

基于类电磁机制优化的FastSLAM2.0算法

陈世明¹, 袁军锋^{1†}, 陈小玲¹, 方华京²

(1. 华东交通大学 电气与电子工程学院, 江西 南昌 330013; 2. 华中科技大学 自动化学院, 湖北 武汉 430074)

摘要: 针对FastSLAM2.0算法粒子退化和粒子耗尽的问题, 提出一种基于类电磁机制优化的FastSLAM2.0算法. 该算法用无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)替代扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)估计后验位姿提议分布减少模型线性化误差, 提高采样粒子的质量; 在重采样中模拟电磁场中带电粒子之间吸引排斥机制, 把采样粒子看成带一定电荷量的电子, 通过类电磁吸引力驱动粒子集朝高似然区域移动, 使之较快分布在机器人真实位姿附近, 缓解粒子退化问题, 同时, 通过类电磁排斥力驱使粒子在移动过程中保持一定距离, 保证了粒子多样性. 仿真结果表明了该算法的有效性.

关键词: 类电磁机制; FastSLAM; 粒子滤波; 提议分布; 重采样

中图分类号: TP242

文献标识码: A

A FastSLAM2.0 algorithm based on electromagnetism-like mechanism

CHEN Shi-ming¹, YUAN Jun-feng^{1†}, CHEN Xiao-ling¹, FANG Hua-jing²

(1. School of Electrical and Electronic Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang Jiangxi 330013, China;

2. School of Automation, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan Hubei 430074, China)

Abstract: To solve the problem of particle degradation and sample dilution in FastSLAM2.0 algorithm, this paper proposed a new FastSLAM2.0 algorithm based on electromagnetism-like mechanism (EM-FastSLAM2.0). Firstly, in order to reduce the model linearization error, unscented Kalman filter (UKF) is used to replace extended Kalman filter (EKF) for posteriori estimation of robot pose in EM-FastSLAM2.0 and the quality of sampling particles are improved. Secondly, assuming that each sampling particle is looked as an charged electron and attraction-repulsion mechanism in electromagnetism field is used to simulate interactive force between the particles, electromagnetism-like mechanism is introduced to resampling procedure, where electromagnetism-like attractions drive the particles approach to high likelihood region and make them distributed closely to the true pose value rapidly which can reduce particle degradation. Simultaneously, electromagnetic-like repulsions drive the particles separate from each other and maintain a certain distance in moving process to assure particle diversity. Finally, the simulation results show the effectiveness of the new algorithm.

Key words: electromagnetism-like mechanism; FastSLAM; particle filter; proposal distribution; resampling

1 引言(Introduction)

移动机器人同时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)问题是指把机器人放在完全未知的环境中, 通过其自身配置的传感器对环境观测递增式的构建环境连续地图, 同时利用所建立的地图同步估计自身位置^[1]. SLAM技术全面回答“我在哪里”^[2]这一问题, 被认为是移动机器人实现真正意义上自主导航的关键性因素. 随着移动机器人应用领域的不断涌现和日趋复杂化, SLAM已经成为急需解决的热点和难点问题.

SLAM问题中移动机器人面对的是未知且不确定的环境, 一般采用概率方法来解决SLAM问题. 其中提出最早、运用最广泛的是基于扩展卡尔曼滤波的SLAM算法(EKF-SLAM)^[3], 但是EKF-SLAM算法的计算量会随着地图增大而呈指数增长, 而且在非线性函数泰勒展开式的高阶项无法忽略时, 系统的状态估计精度就会出现较大误差, 甚至滤波发散, 这些缺点都严重限制了EKF-SLAM技术的发展^[4]. 最近兴起的基于Rao-Blackwellized粒子滤波的FastSLAM算法把适用于非线性非高斯噪声系统的粒子滤波算法应用

收稿日期: 2014-05-28; 录用日期: 2014-08-28.

[†]通信作者. E-mail: yesyjf817@163.com; Tel.: +86 13247089450.

国家自然科学基金项目(61364017, 60804066, 61034006), 江西省自然科学基金项目(20132BAB201039), 江西省高校科技落地计划项目(KJLD12068), 江西省“井冈之星”青年科学家培养计划项目(20122BCB23010)资助.

