

基于自适应感知复位算法的移动机器人定位

高庆吉^{1,3}, 雷亚莉^{1,2}, 胡丹丹¹, 于咏生¹

(1. 中国民航大学机器人研究所, 天津 300300; 2. 西北电力设计院, 陕西西安 710032;

3. 天津市智能信号与图象处理重点实验室, 天津 300300)

摘 要: 本文在传统粒子滤波的基础上提出了一种基于自适应感知复位定位算法 (ASRL: Adaptive Sensor Resetting Localization) 的移动机器人定位方法. 该方法通过带有权值的样本集描绘机器人的可信度, 根据有效的样本数计算需要生成的新样本数, 然后从感知分布中采样代替原来的样本. ASRL 算法已经在安装有编码器和彩色摄像机两种传感器的实际移动机器人 AMR-ITL 上进行实验, 结果表明该算法鲁棒性更好, 收敛更快.

关键词: 移动机器人; 定位; 粒子滤波; 自适应感知复位

中图分类号: TP242 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2007) 11-2166-06

A Robot Localization Method Based on Adaptive Sensor Resetting Algorithm

GAO Qing-ji^{1,3}, LEI Ya-li^{1,2}, HU Dan-dan¹, YU Yong-sheng¹

(1. Robotics Research Institute, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

2. Northwest Electric Power Design Institute, Xi'an, Shanxi 710032, China;

3. Tianjin Key Laboratory for Advanced Signal and Image Processing, Tianjin 300300, China)

Abstract: An adaptive Sensor Resetting Localization (ASRL) algorithm based on traditional Particle Filter is proposed for mobile robot. The belief of robot is represented by a set of weighted samples, new necessary samples are calculated according to effective samples and resampled based on sensor data, and then old samples are replaced with new samples during ASRL algorithm. This algorithm is used on autonomous mobile robot AMR-ITL equipped with encoder and color camera sensor successfully, experiment result shows that ASRL is a more robust and quickly convergence algorithm.

Key words: mobile robot; localization; particle filter; adaptive sensor resetting localization

1 引言

定位是自主移动机器人研究领域中的一个重要问题^[1,10,11],它是实现移动机器人路径规划、导航的先决条件.在多种定位方法中,基于概率的定位方法是目前应用最为广泛、最有效的^[2],主要包括以下几种:

(1)卡尔曼滤波定位算法(Kalman Filter):该算法通过高斯分布表示所有概率,在很多系统中得到广泛应用^[7,13].卡尔曼滤波通过单峰对位姿进行估计,不能实现机器人全局定位或从定位失败中恢复过来;

(2)马尔可夫定位算法(Markov):该算法通过分段线性函数表示机器人的位置概率^[4,10],它能够全局的搜索空间,灵活用于不同的运动和感知模型,全局定位的鲁棒性好.考虑到栅格的维数、分辨率和大小,Markov 需要优化,在降低计算资源的消耗后才能用于实时的系统;

(3)粒子滤波定位算法^[9,11](Particle Filter):该算法是对传统蒙特卡罗算法^[14,15](Monte Carlo)的一种改进,是当前解决全局定位问题的主要方法,大部分基于特征地图^[3]和栅格地图^[5].粒子滤波包括样本重点重采样滤波^[12](Sample Importance Resampling)和辅助变量粒子滤

波^[13](Auxiliary Variable Particle Filter);两者均能有效跟踪机器人位姿和实现全局定位,但是不能很好的解决机器人拐骗问题.

Fox 和 Colleagues^[9]具体描述了蒙特卡罗算法,并与其它算法进行比较.针对 MCL 的不足提出了多种改进方法,如感知复位定位算法^[8](Sensor Resetting Localization)、混合蒙特卡罗^[6,11](Mixture MCL)算法和自适应蒙特卡罗(Adaptive MCL)算法,这些算法使得机器人能有效的从拐骗中恢复过来.文献[16]提出遗传蒙特卡罗定位算法,将进化计算中的交叉与变异操作引入 MCL 中,对采样进行优化,减少所需采样数;文献[17]根据感知更新前后采样分布信息熵的变化和有效的采样数目来实现重采样,避免了样本贫化现象.

以上描述的大部分算法在使用大量的样本才能达到期望的定位效果,消耗了大量计算资源.针对该点,本文在传统粒子滤波的基础上,研究了自适应感知复位机器人定位算法,该算法通过少量的样本就能很好的实现机器人定位和解决拐骗问题.通过在安装有彩色摄像机和编码器传感器的实际机器人上做实验验证了该算法的有效性.

