而群体中的每个粒子都被视为宇宙系统中的灰尘. 在任何时刻, 将把状态最优的灰尘看成中心灰尘, 通过中心灰尘对周围灰尘产生的引力作用和自转因子对其的排斥作用, 融合后可以更新周围灰尘的自身位置. 本文将这种引力场优化思想引入

到FastSLAM2.0中, 从而来优化移动机器人位姿采样粒子的分布情况, 使得粒子集能够更快速地朝着真实的机器人位姿状态逼近, 同时改善FastSLAM2.0算法中易出现的粒子退化与贫化问题。

基于引力场优化的Unscented-FastSLAM2.0算法中, 令 k 时刻状态最优的粒子是中心灰尘 x_k^{best} , 其余粒子看作周围灰尘. 每个周围灰尘受到中心灰尘的单向引力作用和中心灰尘因发生自转而对周围灰尘产生的排斥力的作用. 当周围灰尘与中心灰尘二者之间距离大于设定的距离阈值时, 引力才起作用, 该引力计算公式如下:

$$P = M \times \text{dis}, \quad (16)$$

其中: M 为移动权重, 取值 $M = 0.0618$; dis 为欧氏距离. 自转排斥力公式为

$$Q = f \times \sqrt[3]{\text{dis}}, \quad (17)$$

其中 $f_{\max} = 0.3$. 每个周围灰尘所受的合力用下式计算:

$$\begin{aligned} x^i &= x^i + P + Q = x^i + \\ &M \times \text{dis} - f \times \sqrt[3]{\text{dis}}. \end{aligned} \quad (18)$$

在每次迭代中, 每个灰尘都通过式(18)来更新自身位置, 从而可得到一批高质量的粒子集. 引力场的迭代优化结束.

基于引力场优化的FastSLAM2.0算法具体实现流程如下:

步骤1 算法采样的机器人位姿:

运用第3节中的式(1)–(15)来估计位姿, 并构造新的提议分布, 并从中从建议分布中采样粒子集.

步骤2 加权:

利用如下公式计算每个粒子的权值:

$$w_t^i = \frac{p(x_t^i | z_{1:t}, u_{1:t})}{q(x_t^i | z_{1:t}, u_{1:t})} = \bar{w}_{t-1}^i \frac{p(z_t | x_t^i) p(x_t^i | x_{t-1}^i, u_t)}{q(x_t^i | x_{t-1}^i, z_t, u_t)}. \quad (19)$$

步骤3 通过引力场优化粒子分布情况:

首先, 通过式(16)和(17)分别计算每个粒子的引力和自转排斥力, 再通过式(18)计算每个粒子所受合力, 根据所受的合力移动粒子, 得到优化后的粒子集合. 重新利用步骤2计算粒子权值并归一化权值.

$$\bar{w}_t^i = \frac{w_t^i}{\sum_{i=1}^N w_t^i}. \quad (20)$$

步骤4 重采样:

$$N_{\text{eff}} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N (\bar{w}_k^i)^2}, \quad (21)$$

若 N_{eff} 小于给定阈值, 则对粒子集进行重采样得到新的粒子集, 否则不进行重采样.

步骤5 更新地图: 用EKF更新各粒子的地图.

步骤6 重复以上步骤, 直至没有新的观测为止.

5 一致性分析(Consistency analysis)

GFA–Unscented FastSLAM2.0算法在 k 时刻的状态估计值 $\hat{x}_k$ 及估计协方差 P_k 为

$$\hat{x}_k = \sum_{i=1}^N \bar{w}_k^i \cdot x_k^i, \quad (22)$$

$$P_k = \sum_{i=1}^N \bar{w}_k^i (x_k^i - \hat{x}_k)(x_k^i - \hat{x}_k)^T, \quad (23)$$

其中 $\bar{w}_k^i = w_k^i / \sum_{i=1}^N w_k^i$, 为归一化的权值.