Supported by National Natural Science Foundation of China (61364017, 60804066, 61034006), National Natural Science Foundation of Jiangxi (20132BAB201039), University Science and Technology Project Floor Plan of Jiangxi (KJLD12068), Jiangxi Province ‘Jinggang Star’ Young Scientist Training Project (20122BCB23010).

到高维SLAM中,并且把联合SLAM空间状态估计分成采样部分和解析部分来缩小采样空间,用粒子滤波估计机器人位姿状态,用EKF递归估计地图状态,很好解决了EKF-SLAM的不足,已成为解决SLAM问题最有效最重要的估计算法^[5],并且在10万个路标环境中测试成功^[6],FastSLAM是基于序贯重要性的采样方法,粒子退化和粒子多样性匮乏是该算法的主要问题^[7-8].为解决FastSLAM产生的问题,Kim等人^[9]使用UKF^[10]估计粒子后验位姿提议分布,使采样粒子更加接近于真实状态,缓解了粒子退化问题,但是重采样带来的粒子耗尽问题无法解决.Liu等人^[11]则利用粒子群优化思想改善粒子分布,通过最优位姿的牵引使粒子集不断逼近后验概率密度,在提高SLAM估计精度的同时减少了粒子数和复杂度,但由于基于粒子群优化的FastSLAM(PSO-FastSLAM)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,导致机器人状态突变或环境噪声大时算法没有足够的稳定性.

针对以上问题,本文提出一种基于类电磁机制优化的FastSLAM2.0算法(electromagnetism-like mechanism-FastSLAM2.0, EM-FastSLAM2.0),首先,利用UKF替代EKF递归估计后验位姿的提议分布,减少模型线性化误差;然后在粒子重采样中引入类电磁机制,假设粒子间存在相互作用的类电磁吸引排斥力,吸引力驱使采样粒子朝高似然区域移动,同时,排斥力使粒子在移动过程中相互牵制保持一定的距离,保证了搜索和移动空间,缓解了粒子退化和粒子耗尽问题,且较PSO-FastSLAM有更好的稳定性.

2 传统FastSLAM2.0算法原理及其缺点 (Theories and drawbacks of tradition FastSLAM2.0 algorithm)

假设机器人系统 k 时刻的预测模型和观测模型分别用先验概率函数 $p(x_k|x_{k-1}, u_k)$ 和观测概率函数 $p(z_k|x_k, m)$ 表示,其中状态向量 x_k 和地图 m 表示在 k 时刻移动机器人的位姿和环境特征位置, u_k 和 z_k 表示 k 时刻的控制量和观测量.则SLAM问题可表示为求状态向量 x_k 和地图 m 的联合后验概率函数 $p(x_k, m|z_{1:k}, u_{1:k})$ 问题,其中 $z_{1:k}$ 表示时刻及之前时刻的观测序列, $u_{1:k}$ 表示时刻及之前时刻的控制序列.

FastSLAM算法是基于Rao-Blackwellise思想,将联合后验概率分布分解为机器人位姿和相互独立的环境特征估计.在机器人运动路径已知的情况下,路标之间的状态估计相互独立,所以在贝叶斯公式和马尔科夫假设下,SLAM中移动机器人位姿和路标估计的联合概率分布可以做如下分解:

$$p(x_{1:k}, m|z_{1:k}, u_{1:k}) = p(x_{1:k}|z_{1:k}, u_{1:k})p(m|x_{0:k}, z_{1:k}, u_{1:k}) =$$

$$p(x_{1:k}|z_{1:k}, u_{1:k}) \prod_{i=1}^M p(m_i|x_{0:k}, z_{1:k}, u_{1:k}), \quad (1)$$

其中 M 是环境路标的个数.在FastSLAM中,路径估计采用粒子滤波器,每个粒子都保存一张地图,地图又分解为 M 个独立的环境路标,每个时刻对观测到的路标用EKF更新位置.后验概率一般是无法得到的,因此,本文只能从近似后验概率的提议分布函数 $q(x_{1:k}|z_{1:k}, u_{1:k})$ 中采样,提议分布满足下面等式:

$$q(x_{1:k}|z_{1:k}, u_{1:k}) = q(x_k^i|x_{k-1}^i, z_k, u_k)q(x_{1:k-1}|z_{1:k-1}, u_{1:k-1}), \quad (2)$$

则采样粒子的权值为

$$w_k^i = \frac{p(x_k^i|z_{1:k}, u_{1:k})}{q(x_k^i|z_{1:k}, u_{1:k})} = \bar{w}_{k-1}^i \frac{p(z_k|x_k^i)p(x_k^i|x_{k-1}^i, u_k)}{q(x_k^i|x_{k-1}^i, z_k, u_k)}, \quad (3)$$

归一化权值 $\bar{w}_k^i = w_k^i / \sum_{j=1}^N w_k^j$.

