

文章编号: 1002-0446(2008)-05-0421-07

基于粒子滤波的无线传感器网络辅助同步定位与地图创建方法研究

李阳铭^{1,2,3}, 孟庆虎¹, 梁华为^{1,3}, 李 帅^{1,2,3}, 陈万明^{1,2,3}

(1. 中国科学院合肥智能机械研究所仿生感知与控制研究中心, 安徽 合肥 230031;

2. 中国科学技术大学信息科学与技术学院自动化系, 安徽 合肥 230026;

3. 安徽省仿生感知与先进机器人技术重点实验室, 安徽 合肥 230031)

摘要: 提出了一种新颖的无线传感器网络 (WSN) 辅助的移动机器人同步定位与地图创建 (SLAM) 方法, 解决了传统 SLAM 方法难以解决的求解问题空间维数高和多数数据关联困难两大问题. 为该 WSN 辅助的 SLAM 方法建立了模型, 并进行了噪声分析; 在此基础上, 提出一种适用本方法的分布式粒子滤波数据融合算法. 着重分析了粒子初始化、预测、序贯重要性采样和重采样等关键步骤, 并通过仿真实验分析验证了该方法的正确性和高效率. 实验结果表明, 采用粒子滤波算法, 并综合无线传感器网络进行辅助导航, 可以极大地降低求解问题空间维数, 解决多数数据关联错误问题, 可以完全不依赖锚节点完成盲节点高精度定位; 同时, 还能够有效地提高移动机器人定位与地图创建精度, 特别是在不要求机器人路径闭合的情况下可以有效抑制惯性导航的误差累计.

关键词: 同步定位与地图创建; 无线传感器网络; 粒子滤波; 移动机器人

中图分类号: TP242

文献标识码: A

On WSN-Aided Simultaneous Localization and Mapping Based on Particle Filtering

LI Yang-ming^{1,2,3}, MENG Qing-hu¹, LIANG Hua-wei^{1,3}, LI Shuai^{1,2,3}, CHEN Wan-ming^{1,2,3}

(1. Center for Biomimetic Sensing and Control Research, Institute of Intelligent Machines, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, China;

2. Department of Automation, School of Information Science and Technology, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China;

3. The Key Laboratory of Biomimetic Sensing and Advanced Robot Technology, Anhui Province, Hefei 230031, China)

Abstract: A novel WSN-aided SLAM (simultaneous localization and mapping) method is proposed for mobile robot to solve two main problems in traditional SLAM methods, i.e., high dimensions in problem spaces and difficulties in multi-target data association. Model for the WSN-aided SLAM method is built, and noises are analyzed. Then a distributed particle filtering (PF) data fusion algorithm suitable for this method is developed. The key steps, such as particle initialization, prediction, sequential importance sampling, resampling, are particularly analyzed, and the validity and efficiency of the method are testified by simulation experiment. The experiment results demonstrate that, when the PF algorithm is used and the WSN is integrated for aided navigation, the dimensions of problem spaces can be greatly reduced, the multi-target data association problems can be solved and blind nodes can be located with high precision independent of the anchor node. The precision of localization and mapping for mobile robots can be effectively improved, and the error accumulation of inertial navigation can be effectively suppressed especially when the robot closed-loop track is not required.

Keywords: simultaneous localization and mapping (SLAM); wireless sensor network (WSN); particle filtering (PF); mobile robot

1 引言 (Introduction)

移动机器人的同步定位与地图创建 (SLAM) 是指机器人在自身位置不确定的条件下, 利用自身感知信息在未知环境中创建地图, 同时利用地图进行自主定位和导航. SLAM 问题具有重要的理论和实用价值, 被许多学者认为是真正实现全自主移动机器人的关键^[1].

同步定位与地图创建问题的提出至今已经有

30 年的历史, 经过多年的研究, 学者们提出了一些可以用于解决 SLAM 问题的成熟方法. 针对 SLAM 问题的非线性性, 卡尔曼滤波、扩展卡尔曼滤波 (Extended Kalman Filtering)、无迹卡尔曼滤波 (Unscented Kalman Filtering)、粒子滤波 (Particle Filtering) 等基于贝叶斯理论的融合方法得到了较为广泛的应用. 但是这些方法的传统应用还存在一些问题, 扩展卡尔曼滤波方法的线性性相对较差, 它和无迹卡尔曼滤波方法都不适于解决存在非高斯噪

声情况的估计问题^[2,3]；粒子滤波方法对线性和噪声没有要求，但这种方法在问题维数较高时计算量较大，难以满足系统实时性要求^[2]。另外，在采用传统的视觉、超声、激光等感知手段时，数据关联错误也是一个难以完善解决的问题^[4]。

随着无线传感器网络技术、嵌入式技术和微电子技术的快速发展，网络节点成本不断降低、集成度越来越高，利用无线传感器网络进行辅助导航成为了可能^[5]。特别是在一些对系统可靠性要求高、区域可能需要重复探测的环境中，如星球表面等，这种方法具有可行性，而且算法简单、系统可靠。

