

无线传感器网络环境下基于粒子滤波的 移动机器人 SLAM 算法

海 丹, 李 勇, 张 辉, 李 迅

(国防科技大学 机电工程与自动化学院, 湖南 长沙 410073)

摘 要:定位问题是移动机器人研究领域中最基本的问题,在 Bayes 的框架下研究了机器人与无线传感器网络 (WSN) 组成系统中的同时建图与定位问题 (SLAM). 针对该系统中只存在距离测量信息可用的情况提出了一种基于粒子滤波的 SLAM 算法. 该方法将机器人状态和节点位置估计设置为一组全局估计粒子,通过对粒子及其权重的更新来计算整个系统的状态. 算法将 WSN 节点的位置估计在机器人的路径上分解为相互独立的估计,从而将全局粒子的计算转化为使用一个机器人状态滤波器和对应于每个机器人粒子的节点位置滤波器进行计算. 针对观测信息低维的特点,设计了处理低维观测信息的方法,使得观测信息可以在滤波阶段得到合理利用. 并且详细介绍了提出的 SLAM 算法原理和计算过程,并通过仿真实验证明了算法的有效性和实用性.

关键词:无线传感器网络;移动机器人;同时定位与建图;粒子滤波

中图分类号:TP24 **文献标识码:**A **文章编号:**1673-4785(2010)05-0425-07

Simultaneous localization and mapping of a mobile robot in wireless sensor networks based on particle filtering

HAI Dan, LI Yong, ZHANG Hui, LI Xun

(College of Mechatronics Engineering and Automation, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Localization is one of the most fundamental problems in mobile robots. A method for simultaneous localization and mapping (SLAM) in robot and WSN systems using range-only measurements was presented in a Bayes framework and a particle filtering method was designed for the problem. The estimations of the robot's path and WSN node position were set to be clusters of particles which were called status particles. The status particles were used to estimate the whole state posterior by its position and weight. The algorithm assumed position of WSN nodes which were conditioned independently along the robot's path, so the system posterior could be computed separately. A particle filter called a robot filter was used to compute the robot's posterior and a separate copy of each node filter corresponding to each robot particle. Due to the low dimension of range measurement, methods were made for utilizing this information. The experiment proved the efficiency and practicality of the algorithm.

Keywords: wireless sensor network; mobile robot; SLAM; particle filtering

定位问题在移动机器人研究领域是最基本的问题. 按照 Durrant-Whyte 的提法^[1], 自主移动机器人进行导航时,首先要知道自己在哪里即解决自身的定位,它是移动机器人有效地完成任务的前提. 在未知环境中,移动机器人必须通过自身携带的传感器逐步建立环境模型,并使用建立的环境模型对自身定位. 这个过程被称为移动机器人同时定位与建图

(simultaneous localization and mapping, SLAM)^[2]. 解决移动机器人 SLAM 问题被许多学者称为是机器人实现自主的关键. 在实际应用中解决机器人 SLAM 问题是一件具有挑战性的难题,环境的未知性、动态性和复杂性等因素增加了机器人环境识别方面的难度. 无线传感器网络 (wireless sensor network, WSN) 是由部署在监测区域,大量的具有有限计算能力的微型传感器节点相互协作构成的一个多跳自组织网络^[3].

近年来 WSN 和机器人的结合应用逐渐受到关

注,机器人在 WSN 环境中的 SLAM 开始被提出.文献[4-5]提出使用卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)和扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)方法使机器人在探索未知环境中能够递增地建立地图,同时对路标进行定位.文献[6]也对该问题进行了研究,并将 WSN 引入机器人定位的优点总结为传感器网络节点可以作为机器人定位的特定标识,简化了传统 SLAM 中的数据关联问题.本文研究基于距离测量的机器人-无线传感器网络系统的 SLAM 问题,在这种应用场合下机器人对节点的测量信息,通常只有距离信息可用,这是一种基于距离的 SLAM(range only SLAM)^[7].

SLAM 问题涉及未知且不确定的环境描述和传感器测量噪声,一般使用概率方法来描述. EKF^[8]是多种 SLAM 算法的基础,稀疏扩展信息滤波算法(sparse extended information filter, SEIF)^[9]在数学表示形式上与 EKF 一致,但是它们都具有计算量大和无法处理非高斯噪声的缺点,而且对初始估计的精度要求较高. FastSLAM 算法^[10]使用粒子滤波估计移动机器人路径,从运动模型中采样多条路径,每条路径就是一个粒子,每个粒子都将对节点位置进行估计,该方法能够处理移动机器人位置噪声不满足高斯分布的情况.但是 FastSLAM 仍无法处理低维测量信息,例如在二维环境中只有一维测量信息可用的情况.

本文在贝叶斯模型下描述了节点位置未知条件下的基于无线传感器网络的移动机器人 SLAM 问题,提出了一种基于粒子滤波方法的 SLAM 算法.该方法采用一组包含着机器人状态和节点位置估计的粒子和对应的权重来估计整个系统的状态.在只有距离信息可用的条件下,本文根据获得节点位置估计的不同情况,将其分为 2 个阶段,在每个阶段使用不同的方法根据测量信息进行滤波,使算法满足既适合处理非线性的观测信息,又能合理控制计算量.