FastSLAM算法是基于序贯重采样方法,用大量带权值的随机粒子表示机器人运动轨迹概率分布,而粒子权值方差是随着时间递增变化的,从而产生粒子滤波中普遍存在的粒子退化问题.粒子退化是指经过多次迭代后,除少数几个粒子外,其余粒子权值几乎为零,这意味着大量计算都浪费在对状态估计贡献微小的粒子上,很大程度上降低了滤波性能.粒子退化问题可通过选择合适的提议分布来缓解,FastSLAM1.0直接采用先验分布 $p(x_k|x_{k-1}, u_k)$ 作为提议分布,退化问题十分严重,FastSLAM2.0版本的提议分布首先由 $p(x_k|x_{k-1}, u_k)$ 经过EKF更新得到,其考虑了最新的观测信息,在一定程度上缓解了粒子退化问题.重采样是目前解决粒子退化问题最有效的方法^[12],其主要思想是通过概率选择机制剔除权值小的粒子,复制权值高的粒子,引导粒子集朝高概率区域移动.但是,重采样也有自身的缺点,在FastSLAM2.0中,每个粒子保存全部过去时刻的信息,在重采样过程中,大量权值小的粒子被剔除,意味着这些粒子所代表的路径和地图信息也被删除.同时,权值大的粒子被多次复制,使得子代粒子继承了同样的路径和地图估计,这样在经过多次迭代和重采样后,所有的粒子可能来源于初始粒子集中少数几个粒子,产生粒子多样性匮乏的问题.

3 基于类电磁机制优化的FastSLAM2.0算法 (FastSLAM2.0 algorithm based on electromagnetism-like mechanism)

3.1 UKF估计后验位姿提议分布(To estimate posteriori estimation of robot pose by UKF)

针对FastSLAM2.0中后验位姿提议分布采用EKF递归估计所带来的模型线性化误差,用UKF替代EKF

来估计位姿构造新的提议分布, 使初始采样粒子更加接近真实值. k 时刻第 i 个粒子用UKF估计构建后验位姿提议分布均值和方差的计算流程如下:

1) 状态的向量增广. $\bar{x}_{k-1}^i$ 和 P_{k-1}^i 分别表示 $k-1$ 时刻的状态均值和协方差, 则首先对状态向量进行如下增广:

$$\bar{x}_{k-1}^{a[i]} = \begin{bmatrix} \bar{x}_{k-1}^{[i]} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{x}_{x,k-1}^{[i]} \\ \bar{x}_{y,k-1}^{[i]} \\ \bar{x}_{\theta,k-1}^{[i]} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix},$$

$$P_{k-1}^{a[i]} = \begin{bmatrix} P_{k-1}^{[i]} & 0 & 0 \\ 0 & Q_k & 0 \\ 0 & 0 & R_k \end{bmatrix}, \quad (4)$$

其中 Q_k 与 R_k 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, 控制量和观测是2维的, 所以 $\bar{x}_{k-1}^{a[i]}$ 是一个7维列向量, $P_{k-1}^{a[i]}$ 是 7×7 的矩阵.