利用无线传感器网络进行辅助导航具有如下优势：数据关联容易，由于传感器节点的传输信号带有标识，观测时不会出现错误的关联；无线传感器网络不再需要锚节点来进行定位，提高了网络的鲁棒性；传感器节点具有智能性，能够估计并记录自身位置；将惯性导航数据和无线传感器网络信息进行融合，可以提高定位精度，作为视觉等导航方式的补充。因此，本文提出一种 WSN 辅助 SLAM 方法，在利用航迹推算等传统导航信息的基础上，着力加入 WSN 作为辅助导航手段来解决数据关联等传统方法难以解决的问题，并降低求解问题空间维数。由于无线传感器网络的存在，移动机器人还可以解决绑架 (Kidnapping) 问题，系统的冗余度、可靠性和鲁棒性也可以得到提高。

2 系统模型与算法分析 (Analysis for the system model and the algorithm)

无线传感器辅助的同步定位与地图创建方法是综合利用无线传感器网络感知信息和机器人惯性导航信息进行同步定位与地图创建的方法。状态空间方程是分析 WSN 辅助 SLAM 方法的基础，所以首先来建立状态空间模型。

2.1 状态空间模型

WSN 辅助 SLAM 问题可以看作是弱耦合的两个部分：第一部分是移动机器人巡航与定位，第二部分是传感器网络节点定位与环境感知。

移动机器人的状态空间方程为：

$$\begin{cases} \mathbf{X}\mathbf{v}_k = f(\mathbf{X}\mathbf{v}_{k-1}) + \mathbf{v}_k \\ \mathbf{Z}\mathbf{v}_k = g(\mathbf{X}\mathbf{v}_k) + \mathbf{w}_k \end{cases} \quad (1)$$

式中： $\mathbf{X}\mathbf{v}_k$ 表示在 k 时刻的移动机器人的位姿信

息， $\mathbf{Z}\mathbf{v}_k$ 表示在 k 时刻移动机器人得到的观测， \mathbf{v}_k 和 \mathbf{w}_k 分别代表 k 时刻的状态噪声和量测噪声。

状态转移函数 $f(\cdot)$ 和观测函数 $g(\cdot)$ 的表达形式与具体应用中所采用的导航和观测方法有关。如果这两个函数是线性的，且噪声的分布形式已知，则在多数情况下都可以得到位姿估计的解析形式^[2]。

相应地，无线传感器网络节点的状态空间方程为：

$$\begin{cases} \mathbf{X}\mathbf{n}_k = f'(\mathbf{X}\mathbf{n}_{k-1}) + \mathbf{n}_k \\ \mathbf{Z}\mathbf{n}_k = g'(\mathbf{X}\mathbf{n}_k) + \mathbf{m}_k \end{cases} \quad (2)$$

其中， $\mathbf{X}\mathbf{n}_k$ 表示节点位置信息， $\mathbf{Z}\mathbf{n}_k$ 表示无线传感器网络节点在 k 时刻的观测， \mathbf{m}_k 和 \mathbf{n}_k 分别表示量测噪声和状态噪声。

同样，函数 $f'(\cdot)$ 和 $g'(\cdot)$ 分别是状态转移函数和观测函数。状态转移函数取决于节点的机动模型， $g'(\cdot)$ 依赖于所采用的测量方法。在本文所讨论的方法中，依赖于状态 $\mathbf{X}\mathbf{n}_k$ 和 $\mathbf{Z}\mathbf{n}_k$ 的观测是一致的，所以，式 (1) 和 (2) 中量测函数表达形式一致。本文仅考虑静态传感器网络，所以 $f'(\cdot)$ 为单位矩阵，噪声 \mathbf{n}_k 为零向量。因此，本方法的状态空间方程为：

$$\begin{cases} \mathbf{X}\mathbf{v}_k = f(\mathbf{X}\mathbf{v}_{k-1}) + \mathbf{v}_k \\ \mathbf{X}\mathbf{n}_k = \mathbf{X}\mathbf{n}_{k-1} \\ \mathbf{Z}\mathbf{v}_k = g(\mathbf{X}\mathbf{v}_k, \mathbf{X}\mathbf{n}_{k-1}) + \mathbf{w}_k \end{cases} \quad (3)$$

式中各符号所代表的意义与上面各式相同。

在确定了状态空间方程之后，为了使问题讨论更加清晰，我们设定移动机器人模型和 WSN 信息感知方式，并相应地对噪声进行了分析。

以二维笛卡尔坐标系中的刚体轮式机器人为研究目标，移动机器人状态转移函数可以表示为：

$$\begin{cases} x_{v_k} = x_{v_{k-1}} + Vdt \cdot \cos(G + \theta_{v_{k-1}}) \\ y_{v_k} = y_{v_{k-1}} + Vdt \cdot \sin(G + \theta_{v_{k-1}}) \\ \theta_{v_k} = \theta_{v_{k-1}} + Vdt \cdot \sin G/W \end{cases} \quad (4)$$

式中， x_{v_k} 、 y_{v_k} 和 θ_{v_k} 分别表示移动机器人在 k 时刻的 x 、 y 坐标和姿态信息， V 为当前时刻速度大小， G 为当前时刻控制转向角的大小， W 为轮式机器人轴距。

观测函数表示为 $\sqrt{(x_{v_k} - x_{n_k})^2 + (y_{v_k} - y_{n_k})^2}$ ，式中 x_{n_k} 和 y_{n_k} 分别为节点的 x 、 y 坐标。

可以很容易地将状态空间模型扩展到三维空间中,不影响对问题的讨论。

如前所述, v_k 代表状态噪声。尽管学者们已经对惯性导航方式进行了大量的研究,暨今仍然没有一种可以完全适用于各种环境的统一的噪声分布模型。惯性导航系统一般由里程计、陀螺仪、加速度计等设备组成,由于组合系统十分复杂,一般不能认为这些测量信号的组合噪声为高斯噪声 [6]。