1 系统建模与问题描述

设定由移动机器人和 WSN 组成的整个系统如图 1 所示.在 t 时刻状态为 Y_t ,系统状态分为 2 部分:一部分是机器人的状态 X_t , $X_t = [x_t, y_t, \theta_t]^T$,其中 x_t, y_t, θ_t 表示当前时刻机器人在工作环境中的坐标位置和朝向角;另一部分为节点状态,单个节点在环境中的状态可以描述为 $M_t^i = [x_t^i, y_t^i]^T$, i 代表节点的序号, x_t^i, y_t^i 代表节点在环境中的坐标位置.由上可得系统状态可以表示为: $Y_t = [X_t, \{M_t^i\}_{i=1}^N]^T$,其中 N 为节点的数目.系统在时间 t 内的状态序列可表

示为 $Y_{1:t} = (Y_1, Y_2, \dots, Y_t)$.

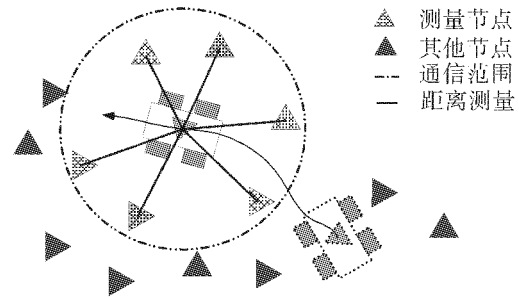


图1 机器人、无线传感器网络系统

Fig. 1 Robot and WSN system

机器人装备有里程计,根据里程计的数据可以获得相邻时间序列的运动输出.将机器人从 $t-1$ 到 t 时刻的运动输出计为 u_t .机器人 r 和节点 j 之间可以通过无线通信设备进行测距,使用 Z_t 表示系统在 t 时刻(在 $[t-1, t]$ 时段)获得的测量集合.其中 $Z_t = \{z_t^{r,ct}\}$, $z_t^{r,ct}$ 代表机器人与节点 ct 之间的测量, $ct \in K(r, t)$, $K(r, t)$ 为机器人在 t 时刻通信范围内的节点 ID 号集合.本文假定 2 个单元之间的测量具有一致性,即 $z_t^{r,i} = z_t^{i,r}$.

根据以上假设,系统状态空间满足以下方程:

$$\begin{cases} Y_t = g(u, Y_{t-1}) + \varepsilon_t, \\ Z_t = h(Y_t) + \delta_t. \end{cases}$$

式中: $g(\cdot)$ 、 $h(\cdot)$ 分别代表系统状态转移方程和观测方程, ε_t 和 δ_t 分别表示运动噪声和观测噪声.

假设本文研究的无线传感器网络为静态网络,节点的转移方程为单位矩阵,噪声为零,因此 $M_t^i = M_{t-1}^i = \dots = M_0^i = M^i$,系统的状态转移方程可简化为机器人的运动方程.设定机器人在 t 时刻的运动输出 $u_t = [\Delta D_t, \Delta \theta_t]^T$,其中 ΔD_t 和 $\Delta \theta_t$ 是测得的机器人在 $[t, t+1]$ 时段的前进距离和方向偏转角.机器人的运动方程可建立如下:

$$X_t = g(u_t, X_t) + \varepsilon_t = \begin{pmatrix} x_t + \Delta D_t \cos \theta_t \\ y_t + \Delta D_t \sin \theta_t \\ \theta_t + \Delta \theta_t \end{pmatrix} + \varepsilon_t. \quad (1)$$

系统的观测函数与无线传感器网络的测量方式有关,本文中移动机器人、节点获得的观测信息主要为移动机器人和节点之间的相对距离测量,因此设置观测函数为 $h_t(X_t, M^i)$ 来表征以上关系.

$$z_t = h(X_t, M^i) = |X_t - M^i| + \delta_t = r_t + \delta_t. \quad (2)$$

式中: $r_t = |X_t - M^i|$ 为 2 个观测单元间实际距离.

因此移动机器人-无线传感器网络系统的状态空间方程可表示为

$$\begin{cases} X_t = g(X_{t-1}, u_t) + w_t, \\ M_t^i = M_{t-1}^i, \\ Z_t = h(X_t, M_t^i) + \delta_t. \end{cases}$$

参照 SLAM 问题常用的描述方式^[9],可以对机器人基于 WSN 的 SLAM 问题从概率的角度上进行表示,即求解机器人和 WSN 组成的整个系统的后验概率估计: $p(Y_{1:t} | Z_{1:t}, u_{1:t})$. 根据贝叶斯公式和马尔可夫过程可作如下转化:

$$\begin{aligned} p(Y_{1:t} | Z_{1:t}, u_{1:t}) &= p(X_{1:t}, M_{1:t} | Z_{1:t}, u_{1:t}) = \\ &= p(X_{1:t} | Z_{1:t}, u_{1:t}) p(M_{1:t} | X_{1:t}, Z_{1:t}, u_{1:t}) = \\ &= p(X_{1:t} | Z_{1:t}, u_{1:t}) p(M_{1:t} | X_{1:t}, Z_{1:t}) = \\ &= \text{bel}(X_{1:t}) \text{bel}(M_{1:t}). \end{aligned} \quad (3)$$

式中: $\text{bel}(\cdot)$ 表示随机变量的置信度.

$$\text{bel}(X_{1:t}) = p(X_{1:t} | Z_{1:t}, u_{1:t}),$$

$$\text{bel}(M_{1:t}) = p(M_{1:t} | X_{1:t}, Z_{1:t}).$$

由上可知,系统的后验概率的求解可从机器人的路径估计和节点分布两方面入手.

