

一种鲁棒高效的移动机器人定位方法

方正^{1,2} 佟国峰² 徐心和²

摘要 利用基于自适应粒子滤波与地图匹配方法实现了机器人的自定位. 提出了一种采用距离相似性度量以及几何相似性度量的二次更新方法, 对常规的基于激光测距仪的粒子滤波定位方法进行了改进, 既增强了系统的鲁棒性, 又提高了系统的计算效率. 仿真结果表明, 移动机器人利用该定位方法可以在室内环境中利用自然特征进行鲁棒高效的自定位.

关键词 自适应粒子滤波, 地图匹配, 激光测距仪, 自定位

中图分类号 TP242.6

A Robust and Efficient Algorithm for Mobile Robot Localization

FANG Zheng^{1,2} TONG Guo-Feng² XU Xin-He²

Abstract Robot self-localization is realized by using adaptive particle filter scheme with map-matching algorithm. A two-phase-updating method based on similarity measurements of range and geometry is proposed to improve the performance of general particle filter localization which uses a laser range finder. The algorithm not only enhances the robustness of the system, but also increases the computational efficiency. Simulation results demonstrate that by using the proposed algorithm and nature characteristics in indoor environment, mobile robot can localize itself accurately and robustly.

Key words Adaptive particle filter, map-matching, laser range finder, self-localization

1 引言

基于传感器的定位是当前移动机器人领域非常活跃的研究课题. 基于概率的定位方法^[1]是一种鲁棒的移动机器人定位方法. 从概率的角度来看, 定位问题就是移动机器人状态估计问题, 因此许多概率预估方法都可以用来解决移动机器人的定位问题. 经典的卡尔曼滤波器^[2]可以很好地解决移动机器人的位姿跟踪问题, 但是由于卡尔曼滤波器要求系统为线性且高斯分布, 因此在实际应用中很难满足此要求. 扩展卡尔曼滤波器^[2]虽然可以解决非线性预估问题, 但是它仍然要求系统满足高斯分布条件, 并且在移动机器人定位问题中它无法解决“机器人绑架”问题. 近年来发展起来的粒子滤波预估方法可以很好地解决非线性非高斯系统预估问题. 粒子滤波定位方法^[3, 4]利用带权重的粒子集来表示任意的概率分布, 可以很好地解决全局定位以及机器人绑架问题, 近年来在机器人领域得到了广泛的应用.

粒子滤波定位方法的实现效率是实际应用中考虑的主要问题. 在实际应用中, 与计算效率有关的主要是采样集的数目, 当采样数目较大时粒子滤波器的定位精度会很高, 但是计算量非常大. 为了得到合适的采样数目, Fox^[5]提出了自适应采样数目的定位方法, 根据采样分布的不确定性实时调整采样数目. 该方法采用两个概率分布之间的 Kullback-Leiber 距离来衡量真实概率分布与逼近概率分布之间的误差, 并通过 KL 距离值来在线地调整粒子数目. 粒子滤波的另外一个问题就是采样贫乏问题. 为了避免采样贫乏, Lenser^[6]采用不变采样数目, 并且在采样更新后引入重采样阶段来更新原有采样分布使之接近真实位姿, 在一定程度上避免了采样贫乏.

本文研究提出了基于激光传感器的改进的粒子滤波定位方法. 该方法采用自适应粒子滤波方法, 提高了计算效率, 并且避免了粒子集的过收敛现象. 同时通过引入距离与几何两个相似性度量函数, 提高了粒子集的收敛速度, 并且使得定位更加精确.

2 环境描述

环境地图^[7]对于机器人定位来说是至关重要的. 其中最常用的地图有网格地图、拓扑地图等. 网格地图用均匀分布的网格来表征世界环境. 每个网格表征了在对应的位置是否有障碍物存在. 本文即采用了网格地图作为世界地图, 通过激光测距仪扫描世界环境进行地图匹配^[8, 9]来实现机器人的自主定

收稿日期 2005-8-16 收修改稿日期 2006-2-8
Received August 16, 2005; in revised form February 8, 2006
国家自然科学基金 (60475036) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of P. R. China (60475036)

1. 东北大学教育部暨辽宁省流程工业综合自动化重点实验室 沈阳 110004
2. 东北大学人工智能与机器人研究所 沈阳 110004
1. Key Laboratory of Process Industry Automation of MOE and Liaoning Province, Northeastern University, Shenyang 110004
2. Institute of Artificial Intelligence and Robotics, Northeastern University, Shenyang 110004
DOI: 10.1360/aas-007-0048

位.