观测噪声 w_k 依赖于所采用的观测方法。RSSI (Received Signal Strength Index) 测距是目前在无线传感器网络中应用较为广泛的一种方法,它利用接收信号强度和传输距离之间的关系测量距离。该测距方法不需要额外的硬件,本文采用了这种测量方法。RSSI 方法接收信号的概率密度函数可以用一个指数函数来近似表示: $p(P|r) = \frac{1}{\Lambda(r)} \exp\left(\frac{-P}{\Lambda(r)}\right)$, $\Lambda(r) = \alpha r^{-\beta}$, 参数 β 反映环境的影响, α 是一个常数。关于 RSSI 测距信息分布的进一步讨论可以参见文 [7]。在复杂环境中, RSSI 测量噪声不能用高斯噪声来完全表示。

2.2 粒子滤波

粒子滤波是一种迭代的贝叶斯滤波器。它利用序贯马尔可夫链蒙特卡洛方法 (Sequential Markov Chain Monte Carlo) 来递推求解所关心的基于观测的条件后验概率 [8,9]。与联邦滤波器等经典融合滤波方法相比,它不受线性化误差或高斯噪声假定的限制,可以应用在位置追踪、全局定位等问题中 [8]。

利用粒子滤波方法解决 SLAM 问题时还存在着一些难以解决的问题。一个是求解空间维数高、计算量大,虽然学者们提出了 FastSLAM 等算法来降低运算量,但是这些算法都提出了一些额外约束,比如说要求观测相对精确,而在观测噪声方差大、路标点多的应用中,这些算法难以得到满意的效果;另外一个问题就是数据关联,在环境特征难以区别时往往会导致滤波发散。

综合以上各部分的分析,在本文所讨论的 WSN 辅助 SLAM 方法中应用粒子滤波方法有以下特点:

(1) 对系统模型和噪声模型没有严苛的要求,适用于动态系统;

(2) 递归地计算后验分布,要求的存储器容量小,计算量小,易于实施;

(3) 构成分布式系统,降低问题空间维数,减小计算量;

(4) 易于数据关联,不会导致滤波发散;

(5) 滤波收敛速度快,地图创建时不要求环路闭合。

3 基于粒子滤波的无线传感器网络辅助同步定位和地图创建方法 (WSN aided SLAM based on particle filtering)

基于粒子滤波的无线传感器网络辅助同步定位和地图创建方法的核心思想是利用移动机器人的运动可控性以及无线传感器网络节点智能性进行同步节点定位和移动机器人运动轨迹纠偏。因为它没有对无线传感器网络拓扑结构和先验位置信息做出任何假设,所以所有节点的布置方式都不受限制,可以是事先布置好的,也可以是在地图创建过程中布撒的。随着机器人的移动,部分节点被观测到,此时这些节点的位置就可以通过估计得到,而在估计节点位置的同时,利用节点位置不变的特点,也可以对移动机器人的位置进行修正。另外,移动机器人也可以利用无线传感器网络获取的环境信息预先对未知环境进行地图创建 [10]。

基于粒子滤波的 WSN 辅助 SLAM 算法流程

正如前面所指出的,WSN 辅助 SLAM 方法中的粒子滤波算法与传统的基于粒子滤波的 SLAM 方法不同,本文中所提出的方法是一种分布式的方法,它具有以下特点:

(1) 机器人和节点的位置都用粒子来表示;

(2) 机器人仅估计自身位置,节点位置由节点估计;

(3) 节点的定位依赖于机器人。

本方法是一种并行算法,滤波器完全相同地在所有节点内部运行,节点定位流程如图 1(a) 所示。在机器人通讯半径内的节点首先根据获取信息来初始化粒子分布。当节点再次收到位置信息和观测信息的时候,应用新息 (Innovation) 进行粒子更新,并根据条件进行重新采样。该过程的流程表示如下:

流程初始化

if 得到一个有效观测

for $m_i = 1$ to m

采样 $\mathbf{Xn}_i^{[m_i]} \sim p(\mathbf{Xn}_i | \mathbf{Xn}_{i-1}^{[m_i]})$

获取新息 (Innovation)