假设真值为 x_k , 滤波器为一致性的必须满足以下条件:

$$E[x_k - \hat{x}_k] = 0, \quad (24)$$

$$E[(x_k - \hat{x}_k)(x_k - \hat{x}_k)^T] = P_k. \quad (25)$$

检验滤波算法一致性的指标采用归一化估计方差NEES(normalized estimation error squared):

$$\text{NEES} = (x_k - \hat{x}_k) P_k^{-1} (x_k - \hat{x}_k), \quad (26)$$

$$d = \dim(x_k), \quad (27)$$

$$\text{NEES} \leq \chi_{d, 1-\alpha}^2. \quad (28)$$

当系统近似为线性高斯分布时, NEES服从自由度为 d 的 χ^2 分布, 因此判断是否一致的问题等价于统计检验的问题, 临界点 $\chi_{d, 1-\alpha}^2$ 可根据自由度 d 及所给定的显著性水平 α 由 χ^2 分布表中查得, 即 $1 - \alpha$ 为置信水平.

NEES是一种加权距离, 当采用 n 次蒙特卡罗实验时, 需要用到平均的NEES(mean NEES, MNEES)进行判断:

$$\text{MNEES} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{NEES}_i. \quad (29)$$

由上式可以推断出 $n \cdot \text{MNEES}$ 服从自由度为 $n \cdot d$ 的 χ^2 分布, 这依然是个 χ^2 检验问题. 所以算法符合一致性需要满足如下条件:

$$\text{MNEES} \leq \frac{1}{n} \chi_{n \cdot d, 1-\alpha}^2, \quad (30)$$

其中: n 为蒙特卡罗实验次数, $n = 20$; d 为机器人位姿的维数, $d = 3$. 给定显著水平 $\alpha = 0.05$, 则

$$\text{MNEES} \leq \frac{1}{20} \chi_{60, 0.95}^2. \quad (31)$$

经计算: $\chi_{60, 0.95}^2 = 79.08$, 所以要符合一致性必须满足如下条件:

$$\text{MNEES} \leq 3.95.$$

传统的粒子滤波在重采样后, 大量小权重粒子被剔除, 导致重采样后的粒子集中很多重复粒子, 损失了粒子的多样性, 由此带来了粒子贫化问题. 经过多

次算法迭代和重采样后,粒子集会趋于收缩到状态空间中的一点.由于粒子集中的粒子贫化,使得估计协方差 P_k 很小,从而让算法低估了估计协方差,即

$$P_k < E[(x_k - \hat{x}_k)(x_k - \hat{x}_k)^T]. \quad (32)$$

同时,当粒子集中的最优粒子无法有效引导粒子集的整体状态改善时,粒子集中存在过多浪费计算资源的无效粒子,从而带来了粒子退化问题.这致使算法无法收敛,使得估计值 $\hat{x}_k$ 与实际真值 x_k 相差较大,无法满足估计一致性的条件.

基于引力场机制改进粒子分布的GFA-Unscented FastSLAM2.0算法通过引力作用,使最优粒子对粒子集的整体状态进行牵引,从而有效缓解了粒子退化问题,减小了算法估计值 $\hat{x}_k$ 与实际真值 x_k 之间的误差. GFA-Unscented FastSLAM2.0算法通过自转排斥力的作用,使粒子间保持一定的距离,维持了粒子多样性,从而有效缓解了粒子贫化问题,因而对估计协方差 P_k 有了更为准确的判断.因此,本文提出的基于引力场机制的GFA-Unscented FastSLAM2.0在一定程度上缓解了估计一致性的问题.

6 仿真结果及实验分析(Simulations results and experimental analysis)

6.1 仿真模型(Simulations model)

移动机器人的模型如下运动模型^[15]:

$$\begin{bmatrix} x_k^v \\ y_k^v \\ \Phi_k^v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{k-1}^v + \Delta T \cdot \cos(\Phi_{k-1}^v + a_k) \\ y_{k-1}^v + \Delta T \cdot \sin(\Phi_{k-1}^v + a_k) \\ \Phi_{k-1}^v + \frac{\Delta T \cdot V_k \cdot \sin a_k}{D} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ v_z \end{bmatrix}, \quad (33)$$