假设机器人在地图中的一个确定位姿, 通过激光传感器可以得到实际距离扫描值, 同时利用光线追迹 (Ray tracing) 方法可以很容易计算出期望的观测值, 即参考距离值. 利用网格地图, 可以得到精确的参考距离值. 粒子滤波方法利用参考距离值与实际的距离扫描值之间的相似程度来更新粒子的概率信度. 同时对于比较结构化的环境, 可以提取环境的特征进行匹配来更新粒子集的信度, 从而提高了角度的定位精度.

本文采用的激光测距仪扫描范围为平面 180 度, 扫描角度间隔为 1 度, 最大感知距离为 8m.

3 定位算法原理

基于概率的定位方法可以很好地解决移动机器人的定位问题^[7]. 粒子滤波定位方法相比于传统的一些概率方法, 在鲁棒性、计算效率以及定位精度上都有很大的提高.

3.1 常规粒子滤波定位

粒子滤波^[10, 11]定位方法作为一种概率定位方法^[7, 12], 原理是基于贝叶斯滤波算法. 基于贝叶斯滤波理论的定位方法都是利用传感器信息不断地更新整个机器人位姿空间的概率分布, 其实现由两个概率更新过程组成, 即基于运动模型的更新和基于感知模型的更新, 数学形式表示为

$$p(l_t|o, a) = \eta p(o|l_t) \Sigma p(l_t|l_{t-1}, a) Bel(l_{t-1}) \quad (1)$$

其中 o 为观测值, a 为运动行为, η 为归一化常数. $p(l_t|l_{t-1}, a)$ 为机器人运动模型, 表示了机器人在状态 l_{t-1} 执行了动作 a 后, 其位于状态 l_t 的概率. $p(o|l_t)$ 为机器人的感知模型, 表示了机器人在状态 l_t 得到观测值 o 的概率. $Bel(l_{t-1})$ 表示的是机器人位于状态 l_{t-1} 的概率信度.

粒子滤波方法采用一组加权的粒子集 $S = \{s_i = \langle l_i, w_i \rangle | i = 1, \dots, N\}$ 来表示位姿空间的概率分布. 每个粒子由机器人的位姿 $l_i = (x, y, \theta)$ 和权重值 w_i 组成, 权重值的大小表明了位于该位姿概率的大小, 并且满足 $\sum_1^N w_i = 1$. 粒子滤波定位的两个更新过程为:

基于运动模型的更新, 即预测过程, 机器人根据运动模型对粒子集进行采样, 更新粒子集分布, 如式 (2) 所示. 其中 $p(l_t|l_{t-1}, a_{t-1})$ 为运动模型, t 表示时刻, S_t 为更新后的采样分布.

$$S_t = p(l_t|l_{t-1}, a_{t-1}) Bel(l_{t-1}) \quad (2)$$

基于感知模型的更新, 即校正过程, 机器人利用最新的观测数据对采样分布进行校正, 更新公式

如下所示

$$w_{i,t} = w_{i,t-1} p(o_t|l_{i,t}) \quad (3)$$

其中 o_t 是观测值, $p(o_t|l_{i,t})$ 称为重要性因子, 它反映了运动更新后的预测采样与当前观测模型的匹配程度. 本文的更新过程采用了两个相似性度量函数, 即距离相似性函数以及几何度相似性函数. 距离相似性函数可以鲁棒地确定机器人的位置坐标, 而几何相似性函数可以提高角度的定位精度. 粒子滤波方法通过重采样过程^[13] (Re-sampling) 可以避免采样分布的过收敛, 使得粒子集以较高的概率收敛到某一位姿附近.