根据新息计算权值

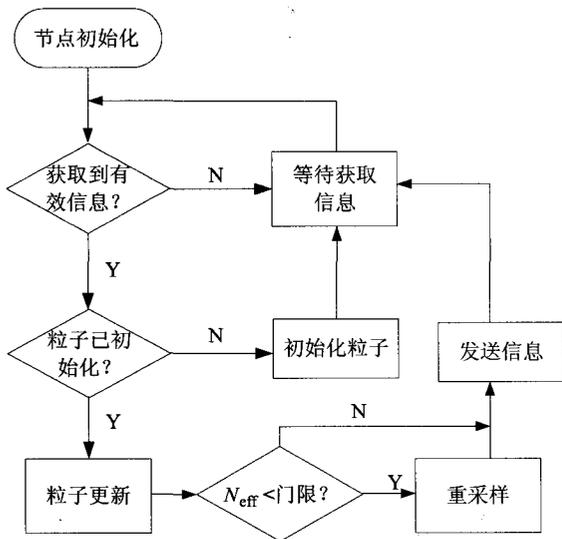
权值归一化

end for

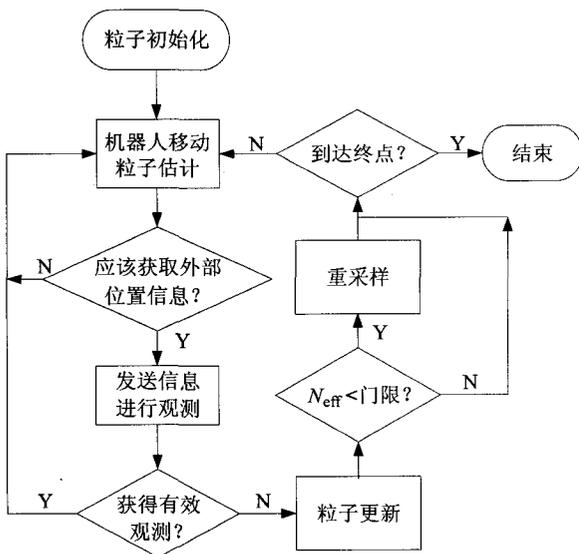
```

计算  $N_{eff}$ 
if  $N_{eff} \leq$  门限
    粒子重采样
    粒子  $m_i$  的权值  $\omega = 1/m$ 
end if
end if
    
```

移动机器人定位方法与传统基于粒子滤波的 SLAM 方法的区别主要在于其不需要机器人对信标的位置做出估计。信标位置由节点估计，并在被查询时告知给移动机器人。机器人每隔一定时间查询周围的节点信息，节点的回答信息同时包括身份信息与距离信息。



(a) 节点程序流程图



(b) 移动机器人程序流程图

图1 程序流程图

Fig.1 Program flow chart

移动机器人定位流程如图 1(b) 所示。机器人的粒子滤波算法与节点定位的粒子滤波算法之间的主要区别在于采用的重要性函数及状态方程不同，因而权值更新方法也不同。

当在二维笛卡儿坐标系中讨论问题时，求解问题空间仅为三维，算法复杂度仅为 $O(m)$ ， m 为粒子数。FastSLAM 方法的算法复杂度为 $O(m \cdot l)$ ，进一步采用树形方法进行特征更新时的算法复杂度仍为 $O(m \cdot \log l)$ ， l 为路标数。

粒子滤波关键步骤

在给出方法的流程介绍后，将介绍粒子滤波中粒子初始化、状态预测、序贯采样和重采样等关键步骤。

A 粒子初始化

粒子初始化是粒子滤波中的首要步骤。一般地，当先验分布 $p(\mathbf{X}_0)$ 未知时，粒子将在全部可能位置空间中随机均匀产生。对于移动机器人，如果初始位置未知，就需要利用其他绝对位置信息来完善地图创建。因为没有引入其他的绝对位置信息，本应用中认为移动机器人初始位置已知，这样的设定是可行的。此时，代表它位置的粒子在初始时刻在机器人的初始位置产生。随着机器人的移动，航迹推算的误差将逐渐积累，粒子的位置将逐渐扩散，因而粒子的多样性不会受到初始位置选择的影响。但是由于粒子在初始时刻是相同的，粒子的独立性条件没有得到满足，所以对算法的收敛性证明比较困难。算法的收敛性将用软件仿真加以验证。

无线传感器网络通常被布撒在广阔的范围内。如果表示节点位置的粒子随机地产生在整个无线传感器网络覆盖空间内，则要想获得必要的粒子密度就需要产生大量的粒子。一种可用的方法是节点仅在收到一个观测对象信息时才对自己进行初始化，所以可能的位置空间就是一个以观测对象位置为圆心、以距离测量信息的上限和下限为半径的环形。在观测噪声分布未知时，粒子可以采用均匀分布作为先验分布。噪声分布模型已知时可以根据模型获得更为高效的初始粒子分布。

B 预测

相对而言，粒子滤波中预测是比较统一的步骤，一般都是采用状态方程来预测下一时刻的粒子。

对于移动机器人， $\mathbf{X}v_k = f(\mathbf{X}v_{k-1}) + v_k$ ；而对于传感器网络节点， $\mathbf{X}n_k = \mathbf{X}n_{k-1}$ 。

C 序贯重要性采样

状态序列 $\{\mathbf{X}_k; k \in \mathbf{N}\}$, $\mathbf{X}_k \in \mathbf{R}^{n_x}$, 是具有初始分布 $p(\mathbf{X}_0)$ 的隐马尔可夫序列; $p(\mathbf{X}_k|\mathbf{X}_{k-1})$ 是转移概率; 观测序列 $\{\mathbf{Z}_k; k \in \mathbf{N}\}$, $\mathbf{Z}_k \in \mathbf{R}^{n_z}$, 其在分布 $p(\mathbf{Z}_k|\mathbf{X}_k)$ 确定时与序列 $\{\mathbf{X}_k; k \in \mathbf{N}\}$ 之间是条件独立的; 定义: $\mathbf{X}_{0:n} \triangleq \{\mathbf{X}_0, \dots, \mathbf{X}_n\}$, $\mathbf{Z}_{0:n} \triangleq \{\mathbf{Z}_0, \dots, \mathbf{Z}_n\}$, 则求解的目标是递推地对分布 $p(\mathbf{X}_{0:n}|\mathbf{Z}_{0:n})$ 进行估计. 其中上面各式中 \mathbf{R}^\bullet 表示一个 \bullet 维的实空间, n_x 、 n_z 分别表示状态空间与观测空间维数.