2) 计算Sigma点:

$$\begin{cases} X_{k-1}^{a[i][0]} = \bar{x}_{k-1}^{a[i]}, \\ X_{k-1}^{a[i][j]} = \bar{x}_{k-1}^{a[i]} + (\sqrt{(n+\lambda)P_{k-1}^{a[i]}})_j, \\ j = 1, 2, \dots, L, \\ X_{k-1}^{a[i][j]} = \bar{x}_{k-1}^{a[i]} - (\sqrt{(n+\lambda)P_{k-1}^{a[i]}})_{j-L}, \\ j = L+1, \dots, 2L, \end{cases} \quad (5)$$

其中: $\lambda = \alpha^2(n_x + \kappa) + L$, n_x 与 L 分别表示状态向量增广前后的维数, $(\sqrt{(n+\lambda)P_{k-1}^{a[i]}})_j$ 指均方根矩阵第 j 列. 每个Sigma点 $X_{k-1}^{a[i][j]}$ 包含机器人位姿状态、控制量、和观测3个部分:

$$X_{k-1}^{a[i][j]} = \begin{bmatrix} X_{k-1}^{[i][j]} \\ X_{k-1}^{u[i][j]} \\ X_{k-1}^{z[i][j]} \end{bmatrix}. \quad (6)$$

3) 预测. 状态预测为

$$X_{k|k-1}^{[i][j]} = f(X_{k-1}^{[i][j]}, u_{k-1}^i + X_{k-1}^{u[i][j]}) = \begin{bmatrix} X_{x,k|k-1}^{[i][j]} \\ X_{y,k|k-1}^{[i][j]} \\ X_{\theta,k|k-1}^{[i][j]} \end{bmatrix}. \quad (7)$$

状态预测均值为

$$\bar{x}_{k|k-1}^i = \sum_{j=0}^{2L} w_j^{(m)} X_{k|k-1}^{[i][j]}.$$

状态测量协方差矩阵为

$$P_{k|k-1}^i = \sum_{j=0}^{2L} w_j^{(c)} (X_{k|k-1}^{[i][j]} - \bar{x}_{k|k-1}^i)(X_{k|k-1}^{[i][j]} - \bar{x}_{k|k-1}^i)^T.$$

观测预测为

$$Z_{k|k-1}^{[i][j]} = h(X_{k|k-1}^{[i][j]}) + X_{k-1}^{z[i][j]}.$$

观测预测均值为

$$\bar{z}_{k|k-1}^i = \sum_{j=0}^{2L} w_j^{(m)} Z_{k|k-1}^{[i][j]}.$$

4) 状态更新卡尔曼增益 K_k^i 求解公式:

$$P_{zz}^i = \sum_{j=0}^{2L} w_j^{(c)} (Z_{k|k-1}^{[i][j]} - \bar{z}_{k|k-1}^i)(Z_{k|k-1}^{[i][j]} - \bar{z}_{k|k-1}^i)^T,$$

$$P_{zx}^i = \sum_{j=0}^{2L} w_j^{(c)} (Z_{k|k-1}^{[i][j]} - \bar{z}_{k|k-1}^i)(X_{k|k-1}^{[i][j]} - \bar{x}_{k|k-1}^i)^T,$$

$$K_k^i = P_{zx}^i (P_{zz}^i)^{-1}.$$

在以上预测和更新的等式中 $w_j^{(m)}$ 与 $w_j^{(c)}$ 分别表示均值权值和方差权值:

$$w_0^{(m)} = w_0^{(c)} = \frac{\lambda}{L + \lambda},$$

$$w_j^{(m)} = w_j^{(c)} = \frac{1}{2(L + \lambda)},$$

$$j = 1, 2, \dots, 2L.$$

状态滤波值更新为

$$\bar{x}_k^i = \bar{x}_{k|k-1}^i + K_k^i (z_k - \bar{z}_{k|k-1}^i).$$

协方差矩阵更新为

$$P_k^i = P_{k|k-1}^i - K_k^i P_{zz}^i (K_k^i)^T.$$

由此得到 k 时刻粒子 i 位姿的UKF估计均值 $\bar{x}_k^i$ 与方差 P_k^i , 从而构造粒子 i 的后验位姿提议分布为 $N(\bar{x}_k^i, P_k^i)$.

3.2 类电磁机制优化思想改善粒子分布(Electromagnetism-like mechanism is introduced to improve the distribution of particles)

类电磁机制(EM)算法是一种新型自然启发式全局优化算法^[13], 其主要思想是把每一个解看成一个带电粒子, 然后模拟电磁场中吸引排斥机制, 按照一定的规则驱动搜索粒子向最优解移动. EM算法具有参数少, 收敛速度快的优点, 而且可以通过吸引与排斥机制使优化对象之间相互牵制, 具有良好的全局寻优能力^[14]. 为同时兼顾粒子退化和粒子贫乏问题本文把类电磁机制优化思想引入FastSLAM2.0, 改善粒子分布, 提高粒子整体质量.