3.2 自适应粒子滤波定位

粒子滤波定位方法以采样形式逼近后验概率分布, 在实际应用中采样的数目以及分布决定了定位的效率. 动态自适应粒子滤波定位方法^[5]可以根据机器人位姿不确定程度的大小, 动态地调节粒子数目, 从而提高了计算效率. 这种方法利用后验概率分布与粒子集概率逼近之间的误差来确定粒子数目, 两者之间的误差通过 Kullback-Leiber 距离衡量, 因此称此方法为 KLD 采样方法. KLD 采样方法的中心思想是: 在粒子滤波迭代的每步中, 确定一个粒子数目, 使得真实的后验概率分布与粒子集的概率逼近小于门限值 ϵ 的置信度为 $1 - \delta$. 因此可以通过上面的约束, 寻找合理的粒子集数目. 两个概率分布的误差的 Kullback-Leiber 距离可以表示为

$$K(p, q) = \sum_x p(x) \log \frac{p(x)}{q(x)} \quad (4)$$

当且仅当 $p(x) = q(x)$ 时, $K(p, q)$ 为零, 否则大于零.

可以采用 Kd 树型结构^[14]来存储离散概率分布从而提高计算效率. 假设从有 K 个节点的离散分布中采样 n 个粒子集, 则经过一些概率上的运算^[6], 可以保证粒子集逼近的概率分布与真实的概率分布之间的 KL 距离小于 ϵ 的置信度 $1 - \delta$ 时粒子数目为

$$n_\lambda = \frac{k-1}{2\epsilon} \left\{ 1 - \frac{2}{9(k-1)} + \sqrt{\frac{2}{9(k-1)} z_{1-\delta}} \right\}^3 \quad (5)$$

其中 $z_{1-\delta}$ 是标准正态分布关于 $1 - \delta$ 的上侧分位数.

4 基于二次更新的粒子滤波定位方法

由 3.1 节中粒子滤波算法描述可知, 在利用粒子滤波方法进行定位时, 有两个概率模型需要建立, 分别为运动模型和感知模型. 本节详细地描述了各模型的建立过程, 尤其是二次更新的感知模型的建立, 并在最后给出了定位算法的具体实现步骤.

4.1 运动模型建立

对于两轮差分驱动移动机器人,其概率运动模型 $p(l_t|l_{t-1}, a)$ 可以利用运动学模型^[7]建立. 对于带有里程计的移动机器人,运动行为 a 通常可以由里程计信息 u 表示. 设机器人从位姿 $l(t-1) = \{x(t-1), y(t-1), \theta(t-1)\}$ 处开始,移动了一段位移后到达 $l(t)$ 处. 可以由里程计得到这段位移量为 $u(t-1) = [T(t-1) \quad \Delta\theta(t-1)]^T$, 其中 $T(t-1)$ 为该段位移的路程长, $\Delta\theta(t-1)$ 为机器人方向角的变化量, 则可以得到机器人的运动模型为

$$l(t) = l(t-1) + \begin{bmatrix} \cos(\theta(t-1)) & 0 \\ \sin(\theta(t-1)) & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} u(t-1) + v(t-1) \quad (6)$$

其中 $v(t-1)$ 为随机噪声. 在每个运动周期中, 移动机器人先根据运动模型 $p(l_t|l_{t-1}, a)$, 利用式 (6) 采样得到下一时刻粒子集的概率分布, 也就是利用运动模型实现了粒子集的预测过程.

4.2 感知模型建立

在基于感知模型的更新过程中, 将更新过程分为两个阶段, 即基于距离相似性函数更新阶段和基于几何相似性函数更新阶段.

4.2.1 基于距离相似性函数更新

基于距离的相似性度量函数计算每个角度实际扫描距离值与预测的参考距离值之间的相似性. 基于距离相似性度量函数可以提供可靠的定位精度, 这是因为基于距离的方法利用了所有的扫描距离值, 而不只是提取少量的特征进行匹配, 因此可以很好地解决非结构化环境中的定位问题. 基于距离的相似性度量函数首先计算每个角度测量值的观测概率, 然后将每条射线的观测概率相乘得到最终的观测概率. 数学上的描述如式 (7) 和式 (8) 所示

$$p(o_j|l) = \lambda_g \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp \frac{-(o_j - g(l, \phi_j))^2}{2\sigma^2} + \lambda_d \delta(o_j - \infty) \quad (7)$$