在实际应用中, 往往不能够直接对后验分布 $p(\mathbf{X}_{0:n}|\mathbf{Z}_{0:n})$ 进行采样, 所以学者们提出了重要性采样方法来解决这个问题.

$$I(f_n) = \int f_n(\mathbf{X}_{0:n}) \frac{p(\mathbf{X}_{0:n}|\mathbf{Z}_{0:n})}{\pi(\mathbf{X}_{0:n}|\mathbf{Z}_{0:n})} \pi(\mathbf{X}_{0:n}|\mathbf{Z}_{0:n}) d\mathbf{X}_{0:n}$$

此时, 引入重要性权值 $w_k^{*(i)} = p(\mathbf{X}_{0:n}|\mathbf{Z}_{0:n}) / \pi(\mathbf{X}_{0:n}|\mathbf{Z}_{0:n})$ 来适应采样对象函数的改变.

序贯重要性采样方法可以降低运算量.

$$\begin{aligned} & \frac{p(\mathbf{X}_{0:n+1}|\mathbf{Z}_{0:n+1})}{p(\mathbf{Z}_{0:n+1}|\mathbf{X}_{0:n+1})p(\mathbf{X}_{0:n+1})} \\ &= p(\mathbf{X}_{0:n}|\mathbf{Z}_{0:n}) \frac{p(\mathbf{Z}_{n+1}|\mathbf{X}_{n+1})p(\mathbf{X}_{n+1}|\mathbf{X}_n)}{p(\mathbf{Z}_{n+1}|\mathbf{Z}_{0:n})} \end{aligned}$$

而在这个问题中, 如何选择合适的重要性函数 $\pi(\mathbf{X}_{0:n}|\mathbf{Z}_{0:n})$ 是关键问题.

首先, 重要性函数应该是可以迭代的. 这样就可以根据 $\mathbf{X}_k^{(i)} \sim \pi(\mathbf{X}_k|\mathbf{X}_{0:k-1}^{(i)}, \mathbf{Z}_{0:k})$ 进行采样. 此时, 重要性权值为:

$$w_k^{*(i)} = w_{k-1}^{*(i)} \frac{p(\mathbf{Z}_k|\mathbf{X}_k)p(\mathbf{X}_k^{(i)}|\mathbf{X}_{k-1}^{(i)})}{\pi(\mathbf{X}_k^{(i)}|\mathbf{X}_{0:k-1}^{(i)}, \mathbf{Z}_{0:k})} \quad (5)$$

最优重要性函数 $p(\mathbf{X}_k|\mathbf{X}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{Z}_k)$ 曾先后被 Chen、Liu、Kong 和 Wong 等学者应用在相关文献中. 此时, 式 (5) 中的重要性权值可以简化为 $w_k^{*(i)} = w_{k-1}^{*(i)} p(\mathbf{Z}_k|\mathbf{X}_{k-1}^{(i)})$. 相关文献已经证明, $p(d\mathbf{x}_k|\mathbf{Z}_{0:k}, x_{0:k-1}) \propto g(\mathbf{Z}_{0:k}, x_{0:k-1}, x_k) \cdot f(\mathbf{Z}_{0:k}, x_{0:k-1}, d\mathbf{x}_k)$ 都为最优重要性函数, 且此时有 $w_k^{*(i)} \propto \int g(\mathbf{Z}_{0:k}, x_{0:k-1}, x_k) \cdot f(\mathbf{Z}_{0:k}, x_{0:k-1}, d\mathbf{x}_k)$, 式中 $f(\cdot)$ 和 $g(\cdot)$ 分别为状态转移函数和观测函数.

我们知道, 对于多数应用而言, $p(\mathbf{Z}_k|\mathbf{X}_{k-1}^{(i)}) = \int p(\mathbf{Z}_k|\mathbf{X}_k)p(\mathbf{X}_k|\mathbf{X}_{k-1}^{(i)})d\mathbf{X}_k$ 都不存在解析形式的解, 因而, 方程 $w_k^{*(i)} = w_{k-1}^{*(i)} p(\mathbf{Z}_k|\mathbf{X}_{k-1}^{(i)})$ 就不再成立.

一种简单的方法是采用先验分布 $f(x_{0:k-1}, x_k)$ 作为重要性函数, 此时重要性权值 $w_k^{(i)}$ 正比于 $g(\mathbf{Z}_{0:k}, x_{0:k-1}, x_k)$. 采用这种先验分布具有求解过程简单的特点, 但是这种方法对噪声包络比较敏感.

一种方法是采用似然函数 $g(\mathbf{Z}_{0:k}, x_{0:k-1}, x_k)$ 作为重要性函数, 此时重要性权值 $w_k^{(i)}$ 正比于 $f(x_{0:k-1}, x_k)$, 这种策略要求 $\int g(\mathbf{Z}_{0:k}, x_{0:k-1}, x_k) d\mathbf{x}_k < \infty$, 且噪声方差较小.

具体的重要性函数选择与具体应用有关, 文中将对以上选择方式进行仿真, 比较本应用中采用不同重要性函数的效果.