2 WSN 环境下基于粒子滤波 SLAM 方法

2.1 粒子滤波 SLAM 算法介绍

本文采用了基于 Rao-Blackwellized 的粒子滤波技术^[10]. 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罗方法 (sequential Markov chain Monte Carlo) 来递推求解所关心的基于观测条件的后验概率,其最大的优点是提供了一种处理多模型和多假设问题的解决方法.

将用于估计系统状态的称为全局粒子,每个全局粒子包含一个移动机器人当前方位的估计和对应时刻节点的位置估计,通过对全局粒子的滤波可以获得系统状态的估计.

算法中全局粒子表示为

$$Y_t^{[k]} = \langle X_t^{[k]}, \langle M_{1,t}^{[k],[1]}, \dots, M_{1,t}^{[k],[N']} \rangle, \dots, \langle M_{N,t}^{[k],[1]}, \dots, M_{N,t}^{[k],[N']} \rangle \rangle,$$

式中: $Y_t^{[k]}$ 表示算法中 t 时刻第 k 个全局粒子, $X_t^{[k]}$ 表示粒子中的移动机器人位置估计, $\langle M_{1,t}^{[k],[1]}, \dots, M_{1,t}^{[k],[N']} \rangle$ 为对应于机器人估计 $X_t^{[k]}$ 的用于表示第 i 个节点后验概率分布的一组粒子簇, N 为节点的数目, N' 为每个粒子簇中表示节点位置粒子的个数.

上述节点粒子簇的计算采用粒子滤波的方法,应对于节点初始分布非线性非高斯的特点. 为了减小计算量和防止初始节点定位误差较大对系统估计造成较大影响,当检测节点估计满足一定的精度要求后,认为节点获得了初始定位,这时可以将节点使用粒子簇的表示形式退化为使用高斯参数表示:

$\langle M_{1,t}^{[k],[1]}, \dots, M_{1,t}^{[k],[N']} \rangle \rightarrow (\mu_{i,t}^{[k]}, \Sigma_{i,t}^{[k]})$, 并使用 EKF 方法滤波. 机器人在 WSN 中工作期间,节点粒子滤波器的数量与机器人观测到的未获初始定位的节点数目相等,因而计算量不会因为观测到 WSN 中节点数目的增加而出现显著增大. 因此本文的方法既能够发挥粒子滤波处理非线性观测的优点,还能够合理控制计算量.

算法中将节点的位置估计在机器人的路径上分解为相互独立的估计,从而将全局粒子的计算转化为使用 1 个机器人位置滤波器和对应于每个机器人粒子的节点位置滤波器进行计算. 算法的流程图如图 2 所示.

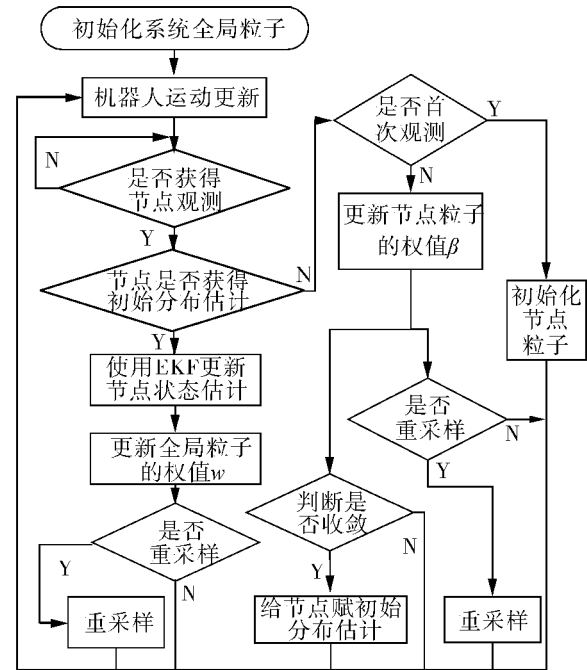


图 2 粒子滤波 SLAM 算法流程图

Fig. 2 Particle filtering algorithm framework

2.2 机器人状态估计

将式(3)的机器人路径估计项进一步展开可得

$$p(X_{1:t} | Z_{1:t}, u_{1:t}) = \eta \underbrace{\rho(Z_t | X_t, Z_{1:t-1})}_{\text{观测更新}} \cdot \underbrace{p(X_t | u_t, X_{1:t-1})}_{\text{运动更新}} \cdot \underbrace{p(X_{1:t-1} | Z_{1:t-1}, u_{1:t-1})}_{\text{历史分布}}.$$