式 (7) 描述的是在位姿 l 处第 j 条射线的观测概率值, 用 $p(o_j|l)$ 表示. o_j 和 $g(l, \phi_j)$ 分别表示在位姿 l 处第 j 条射线的实际观测距离值与期望观测距离值. σ 为高斯分布的方差, 在实际系统中由实验测得. $\delta(o_j - \infty)$ 表示第 j 条射线未测得障碍物的概率. λ_g 和 λ_d 是概率分布比例系数, 且满足 $\lambda_g + \lambda_d = 1$. 一旦计算出了每条射线的观测概率值, 那么将每条射线的概率相乘就可以得到在位姿 l 处一次距离扫描的观测概率, 它同时也反映了机器人位于位姿 l 处的可能性的大小.

$$p(o_r|l) = \prod_{\{j|o_j \neq \emptyset\}} p(o_j|l) \quad (8)$$

4.2.2 基于几何相似性函数更新

在一般的室内环境中都有大量的特征模式, 比如墙壁、走廊等, 可以利用这些几何特征来辅助机器人定位. 比如在几何特征比较明显的室内环境中, 可以提取墙壁等直线特征来辅助机器人确定自己的方向, 这里直线特征用极坐标参数 (ρ, θ) 表示. 对于已知的世界地图, 可以预先提取出直线特征, 并以世界坐标形式存储起来. 对于实时扫描的距离数据, 通过点聚类并利用正交回归直线拟合, 可以提取出扫描数据的直线特征. 由于移动机器人是一个实时性要求很高的系统, 因此需要快速的特征提取方法. 提取直线的方法通常有直方图和 Hough 变换^[15]等, 这些方法虽然可以提取共线的点, 但是它们的计算复杂度却为 $O(N^3)$ 或者更高. 本文采用了一种图像处理中的聚类-拟合的算法^[15], 该算法最坏情况下的计算复杂度为 $O(N^2)$. 该算法是一个两阶段递归过程, 即点聚类过程和直线分割并拟合过程, 详细的直线特征提取过程实现, 请参考文献[15].

在提取了扫描数据的直线特征以后, 首先将世界地图中的参考直线特征与实时扫描的直线特征都转换到机器人坐标系下. 然后根据参数 (ρ, θ) 间的差异大小, 计算出直线特征间的匹配程度, 并利用此匹配程度值来更新每个粒子的权重值. 假设第 i 个粒子的第 j 个参考直线特征参数为 $(\rho_{i,j}, \theta_{i,j})$, 第 j 条实时扫描数据的直线特征参数为 (ρ_j, θ_j) , 总共有 M 条直线特征, 那么第 i 个粒子观测值的几何相似性匹配程度可由下式得出

$$\text{For } j = 1, \dots, M \\ \text{sum} += (\rho_{i,j} - \rho_j)^2 + (\theta_{i,j} - \theta_j)^2; \\ p(o_g|l) \propto \frac{1}{\text{sum}} \quad (9)$$

在实际应用中, 机器人可以根据几何特征的多少来自动地决定是否利用基于几何特征的更新. 下面给出了定位算法的具体实现步骤.

Inputs: $S_{t-1} = \{s_{i,t-1} = \langle l_{i,t-1}, w_{i,t-1} \rangle | i = 1, \dots, N\}$ representing belief $Bel(l_{t-1})$

Bounds ε and δ , bin size Δ , etc.

Initialization: $S_t = 0, n = 0, k = 0, \alpha = 0$

Do //生成粒子集

Sample an index j from the distribution given by the weights in S_{t-1} //重采样

Step1: Prediction Phase

Sample $l_{n,t}$ from $p(l_t|l_{t-1}, a_{t-1})$ using $l_{j,t-1}$ and a_{t-1} //预测采样过程

Step2: Range Similarity Update

$w_{n,t} = w_{n,t-1} p(o_{r,t}|l_{n,t})$ //基于距离相似性更新权重值

If there are no line features, then return to Step1.