D 重采样

重采样的引入是为了解决粒子滤波中的退化问题. 重采样的基本思想是要除去权值非常小的粒子所对应的轨迹, 而将更多的资源给予具有较大权值的粒子. Kong、Liu 和 Wong 引入了合适的粒子滤波器退化评判标准, 它可简单地表示为 $N_{\text{eff}} = 1 / \sum_{m_i=1}^m (\tilde{w}^{(m_i)})^2$, 式中 N_{eff} 为粒子效率值, $\tilde{w}^{(m_i)}$ 是粒子 i 归一化后的权值, m 为粒子数. 如果 $N_{\text{eff}} \leq$ 设定门限, 则应该进行重采样. 本文中采用直接重采样方法, 即按照 $P_r(j(i) = m_i) = \tilde{w}^{(m_i)}$ ($m_i = 1, \dots, m$) 对标号为 $j(i)$ 的粒子采样, 采样后粒子的权值都为 $1/m$.

4 软件仿真与分析 (Software simulation and analysis)

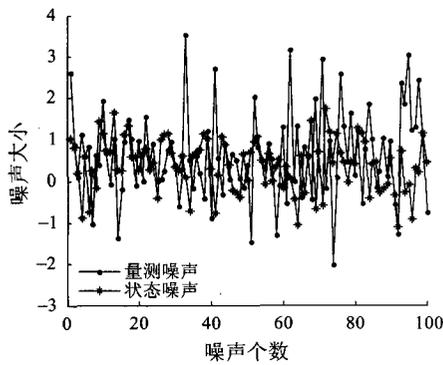
为了验证方法的正确性、收敛性和效率, 本文在 MATLAB 仿真环境中进行了仿真和分析.

首先说明在仿真环境中采用的噪声模型. 文中已经指出观测噪声和状态噪声都不能由正态分布完全表述. 尽管本方法中没有对噪声的分布做任何假设, 在仿真时仍然需要根据一定的噪声模型来产生噪声. 在本仿真实验中, 采用的观测噪声和状态噪声均由两部分组成, 第一部分是一个高斯白噪声, 第二部分是一个符合均匀分布的噪声, 用这两部分的和来表征噪声的非高斯特性. 这样的假设特别适用于 RSSI 噪声模型^[7]. 图 2 展示了按照这种假设生成的状态噪声和观测噪声, 值得指出的是观测噪声比状态噪声具有更大的方差.

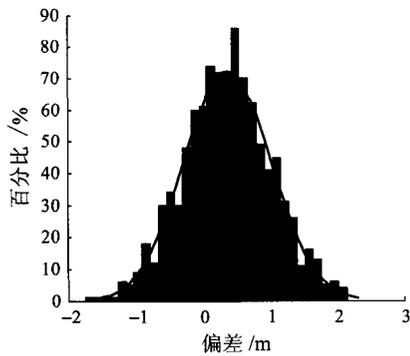
图 3 展示了软件仿真场景, 图 4 给出了在选择三种不同重要性函数时移动机器人 x 坐标的定位精度比较. 从图中可以看出在采用最优重要性函数时

定位精度最好,这是因为在软件仿真时模拟噪声比较贴近正态分布,部分地满足了最优函数的应用条件.最合适的重要性函数还需要在实际应用中进行选择和验证.

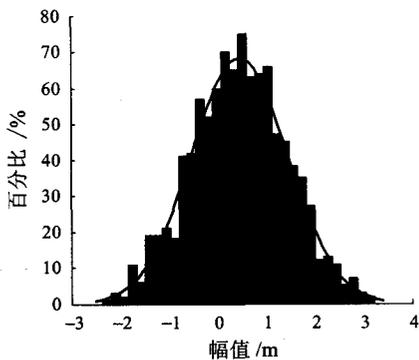
图5展示了节点定位情况,其中图5(a)为节点初始化情况,图5(b)给出了节点的真实位置与粒子收敛时的估计位置的对比.从仿真结果可以看出,文中所讨论方法可以让节点估计迅速收敛到真实位置附近,且该方法具有较高的定位精度.



