

## 基于不同重采样算法的 RFID 指纹定位

黄保虎<sup>1\*</sup>, 刘冉<sup>2</sup>, 张华<sup>1</sup>, 张昭<sup>1</sup>

(1. 西南科技大学 机器人技术及应用四川省高等学校重点实验室, 四川 绵阳 621010; 2. 图宾根大学 认知系, 德国 图宾根 72076)

(\* 通信作者电子邮箱 jinhuanhu@126.com)

**摘要:**为满足移动机器人精确定位的需求,提出一种基于不同重采样算法的粒子滤波指纹定位法。定位阶段首先利用机器人运动学建立运动模型作为粒子预测分布,并将当前的观测信息和环境指纹融入,以改善滤波效果,减少所需粒子数;然后给出精致重采样(ER)算法,以提高粒子的细化能力,减少粒子匮乏效应并提高定位精度;最后分析不同重采样算法对定位精度的影响,且从不同的实验角度进一步验证定位算法的精确性以及可靠性。实验结果表明,该算法在定位精度和鲁棒性方面都有显著提高。

**关键词:**粒子滤波;指纹;相似性度量;重采样算法;K近邻

**中图分类号:** TP242.6; TP391.45 **文献标志码:** A

### RFID fingerprint-based localization based on different resampling algorithms

HUANG Baohu<sup>1\*</sup>, LIU Ran<sup>2</sup>, ZHANG Hua<sup>1</sup>, ZHANG Zhao<sup>1</sup>

(1. Sichuan Province Key Laboratory of Robot Technology and Application,  
Southwest University of Science and Technology, Mianyang Sichuan 621010, China;

2. Department of Cognitive Systems, University of Tübingen, 72076 Tübingen, Germany)

**Abstract:** In order to meet the needs of precise positioning of the mobile robot, a fingerprint positioning method of particle filter based on different resampling algorithms was presented. Firstly, during the positioning phase, the motion model built on robot kinematics served as the proposal density of particle filter, and the observation information and environment fingerprint were infused into the filtering process to enhance the particles' refining capacity and reduce the required number of particles. Secondly, an Exquisite Resampling (ER) algorithm was introduced to improve the refining ability of the particles, thus the effect of particle impoverishment could be decreased and the localization accuracy could be improved. At last, the influence of the positioning accuracy caused by different re-sampling algorithms was analyzed, and a further investigation on the accuracy and reliability of localization algorithm from different experimental perspectives was given. The experimental results show that this algorithm has the advantages in localization accuracy and robustness.

**Key words:** particle filter; fingerprint; similarity measure; resampling algorithm; K-nearest neighbors

## 0 引言

在过去十年里,作为智能移动机器人最具挑战的问题之一,移动定位已经被广泛地研究。本文将介绍一种基于指纹信息的移动机器人定位方法。训练阶段的每一指纹都包含有阅读器接受标签的信号强度(Received Signal Strength, RSS)和机器人当前所处的位姿(包括机器人所处位置的二维坐标以及机器人的方向角)。另外,在定位阶段引入一种基于递推贝叶斯滤波的粒子滤波定位算法,使用采样粒子无限逼近系统的后验概率密度,进而准确估计机器人的真实位姿。粒子滤波器具有简单、易于实现等特点,它为分析非线性动态系统提供了一种有效的解决方法,从而引起目标跟踪、信号处理以及自动控制等领域的广泛关注。系统同时引入相似性度量进行观测模型的计算,并应用一种新颖的精致重采样(Exquisite Resampling, ER)算法用于滤波计算。系统采用无源超高频(Ultra High Frequency, UHF)标签作为参考标签,同时机器人上安装一个外接两个天线的阅读器,用于获取标签的信号强度,进而完成机器人位姿计算。

## 1 相关工作

射频识别(Radio Frequency Identification, RFID)技术以其响应速度快、识别距离远和非接触的特性已成为室内定位技术的研究热点。随着近年来实际应用对定位需求的不断增加,越来越多的高校和研究机构致力于定位技术的研究,各种定位算法层出不穷。

关于 RFID 室内定位理论研究方面,国外关注相对较早,算法理论研究也走在前列。Ni 等<sup>[1]</sup>提出一种 LANDMARC 定位算法。该系统在室内均匀部署多个有源标签作为参考标签,在定位区域外围放置多个阅读器天线,通过待定位移动物体安装的有源标签在阅读器端的接收信号强度值与参考标签的比较,使用 K 近邻计算当前移动物体位置。Dellaert 等<sup>[2]</sup>提出一种蒙特卡洛(Monte Carlo)定位方法,它是通过传感器信息估算自身位姿的过程。更具体地说是利用先验环境地图信息、机器人位姿的当前估计以及传感器的观测值等输入信息,经过相应的处理和变换,产生更加准确的机器人位姿估计。Choi 等<sup>[3]</sup>提出一种标签干扰定位方法。它是通过使用贴有标签的智能货架来定位货架上放置的同样贴有标签的物品。