2 自适应感知复位定位算法

自适应感知复位定位算法(ASRL: Adaptive Sensor Resetting Localization)是常规粒子滤波算法的扩展,使用少量样本数实现机器人全局定位,而且可以处理机器人拐骗、机器人之间的碰撞引起的定位问题.与传统粒子滤波定位算法不同,ASRL 算法根据观测值计算机器人在当前位姿的概率值,根据该概率值判断生成新样本的必要性,在此基础上实时计算新样本数目,体现了该算法的自适应性.新样本数目用 ns 表示,如式(1)所示:

$$ns = n \times \max\left(0, 1 - \frac{\bar{p}}{\mu p_t^{2m}}\right) \quad (1)$$

式(1)中 $\bar{p} = \sum_i p(z_i | x_i) / n$ 是所有样本基于观测值的概率均值, n 表示样本集数目, m 表示观测信息的数量, μ 为调整系数, p_t 是人为设定阈值.当 $\bar{p} > \mu p_t^{2m}$ 时,不产生样本,当 $\bar{p} \leq \mu p_t^{2m}$ 时,从 $p(z_k | x_k)$ 的概率分布中抽样替代原样本集中的一些样本. p_t 的取值直接影响定位的效果;取大值会增强系统的鲁棒性,但机器人被拐骗后恢复时间长;取小值,恢复时间短,但降低了系统鲁棒性. ASRL 定位算法如下:

Step1 初始化 $p(x_0)$, 从该分布中抽取 n 个随机样本 $\{x_0(1), \dots, x_0(n)\}$;

Step2 计算样本先验位姿:

$$x_k^-(i) = f(x_{k-1}(i), q_{k-1}(i)) \quad (2)$$

这里样本 $q_{k-1}(i)$ 是从已知分布 $p(q_{k-1})$ 提取出来的,样本集合 $\{x_k^-(1), \dots, x_k^-(n)\}$ 代表先验分布 $p(x_k | z_{k-1})$;

Step3 在观测值的基础上,利用感知模型获得样本的似然权值 $\Delta_k(i)$, 如式(3)所示:

$$\Delta_k(i) = \frac{p(z_k | x_k^-(i))}{\sum_{j=1}^n p(z_k | x_k^-(j))} \quad (3)$$

z_k 和 $x_k^-(i)$ 已知, $p(z_k | x_k^-(i))$ 是标量, $\Delta_k(i)$ 正比于 $p(z_k | x_k^-(i))$, 并且进行归一化保证所有样本的似然权值和为 1;

Step4 对先验样本集重采样,获得样本后验分布:

(a) 计算一个累积的似然权值集 $\{\gamma_k(0), \dots, \gamma_k(n)\}$, 集合中:

$$\gamma_k(i) = \begin{cases} 0, & i = 0 \\ \sum_{j=1}^i \Delta_k(j), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

(b) 从均一分布 $U[0,1]$ 中随机选取一个标量样本 u_i , 确定后验样本 $x_k^+(i)$, 当满足 $\gamma_k(j-1) < u_i < \gamma_k(j)$ 时, $x_k^+(i) = x_k^+(j)$. 样本集 $\{x_k^+(1), \dots, x_k^+(n)\}$ 代表 $p(x_k | z_k)$ 的后验分布. 所有样本的均值代表了对机器人的位姿的最好估计, 样本偏差用来计算估计的不确定性;

Step5 在获得 $\{x_k^+(1), \dots, x_k^+(n)\}$ 的基础上, 计算新的样本数 ns , 当 $ns > 0$ 时, 重复 ns 次从 $p(z_k | x_k^-(i))$ 采样得到新的样本, 从而代替样本集 $\{x_k^+(1), \dots, x_k^+(n)\}$ 中的部分样本.