其中: (x_k^v, y_k^v) 指代表机器人 k 时刻在二维平面环境中的位姿状态, Φ_k^v 是机器人的航向角并且其值的范围位于 $[-180^\circ, +180^\circ]$ 之间, V_k 表示机器人运动速度, a_k 为机器人转向角速度, ΔT 为机器人航迹里程计的采样时间, v_x, v_y, v_z 均为车轮侧滑等因素造成的噪声项, D 表示两驱动轴的间距. 观测模型为

$$\begin{bmatrix} r \\ \theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_i - x_k^v)^2 + (y_i - y_k^v)^2} \\ \arctan \frac{y_i - y_k^v}{x_i - x_k^v} - \Phi_k^v \end{bmatrix} + w_k, \quad (34)$$

其中: r 和 θ 分别表示检测到的环境特征与移动机器人的距离和运动方向夹角, (x_i, y_i) 指观测到的第 i 个特征的位置坐标, w_k 表示观测噪声.

6.2 仿真结果分析(Simulations results analyse)

为了验证基于引力场机制优化粒子后验提议分布的Unscented FastSLAM2.0算法的实际有效性,本文在MATLAB仿真平台上通过独立实验分别对基于引力场优化的Unscented FastSLAM2.0(GFA-Unscented FastSLAM2.0)算法、Unscented-FastSLAM2.0算法和

PSO-SLAM算法进行SLAM仿真对比分析.

首先创建一个基于路标和航标点特征的仿真环境,环境中本文设置20个航标和40个路标,设置移动机器人的相关参数:两驱动轮之间间距 $D = 4$ m;运动速度 $v = 3$ m/s;转向角速度 $a_k = \pi/6$ rad/s;传感器采样时间 $\Delta T = 0.025$ s,运动过程噪声 $\sigma_v = 0.3$ m/s, $\sigma_G = 3^\circ$;观测噪声 $\sigma_r = 0.1$ m, $\sigma_\theta = 1^\circ$. 仿真过程中取10个粒子. 图2为创建的仿真环境,图中绿色▽号代表路标,红色五角星代表航标,蓝色曲线代表确定的运动路径,机器人由原点(0,0)处沿着航标逆时针运动.

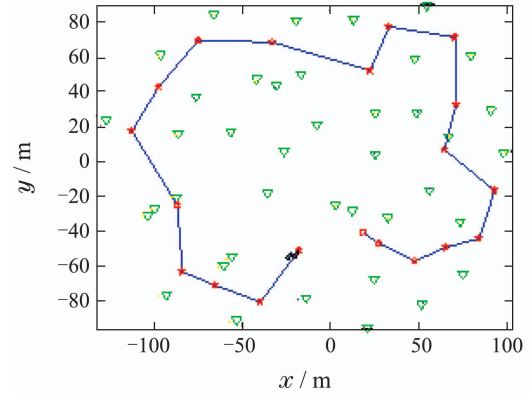


图2 仿真环境

Fig. 2 Simulation environment

从图3可以看出, GFA-Unscented FastSLAM2.0算法估计的机器人路径和路标与真实值基本吻合,这说明它具有较高的估计精度.

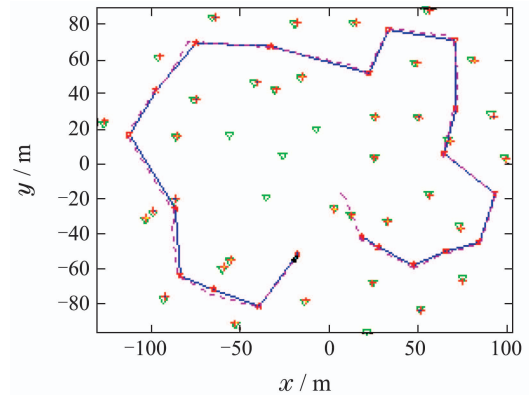


图3 GFA-Unscented FastSLAM2.0估计结果

Fig. 3 GFA-Unscented FastSLAM2.0 estimate results

为验证改进后算法的有效性,在相同的实验环境路标特征和预先设定的机器人运动轨迹下分别针对GFA-Unscented FastSLAM2.0算法、PSO-SLAM算法和Unscented-FastSLAM2.0算法独立进行仿真实验,图4-5分别给出了针对3种算法的位姿和路标估计误差对比仿真图.通过观察图4-5的仿真不难看出, GFA-Unscented FastSLAM2.0算法对整体位姿估计误差显然低于其他两种,且误差波动不大:与此同时