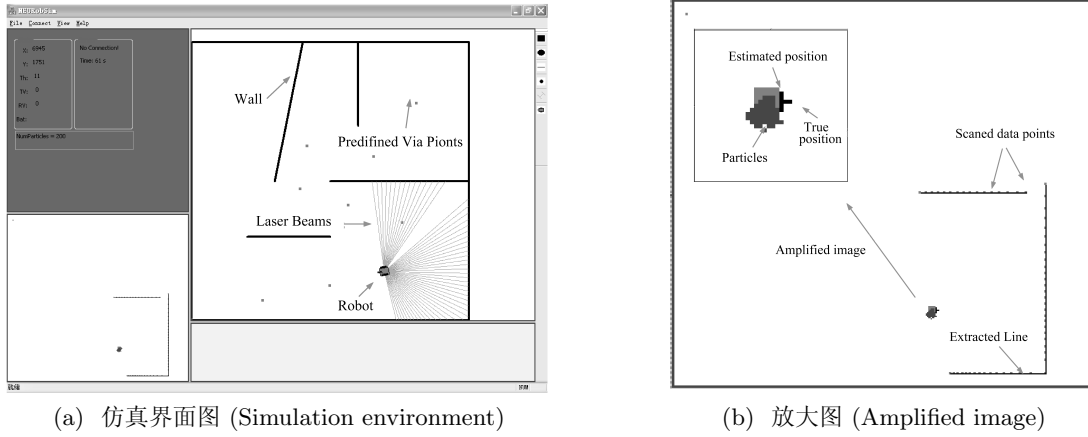


图 1 已知初始位姿的定位 (位姿跟踪)

Fig. 1 Localization result with known initial pose (position tracking)

Step3: Geometry Similarity Update

$$w_{n,t} = w_{n,t}P(o_{g,t}|l_{n,t}) \quad // \text{基于几何相似性更新权重值}$$

$$\alpha = \alpha + w_{n,t} \quad // \text{更新归一化因子}$$

$$S_t = S_t \cup \{l_{n,t}, w_{n,t}\} \quad // \text{将采样粒子插入到粒子集中}$$

If ($l_{n,t}$ falls into empty bin b) **then** $//$ 更新具有支撑块的个数

$$k = k + 1; b = non - empty;$$

$$n_{\chi} = \frac{k-1}{2} \left\{ 1 - \frac{2}{9(k-1)} + \sqrt{\frac{2}{9(k-1)}} z_{1-\delta} \right\}^3 \quad // \text{期望粒子集数目}$$