3 概率模型表示

定位中, 机器人的运动模型和感知模型直接影响定位的有效性和鲁棒性. 实验中使用的机器人概率模型如下:

3.1 运动模型

运动模型 $p(x' | x, a)$ 是机器人运动学的似然概括(a probabilistic generalization)^[2]. 对于在平面上运动的机器人, 位姿 x 是个三维变量, 包括机器人在二维笛卡尔坐标系中的位置和机器人的方向, a 是编码器的可能读数或一个控制命令, 两个都刻画了机器人位姿的变化. 然而, 传统的运动学公式只描述了期望位姿 x' , 这是个理想的、无噪声的、机器人从起始位姿 x 出发在 a 的控制下运动时得到的值. 实际中, 机器人的运动会产生误差, 造成误差的原因很多, 如轮子与地面间的相对滑动、左右轮直径不等、编码器的误差以及机器人与机器人或环境中物体间的碰撞等. 机器人位姿 x' 的不确定性依赖于机器人的整个运动过程, 机器人走的越远, 地面状况越差则机器人最后位于期望位置的不确定性越大. 图 2(a)、(b) 分别是机器人直走 100cm 和 200cm 后的位姿密度图, 图 2(b) 的不确定性远大于图 2(a).

实际应用中为了预测机器人经过运动命令 a 后的位姿概率分布, 常将机器人的任何动作 a

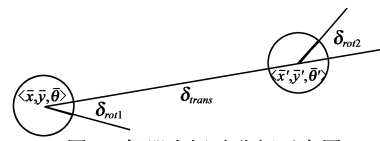


图 1 机器人运动分解示意图

分解为三个动作, 如图 1 所示: 首先, 机器人做朝向目标点的旋转 δ_{rot1} ; 然后机器人做向目标点运动 δ_{trans} ; 最后, 机器人再作朝向目标位姿方向的旋转 δ_{rot2} , 相应的高斯噪声被加入到这三个假设独立的运动中.

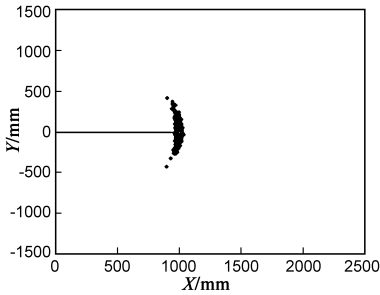
图 1 中, 机器人从初始点 $\langle \bar{x}, \bar{y}, \bar{\theta} \rangle$ 运动到 $\langle \bar{x}', \bar{y}', \bar{\theta}' \rangle$, 理想情况下从编码器返回的数据为 $u = \langle \delta_{rot1}, \delta_{rot2}, \delta_{trans} \rangle$, 通过下式可求得:

$$\begin{aligned} \delta_{trans} &= \sqrt{(\bar{x}' - \bar{x})^2 + (\bar{y}' - \bar{y})^2} \\ \delta_{rot1} &= \text{atan } 2(\bar{y}' - \bar{y}, \bar{x}' - \bar{x}) - \bar{\theta} \\ \delta_{rot2} &= \bar{\theta}' - \bar{\theta} - \delta_{rot1} \end{aligned}$$

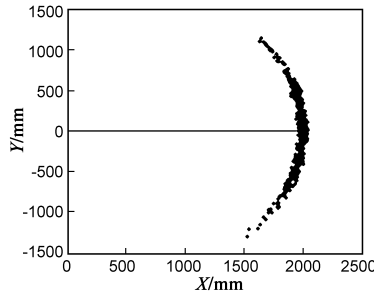
但实际上从编码器返回的运动测量数据是被噪声干扰的, 可以通过下面几个步骤获得基于编码器的运动模型的机器人位姿:

- (1) $u = \langle \delta_{rot1}, \delta_{rot2}, \delta_{trans} \rangle$ $x = \langle x, y, \theta \rangle$
- (2) $\hat{\delta}_{rot1} = \delta_{rot1} + \text{sample}(\alpha_1 |\delta_{rot1}| + \alpha_2 |\delta_{trans}|)$
- (3) $\hat{\delta}_{trans} = \delta_{trans} + d\delta$

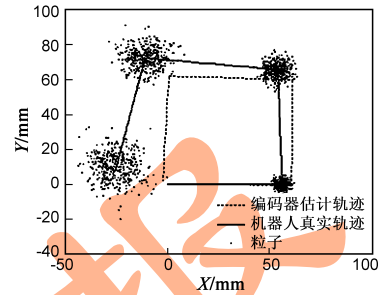
- $$d\delta = \text{sample}(\alpha_4 | \delta_{rot1} + \delta_{rot2} | + \alpha_3 | \delta_{trans} |)$$
- $$(4) \hat{\delta}_{rot2} = \delta_{rot2} + \text{sample}(\alpha_1 | \delta_{rot2} | + \alpha_2 | \delta_{trans} |)$$
- $$(5) \mathbf{x}' = \mathbf{x} + \hat{\delta}_{trans} \cos(\theta + \hat{\delta}_{rot1})$$
- $$(6) \mathbf{y}' = \mathbf{y} + \hat{\delta}_{trans} \sin(\theta + \hat{\delta}_{rot1})$$
- $$(7) \theta' = \theta + \hat{\delta}_{rot1} + \hat{\delta}_{rot2}$$
- $$(8) \text{return } \langle \mathbf{x}', \mathbf{y}', \theta' \rangle$$