其对路标的估计误差也低于PSO-SLAM算法和Unscented-FastSLAM2.0算法。

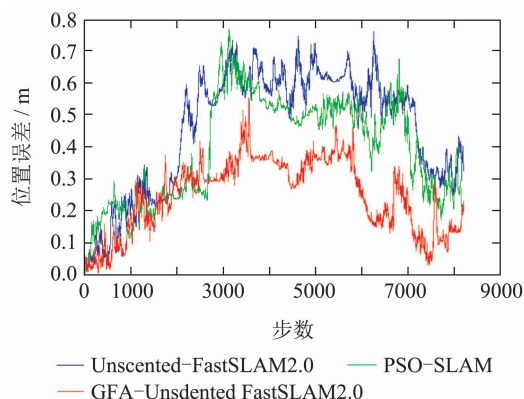


图 4 3种算法位姿估计误差对比

Fig. 4 Error comparison of three algorithms for pose estimation

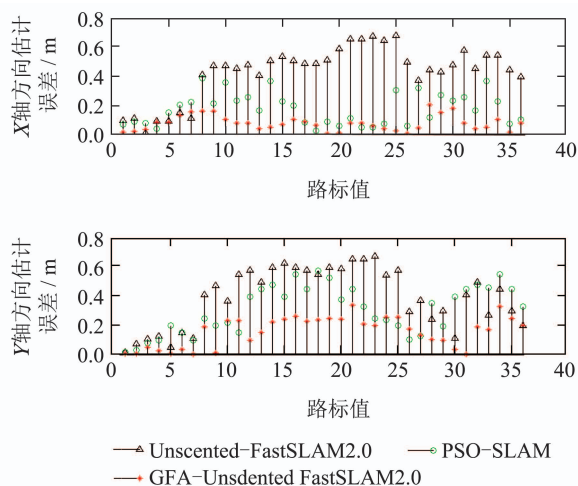


图 5 3种算法路标估计误差对比

Fig. 5 Error comparison of three algorithms of road sign estimation

图6给出了3种算法多样性匮乏曲线对比图, 其中仿真图纵轴代表粒子集中不相同的粒子个数, 算法每迭代200次计算一次粒子集的有效样本容量。可以看出Unscented-FastSLAM2.0算法与PSO-SLAM算法在多次重采样后的有效粒子数较低, 由于没有优化粒子分布, 均出现了严重的粒子多样性匮乏的问题, 而GFA-Unscented FastSLAM2.0算法粒子集却一直保持很高的多样性, 这是因为在引力场机制的斥力作用下, 粒子在更新过程中保持有一定的距离避免了过度集中, 从而维持了粒子多样性。

为避免因噪声不同带来的随机性, 现在改变噪声环境将Unscented-FastSLAM2.0算法、PSO-SLAM算法和GFA-Unscented FastSLAM2.0算法分别在两种不同的观测噪声环境中进行, 过程噪声为 $\sigma_v = 0.3 \text{ m/s}$, $\sigma_G = 3^\circ$ 不变, 观测噪声分别为 $\sigma_r = 0.1 \text{ m}$, $\sigma_\theta = 3^\circ$;