收稿日期:2012-08-15;修回日期:2012-10-01。 基金项目:绵阳市科技计划项目(11G023-2)。

**作者简介:**黄保虎(1986-),男,河南信阳人,硕士研究生,主要研究方向:RFID 室内机器人定位; 刘冉(1986-),男,安徽淮北人,博士研究生,主要研究方向:RFID 导航、计算机视觉; 张华(1969-),男,四川绵阳人,教授,主要研究方向:智能机器人、智能控制; 张昭(1986-),男,河南开封人,硕士研究生,主要研究方向:无芯片 RFID 标签结构设计。

该方法利用多个超高频无源标签相互靠近导致标签反射的信号强度值的变化大小来判断贴有标签的待定位物体距离智能货架上参考标签的远近,进而通过  $K$  近邻计算待定位物体的位置。Bekkali 等<sup>[4]</sup>提出一种基于概率地图和卡尔曼滤波的室内定位方法。该方法使用多个已知位置且随机分布的标签作为地标,使用两个可以移动的阅读器进行标签识别,通过分析估计未知标签的位置,并使用基于地标的多点定位和基于卡尔曼滤波的概率地图来提高标签的定位精度。Vorst 等<sup>[5-6]</sup>提出一种指纹技术的粒子滤波(Particle Filter, PF)算法。算法中使用相似性度量以及嵌入的  $K$  近邻来表示观测模型,并在文献[6]中引入交叉验证选择合适参数以提高定位精度。目前,国内对这方面的研究主要集中在算法分析上,尚无成熟的算法提出,暂时还缺乏完善的定位理论。国内从2004年开始陆续有一些大学和科研单位开始对相关技术进行研究,但这些研究基本上是针对算法分析和具体应用项目,比如将现有算法用于煤矿井下人员的定位、医院室内人员跟踪及药品防伪等,还没有研究出具有良好定位精度及实时性能的 RFID 室内定位系统<sup>[7]</sup>。

而在 RFID 室内定位系统应用方面,国外应用也起步较早。2007年,美西杰斐逊医疗中心用 RFID 定位医疗设备,目的是追踪、定位及保养包括输液泵、轮椅及床位在内的约1000件医疗设备<sup>[8]</sup>;2009年,希思罗机场使用 RFID 定位地下设施,旨在帮助工人在挖掘之前定位地下管道和电缆<sup>[9]</sup>。目前,国内利用 RFID 技术进行室内定位的开发应用尚处于摸索阶段,还没有研发出较为成功的 RFID 室内定位应用系统。

## 2 定位算法描述

### 2.1 训练阶段

#### 2.1.1 定位指纹

定位指纹是指阅读器读取到的标签的 RSS 值或当前时刻机器人位姿的集合。通过比较当前观测指纹与参考指纹的相似度,系统可以根据相应算法估算当前时刻机器人位置和方向角。RFID 的 RSS 数值受环境以及设备的影响较大,即使机器人和 RFID 的相对位置固定,不同的时间也可能得到不同的 RSS 值。而指纹不需要建立具体模型,作为一组测量值的集合,指纹的单个 RSS 值变化对指纹间相似度的影响也是微乎其微。相对于基于传感器模型的机器人定位<sup>[10]</sup>,定位指纹更能够反映环境的全局特性。

#### 2.1.2 指纹采集

在训练阶段,机器人在定位区域内受控移动,并且以固定时间间隔采集阅读器读取标签的 RSS 信息和机器人本身的位姿信息以产生参考指纹并存储。用  $F_i = (f_i, p_i)$  表示第  $i$  时刻采集的指纹数据,  $f_i$  为阅读器采集到的标签的 RSS 值,  $p_i$  为  $i$  时刻机器人的位姿。其中  $f_i = (f_i^1, f_i^2, \dots, f_i^A)$ ,  $f_i^A$  表示  $i$  时刻机器人携带的第  $A$  个阅读器采集到的标签的 RSS 值;  $p_i = (x_i, y_i, \theta_i)$  通过激光扫描传感器获取,  $(x_i, y_i)$  为  $i$  时刻机器人的 XY 平面坐标,  $\theta_i$  为其方向角。对于任意一个天线  $a$ , 其采集的参考指纹均可以用向量  $f_i^a (a \in (1, A))$  表示, 机器人上配置有两个天线, 所以此处  $A = 2$ 。  $f_i^a = (f_{i,1}^a, f_{i,2}^a, \dots, f_{i,L}^a)$ ,  $L$  为整个定位区域部署的标签个数,  $f_{i,l}^a \in \mathbf{R}$  表示接受的第  $i$  个标签的 RSS 值(单位: dBm)。当  $i$  时刻标签  $l$  没有被阅读器识别时, 则  $f_{i,l}^a = 0$ 。需要强调的是激光扫描传感器仅仅出现在训练阶段。