(a) 机器人直走 100cm



(b) 机器人直走 200cm



(c) 机器人运动轨迹及位姿密度图

图 2 机器人运动模型

3.2 感知模型

感知模型通过假设每个粒子代表机器人的一个可能位姿来计算传感器测量值的权值. 实验中忽略摄像机畸变引起的误差, 以图象识别结果的可信度满足机器人测距要求为前提, 根据小孔成像原理, 近似得出路标在摄像机坐标系中的坐标 (x_c, y_c) 及路标的方向角 α_c , 根据这些路标信息对机器人进行感知更新. 定义机器人坐标系 $X_r O_r Y_r$ 以 PTZ 摄像机光心在地面的投影点为原点, 则路标相对于机器人坐标系原点的距离 d_r 和方向 θ_r :

$$\begin{cases} d_r = \sqrt{x_c^2 + y_c^2} \\ \theta_r = 90 - \arctan \frac{y_c}{x_c} + \text{panpos} \end{cases} \quad (5)$$

式中 panpos 为 PTZ 摄像机的水平旋转角度, 定义摄像机 home 位置为 0° , 右转 +, 左转 -; 上倾 +, 下倾 -; 其旋转范围为 $[-100, 100]$.

感知模型采用高斯分布表示, 即

$$p(\mathbf{z}_i | \mathbf{x}_i) = \frac{1}{\delta \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\mathbf{z}_i - \mathbf{m}_i)^2}{2\delta^2}} \quad (6)$$

其中 \mathbf{m}_i 代表已知地图上从 \mathbf{x}_i 到路标的距离和角度, \mathbf{z}_i 代表视觉传感器获得的机器人到路标的实际距离和角度, 即式(5)中 d_r 和 θ_r ; δ 为分布模型的标准差, 取决于机器人状态空间的离散程度和距离测量的不确定程度.

实际上, 特别是当使用少量的样本或在全局定位中, 使用该模型样本的位姿完成背离真实机器人的位姿. 针对该问题文献[14]中提出了一种新的自适应感知模型, 该模型在全局定位时使用平滑似然函数, 跟踪时使用峰值函数, 这种动态的感知模型比静态的感知模型效果好. 与文献[14]不同, 本文采用 ASRL 算法来克

通过实验确定噪声权重因子 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$.

图 2(c) 是机器人基于特定噪声权重因子运动轨迹及对应的位姿概率密度图. 在图中可以直接看到编码器估计的机器人运动轨迹和机器人的真实运动轨迹存在很大误差. 由于只使用编码器信息对机器人位姿进行更新, 随着机器人的不断前进, 样本不断扩散.

服传统粒子滤波算法的不足.

3.3 样本集的标准化

对样本集进行运动更新和感知更新之后, 得到一个信度更新的样本集, 此时要对样本集进行标准化, 重新分布样本使大多样本集中到机器人的真实位姿处. 在实验中采用经典轮盘赌 (roulette) 方法, 如图 3 所示.

随机抽样替代旧样本集中样本生成一个权重相等的新样本集, 样本被选中替代的概率与它的权重成比例, 样本权重越大, 在权重累加区间中的长度越长, 样本被选中的可能性也越大. 该方法易实现, 且偏差小. 样本集标准化的过程对应于 ASRL 算法中的重采样操作.