$\sigma_r = 0.2 \text{ m}$, $\sigma_\theta = 3^\circ$ 。对3种算法都进行10次Monte Carlo实验, 结果如表1-2。由表可见随着噪声增加, 3种SLAM算法对移动机器人位姿估计误差均值和路标估计误差均值都有所增加, 但是GFA-Unscented FastSLAM2.0算法对移动机器人位姿估计的误差均值要低于另外两种算法, 而且与另外两种算法相比, GFA-Unscented FastSLAM2.0算法对应的误差均值增长速度也相对缓慢, 这说明提出的算法抗噪声能力较强。这是因为在重采样过程中采用引力场优化粒子分布之后, 移动粒子在移动因子的作用下向高似然区域内移动, 缓和了退化现象; 而同时每个粒子之间又受到自转因子的作用而保持一定距离, 维持了多样性, 因此GFA-Unscented FastSLAM2.0算法在机器人位姿定位和地图构建的精度更好且稳定性较好。

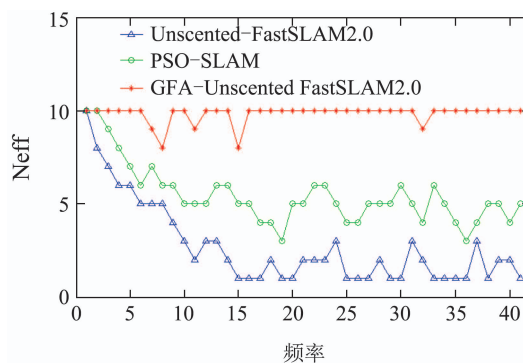


图 6 3种算法多样性匮乏曲线

Fig. 6 Three algorithm diversity scarcity curve

表 1 $\sigma_r = 0.1 \text{ m}$, $\sigma_\theta = 1^\circ$ 下各算法误差估计均值

Table 1 Mean value error estimation of various algorithms under $\sigma_r = 0.1 \text{ m}$, $\sigma_\theta = 1^\circ$ noise environments

算 法	位姿误差/m	路标误差/m
Unscented-FastSLAM2.0	0.409	0.371
PSO-SLAM	0.331	0.326
GFA-Unscented FastSLAM2.0	0.217	0.259

表 2 $\sigma_r = 0.2 \text{ m}$, $\sigma_\theta = 3^\circ$ 下各算法误差估计均值

Table 2 Mean value error estimation of various algorithms under $\sigma_r = 0.2 \text{ m}$, $\sigma_\theta = 3^\circ$ noise environments

算 法	位姿误差/m	路标误差/m
Unscented-FastSLAM2.0	0.481	0.401
PSO-SLAM	0.391	0.352
GFA-Unscented FastSLAM2.0	0.257	0.268

通常用有效样本容量 N_{eff} 来衡量算法的粒子退化

程度, N_{eff} 定义为

$$N_{\text{eff}} = \text{round}\left(\frac{1}{\sum_{i=1}^N (\bar{w}_k^i)^2}\right), \quad (35)$$

式中: $\text{round}(\cdot)$ 为向最近邻整数取整的计算, N_{eff} 越小则表示粒子退化越严重。

为验证GFA-*Unscented FastSLAM2.0*算法在基于引力场优化的粒子分布后对粒子退化和粒子多样性匮乏问题的改善程度, 将采样粒子设置为40, 运用3种算法分别运行10次独立的仿真实验, 并且不执行重采样步骤, 分别计算有效样本容量的平均值进行对比分析算法最终有效粒子数。

观察图7可以得出GFA-*Unscented FastSLAM2.0*算法、*PSO-SLAM*算法和*Unscented FastSLAM2.0*算法在10次独立仿真实验中的有效样本容量平均值分别为24.2, 37.7和39.6。这可以体现出改进算法对粒子贫化问题的改善。

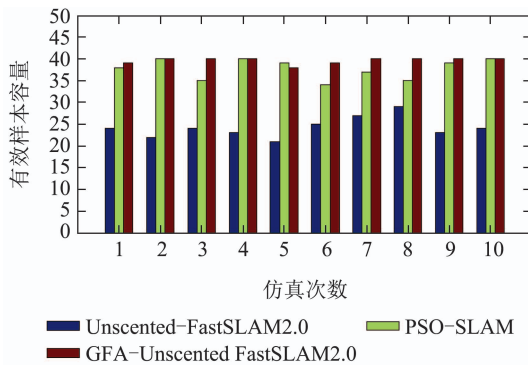


图7 3种算法有效样本容量对比

Fig. 7 Comparison of effective sample capacity of three algorithms

为了研究在GFA-*Unscented FastSLAM2.0*算法中引力场机制优化粒子分布所带来的计算代价, 现比较分析*Unscented-FastSLAM2.0*算法、*PSO-SLAM*算法和GFA-*Unscented FastSLAM2.0*算法的运行时间随步数变化的曲线, 结果如图8所示。