### 2.2 定位阶段

#### 2.2.1 相似性度量

相似性度量通常用于衡量两个对象之间的邻近度, 是两个对象对应属性之间相似程度的数值度量。本文使用相似性度量用来比较两个指纹(当前测量指纹与参考指纹)的邻近度以及随后预测阶段粒子权重的衡量。

定位阶段, 假设阅读器天线  $a$  在  $t$  时刻获取指纹数据为  $g_t^a$ ,  $g_t$  为  $g_t^a$  的集合(即  $g_t = (g_t^1, g_t^2, \dots, g_t^A)$ )。为了计算两个指纹的相似度, 引入了文献[5]中介绍的方法。因此, 当前观测指纹  $g_t$  与参考指纹  $f_i$  的相似度  $\text{sim}(g_t, f_i)$  计算如下:

$$\text{sim}(g_t, f_i) = \sum_{a=1}^A \text{sim}_a(g_t^a, f_i^a) \frac{n(g_t^a, f_i^a)}{\sum_{a=1}^A n(g_t^a, f_i^a)} \quad (1)$$

其中:  $n(g_t^a, f_i^a) = \max(|g_t^a|, |f_i^a|)$  为  $g_t^a$  与  $f_i^a$  中识别到的标签个数的最大值。指纹相似性度量方式有多种, 这在文献[5]中也有提及。鉴于在高维相似性度量中优异的表现, 本文选择余弦相似性度量作为测量指纹与参考指纹的相似度量函数, 计算如下:

$$\text{sim}_a(g_t^a, f_i^a) = \frac{\sum_{l=1}^L g_{t,l}^a f_{i,l}^a}{\sqrt{\sum_{l=1}^L (g_{t,l}^a)^2} \sqrt{\sum_{l=1}^L (f_{i,l}^a)^2}} \quad (2)$$

#### 2.2.2 粒子滤波

粒子滤波(PF)通过非参数化的蒙特卡罗模拟方法来实现递推贝叶斯滤波, 是贝叶斯估计和蒙特卡罗方法的结合。其思想是  $t$  时刻利用一系列随机抽取的样本  $X_t^i$  以及样本的重要性权重  $w_t^i$  来实现机器人位姿的近似估计。 $t$  时刻机器人位姿估计可以用  $\hat{X}_t = \sum_{i=1}^N w_t^i X_t^i$  来表示, 其中  $X_t^i = (x_t^i, y_t^i, \theta_t^i)$  为  $t$  时刻第  $i$  个粒子位姿。整个滤波过程共分三步: 预估阶段、校正阶段和重采样阶段。

1) 预估阶段。移动机器人的预测模型可以用机器人运动学<sup>[11]</sup>来建立。 $t$  时刻机器人位姿可以由  $t-1$  时刻的位姿和机器人的运动行为  $mo_t$  来计算。设机器人从  $X_{t-1}^{(n)} = (x_{t-1}^{(n)}, y_{t-1}^{(n)}, \theta_{t-1}^{(n)})^T$  开始运动, 一段位移后移动到  $X_t^{(n)}$ , 则  $X_t^{(n)}$  计算如下所示:

$$X_t^{(n)} = X_{t-1}^{(n)} + mo_t^{(n)} \quad (3)$$

$$mo_t^{(n)} = \begin{bmatrix} \cos(\theta(t-1)) & 0 \\ \sin(\theta(t-1)) & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} u(t) + s(t-1) \quad (4)$$

$$u(t) = [v(t) \quad \Delta\theta(t)]^T \quad (5)$$

其中:  $s(t-1)$  是均值为0, 方差为  $\sigma^2$  的高斯随机噪声;  $v(t)$  是机器人  $t-1$  到  $t$  时刻走的距离;  $\Delta\theta(t)$  是机器人方向角的改变量。