由上可知机器人的状态估计可由机器人的路径估计和观测更新 2 部分组成,路径估计可由历史分布结合运动更新得到. 将机器人状态估计滤波器中的历史采样粒子 $X_{t-1} = \{X_{t-1}^{[1]}, X_{t-1}^{[2]}, \dots, X_{t-1}^{[N']}\}$ 根据分布,由运动学模型(1)产生分布: $\pi(X_t | X_{t-1}, u_t)$, 其中 N' 为机器人状态滤波粒子的个数,再根据观测模型(2)给粒子赋相应的权值:

$$\omega_t = \{\omega_t^{[1]}, \omega_t^{[2]}, \dots, \omega_t^{[N']}\}.$$

式中: $\omega_t^{[i]} = \eta \omega_{t-1}^{[i]} p(Z_t | X_t^{[i]}, Z_{1:t-1})$, 使得由采样 X_t 和 ω_t 结合的目标状态后验分布逼近机器人真实的

状态后验分布,即

$$p(\mathbf{X}_t | \mathbf{Z}_t, \mathbf{u}_t) \approx \sum_{i=1}^{N^p} \omega_i^{[i]} \delta(\mathbf{X}_t^{[i]}).$$

观测更新项可进一步作如下考虑:设定机器人在 t 时刻获得 p 个观测,即 $\mathbf{Z}_t = \{z_t^{r,ct1}\}_{i=1}^p$. 计算 $p(\mathbf{Z}_t | \mathbf{X}_t, \mathbf{Z}_{1:t-1})$ 可采用多传感数据贯序融合的方法^[11]. 人为假设获得的观测为依次取得,记 $\text{bel}(\mathbf{X}_{t,l})$ 为获得第 l 个观测后计算得到的机器人定位,考虑到各观测的独立性可得定位估计递推公式:

$$\begin{cases} \text{bel}(\mathbf{X}_{t,1}) = \eta p(z_t^{r,ct1} | \mathbf{X}_{t,0}) \text{bel}(\mathbf{X}_{t-1}), \\ \text{bel}(\mathbf{X}_{t,2}) = \eta p(z_t^{r,ct2} | \mathbf{X}_{t,1}) \text{bel}(\mathbf{X}_{t,1}), \\ \vdots \\ \text{bel}(\mathbf{X}_t) = \eta p(z_t^{r,ctp} | \mathbf{X}_{t,p-1}) \text{bel}(\mathbf{X}_{t,p-1}). \end{cases}$$

不失一般性以单个观测为例:

$$p(\mathbf{Z}_t | \mathbf{X}_t^{[i]}, \mathbf{Z}_{1:t-1}) = p(z_t^{r,ct} | \mathbf{X}_t^{[i]}, \mathbf{Z}_{1:t-1}) = \int \underbrace{p(z_t^{r,ct} | \mathbf{X}_t^{[i]}, \mathbf{Z}_{1:t-1}, \mathbf{M}^{ct})}_{\text{观测}} \underbrace{p(\mathbf{M}^{ct} | \mathbf{X}_t^{[i]}, \mathbf{Z}_{1:t-1})}_{\text{节点的先验概率}} d\mathbf{M}^{ct}. \quad (4)$$

式中: \mathbf{M}^{ct} 表示 t 时刻提供观测数据的节点. 在 Range-only 观测中,由于观测只能提供一维的信息,所以无法从某次测量获得节点与机器人的相对位置,需要对几次测量进行效果累计才能得到足够的定位约束条件. 在节点初始化时刻观测的这种性质使得式(4)的计算遇到了困难,虽然文献[12]提出了一种高斯分布来表示初始节点分布的方法,但是如果该估计的数目如果不能在后续步骤中迅速收敛,机器人状态估计的计算量将会随着时间呈级数增长. 因此在取得节点分布近似高斯分布时,才让节点位置计算结果参与到机器人位置估计的计算中去. 节点初始分布的计算将在后续内容中说明.

这里假设已经能够获得 $t-1$ 时刻节点 ct 的分布: $N(\mathbf{M}^{ct}; \boldsymbol{\mu}_{ct,t-1}^{[k]}, \boldsymbol{\Sigma}_{ct,t-1}^{[k]})$, 根据式(2)可得

$$p(z_t | \mathbf{X}_t^{[i]}, z_{1:t-1}) \sim N(z_t; \hat{z}_t, \sigma^2).$$

式中: $\hat{z}_t = h(\boldsymbol{\mu}_{ct,t-1}^{[k]}, \mathbf{X}_t^{[k]})$, $\sigma^2 = \mathbf{H}^T \boldsymbol{\Sigma}_{ct,t-1}^{[k]} \mathbf{H} + \sigma_t^2$.

机器人的位置估计为

$$\begin{cases} \mathbf{X}_t = \sum_{i=1}^M \omega_i \mathbf{X}_t^{[i]}, \\ \sum_i = \sum_{i=1}^M \omega_i (\mathbf{X}_t^{[i]} - \mathbf{X}_t)^2. \end{cases}$$

2.3 节点位置估计

假设在给定机器人位置的条件下,不相邻的两节点位置相互独立,即节点的位置估计从机器人位置估计中得出,则节点位置估计部分为

$$p(\mathbf{M} | \mathbf{X}_{1:t}^{[j]}, z_{1:t}) = \prod_{i=1}^N p(\mathbf{M}^i | \mathbf{X}_{1:t}^{[j]}, z_{1:t}).$$

在 t 时刻节点的估计要分以下2种情况讨论:

1) 节点在 t 时刻未被观测到. 此时当前观测和机器人位置都对节点分布不产生影响,因此节点分布保持不变.

$$p(\mathbf{M}^i | \mathbf{X}_{1:t}^{[j]}, z_{1:t}^{r,i}) = p(\mathbf{M}^i | \mathbf{X}_{1:t-1}^{[j]}, z_{1:t-1}^{r,i}).$$

2) 在 t 时刻被观测到. 此时根据 Bayes 法则可得到如下关系:

$$p(\mathbf{M}^i | \mathbf{X}_{1:t}^{[j]}, z_{1:t}^{r,i}) = \frac{p(z_t^{r,i} | \mathbf{M}^i, \mathbf{X}_{1:t}^{[j]}, z_{1:t-1}^{r,i}) p(\mathbf{M}^i | \mathbf{X}_{1:t-1}^{[j]}, z_{1:t-1}^{r,i})}{p(z_t | \mathbf{X}_{1:t}^{[j]}, z_{1:t-1}^{r,i})} = \underbrace{\eta p(z_t^{r,i} | \mathbf{M}^i, \mathbf{X}_{1:t}^{[j]})}_{\text{Measurement}} \underbrace{p(\mathbf{M}^i | \mathbf{X}_{1:t-1}^{[j]}, z_{1:t-1}^{r,i})}_{\text{Prior}}. \quad (5)$$

式中: $p(\mathbf{M}^i | \mathbf{X}_{1:t}^{[j]}, z_{1:t-1}^{r,i})$ 是节点的历史分布概率,确定节点历史分布概率需要从以下几个方面考虑:

a) 如果节点在 t 之前已经有被观测到的记录,而且已经获得了初始分布估计: $N(\mathbf{M}_n; \boldsymbol{\mu}_{mi,t-1}^{[j]}, \boldsymbol{\Sigma}_{mi,t-1}^{[j]})$, 则根据式(5)使用 EKF 方法对节点 \mathbf{M}^i 的位置进行滤波,可以获得

$$p(\mathbf{M}^i | \mathbf{X}_{1:t}^{[j]}, z_{1:t}^{r,i}) = N(\mathbf{M}^i; \boldsymbol{\mu}_{mi,t}^{[j]}, \boldsymbol{\Sigma}_{mi,t}^{[j]}).$$

式中:

$$\begin{cases} \boldsymbol{\mu}_{mi,t}^{[j]} = \boldsymbol{\mu}_{mi,t-1}^{[j]} + \mathbf{K}_t^{[j]} (z_t - h(\mathbf{X}_t^{[j]}, \boldsymbol{\mu}_{mi,t-1}^{[j]})), \\ \boldsymbol{\Sigma}_{mi,t}^{[j]} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_t^{[j]} \mathbf{H}_t^{[j]T}) \boldsymbol{\Sigma}_{mi,t-1}^{[j]}, \\ \mathbf{K}_t^{[j]} = \boldsymbol{\Sigma}_{mi,t-1}^{[j]} \mathbf{H}_t^{[j]} (\mathbf{H}_t^{[j]T} \boldsymbol{\Sigma}_{mi,t-1}^{[j]} \mathbf{H}_t^{[j]} + \sigma_t^2)^{-1}. \end{cases}$$

$$\text{式中: } \mathbf{H}_t^{[j]} \triangleq \left. \frac{\partial h(\mathbf{X}_t^{[j]}, \mathbf{M}^i)}{\partial \mathbf{M}^i} \right|_{\mathbf{M}^i = \boldsymbol{\mu}_{mi,t-1}^{[j]}}.$$

b) 节点为首次观测或者此时是第 $k(k \geq 2)$ 次被观测但此时还未获得初始位置估计.

如果此时节点为首次观测到,则节点无历史分布概率,由前面的分析可知 $p(z_t^{r,i} | \mathbf{X}_t^{[j]}, \mathbf{M}^i)$ 获得的概率分布为环形分布,观测方程的非线性使得节点的初始估计无法用确切的形式来表达. 所以只能采用近似的方法进行模拟,采用粒子滤波的方法对节点的初始位置进行估计,设计了1个单独的粒子滤波器对节点的初始位置进行估计,这个滤波器与机器人位置估计粒子滤波器相互独立. 当粒子分布的方差收敛到一定程度,并且近似满足高斯分布时,则使用计算得到的近似高斯分布对节点分布 $p(\mathbf{M}^i | \mathbf{X}_{1:t}^{[j]}, z_{1:t}^{r,i})$ 进行初始化. 所以不会产生计算量的显著增加.