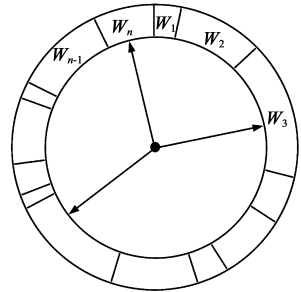


图 3 样本集标准化示意图

4 实验及结果分析

ASRL 算法已在自行开发的自主移动机器人 AMR-ITL 上实现. 机器人运动系统采用双轮差速驱动的形式, 配备 PIII 800MHz 的处理器, EVI-D100p 彩色摄像机, 如图 4 所示. 算法由 VC++ 语言实现, 图象分辨率为 160×120 . 本次实验是在安装有 6 个固定彩色路标的场地上进行的, 噪声权重因子分别为 $\alpha_1 = 0.0014$; $\alpha_2 = 0.000125$; $\alpha_3 = 0.01$; $\alpha_4 = 0.26$, 观测信息量 $m = 6$, 在机器人运动过程中, 通过编码器信息和视觉信息对样本进行运动更新和感知更新, 从而实现机器人定位. 通过以下三组实验证明 ASRL 算法可以很好的估计机器人的位姿. 为了避免消耗太大的计算资源或出现样本匮乏现象, 同时得到较高的准确度和鲁棒性, 不同的实验中样本集大小不同.



(a) 自主移动机器人 (b) 实验环境
图 4 自主移动机器人 AMR-ITL

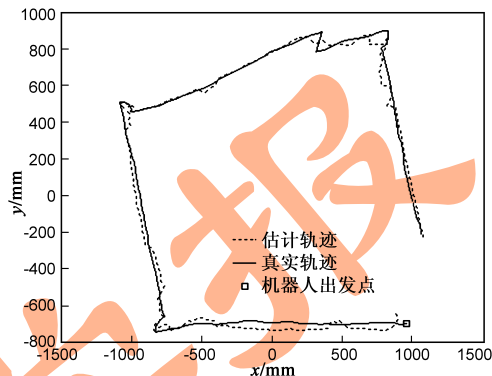
4.1 位姿跟踪实验

该实验的目的是分析 ASRL 算法对机器人位姿的跟踪能力,机器人以 30cm/s 速度在环境中移动.由于机器人初始位姿已知,实验中使用 200 个样本,将机器人的初始位姿作为高斯分布中心来初始化样本集,运动过程中机器人通过彩色摄像机获得信息来修正编码器误差,从而有效跟踪机器人位姿.如图 5(a)所示,在整个运动过程中估计的机器人运动轨迹和真实运动轨迹几乎重合,最大的位姿误差为 50mm 和 5°,见图 5(b).

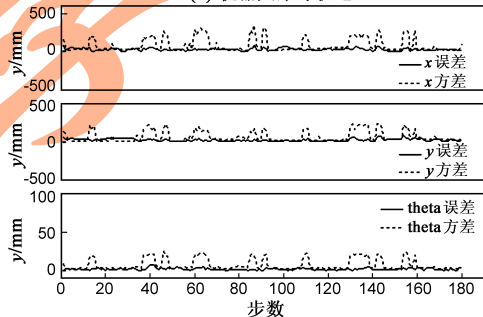
4.2 全局定位实验

该实验的目的是证明机器人的全局定位能力.如图 6(a)所示,由于机器人不知道自己的初始位姿,实验开始所有的样本在整个环境中是随机均一分布;在运动过程中,当机器人看到环境中的任意一个路标时,粒子会呈圆弧状分布在该路标周围,随着机器人不断接近路标,粒子集在不断收敛的同时舍弃不好的样本,只保留能有效代表机器人位姿的样本,但此时并不能确定机器人具体位姿,只有当机器人看到第二个路标时,才能唯一确定机器人的位姿,在几次感知更新后样本几乎集中在机器人真实位姿上.通过多次实验发现,当样本数大于等于 400 时,机器人在 4~10 步之内就可以

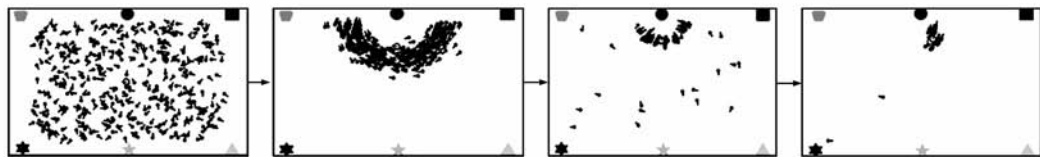
确定自己的位姿,而使用 200 个样本时需要 30~50 步左右机器人才能确定自己位姿.为了不占用太大的计算机资源又不影响定位效果,在实验中使用 400 个样本.如图 6(c)和(d)所示,开始机器人位姿误差比较大,高至 500mm 和 20°,当运动 7 步左右后,机器人就可以有很好的跟踪机器人位姿.感知更新使得机器人的位姿误差保持在 100mm 和 10°之内,随着机器人的进一步运动,位姿误差与跟踪时一致.