2) 校正阶段。预估阶段利用系统运动模型进行粒子状态的先验估计, 校正阶段则利用当前测量值对先验状态估计进行修正。在给定参考指纹  $re$  (训练阶段已获取) 的前提下, 每个采样粒子  $X_t^i$  在当前时刻测量值  $g_t$  的重要性权重  $w_t^i$  可以通过似然函数来获取。

$$w_t^i = w_{t-1}^i p(g_t | X_t^i, re) \quad (6)$$

通常, 需要对粒子权重进行归一化处理, 即

$$\tilde{w}_t^i = w_t^i / \sum_{i=1}^N w_t^i \quad (7)$$

$p(g_t | X_t^i, re)$  为观测模型。假设取前  $K$  个近邻参考指纹组

成参考指纹集  $F$ , 即  $F = \{(f_1, X_1), (f_2, X_2), \dots, (f_K, X_K)\}$ , 则观测模型为

$$p(g_i | X_i, re) = \sum_{j=1}^K p(g_i | X_i, F_j) p(F_j | X_i) = \sum_{j=1}^K \text{sim}(g, f_j) \exp\left(-\frac{1}{2}d^2(X, X_j)\right) \quad (8)$$

其中:

$$d^2(X, X_j) = \frac{(x - x_j)^2}{\sigma_d^2} + \frac{(y - y_j)^2}{\sigma_d^2} + \frac{(\theta - \theta_j)^2}{\sigma_r^2} \quad (9)$$

$\sigma_d, \sigma_r$  分别表示平移和转动系数。

3) 重采样阶段。当权值较小的粒子数目超过一定门限时, 需要适当的重采样算法将权值小的粒子去除并用权值大的粒子分解代替。本文引入 Fu 等<sup>[12]</sup>提出的一种精致重采样 (ER) 算法。其核心思想是去除权值较小的粒子, 使用大权值的粒子作为母粒子, 利用拟蒙特卡罗方法产生新的粒子。在一个重采样进程中, 假设  $U = \{u_1, u_2, \dots, u_N\}$  表示比较线库,  $u_j = u_1 + N^{-1}(j-1)$  ( $j \in [1, N]$ ) 为比较线库中第  $j$  条比较线,  $u_1$  满足  $[0, N^{-1}]$  区间的随机分布;  $C = \{c_1, c_2, \dots, c_N\}$  表示粒子权重累积线库,  $c_i = c_{i-1} + w_i^k$  ( $i \in [2, N]$ ) 为第  $i$  条粒子权重累积线, 其中  $c_1 = w_1^k$ ,  $w_i^k$  为  $k$  时刻第  $i$  个粒子的权值。如果  $U$  中存在多条比较线满足  $c_{i-1} < u_{j+x} \leq c_i$  ( $x \in [0, m-1]$ ), 称为第  $i$  个粒子越过  $m$  条比较线。由以上定义可知,  $m$  值越大, 其所对应的粒子权重则越大。因此重采样过程可按  $m$  值的大小分两种情况:  $m \leq 1$  和  $m > 1$ 。针对权值较小导致越过比较线数  $m \leq 1$  的粒子, 除去越过前条比较线的第一个粒子, 同时添加越过后续条比较线的第一个粒子, 比较处在两条比较线之间的粒子权重, 选择权重最大的粒子保留并抛弃其他小权重粒子; 针对越过比较线数  $m > 1$  的粒子, 选其作为母粒子, 使用拟蒙特卡罗产生  $m$  个新粒子及其权值, 新粒子权值计算如下式所示:

$$w_k^j \propto w_{k-1}^j \frac{p(Z_k | X_k^{j*}) p(X_k^{j*} | X_{k-1}^{j*})}{q(X_k^{j*} | X_{k-1}^{j*}, Z_k)} \quad (10)$$

其中:  $w_{k-1}^j$  为  $k-1$  时刻第  $j$  个粒子权值;  $p(Z_k | X_k^{j*})$  为似然函数。如果  $m = 2n$  为偶数, 则产生的  $m$  个新粒子坐标为

$$\begin{aligned} \{X \mid |X - X^*| = \frac{1}{2\sigma} \cdot \frac{2n-3}{2N}\}, \dots, \\ \{X \mid |X - X^*| = \frac{1}{2\sigma} \cdot \frac{1}{2N}\}, \{X^*\}, \{X^*\}, \\ \{X \mid |X - X^*| = \frac{1}{2\sigma} \cdot \frac{1}{2N}\}, \dots, \\ \{X \mid |X - X^*| = \frac{1}{2\sigma} \cdot \frac{2n-3}{2N}\} \end{aligned} \quad (11)$$