(a) 随机产生的观测噪声与状态噪声



(b) 状态噪声叠加密度直方图



(c) 观测噪声叠加密度直方图

图2 软件仿真中噪声模型
Fig.2 Noise models for software simulation

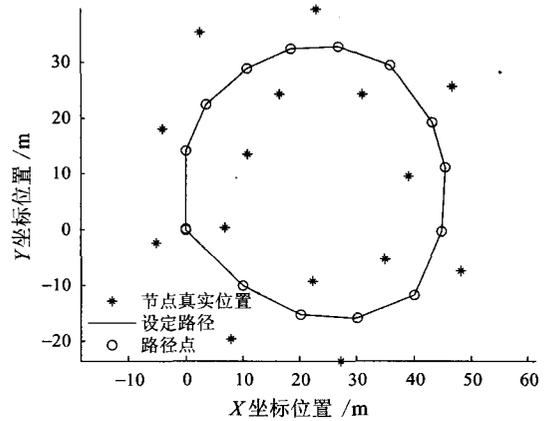


图3 软件仿真同步定位与地图创建

Fig.3 Software simulated SLAM

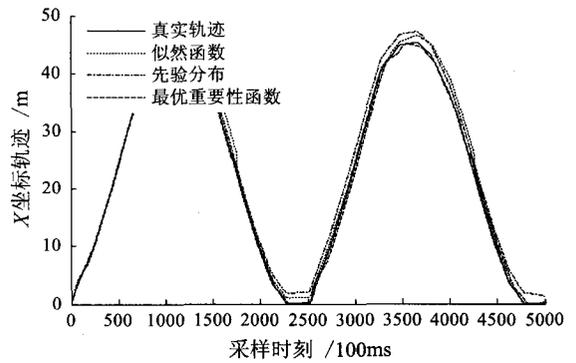
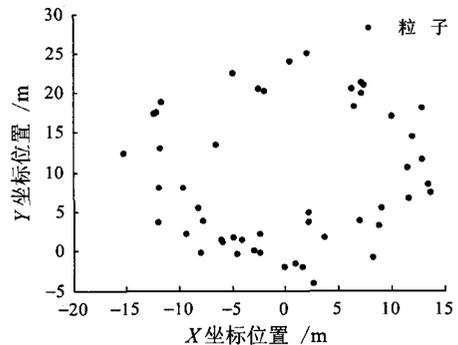
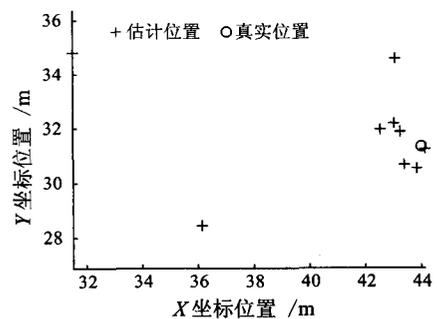


图4 不同重要性函数对应定位精度

Fig.4 Localization precisions v.s. importance functions



(a) 粒子初始分布



(b) 真实位置与粒子收敛轨迹对比

图5 节点粒子收敛

Fig.5 Particle convergence of a node

图 6 展示了软件仿真中节点定位效果, 图 6(a) 为节点和机器人经历 5 次通讯后的节点定位结果, 图 6(b) 为经过 20 次通讯后的节点定位结果。

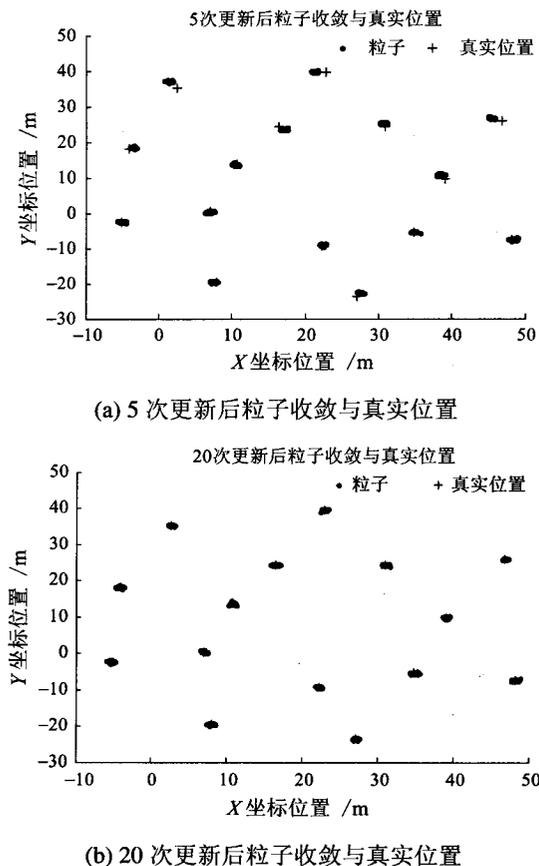


图 6 节点定位

Fig.6 Localization for nodes

图 7 为移动机器人定位精度对比。从仿真结果可以看出, 采用 WSN 辅助导航时, 可以有效提高定位精度, 抑制惯性导航误差积累。

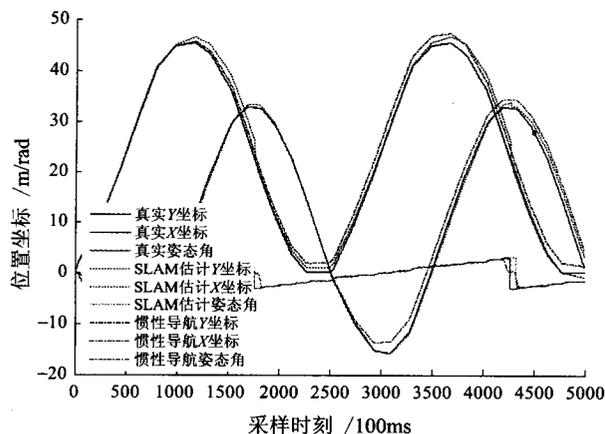


图 7 移动机器人导航精度对比

Fig.7 Comparison of localization precisions for mobile robot

5 结论 (Conclusions)

提出了一种新颖的基于粒子滤波的无线传感器网络辅助同步定位与地图创建方法。通过对系统建模和对噪声进行分析, 讨论、确定了粒子滤波算法中的关键步骤。利用该组合导航方法, 不需要使用稀疏扩展信息滤波 (Sparse Extended Information Filtering)、细连接树 (Thin Junction Tree) 等方法就可以极大降低问题空间维数, 例如, 在本文所讨论的二维空间中, SLAM 问题的最高维数为三维, 即估计移动机器人的二维位姿信息。利用无线传感器网络节点的智能性, 该方法还可以使数据关联的错误率降为 0。仿真结果证明了在噪声为非高斯分布的时候, 利用该方法可以实现移动机器人和传感器节点的高精度定位, 可以有效地抑制惯性导航的误差累积。在观测噪声方差为状态噪声方差 2 倍的情况下, 仍然可以使定位和地图创建的误差方差减小到单纯惯性导航方式的 70% 以下。