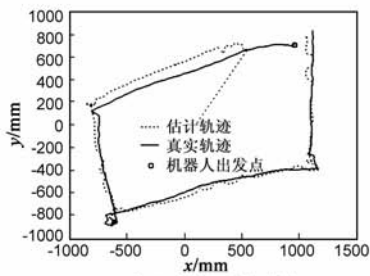
(a) 机器人跟踪轨迹



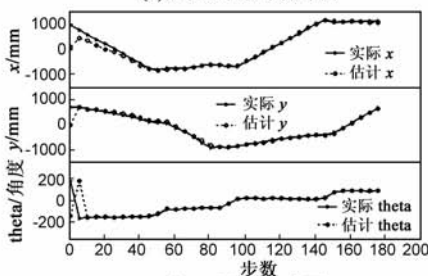
(b) 机器人跟踪误差
图 5 机器人跟踪定位



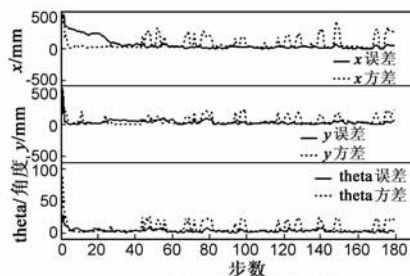
(a) 定位过程粒子分布图



(b) 机器人全局定位轨迹



(c) 机器人状态比较图



(d) 机器人全局定位误差

图 6 移动机器人的全局定位

4.3 拐骗实验

该实验的目的是证明机器人从定位失败中恢复到清醒状态的能力.在机器人运动过程中人为搬动机器人到已知定位环境中任意地方,实验证明机器人恢复

时间的长短和机器人被拐骗后的状态有关.如果机器人被拐骗后立刻看到路标,那么机器人很快恢复到清醒状态,粒子快速收敛,实现了机器人重新定位;如果需要一定时间搜索路标,那么机器人恢复到清醒状态

的时间就会长一些,在这段时间,机器人只能通过运动更新来估计自己的位姿,位姿误差会越来越大;直到机器人看到路标后,才会进行感知更新,随后机器人位姿误差就逐渐减小.实验中对机器人进行两次人为拐骗,分别从点 A 到点 B,点 C 到点 D,见图 7(a);图 7(b)显示机器人从拐骗状态恢复到清醒状态非常快,根据拐

骗后机器人视觉范围是否有路标,机器人在大约 10 ~ 20 步恢复到清醒状态.当机器人被拐骗时,误差非常大,这个误差的大小由人为动作决定;当机器人恢复到清醒状态时,它的位姿误差与跟踪时的误差一致,小于 50mm 和 5°,见图 7(c).

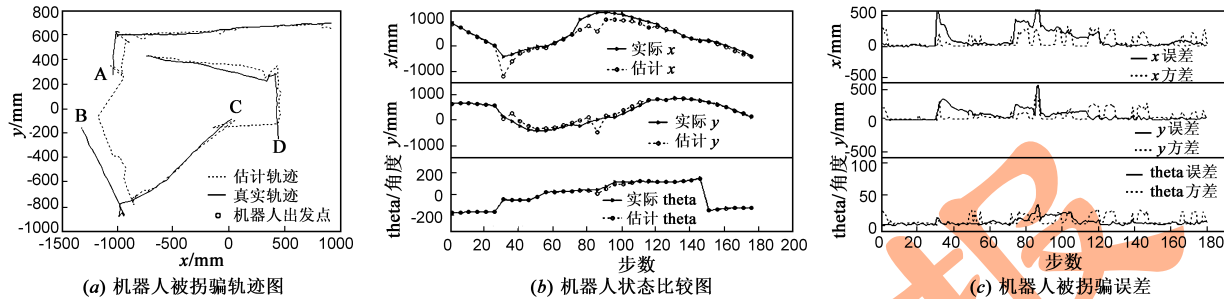


图 7 机器人被拐骗图

4.4 ASRL 和 SRL 算法比较实验

在全局定位实验的基础上来比较 ASRL 和 SRL 算法.图 8(a)中显示了分别使用两种算法机器人全局定位跟踪轨迹,可以看出两者均能够实现全局定位,由于机器人初始位姿未知,一开始机器人的位姿误差比较大,随着机器人进一步运动和感知信息的获得,位姿误差快速下降,ASRL 相对 SRL 算法降低更快,能提供更为可信的位姿信息;在跟踪过程,两种算法定位效果差别不大.图 8(b)中就误差对两种定位算法做以比较.