如果  $m = 2n+1$  为奇数时, 则产生的  $m$  个新粒子坐标为

$$\begin{aligned} \{X \mid |X - X^*| = \frac{1}{2\sigma} \cdot \frac{2n-1}{2N}\}, \dots, \\ \{X \mid |X - X^*| = \frac{1}{2\sigma} \cdot \frac{1}{2N}\}, \{X^*\}, \\ \{X \mid |X - X^*| = \frac{1}{2\sigma} \cdot \frac{1}{2N}\}, \dots, \\ \{X \mid |X - X^*| = \frac{1}{2\sigma} \cdot \frac{2n-1}{2N}\} \end{aligned} \quad (12)$$

其中  $\sigma$  为新粒子的密集度。

精致重采样算法在提高了粒子的细化能力的同时, 也能减少传统重采样算法因去除轻权值粒子而出现的粒子匮乏效

应。它对克服粒子退化以及精度的提高将在实验部分通过对比加以详细介绍。关于重采样门限, 设定当有效样本数小于总样本数的一半时, 系统执行重采样。重采样门限的计算如下所示:

$$N_{\text{eff}} = 1 / \left( \sum_{i=1}^N (w_i^i)^2 \right) \quad (13)$$

整个粒子滤波定位算法经历两个阶段: 训练阶段获取环境的指纹信息, 以及利用环境的指纹信息完成定位阶段的移动机器人实时位姿计算。算法的流程如图 1 所示。

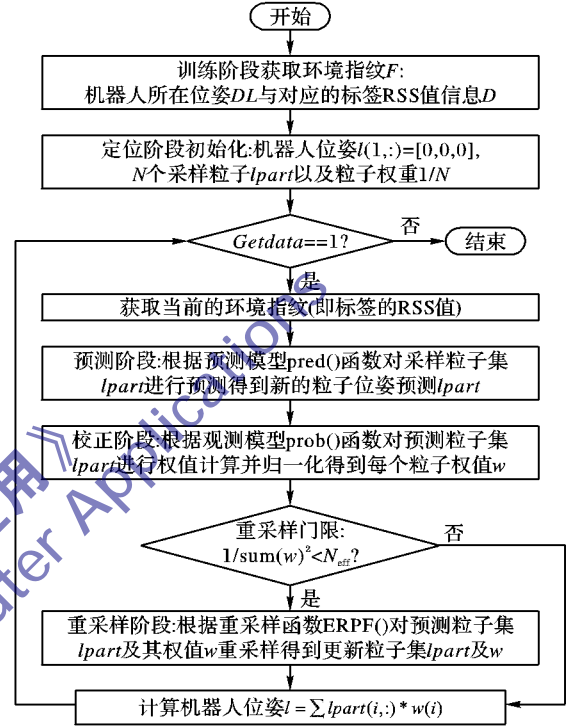


图1 粒子滤波算法流程

### 3 实验分析

本文算法使用的实验数据来源于德国图宾根大学 (<http://www.cogsys.cs.uni-tuebingen.de/datasets/rfid-ta2011/>), 数据中包含有多组标签 RSS 值和对应的激光扫描仪获取的机器人位姿的数据集合。使用一部分的数据集合作为参考指纹, 另一部分的标签 RSS 值作为定位源数据, 而机器人位姿数据作为结果验证数据, 用来检验最终的定位效果。

#### 3.1 重采样算法

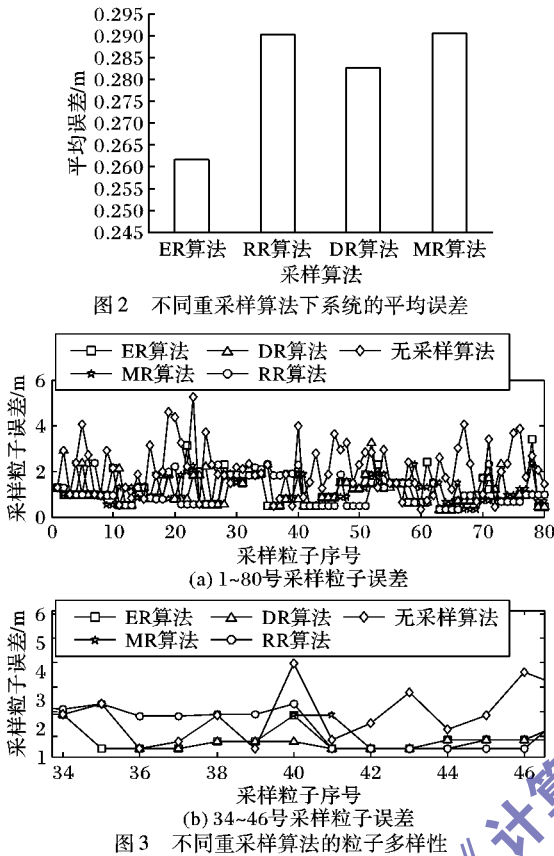
文献[8]中介绍了不同重采样算法间, ER 算法所具有的优势, 本实验将用其他重采样算法与之进行比较。引入残差重采样 (Residual Resampling, RR)<sup>[13]</sup>、确定性重采样 (Deterministic Resampling, DR)<sup>[14]</sup> 和多项式重采样 (Multinomial Resampling, MR)<sup>[15]</sup> 等经典重采样算法, 通过实验对比展示 ER 算法在本文算法中的效果。使用欧氏距离作为定位误差的衡量, 实验结果如图 2 所示。