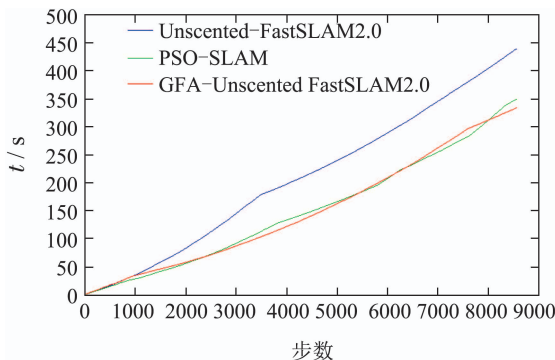


图8 3种算法运行时间对比

Fig. 8 Three algorithms running time comparison

图8可以直观地比较3种算法的运行时间, 未经改

进的*Unscented-FastSLAM2.0*算法在运行时间上明显长于经过改进后的算法, 而引入引力场机制优化的GFA-*Unscented FastSLAM2.0*在改善粒子群分布的同时并没有提升算法时间复杂度, 与*PSO-SLAM*相比并没有带来明显的计算代价。

为比较3种算法在估计一致性方面的性能优劣, 现做20次Monte Carlo实验, 提出算法满足一致性的MNEES指标为 $\text{MNEES} \leq 3.95$ 。如图9为3种算法的MNEES随时间的变化(水平虚线表示95%置信水平的边界)。改进前的*Unscented-FastSLAM2.0*算法无法稳定的满足估计一致性的MNEES指标, 而基于引力场机制的GFA-*Unscented FastSLAM2.0*算法则有一定的改善。

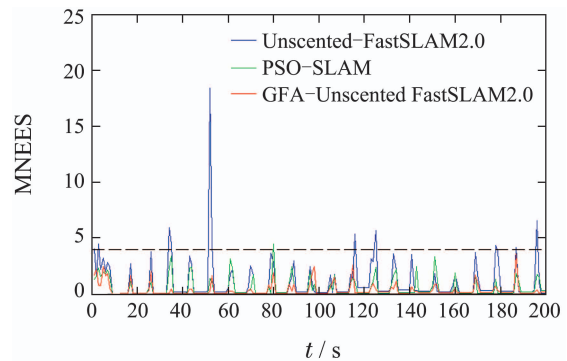


图9 3种算法的一致性对比

Fig. 9 Three algorithms consistency performance comparison

7 结论(Conclusions)

本文提出了一种基于引力场优化并改善粒子群提议布的*Unscented FastSLAM2.0*算法(GFA-*Unscented FastSLAM2.0*)。该算法在*Unscented-FastSLAM2.0*的重采样过程中引入引力场优化思想, 在MATLAB仿真中通过与*PSO-SLAM*和*Unscented-FastSLAM2.0*算法对比表明, 在相同条件下, GFA-*Unscented FastSLAM2.0*算法比其他两种算法有更高的SLAM估计精度。究其根本, 这是因为GFA-*Unscented FastSLAM2.0*中引入的引力场优化算法能够改善粒子分布情况, 自转因子和移动因子作用能够使粒子集缓解退化和贫化现象, 从而能够更快速地朝着真实的机器人状态逼近使得估计结果更加稳定精确。

参考文献(References):