$$n = n + 1 \quad // \text{更新生成粒子集数目}$$

While ($n < n_{\chi}$) $//$ 直到满足 KL 距离阈值

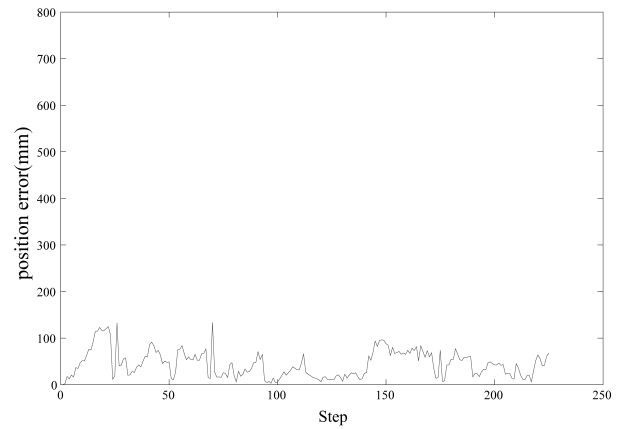
For $i = 1, \dots, n$ **do**

$$w_{i,t} = w_{i,t} / \alpha \quad // \text{归一化粒子集权重值}$$

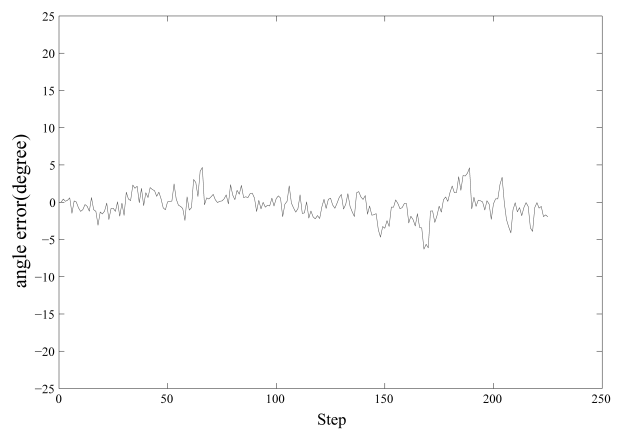
Return S_t

5 仿真验证

本文对算法进行了仿真验证, 仿真平台是自主开发的移动机器人控制平台, 可以对移动机器人进行仿真实验, 同时也可以控制实物机器人运动. 仿真环境如图 1(a) 所示, 其中左上视图显示机器人的位姿以及速度信息等, 右上视图显示机器人的仿真环境以及机器人和传感器等. 左下视图显示了机器人传感器的数据, 可以显示视觉图像或者激光、声纳数据等, 右下视图为机器人的命令输入控制台. 在右上视图中粗线表示墙壁和障碍物等, 矩形点表示机器人预先设计的运动轨迹, 仿真环境大小为 $10 \times 10 m^2$. 图 1(b) 是图 1(a) 左下视图的放大图. 图中给出了利用本文的特征提取方法提取的直线特征, 矩形点为激光扫描的数据点, 直线为数据拟合后提取的直线特征. 图 1(b) 中的十字架表示机器人的真实位姿, 点为粒子云集, 而矩形表示的是具有最大权重值粒子的位姿.



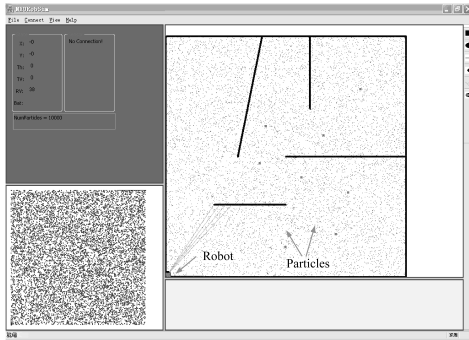
(a) 位置误差 (Position error)



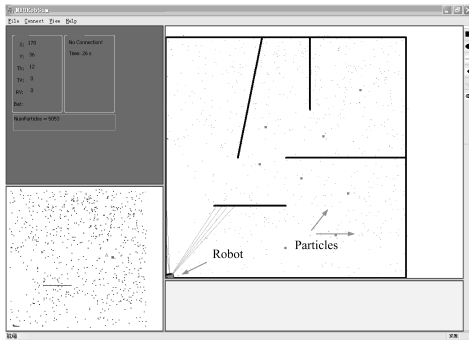
(b) 角度误差 (Angle error)

图 2 定位误差曲线

Fig. 2 Errors of localization algorithm



(a) 粒子分布 ($t=0s$)
(Particles distribution ($t=0s$))



(b) 粒子分布 ($t=26s$)
(Particles distribution ($t=26s$))

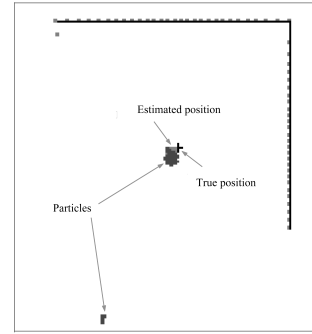
图 3 自适应粒子滤波定位不同时刻采样分布 (I)

Fig. 3 Sample distribution of adaptive particle filter at different time (I)

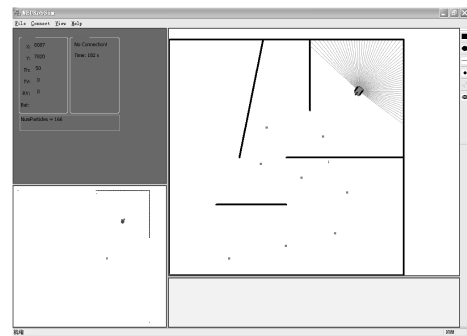
考虑到实际系统中,传感器的感知都会受到噪声的影响,这里对仿真的激光测距数据加入了随机噪声.图1同时给出了已知初始位姿时,即位姿跟踪时,移动机器人定位的仿真结果.从图中可以看出对于位姿跟踪问题,粒子滤波器只需要很少的粒子就可以实现机器人自定位,并且定位精度很高(粒子集的发散程度很小:在图1(a)中机器人的真实位姿与粒子滤波预估位姿基本重合,粒子云集中在真实位姿附近,图1(b)中粒子云基本集中在小车矩形的内部).图2给出了在定位过程中该算法的定位误差曲线,由图也可以看出算法的定位精度较高.