图 2 为平均误差的直方图。在相同的实验参数下, 四种重采样算法计算的平均误差在图中由左往右依次为 0.2613, 0.2903, 0.2826, 0.29041, ER 算法的定位精度相较于其他三者分别提高了 10%、8%、10%。在多种重采样算法中 ER 重采样表现出较大的优势。

传统的重采样算法通过复制大权重粒子, 去除小权重粒子的方式处理滤波过程中的粒子退化现象。然而大权重粒子



的反复复制,会导致粒子多样性变差而发生粒子贫化问题。不同重采样算法具有不同粒子多样性。为此,选取 80 个采样粒子进行粒子多样性测试。图 3 为不同重采样算法重采样后的粒子与当前测试坐标的误差曲线以及局部放大图。



粒子误差值如果相等则表示两粒子有相同的估计位姿,粒子误差越小则说明采样粒子越接近机器人真实位姿。从图 3 中可以看到,残差重采样(RR)和多项式重采样(MR)均具有较低的粒子误差,说明它们具有良好的抑制粒子退化性能,而较多的相同误差则说明粒子的多样性存在匮乏。而此时的确定性重采样(DR)则正好相反,低下的重采样效率,使其在定位精度上同样表现不佳。而 ER 重采样在重采样效率以及粒子多样性上的权衡能保证算法定位精度的提升。

频繁的权值比较以及使用拟蒙特卡罗进行大权值粒子的产生,使得 ER 重采样对硬件的要求增大。四种算法的运行时间如表 1 所示。可以看出 ER 重采样的运行时间在所有重采样算法中稍微偏大,但它带来的定位精度的提高也是显而易见。

表 1 算法运行时间比较

算法	粒子滤波	重采样
ER 算法	0.447 2	0.003 9
RR 算法	0.445 6	0.001 9
DR 算法	0.442 4	0.001 8
MR 算法	0.443 9	0.002 1

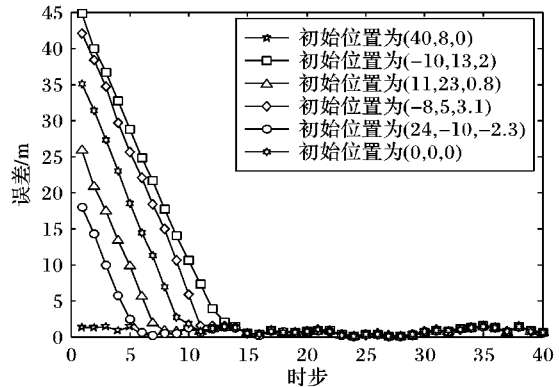
### 3.2 采样粒子数及近邻 K 值

不同采样粒子数以及近邻 K 值的选取,对定位精度有很大影响。本文分别对  $N = 10, 50, 100, 500, 1000, K = 1, 2, 4, 8, 16$  进行实验。综合系统运行时间以及定位精度的需求,本系统选取了  $N = 500, K = 2$ 。

### 3.3 收敛性分析

本次实验以机器人的真实起始位置(40.292 7, 8.013 87),

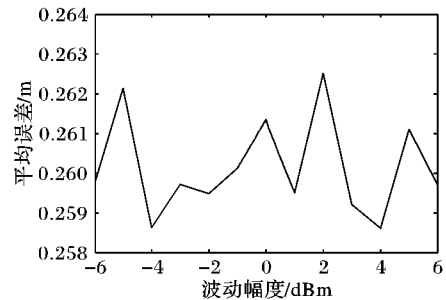
起始角度 0.111 467 开始测试。分别选择(40,8,0), (-10,13,2), (11,23,0.8), (-8,5,3.1), (24,-10,-2.3), (0,0,0)作为系统初始点,步长 40 进行实验。实验结果如图 4 所示。