表 1 以表格的形式描述了自适应定位算法和感知复位算法随样本数目不断增大时的平均定位误差,通过比较可以看出 ASRL 算法误差相对较小.使用 SRL 算法实现机器人全局定位最佳样本集大小为 1000,自适应算法样本集大小为 400,由此证明 ASRL 能够使用少量样本实现全局定位且不影响定位效果,具有强的鲁棒性.

表 1 SRL 和 ASRL 算法定位误差

样本数目	SRL			ASRL		
	x (mm)	y (mm)	Theta (degree)	x (mm)	y (mm)	Theta (degree)
100	71.25	52.17	3.85	42.49	44.44	2.49
200	84.01	54.70	5.17	49.09	49.86	4.44
400	73.25	42.83	4.90	26.97	28.18	1.95
500	50.78	63.48	4.46	44.55	44.74	2.49
1000	53.40	40.82	3.28	48.72	40.52	2.54
1500	42.98	45.13	2.51	40.88	49.14	4.27
2000	56.84	44.57	3.50	49.74	44.65	2.84
5000	50.25	43.90	2.33	46.94	27.51	2.52
10000	55.75	40.12	3.49	46.42	45.44	4.14

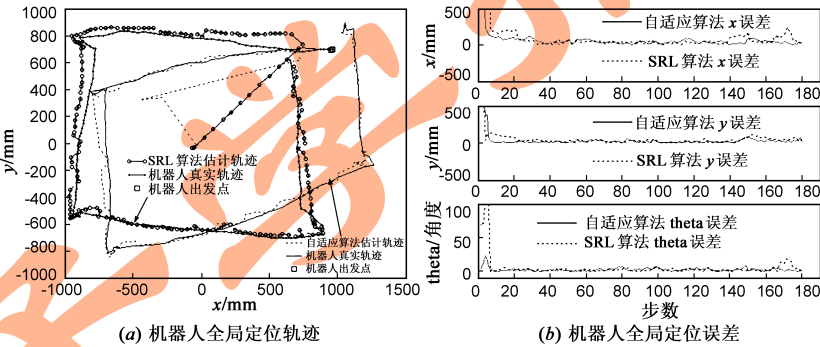


图 8 移动机器人的全局定位图

5 结论

本文采用 ASRL 算法实现了基于路标信息的自主移动机器人全局定位.实验结果表明彩色摄像机的识别效果直接影响定位效果:当视觉信息比较稳定、准确时,ASRL 算法使用少量样本数就可以保证机器人的全局定位精度,而且加快了全局定位的收敛速度,很好地解决了由于“拐骗”和机器人之间的碰撞引起的定位困难,适用于实时性要求较高的系统.基于 ASRL 算法的动态环境定位是后期研究的重点.

参考文献:

[1] C F Olson. Probabilistic self-localization for mobile robots[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2000, 16(1): 55 - 66.

[2] J Leonard, H Durrant-Whyte. Mobile robot localization by tracking geometric beacons[J]. IEEE Transaction on Robotics and Automation, 1991, 7(3): 376 - 382.

[3] Patric Jensfelt, David Austin, Olle Wijk, Magnus Andersson. Feature based condensation for mobile robot localization[A]. In IEEE Intl Conf on Robotics and Automation[C]. San Fran-