对于节点初始位置估计粒子滤波,设定节点 \mathbf{M}^i 在 t 时刻获得第 k 次观测的节点的分布概率为 $\text{bel}(\mathbf{M}_k^i)$, 使用上次观测节点粒子滤波的分布结果 $\text{bel}(\mathbf{M}_{k-1}^i)$ 继续进行滤波. 如果节点为首次观测到,则将节点初始分布 $\text{bel}(\mathbf{M}_0^i)$ 设为环形分布,并使粒子点的分布在沿环径向符合高斯分布 $N(r_t, \sigma_t^2)$. 因

为无法确定节点在环周向的分布规律,所以设定沿环周向满足均值分布,如图3所示.节点粒子权系数和位置估计为

$$\beta_k \propto \beta_{k-1} p(z_t^{r,i} | M^i, X_t^{[j]}),$$

$$\text{bel}(M_k^i) = \beta_k \text{bel}(M_{k-1}^i).$$

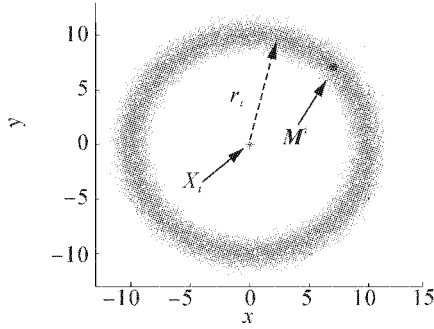


图3 由初始观测得到的节点分布

Fig. 3 Distribution of node according to initial measurement

对于节点状态均值、方差的估计计算,在每次滤波过程结束后,可以根据粒子的分布计算节点的均值和方差估计:

$$\begin{cases} \mu_{mi,t}^{[j]} = \sum_{i=1}^p M_k^{i,[j]} \beta_k^{[j]}, \\ \Sigma_{mi,t}^{[j]} = \sum_{i=1}^p \beta_k^{[j]} (M_k^{i,[j]} - \mu_{mi,t}^{[j]})(M_k^{i,[j]} - \mu_{mi,t}^{[j]})^T. \end{cases}$$

为了判断节点的初始位置估计分布的收敛性,本文设定方差阈值 Q . 当估计方差 $\Sigma_{mi,t}^{[j]} \leq Q$ 时,认为当前估计收敛,并且假定节点初始位置估计符合高斯分布 $N(M_k^i; \mu_{mi,t}^{[j]}, \Sigma_{mi,t}^{[j]})$,此时设定节点取得初始位置估计. 当 $\Sigma_{mi,t}^{[j]} > Q$ 时,继续进行滤波直到判断符合为止.

2.4 粒子重采样

经过几次滤波计算,粒子分布的权重会集中到少数粒子上,出现粒子退化现象. 文献[10]指出随着粒子的退化,大量计算会浪费在更新权重较小的样本上,并且样本的方差也会随着更新不断增大. 为了避免粒子退化现象,需要对样本进行重新采样. 衡量是否进行重采样,通常是根据粒子权重的差异情况的大小来判定. 本文采用了与文献[11]类似的方法对文中用到的粒子滤波器进行重采样.

3 仿真试验验证与分析

为了验证提出的算法在基于无线传感器网络下的移动机器人 SLAM 问题中的应用,下面将进行仿真实验验证. 仿真软件为 Matlab,在 Win XP 环境下运行.

实验场景如图4所示,环境区域为 $160 \text{ m} \times 150 \text{ m}$,区域内分布有5个无线传感器节点 $M_1 \sim$

M_5 . 机器人在区域内由 X_0 处开始运动,经过4次运动到达 X_5 . 假设系统为全连系统,即机器人可以得到所有节点的相对观测. 机器人在到达每个状态 X_i 处可以与每个节点建立相对观测,获得机器人-节点以及节点-机器人之间的相对距离测量 $z_t^{r,i}$.

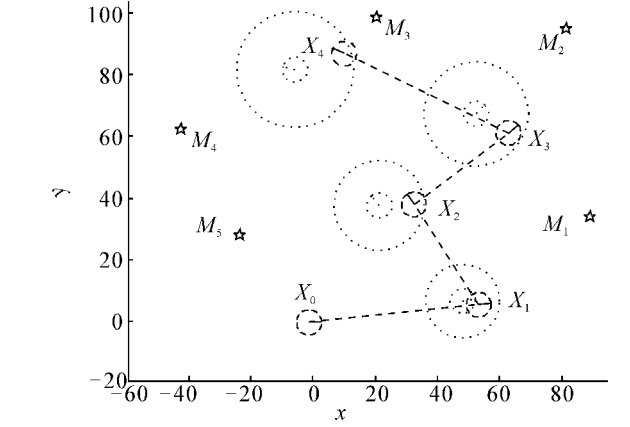


图4 实验场景设置与航迹推算法定位效果

Fig. 4 Simulation environment and robot localization in dead reckoning

实验参数具体设置如下,节点位置: $\mu_{M_1} = (90.6, 34.1)$, $\mu_{M_2} = (84.5, 95.5)$, $\mu_{M_3} = (24, 99.5)$, $\mu_{M_4} = (-42.5, 63)$, $\mu_{M_5} = (-21, 27)$; 机器人设置: 机器人出发时不具有环境的任何先验知识,因此将机器人初始出发点设为系统坐标原点,即初始位置 $\mu_{x_0} = (0, 0, 0)$; 运动输出(前一维为运动距离,后一维为旋转角度): $u_1 = (50, 8)$, $u_2 = (41, 123)$, $u_3 = (43, -87)$, $u_4 = (60, 123)$; 机器人运动测量误差: $\sigma_{\Delta d}$ 为 0.2 m , 旋转角度标准差 $\sigma_{\Delta \theta}$ 为 0.6° ; 观测设置: 机器人-节点观测误差 $Q = \sigma^2$, 其中距离测量标准差 σ 为 5 m .