基于类电磁机制优化的FastSLAM2.0算法把每个采样粒子看成一个电子, 其电荷计算公式如下:

$$Q_i = \exp \left\{ -n \frac{f(x^{\text{best}}) - f(x^i)}{\sum_{k=1}^N (f(x^{\text{best}}) - f(x^k))} \right\}, \quad (8)$$

式中: n 是自变量位姿 x 的维数, N 表示粒子的个数, $f(x)$ 表示权值的计算公式, x^{best} 表示权值最大的粒

子,从式(8)可以看出,粒子的权值越大,则电荷量越大.得到每个粒子的电荷后,计算每个粒子受到类电磁合力,公式如下:

$$\begin{cases} F_{ij} = (x^j - x^i)Q_iQ_j, f(x^j) > f(x^i), \\ F_{ij} = (x^i - x^j)Q_iQ_j, f(x^j) \leq f(x^i), \end{cases} \quad (9)$$

$$F_i = \sum F_{ij}, j = 1, 2, \dots, N, j \neq i, \quad (10)$$

式中: F_{ij} 表示粒子 x^j 对粒子 x^i 的作用力, F_i 表示 x^i 粒子受到其他所有粒子的合力.由式(9)可知,粒子间类电磁作用力遵循权值大的粒子吸引权值小的粒子,权值小的粒子排斥权值大的粒子,由此粒子在运动的过程中通过粒子间吸引力朝高似然区域移动,解决粒子退化问题,同时当粒子集在真实值附近聚集时在排斥力作用下又相互牵制保持一定的距离保证了多样性.粒子在合力的作用下更新自己的位置,更新规则如下:

$$x^i = x^i + \frac{\lambda R F_i}{\|F_i\|}, \quad (11)$$

式中:步长 λ 是 $[0, 1]$ 上均匀分布的随机数, R 为移动系数.每个粒子通过式(11)规则更新自己的位置,得到新一批高质量的粒子集,类电磁机制迭代优化结束.

基于类电磁机制优化的FastSLAM2.0算法具体实现流程如下:

步骤1 采样:用前一时刻的估计结果和当前时刻的量测值,运用第3.1节中的1)–4)步用UKF估计机器人位姿获得改进的提议分布函数,并从中采取粒子集 $\{x_k^i\}_1^N$.

步骤2 加权:利用式(3)计算每个粒子的权值.

步骤3 类电磁机制优化粒子分布:首先,每个粒子通过式(8)计算其电荷量;然后,通过式(9)–(10)计算每个粒子受到其他粒子类电磁力的合力;最后,通过式(11)规则移动粒子.得到优化后的粒子集合,重新利用式(3)来计算粒子权值,并归一化权值

$$\bar{w}_k^i = \frac{w_k^i}{\sum_{j=1}^N w_k^j}.$$

步骤4 重采样: $N_{\text{eff}} = 1 / \sum_{i=1}^N (\bar{w}_k^i)^2$,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 $\{x_k^{i*}, w_k^{i*}; i^* = 1, 2, \dots, N\}$,否则不进行重采样.

步骤5 环境特征更新:用当前得到的位姿滤波值和之前创建的地图,用EKF更新各粒子当前观测到的特征路标.

步骤6 重复以上步骤,直至没有新的观测为止.

4 仿真及实验分析 (Simulations and experimental analysis)

为验证改进算法的有效性,分别对本文提出的EM-FastSLAM2.0算法、PSO-FastSLAM算法、UKF-FastSLAM2.0和传统的FastSLAM2.0算法进行SLAM

仿真实验,并在估计精度、误差、稳定性等方面进行对比分析.

实验中机器人速度 $V = 3 \text{ m/s}$,传感器有效观测距离是30 m,假设数据关联已知,在该仿真环境下采用EM-FastSLAM2.0算法获得的结果如图1所示,其中星号表示随机设定的路标,曲线表示机器人预设运动路径,机器人从原点沿此路径走一圈后停止,三角形表示估计路标的位置,虚线表示估计的路径轨迹,过程噪声为($\sigma_V = 0.3 \text{ m/s}$, $\sigma_G = 3^\circ$),观测噪声为($\sigma_r = 0.1 \text{ m}$, $\sigma_\theta = 1^\circ$),计算Sigma点时 α 取0.01, κ 取0,移动系数 R 为 $(0.005, 0.002, 0.001)^T$,粒子数为10个, N_{eff} 低于粒子总数的75%时则进行重采样.