- [1] CASTELLANOS J A, NEIRA J, TARDÓS J D. Map building and SLAM algorithms [J]. *Control Engineering*, 2006, 2: 848 – 853.
- [2] LUO Yuan, FU Youli, CHENG Tiefeng. Simultaneous localization and mapping implementation based on the improved Rao-Blackwellized particle filter [J]. *Control Theory & Applications*, 2015, 32(2): 267 – 272.
(罗元, 傅有力, 程铁凤. 基于改进Rao-Blackwellized粒子滤波器的同时定位与地图构建 [J]. 控制理论与应用, 2015, 32(2): 267 – 272.)
- [3] WU Ming, SUN Jiyin. Extended Kalman filter based moving object tracking by mobile robot in unknown environment [J]. *Robot*, 2010,

- 32(3): 334 – 343.
(伍明, 孙继银. 基于扩展式卡尔曼滤波的移动机器人未知环境下动态目标跟踪 [J]. 机器人, 2010, 32(3): 334 – 343.)
- [4] WEN S, CHEN X, MA C, et al. The Q-learning obstacle avoidance algorithm based on EKF-SLAM for NAO autonomous walking under unknown environments [J]. *Robotics & Autonomous Systems*, 2015, 72(C): 29 – 36.
- [5] ZHANG L, MENG X J, CHEN Y W. Convergence and consistency analysis for FastSLAM [C] // *Proceedings of Intelligent Vehicles Symposium*. Xi'an: IEEE, 2009: 447 – 452.
- [6] GAMALLO C, MUCIENTES M, REGUEIRO C V. A FastSLAM based algorithm for omnidirectional cameras [J]. *Journal of Physical Agents*, 2013, 7(1): 12 – 21
- [7] BROOKS A, BAILEY T. *HybridSLAM: Combining FastSLAM and EKF-SLAM for Reliable Mapping* [M]. Berlin, German: Springer, 2009: 647 – 661.
- [8] CHEN S M, YUAN J F, ZHANG F, et al. Multirobot fastSLAM algorithm based on landmark consistency correction [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2014, 2014(8): 1 – 7.
- [9] CHEN Shiming, YUAN Junfeng, CHEN Xiaoling, et al. A FastSLAM2.0 algorithm based on electromagnetism-like mechanism [J]. *Control Theory & Applications*, 2015, 32(1): 127 – 132.
(陈世明, 袁军锋, 陈小玲, 等. 基于类电磁机制优化的FastSLAM2.0算法 [J]. 控制理论与应用, 2015, 32(1): 127 – 132.)
- [10] HAVANGI R, TAGHIRAD H D, NEKOUI M A, et al. A square root unscented FastSLAM with improved proposal distribution and resampling [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2014, 61(5): 2334 – 2345.
- [11] KIM C, SAKTHIVEL R, CHUANG W K. Unscented FastSLAM: a robust and efficient solution to the SLAM problem [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2008, 24(4): 808 – 820.
- [12] CHANG H, YANG W, ZHANG H, et al. An improved FastSLAM using resampling based on particle swarm optimization [C] // *Proceedings of Conference on Industrial Electronics and Applications*. Wuhan: IEEE, 2016: 229 – 234.
- [13] LIU Gang, LI Yongshu. Routing strategy for complex networks based on gravitation field theory [J]. *Acta Physica Sinica*, 2012, 61(24): 248901.
(刘刚, 李永树. 基于引力场理论的复杂网络路由选择策略研究 [J]. 物理学报, 2012, 61(24): 248901.)
- [14] ZHENG M, LIU G X, ZHOU C G, et al. Gravitation field algorithm and its application in gene cluster [J]. *Algorithms for Molecular Biology*, 2010, 5(1): 1 – 11.
- [15] CONG Chuying. *Research on SLAM for autonomous navigation of UAV in unknown environment* [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2016.
(丛楚滢. 未知环境下无人机自主导航的SLAM方法研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2016.)

作者简介:

陈世明 (1977–), 男, 博士, 教授, 目前研究方向为复杂网络理论、机器人系统、优化算法, E-mail: c1977318@hotmail.com;

刘俊恺 (1994–), 男, 硕士研究生, 目前研究方向为SLAM算法, E-mail: junkailiu1994@163.com;

肖娟 (1991–), 女, 硕士研究生, 目前研究方向为优化算法, E-mail: 15979081964@163.com.