图3给出了全局定位的仿真,并设定粒子集的最大数目为10000个,粒子集的最小数目为100个,设定真实概率分布与粒子集逼近概率分布之间的误差小于0.01的置信度为95%.在开始阶段,粒子滤波器以最大数目粒子集启动,粒子集均匀地分布在整個定位空间,即机器人的位置均匀地分布到 $10 \times 10m^2$ 定位空间上,机器人的朝向角均匀地分布在0到360度,如图3(a)所示.

当机器人开始移动之后,粒子滤波器首先利用



(a) 粒子分布 (Particles distribution)



(b) 仿真环境 (Simulation environment)

图 4 自适应粒子滤波定位不同时刻采样分布 (II, $N=166$)

Fig. 4 Sample distribution of adaptive particle filter at different time (II, $N=166$)

里程计信息(运动模型)更新粒子集的分布.利用贝叶斯预估原理,在更新阶段机器人可以根据最新的观测数据来预估当前的位姿状态.在这一阶段包括两个相似性度量过程,对于每个粒子计算实际的传感器数据与预估的传感器数据间的相似性.通过每个扫描点的距离相似性度量可以很好地实现粒子定位的位置精度,同时通过几何相似性度量可以极大地提高粒子滤波角度的定位精度.在预测与更新的过程中,粒子集从均匀地分布在整個定位空间逐渐开始收敛,图3(b)给出了在 $t=26s$ 时刻,粒子集的分布情况,可以看出粒子集已经在逐渐收敛,同时粒子集的数目也在不断地下降(图3(b)中粒子集数目已经下降到5053个).

随着机器人的移动,粒子很快地收敛到少量的几个集中地区,如图4(a)所示(粒子集主要分布在两块粒子云中),并且粒子集数目急剧下降,图4中机器人最后只需要大约150个粒子(图中为166个)就可以实现精确定位了.粒子集中权重值最大的粒子表示了机器人最有可能存在的地方,在图4(a)中的较大矩形就是权重值最大的粒子所在位置,可见定位的精度较高(矩形与十字架基本重合,即预估位姿与真实位姿误差很小).从以上仿真结果分析可

以看出, 本文的定位方法可以解决机器人的定位问题, 其鲁棒性以及定位的效率都好于一些经典的定位方法.

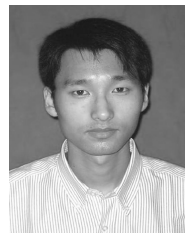
6 结论与展望

本文研究了自适应粒子滤波方法, 并提出了基于两个相似性函数的二次更新方法. 该定位方法可以很好地在非结构化以及动态环境中实现自定位, 可以解决机器人的位姿跟踪问题以及全局定位问题. 利用网格地图, 得到了较高的定位精度, 通过二次更新方法可以在全局定位时实现快速的粒子集收敛. 该方法的鲁棒性也较高, 即使传感器中加入较大的噪声仍然可以实现机器人的自定位, 仿真结果表明该方法是一种鲁棒高效的定位方法.

下一步研究的重点将是利用本文提出的算法, 在实际环境中验证算法的可靠性以及抗干扰能力. 我们将在机器人的运动过程中加入实时的避障来检验系统的鲁棒性和定位的精度, 以及更加难以解决的“机器人绑架”问题.