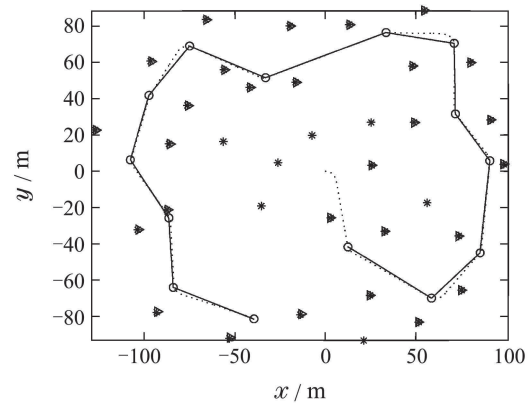


图1 EM-FastSLAM2.0估计结果

Fig. 1 Estimation results by EM-FastSLAM2.0

由图1可以看出EM-FastSLAM2.0的估计路径和路标与真实值基本吻合,说明该算法有比较精确的估计能力,在相同条件下分别对PSO-FastSLAM, UKF-FastSLAM2.0与传统FastSLAM2.0进行仿真实验,图2与图3分别给出了4种算法的位姿与路标位置估计误差对比图.从图2不难看出,EM-FastSLAM2.0算法的位姿估计误差明显要低于其他3种算法,其最大位姿误差是0.55 m, PSO-FastSLAM位姿最大误差是0.60 m, UKF-FastSLAM2.0位姿最大误差是0.61 m,而传统FastSLAM2.0位姿最大误差则达到了0.75 m.同样,在图3中也容易看出,不管在 x 还是 y 方向EM-FastSLAM2.0算法的路标估计误差都要低于其他3种算法,尤其在 x 方向上,能够一直平稳的保持较高估计精度.显然,EM-FastSLAM2.0算法在机器人定位与地图构建的估计精度要明显优于UKF-FastSLAM2.0算法、PSO-FastSLAM算法和传统FastSLAM2.0算法.图4给出了4种算法粒子多样性匮乏曲线对比图,其中纵轴表示粒子集中相异的粒子个数,算法每迭代200步计算一次.从图4可以看出,FastSLAM2.0与UKF-FastSLAM2.0在多次重采样后出现了严重的粒子多样性匮乏的问题,而EM-FastSLAM2.0算法粒子集一直保持很高的多样性,这是因为在类电磁机制排斥力的作用下,粒子在移动的过程中保持一定距离避免了过

度集中,从而维持了粒子多样性.