该方法引入了无线传感器网络, 增加了系统的成本和复杂度, 使这种方法的应用受到了一定的限制。我们将进一步研究稀疏节点情况下的定位精度问题。此外, 该方法还需要在实际应用中进一步进行效率验证, 并做进一步的改善。

参考文献 (References)

- [1] 张恒, 樊晓平. 移动机器人同步定位与地图构建过程中的轨迹规划研究 [J]. 机器人, 2006, 28(3): 285~290.
Zhang Heng, Fan Xiao-ping. Mobile robot trajectory planning in simultaneous localization and mapping problem[J]. Robot, 2006, 28(3): 285~290.
- [2] Durrant-Whyte H, Bailey T. Simultaneous localization and mapping: Part I[J]. IEEE Robotics and Automation Magazine, 2006, 13(2): 99~108.
- [3] Huang S D, Dissanayake G. Convergence and consistency analysis for extended Kalman filter based SLAM[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2007, 23(5): 1036~1049.
- [4] Davey S J. Simultaneous localization and map building using the probabilistic multi-hypothesis tracker[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2007, 23(2): 271~280.
- [5] 邓宏彬, 贾云得, 刘书华, 等. 一种基于无线传感器网络的星球漫游机器人定位算法 [J]. 机器人, 2007, 29(4): 384~388.
Deng Hong-bin, Jia Yun-de, Liu Su-hua, et al. A planetary rover localization algorithm based on wireless sensor network[J]. Robot, 2007, 29(4): 384~388.

步,也表明它可以实现周期性运动的同步化。

(2) 同时,通过调节神经元振荡器各参数,可以调节同步程度,从而实现机器人握手的被动性。

(3) 此方法的有效性还适用于诸如跳舞、辅助行走和康复训练等具有周期性相互作用的运动,具有重要意义。

为了进一步对该方法的有效性进行验证,下一步将对 7DOF 机器人手臂与人握手进行实验和分析评价,这亦是很重要的一环。

参考文献 (References)

- [1] Ikeura R, Inooka H. Variable impedance control of a robot for cooperation with a human[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1995. 3097~3102.
- [2] Hirata Y, Takagi T, Kosuge K, *et al.* Motion control of multiple DR Helpers transporting a single object in cooperation with a human based on map information[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2002. 995~1000.
- [3] Taga G. A model of the neuro-musculo-skeletal system for human locomotion. II. Real-time adaptability under various constraints [J]. Biological Cybernetics, 1995, 73(2): 113~121.
- [4] Kotosaka S, Schaal S. Synchronized robot motion by neural oscillators[J]. Journal of the Robotics Society of Japan, 2001, 19(5): 580~583.
- [5] Matsuoka K. Sustained oscillations generated by mutually inhibiting neurons with adaptation[J]. Biological Cybernetics, 1985, 52(6): 367~376.
- [6] Matsuoka K. Mechanisms of frequency and pattern control in the neural rhythm generators[J]. Biological Cybernetics, 1987, 56(5~6): 345~353.
- [7] Nguyen P T A, Arimoto S, Han H Y. Computer simulation of dynamics of dual fingers with soft-tips grasping an object[A]. Proceedings of the 2000 Japan/USA Symposium on Flexible Automation[C]. New York, NY, USA: ASME, 2000. 1039~1046.
- [8] 刘金琨. 先进 PID 控制 MATLAB 仿真 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2004.
Liu Jin-kun. Advanced PID Control and MATLAB Simulation[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2004.

作者简介:

谢光辉 (1973-), 男, 博士生, 讲师. 研究领域: 机器人技术及自动控制.

梁锡昌 (1934-), 男, 教授, 博士生导师. 研究领域: CAD/CAM 及机电一体化.

(上接第 427 页)

- [6] Bevilacqua D M, Parkinson B. Cascaded Kalman filters for accurate estimation of multiple biases, dead-reckoning navigation, and full state feedback control of ground vehicles[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2007, 15(2): 199~208.
- [7] Li Y M, Meng M Q H, Chen W M. Data fusion based on RBF and nonparametric estimation for localization in wireless sensor networks[A]. Proceedings of the IEEE Conference on Robotics and Biomimetics[C]. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2007. 1361~1365.
- [8] Doucet A, Godsill S, Andrieu C. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering[J]. Statistics and Computing, 2000, 10(3): 197~208.
- [9] Godsill S, Doucet A, West M. Maximum a posteriori sequence estimation using Monte-Carlo particle filters[J]. Annals of the Institute of Statistical Mathematics, 2001, 53(1): 82~96.
- [10] 梁华为, 陈万明, 李帅, 等. 基于无线传感器网络的移动目标导航方法 [J]. 传感技术学报, 2007, 20(7): 1620~1624.
Liang Hua-wei, Chen Wan-ming, Li Shuai, *et al.* Navigation algorithm for mobile object based on wireless sensor networks[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2007, 20(7): 1620~1624.

作者简介:

李阳铭 (1981-), 男, 博士生. 研究领域: 机器人学.

孟庆虎 (1962-), 男, 研究员, 博士生导师. 研究领域: 机器人学, 信息获取科学与技术.