由图 4 可知,选择不同的初始点时,当估计位姿偏离真实位姿较远时,系统总能经过多次迭代使估计位姿较迅速回归到真实位姿附近,表现出较高的鲁棒性。

### 3.4 抗干扰分析

在实际的定位过程中,影响系统工作的因素很多,如环境温度、湿度以及人员走动、障碍物遮挡等。文献[16]介绍了不同的环境温度和湿度对电磁波传输带来的影响,并且给出了在阅读器标签保持静止的情况下,标签反射回的 RSS 值的波动幅度大约在 3 dBm 以内。本次实验假设环境温湿度对标签反射信号强度大小的影响在 -6 ~ 6 dBm 波动。分别选取不同的波动幅度值作为均值,方差为 2 的加性高斯噪声表示电磁波的衰减程度,取步长为 300 进行实验,结果如图 5 所示。



由图 5 可知,在不同温湿度下,平均定位误差在 0.26 m 附近波动,系统几乎不受环境温湿度影响。

关于人员走动或障碍物遮挡,取极端条件进行测试。当左右边天线分别被完全遮挡时,系统平均定位误差分别为 0.326 03 m、0.319 962 m。因此人员移动或障碍物遮挡对系统定位精度会造成一定影响,但影响较小。

## 4 结语

本文介绍了仅使用超高频无源标签的接收信号强度值(RSS)进行室内精确定位的一种可能性。根据机器人运动学构建机器人的运动模型,使用相似性度量、K 近邻以及环境的参考指纹信息给出机器人的观测模型,在权值归一化后给出粒子的概率估计;并使用一种新颖的精致重采样(ER)算法去除权值较小的粒子和根据母粒子的高斯分布产生的新粒子共同完成机器人位姿的计算。算法需要多个随机分布的标签,但标签位姿可以未知,且系统不需要知道机器人初始位姿,这给实际的部署应用带来一定优势。实验表明,本文算法具有

较高的定位精度以及较高的鲁棒性。本文的后续研究工作将围绕以下内容展开:选择合适的高维数据相似性度量算法,选择合适的重采样算法,考虑算法的简洁易实现。

致谢:特别感谢德国图宾根大学发布的免费实验数据。

#### 参考文献:

- [1] NI L M, LIU Y H, LAU Y C, *et al.* LANDMARC: indoor location sensing using active RFID [J]. *Wireless Networks*, 2004, 10(6): 701–710.
- [2] DELLAERT F, FOX D, BURGARD W, *et al.* Monte Carlo localization for mobile robots [C]// *Proceedings of the International Conference on Robotics and Automation*. Piscataway: IEEE, 1999: 1322–1328.
- [3] CHOI J S, LEE H, ENGELS D W, *et al.* Passive UHF RFID-based localization using detection of tag interference on smart shelf [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics: Part C: Applications and Reviews*, 2012, 42(2): 268–275.
- [4] BEKKALI A, SANSON H, MATSUMOTO M. RFID indoor positioning based on probabilistic RFID map and Kalman filtering [C]// *WiMOB 2007: Proceedings of the Third IEEE International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications*. Piscataway: IEEE, 2007:21.
- [5] VORST P, ZELL A. A comparison of similarity measures for localization with passive RFID fingerprints [C]// *ISR/ROBOTIK 2010: 41st International Symposium on Robotics and 2010 6th German Conference on Robotics*. Piscataway: IEEE, 2010:354–361.
- [6] VORST P, KOCH A, ZELL A. Efficient self-adjusting, similarity-based location fingerprinting with passive UHF RFID [C] // *2011 IEEE International Conference on RFID Technologies and Applications*. Piscataway: IEEE, 2011:160–168.
- [7] 张健翀, 黄以华. 基于射频识别(RFID)技术室内定位系统研

究[D]. 广州: 中山大学, 2010.