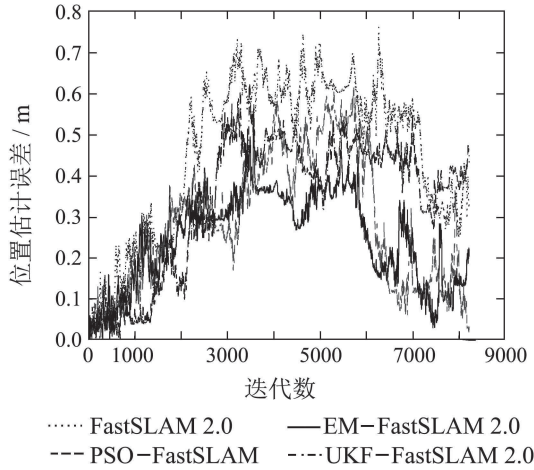


图2 机器人位姿估计误差

Fig. 2 The estimation errors of robot pose

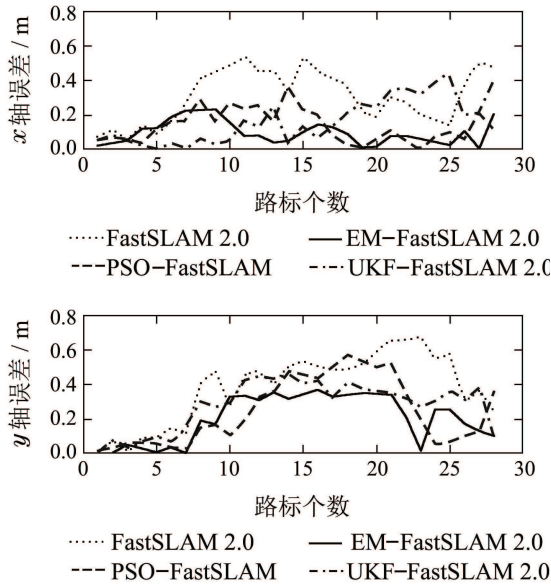


图3 路标位置估计误差

Fig. 3 The estimation errors of landmarks

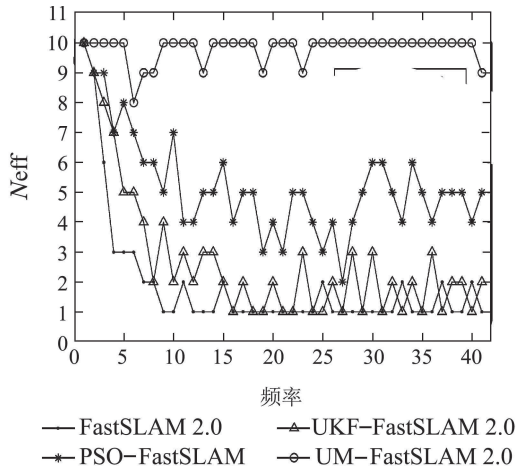


图4 4种算法多样性匮乏曲线

Fig. 4 The diversity scarcity curves of four algorithms

一般用有效样本容量 N_{eff} 来衡量算法的粒子退化程度, N_{eff} 定义为

$$N_{\text{eff}} = \text{round}\left(1/\sum_{i=1}^N (\bar{w}_k^i)^2\right), \quad (12)$$

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

为验证EM-FastSLAM2.0算法在类电磁机制优化粒子分布后对粒子退化问题和粒子多样性匮乏问题的改善程度,将采样粒子 N 设置为40,运用4种算法进行10次独立的SLAM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(如表1).其中: N_{eff1} , N_{eff2} , N_{eff3} 和 N_{eff4} 依次代表传统FastSLAM2.0算法、UKF-FastSLAM2.0算法、PSO-FastSLAM算法和EM-FastSLAM2.0算法最终有效粒子数.

表1 4种算法的有效样本容量比较

Table 1 The comparison of effective sample size of four algorithms

次数	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	平均值
N_{eff1}	9	7	7	8	7	9	6	9	9	8	7.9
N_{eff2}	23	23	22	20	19	21	24	22	21	19	21.4
N_{eff3}	35	33	36	38	35	38	35	35	36	37	35.8
N_{eff4}	40	40	38	40	40	40	39	40	40	40	39.7

根据表1中有效样本容量的平均值可以直观的看出,经过多次迭代后传统FastSLAM2.0算法出现了严重的粒子退化问题;UKF-FastSLAM算法采用UKF估计机器人位姿后验提议分布,使采样粒子更加接近真实位姿,在一定程度上改善了粒子退化问题;PSO-FastSLAM算法规定粒子受权值最大粒子的吸引,在粒子群全局优化算法的作用下有效改善了粒子退化问题;而EM-FastSLAM2.0算法最终的粒子几乎都是有效粒子, N_{eff4} 的值明显大于 N_{eff1} , N_{eff2} 和 N_{eff3} ,表明了该算法在改善粒子退化问题上的优越性,这是因为在类电磁机制优化粒子分布时,粒子集在类电磁机制吸引力的作用下不断向高似然区域移动,从而改善了粒子退化问题.

5 结论(Conclusions)

本文提出了一种基于类电磁机制优化算法的FastSLAM2.0算法.在传统FastSLAM2.0的基础上做了两处改进,一是用UKF代替EKF递归估计机器人位姿后验提议分布,减少了模型线性化误差,使采样粒子更加接近真实状态,二是在重采样中引入类电磁机制优化思想,通过采样粒子间权值大的粒子吸引权值小的粒子,驱动粒子集朝高似然区域移动,缓解粒子退化问题,同时权值小的粒子排斥权值大的粒子,使粒子集在移动的过程中相互牵制保持一定的距离维

持了粒子多样性. 仿真实验表明了该算法的优越性和可行性.