图4显示了实验设置与只使用航迹推算法获得的机器人定位情况,本文使用概率为98%的方差椭圆在图中表征方差的大小. 由图4可以看到,仅使用里程计信息推算机器人定位时,其估计结果与真实值存在较大的偏差,而且估计方差呈发散趋势.

使用本文方法的仿真实验结果如图5所示,图中显示了经过多次的观测、预测和更新得到的节点位置和移动机器人定位估计结果. 由图5可以看到,使用本文方法获得的机器人定位精度比航迹推算法高,而且获得的系统各单元定位估计方差范围均包含真实值.

图6分别显示了使用航迹推算法获得的机器人定位估计的角度偏差和位置偏差.

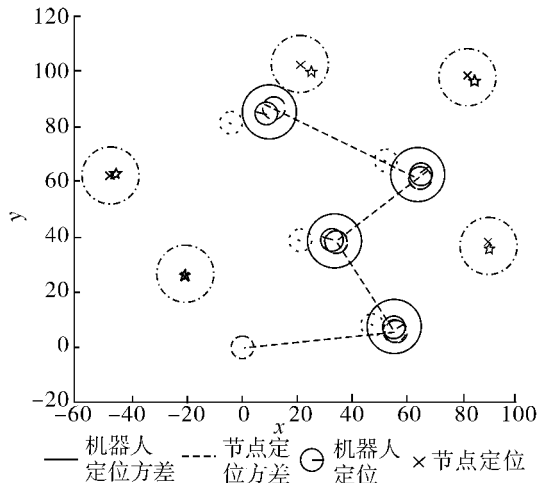


图5 仿真试验结果

Fig. 5 Simulation results

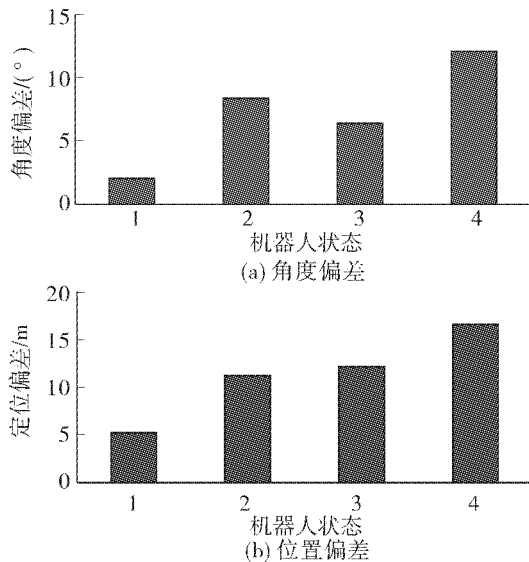


图6 航迹推算得到的机器人定位误差

Fig. 6 Precisions of robot localization in dead reckoning

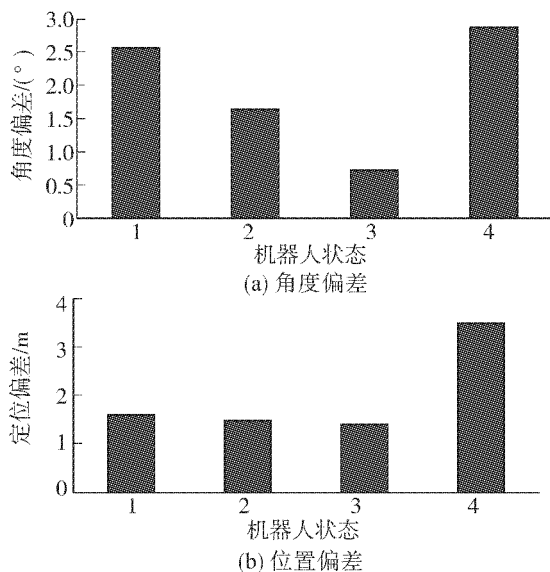


图7 粒子滤波 SLAM 方法得到的机器人定位误差

Fig. 7 Precisions of robot localization in particle filtering

图7分别显示了使用提出的粒子滤波 SLAM 算法得到的机器人定位估计的角度偏差和位置偏差。

图8显示了使用提出的粒子滤波 SLAM 算法得到的节点的定位估计偏差。

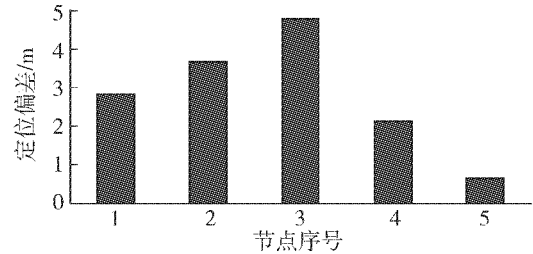


图8 粒子滤波 SLAM 方法得到的节点定位误差

Fig. 8 Precisions of nodes localization in particle filtering

实验结果证明了所提出的 SLAM 算对系统各单元的定位精度较高,算法的收敛效果良好。

4 结束语

本文提出的机器人无线传感器网络环境下基于粒子滤波的 SLAM 算法,能够解决机器人与无线传感器网络环境中移动机器人和节点的定位问题.可以有效处理只有距离测量信息时所遇到的观测非线性以及节点初始位置估计困难.经过试验验证,本文提出的算法,实现了移动机器人和传感器节点的高精度定位,可以有效抑制惯性导航的误差积累,具有实用价值.无线传感器网络是一种自组织网络,节点不仅能够和机器人通信获得距离测量,而且还可以通过节点间的通讯获得与其他节点的距离测量及其定位信息.因此如何合理融合节点间获得的测量信息,使之用于系统定位计算的精度和速度的提高,是下一步研究需要考虑的内容。