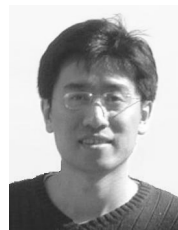
References

- 1 Thrun S. Probabilistic algorithms in robotics. *AI Magazine*, 2000, **21**(4): 93~109
- 2 Rudy N. Robot Localization and Kalman Filters. [Master dissertation], Utrecht University: Institute of Information and Computing Sciences, 2003
- 3 Dellaert F, Burgard W, Fox D, Thrun S. Using the condensation algorithm for robust vision-based mobile robot localization. In: Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 1999. **2**: 588~594
- 4 Ioannis R. A particle filter tutorial for mobile robot localization. Technical Report (No. TR-CIM-04-02), Centre for Intelligent Machines, McGill University, Canada, 2004
- 5 Fox D. Adapting the sample size in particle filters through KLD-sampling. *The International Journal of Robotics Research*, 2003, **22**(12): 985~1003
- 6 Lenser S, Veloso M. Sensor resetting localization for poorly modelled mobile robots. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2000. **2**: 1225~1232
- 7 Thrun S, Burgard W, Fox D. *Probabilistic Robotics*. London: MIT Press, 2005, 189~279
- 8 Kwok B. Finding location using a particle filter and histogram matching. *Artificial Intelligence and Soft Computing*. Berlin: Springer, 2004. 786~791
- 9 Lee D, Chung W, Kim M. Probabilistic localization of the service robot by map matching algorithm. In: Proceedings of 2002 International Conference on Control, Automation and Systems. Muju, Korea, Oct 2002. 1607~1627
- 10 Carpenter J, Clifford P, Fearnhead P. An improved particle filter for non-linear problems. Technical Report, Department of Statistics, University of Oxford, 1997
- 11 Fox D, Burgard W, Dellaert F, Thrun S. Monte Carlo localization: efficient position estimation for mobile robots. In: Proceedings of the Sixteenth National Conference on Artificial Intelligence. USA: MIT Press, 1999. 343~349
- 12 Fox D. Markov Localization: a Probabilistic Framework for Mobile Robot Localization and Navigation. [Ph.D. dissertation], Institute of Computer Science, University of Bonn, Germany, December 1998
- 13 Jun S L, Rong C, Tanya L. A theoretical framework for sequential importance sampling and resampling. *Sequential Monte Carlo in Practice*. New York: Springer-Verlag, 2001
- 14 Moore A. An introductory tutorial on kd-trees. Technical Report (No. 209), Computer Laboratory, University of Cambridge, Robotics Institute, Carnegie Mellon University, 1991
- 15 Einsele T. Localization in Indoor Environments Using a Panoramic Laser Range Finder. [Ph.D. dissertation], Technical University of Munchen, September, 2001



方正 东北大学人工智能与机器人研究所博士研究生, 2005年3月获得东北大学模式识别与智能系统专业硕士学位. 研究方向为自主式移动机器人, 机器视觉, 贝叶斯滤波方法, 粒子滤波方法, 移动机器人 SLAM 问题等. 本文通信作者. E-mail: fangzheng81@gmail.com

(**FANG Zheng** Ph.D. candidate in Institute of Artificial Intelligence and Robotics, Northeastern University. He received his master degree from Northeastern University in March, 2005. His research interests include autonomous mobile robot, machine vision, Bayesian filtering theory, particle filter, and robot SLAM. Corresponding author of this paper.)



佟国峰 东北大学人工智能与机器人研究所副教授, 研究方向为智能机器人, 足球机器人, 模式识别, 图象处理及教育机器人等. E-mail: guofeng.tong@gmail.com

(**TONG Guo-Feng** Associate professor in Institute of Artificial Intelligence and Robotics, Northeastern University. His research interests include intelligent robots, soccer robot, pattern recognition, image processing, and educational robotics.)



徐心和 东北大学人工智能与机器人研究所教授, 博士生导师, 研究方向为自动控制原理与应用, 离散事件系统与计算机集成制造系统, 模式识别与智能系统, 计算机控制与仿真, 足球机器人和智能机器人, 机器博弈等.

E-mail: xuxinhe@ise.neu.edu.cn

(**XU Xin-He** Professor in Institute of Artificial Intelligence and Robotics, Northeastern University. His research interests include control theory and application, discrete event system, CIMS, pattern recognition and intelligent systems, computer control and simulation, soccer robot, intelligent robot, and computer game.)