参考文献(References):

- [1] 刘龚, 任雪梅, RAD A B. 基于信息势能的鲁棒估计器及其在同时定位与地图构建问题的应用 [J]. 控制理论与应用, 2011, 28(7): 902 – 907.
(LIU Gong, REN Xuemei, RAD A B. Robust estimator based on information potential and its application to simultaneous localization and mapping [J]. *Control Theory & Applications*, 2011, 28(7): 902 – 907.)
- [2] FRESE U. A discussion of simultaneous location and mapping [J]. *Autonomous Robots*, 2006, 20(1): 25 – 42.
- [3] XIAO B J, XU K, CHEN X, et al. A wavelet transform assisted extended kalman filter-based approach for simultaneous localization and mapping problems [J]. *Sensor Letters*, 2012, 10(8): 1814 – 1818.
- [4] IDRIS M Y, AROF H, NOOR N M, et al. A co-processor design to accelerate sequential monocular SLAM EKF process [J]. *Measurement*, 2012, 45(8): 2141 – 2152.
- [5] GAMALLO C, MUCIENTES M, REGUEIRO C V. A FastSLAM based algorithm for omnidirectional cameras [J]. *Journal of Physical Agents*, 2013, 7(1a): 12 – 21.
- [6] MONTEMERLO M, THRUN S. Simultaneous localization and mapping with unknown data association using FastSLAM [C] // *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Taipei: IEEE, 2003: 1985 – 1991.
- [7] ZHANG Q, MA J C, LIU Q. Improved Fastslam2.0 based on the H4 filter for intelligent mobile robot [J]. *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*, 2012, 4(16): 2748 – 2754.
- [8] HAVANGI R, NEKOUI M A, TESHNEHLAB M. An improved FastSLAM framework using soft computing [J]. *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, 2012, 20(1): 25 – 46.
- [9] KIM C, SAKTHIVEL T, CHUNG W K. Unscented FastSLAM: A robust algorithm for the simultaneous localization and mapping problem [C] // *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2007: 2439 – 2445.
- [10] 潘泉, 杨峰, 梁彦, 等. 一类非线性滤波器——UKF综述 [J]. 控制与决策, 2005, 20(5): 481 – 489.
(PAN Quan, YANG Feng, LIANG Yan, et al. Survey of a kind of nonlinear filters-UKF [J]. *Control and Decision*, 2005, 20(5): 481 – 489.)
- [11] LIU D B, LIU G R, YU M H. An improved FastSLAM framework based on particle swarm optimization and unscented particle filter [J]. *Journal of Computational Information Systems*, 2012, 8(7): 2859 – 2866.
- [12] 左军毅, 张怡哲, 梁彦. 自适应不完全重采样粒子滤波器 [J]. 自动化学报, 2012, 38(4): 647 – 651.
(ZUO Junyi, ZHANG Yizhe, LIANG Yan. Particle filter based on adaptive part resampling [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2012, 38(4): 647 – 651.)
- [13] BIRBIL S, FANG S C. An Electromagnetism-mechanism for global optimization [J]. *Journal of Global Optimization*, 2003, 25(3): 263 – 282.
- [14] 姜建国, 龙秀萍, 李锦, 等. 一种基于佳点集的电机制算法 [J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2011, 38(6): 167 – 172.
(JIANG Jianguo, LONG Xiuping, LI Jing, et al. Electromagnetism-like mechanism algorithm based on the good point set [J]. *Journal of Xidian University (Natural Science Edition)*, 2011, 38(6): 167 – 172.)

作者简介:

陈世明 (1977–), 男, 博士, 副教授, 研究领域为复杂网络理论、机器人系统、优化算法, E-mail: c1977318@hotmail.com;

袁军锋 (1988–), 男, 硕士研究生, 研究领域为移动机器人SLAM方法, E-mail: yesyjf817@163.com;

陈小玲 (1988–), 女, 硕士研究生, 研究领域为粒子滤波算法, E-mail: 1912292430@qq.com;

方华京 (1955–), 男, 博士, 教授, 研究领域为动态系统故障诊断与安全性、网络化系统分析与综合、鲁棒与容错控制等, E-mail: hjfang@mail.hust.edu.cn.