- [8] 小宝. 美西杰斐逊医疗中心计划用 RFID 定位医疗设备[EB/OL]. (2007–03–01) [2012–05–22]. [http://www.rfidinfo.com.cn/Info/html/n4440\\_1.htm](http://www.rfidinfo.com.cn/Info/html/n4440_1.htm).
- [9] 刘瑜. 希思罗机场使用 RFID 定位地下设施[EB/OL]. (2009–10–20) [2012–05–26]. <http://www.rfidinfo.com.cn/Info/n151031.html>.
- [10] JOHO D, PLAGEMANN C, BURGARD W. Modeling RFID signal strength and tag detection for localization and mapping [C]// *ICRA 2009: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Piscataway: IEEE, 2009:3160–3165.
- [11] BURGARD W, FOX D, THRUN S. *Probabilistic robotics* [M]. Cambridge: MIT Press, 2005.
- [12] FU X, JIA Y, DU J, *et al.* A new resampling algorithm for generic particle filters [C]// *2010 American Control Conference*. Piscataway: IEEE, 2010: 6846–6851.
- [13] BEADLE E R, DJURIC P M. A fast-weighted Bayesian bootstrap filter for nonlinear model state estimation [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1997, 33(1): 338–343.
- [14] BOLIC M, DJURIC P M, HONG S. Resampling algorithms for particle filters: a computational complexity perspective [J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2004, 2004(15): 2267–2277.
- [15] GORDON N J, SALMOND D J, SMITH A F M. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation [J]. *IEE Proceedings F: Radar and Signal Processing*, 1993, 140(2): 107–113.
- [16] HAKALA I, IHALAINEN J, KIVEL I, *et al.* Evaluation of environmental wireless sensor network — case foxhouse [J]. *International Journal on Advances in Networks and Services*, 2010, 3(1/2): 22–32.

(上接第594页)

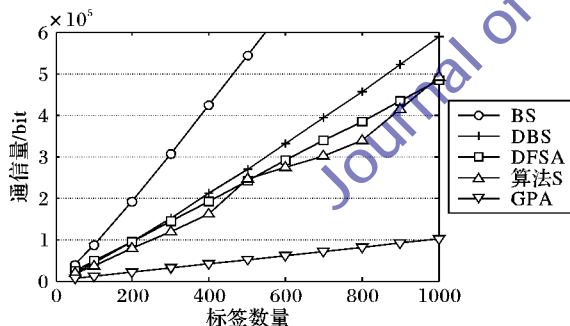


图5 通信数据量

#### 参考文献:

- [1] KLAIR D K, CHIN K-W, RAAD R. A survey and tutorial of RFID anti-collision protocols [J]. *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, 2010, 12(3): 400–421.
- [2] ENGELS D W, SARMA S E. The reader collision problem [C]// *Proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*. Piscataway: IEEE, 2002, 3: 6–9.
- [3] 丁治国, 郭立, 朱学永, 等. 基于二叉树分解的自适应防碰撞算法[J]. *电子信息学报*, 2009, 31(6): 1395–1398.
- [4] 李萌, 钱志鸿, 张旭, 等. 基于时隙预测的 RFID 防碰撞 ALOHA 算法[J]. *通信学报*, 2011, 32(12): 43–50.
- [5] ZHEN B, KOBAYASHI M, SHIMIZU M. Framed ALOHA for multiple RFID objects identification [J]. *IEICE Transactions on Communications*, 2005, E88-B(3): 991–999.
- [6] LEE S-R, JOO S-D, LEE C-W. An enhanced dynamic framed slot-

ted ALOHA algorithm for RFID tag identification [C]// *MobiQuitous 2005: The Second Annual International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems: Networking and Services*. Piscataway: IEEE, 2005: 166–172.

- [7] 陈章, 廖明宏. 快速 RFID 防冲突算法[J]. *计算机应用*, 2010, 30(S1): 18–20.
- [8] LAW C, LEE K, SIU K-Y. Efficient memoryless protocol for tag identification [C]// *Proceedings of the 4th International Workshop on Discrete Algorithms and Methods for Mobile Computing and Communications*. New York: ACM, 2000: 75–84.
- [9] FINKENZELLER K. 射频识别技术[M]. 3版, 吴晓峰, 陈大才, 译. 北京: 电子工业出版社, 2001.
- [10] 李兴鹤, 胡咏梅, 王华莲, 等. 基于动态二进制的二叉树搜索结构 RFID 反碰撞算法[J]. *山东科学*, 2006, 19(2): 51–55.
- [11] 杜海涛, 徐昆良, 王威廉. 基于返回式二进制树形搜索的反碰撞算法[J]. *云南大学学报: 自然科学版*, 2006, 28(S1): 133–136.
- [12] 李波. 基于标签信息分组的射频识别防碰撞算法[J]. *华南理工大学学报: 自然科学版*, 2011, 39(5): 32–37.
- [13] 何晓桃, 郑文丰. RFID 中基于二分叠加的二进制防碰撞算法[J]. *华南师范大学学报: 自然科学版*, 2011, 3: 61–64.
- [14] YANG C-N, HE J-Y. An effective 16-bit random number aided query tree algorithm for RFID tag anti-collision [J]. *IEEE Communication Letters*, 2011, 15(5): 539–541.
- [15] 张学军, 王娟, 王锁萍. 基于标签识别码分组的连续识别防碰撞算法研究[J]. *电子信息学报*, 2011, 33(5): 1159–1165.