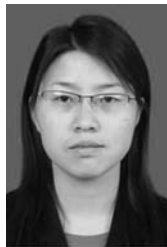
- cisco:CA,2000.2531-2537.
- [4] W Burgard, D Fox, D Hennig, T Schmidt. Estimating the absolute position of a mobile robot using position probability grids [A]. Proc 14th National Conference on Artificial Intelligence [C]. Portland: AAAI Press, 1996. 896-901.
 - [5] S Thrun, D Fox, W Burgard, F Dellaert. Robust Monte Carlo localization for mobile robots[J]. Artificial Intelligence, 2000, 128(1-2): 99-141.
 - [6] A Doucet, N de Freitas, N Gordon, et al. Sequential Monte Carlo in Practice[M]. Springer Verlag, 2001.
 - [7] J-S Gutmann, T Weigel, B Nebel. A fast, accurate, and robust method for self-localization in polygonal environments using laser range finders[J]. Advanced Robotics Journal, 2001, 14(8): 651-668.
 - [8] S Lenser, M Veloso. Sensor resetting localization for poorly modelled mobile robots[A]. Int Conf on Robotics and Automation[C]. San Francisco: IEEE Press, 2000. 1225-1232.
 - [9] D Fox, W Burgard, F Dellaert, S Thrun. Monte Carlo localization: Efficient position estimation for mobile robots[A]. In Proc National Conference on Artificial Intelligence[C]. Orlando: MIT Press, 1999. 343-349.
 - [10] D Fox, W Burgard, S Thrun. Markov localization for mobile robots in dynamic environments[J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 1999, 11(1): 391-427.
 - [11] D Fox, S Thrun, F Dellaert, W Burgard. Particle Filters for Mobile Robot Localization[M]. New York: Springer-Verlag, 2001. 470-498.
 - [12] J-S Gutmann. Markov-Kalman localization for mobile robots [A]. Int Conf on Pattern Recognition[C]. Quebec: IEEE CS-Press, 2002. 601-604.
 - [13] J-S Gutmann, W Burgard, D Fox, K Konolige. An experimental comparison of localization methods[A]. Int Conf on Intelligent Robots and Systems[C]. Piscataway NJ: IEEE, 1998. 736-743.
 - [14] 刘松国, 朱世强, 刘瑜, 等. 移动机器人的蒙特卡罗自主定位算法研究[J]. 机电工程, 2005, 22(4): 38-42.
Liu Song-guo, Zhu Shi-qiang, Liu Yu, et al. Study on Monte Carlo self-localization algorithm for mobile robots [J]. Mechanical & Electrical Engineering Magazine, 2005, 22(4): 38-42. (in Chinese)
 - [15] 蔡则苏, 洪炳熔, 魏振华. 使用 NDT 激光扫描匹配的移
动机器人定位方法[J]. 机器人, 2005, 27(5): 414-419.
Cai Ze-su, Hong Bing-rong, Wei Zhen-hua. Localization of mobile robots by NDT laser scan matching algorithm [J]. Robot, 2005, 27(5): 414-419. (in Chinese)
 - [16] 洪炳熔, 罗荣华. 一种鲁棒移动机器人自主定位方法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2003, 35(9): 1047-1049.
Hong Bing-rong, Luo Rong-hua. Robust self-localization of mobile robot [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2003, 35(9): 1047-1049. (in Chinese)
 - [17] 尚文, 马旭东, 戴先中. 基于视觉特征的移动机器人 Monte Carlo 定位方法[J]. 制造业自动化, 2004, 26(11): 35-39.
Shang Wen, Ma Xu-dong, Dai Xian-zhong. Vision-based Monte Carlo localization for mobile robot [J]. Manufacturing Automation, 2004, 26(11): 35-39. (in Chinese)
 - [18] P Pfaff, W Burgard, D Fox. Robust Monte-Carlo Localization using adaptive likelihood models[A]. In Proc of the European Robotics Symposium[C]. New York: Springer Verlag, 2006.

作者简介:



高庆吉 男, 博士, 教授, 1966 年生于黑龙江省桦川县, 1988 年本科毕业于武汉水利电力学院计算机及应用专业, 1993 年硕士毕业于东北电力学院控制理论与控制工程专业, 2006 年毕业于哈尔滨工业大学计算机应用专业。在国内外学术刊物发表学术论文 30 余篇。负责和参加完成国家 863 课题 2 项及横向科研多项课题, 获部级科技进步奖 1 项。目前主要研究方向

为移动机器人导航与协作。E-mail: gaoqingji@vip.sohu.com



雷亚莉 女, 1982 年出生于陕西省渭南市, 2004 年本科毕业于武汉理工大学自动化专业和计算机科学与技术专业, 2007 年 4 月硕士毕业于东北电力大学控制理论和控制工程专业。主要研究方向为机器人环境感知。

E-mail: robotlyl@163.com

胡丹丹 女, 讲师, 1979 年生于吉林省柳河县, 硕士。现在中国民航大学机器人研究所工作, 主要研究方向为智能机器人环境感知认知。E-mail: hudandan_0@sohu.com

于咏生 男, 1983 年生于江苏省徐州市, 现为中国民航大学计算机科学与技术学院硕士研究生, 研究方向为机器人环境感知与导航。Email: yysbest@163.com