参考文献:

- [1] DURRANT-WHYTE H. Where am I? A tutorial on mobile vehicle localization[J]. Industrial Robot, 1994, 21(2): 11-16.
- [2] DURRANT-WHYTE H, BAILEY T. Simultaneous localization and mapping: part I the essential algorithms[J]. IEEE Robotics and Automation Magazine, 2006, 13(2): 99-108.
- [3] RABAEY J M, AMMER M J, Da SILVA J L, et al. Pico-Radio supports ad hoc ultra-low power wireless networking[J]. IEEE Computer, 2002, 33(7): 42-48.
- [4] SAYED A H, TARIGHAT A, KHAJEHNOURI N. Network-based wireless location[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(4): 24-40.
- [5] SUN Guolin, CHEN Jie, GUO Wei, et al. Signal processing techniques in network-aided position[J]. IEEE Signal

Processing Magazine, 2005, 22: 12-23.

- [6] 李阳铭, 孟庆虎, 梁华为, 等. 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[J]. 机器人, 2008; 30(5): 421-427.

LI Yangming, MENG Qinghu, LIANG Huawei, et al. On WSN-aided simultaneous localization and mapping based on particle filtering[J]. Robot, 2008; 30(5): 421-427.

- [7] MENEGATTI E, ZANELLA A, ZILLI S, et al. Range-only SLAM with a mobile robot and a wireless sensor networks [C]//Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Kobe, Japan, 2009: 1699-1705.

- [8] JENSEFELT P, CHRISTENSEN H I. Laser based pose tracking [C]//Proceedings of the 1999 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Detroit, USA, 1999: 2994-3000.

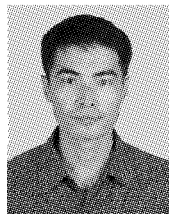
- [9] CABALLERO F, MERINO L, GIL P, et al. A probabilistic frameworks for entire WSN localization using a mobile robot [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2008, 56(10): 798-806.

- [10] THRUN S, BURGARD W, FOX D. Probabilistic robotics [M]. Cambridge, USA: MIT Press, 2005.

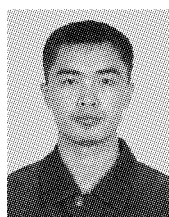
- [11] REKLEITIS I M. A particle filter tutorial for mobile robot localization, technical report TR-CIM-04-02 [R]. Montreal, Canada: Centre for Intelligent Machines, McGill University, 2004.

- [12] BLANCO J L, FEMANDEZ-MADRIGAL J A, GONZALEZ J. Efficient probabilistic range-only SLAM [C]// IEEE/RST International Conference on Intelligent Robots and Systems. Nice, France, 2008: 1017-1022.

作者简介:



海 丹,男,1980 年生,博士研究生,主要研究方向为机器人导航、无线传感器网络定位技术. 发表学术论文 8 篇.



李 勇,男,1984 年生,硕士研究生,主要研究方向无线传感器网络定位技术. 发表学术论文 4 篇.



张 辉,男,副教授,主要研究方向为机器人控制及机器人同步定位与建图技术. 发表学术论文 20 余篇.

欢迎订阅《控制工程》期刊

★跟踪国际自动化最新动态★发布自动化领域最新研究成果★展示自动化领域最新产品

《控制工程》(双月刊)

国际刊号:ISSN1671-7848 国内刊号:CN21-1476/TP

邮发代号:8-216 国内定价:15 元/期(全年 90 元)

《控制工程》是由国家教育部主管、东北大学主办的国家级学术性期刊,创刊于 1994 年.《控制工程》系北京大学中文核心期刊、中国科技核心期刊、中国科学引文数据库核心期刊(CSCD)、中国科技论文统计用刊、中国科学文献数据用刊、《中国学术期刊综合评价数据库》来源期刊,俄罗斯《文摘杂志》(AJ)、美国《剑桥科学文摘》(CSA)、英国《科学文摘》(SA, INSPEC)三大著名检索机构全文检索期刊.

本刊是自动控制学科的学术期刊,主要刊登反映自动化技术及产品的研究开发及应用方面最新成果的研究报告,以及学术研讨和自动化高技术及其产品的介绍.

主要栏目:综述与评论、过程控制技术及应用、智能控制技术及应用、优化控制技术及应用、计算机控制系统及软件、机电一体化、电气自动化、检测装置及仪表、企业资源与管理信息系统、综合自动化系统、故障诊断、典型自动化工程、模式识别及图像处理等.

地 址:沈阳东北大学 310 信箱

电 话:024-23883498 /024-83687509

邮 箱:kzgcjb@mail.neu.edu.cn

邮 编:110004

传 真:024-23883498

网 址:http://www.kzgc.com.cn