

一种多移动机器人主动协同定位方法的研究

黄庆成¹, 罗荣华²

(1. 哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院, 黑龙江哈尔滨 150001; 2. 华南理工大学计算机科学与工程学院, 广东广州 510006)

摘 要: 根据机器人之间的相对位置关系, 设计了一种适用于多机器人协同定位的动态结构, 在此基础上提出了基于决策论的多机器人行为协调方法, 使机器人在定位过程中可以根据已获得的信息自主调整自己的行为, 从而获得更多有益于定位的观测信息. 通过引入协同进化自适应粒子滤波器, 机器人可以稳定地跟踪自己以及其他机器人的位置假设, 便于其主动定位时做出正确的决策. 实验证明该方法能显著提高多机器人定位的效率和成功率.

关键词: 机器人定位; 粒子滤波器; 协同进化; 多机器人系统

中图分类号: TP24 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 11-2644-05

An Active Cooperative Localization Method for Mobile Robots

HUANG Qing-cheng¹, LUO Rong-hua²

(1. School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China;

2. School of Computer Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou, Guangdong 510006, China)

Abstract: The dynamically evolving coordination architecture was specially designed according to the relative positions between robots, on the basis of which an active cooperative mechanism using decision theory was proposed, so that the robots were able to select their action actively during the localization process and get more useful information to improve their localization speed and precision. The co-evolution based adaptive particle filter was used to make the robots track the multi-hypothesis of their own positions and their partners' positions stably, which was of great importance for making proper decision in active localization. Experiments were carried out to prove the efficiency and stability of the proposed method.

Key words: robot localization; particle filters; co-evolution; multi-robot system

1 引言

随着机器人技术的发展, 机器人在越来越多的领域中得到广泛应用. 现代机器人可以充当办公室里的助手^[1]、危险环境中的救险者^[2]以及星球探测者^[3]. 然而, 在很多情况下必须采用多机器人系统, 多机器人系统不仅可以完成很多单个机器人不能完成的工作, 而且可以显著提高机器人的工作效率. 最简单的多机器人定位方法是各个机器人分别确定自己的位置, 但是这种方法不能有效利用多机器人系统所获得的信息, 其效率比较低. 在多机器人系统中, 当两个机器人相见时, 它们通常可以确定彼此之间的位置关系, 并进行信息交互, 从而它们可以根据交互的观测信息提高自己的定位精度, 这就是多机器人的协同定位问题^[4]. 近几年来, 很多研究者都开始关注多机器人协同定位问题, 并且提出了一些可行的方法, 包括基于扩展卡尔曼滤波和 GPS 信息的方法^[5~7]、基于粒子滤波器的方法^[4,8]、基于最大似然估计的方法^[9]和基于集员 (Set Membership) 的方法^[10]等.

还有一些研究者对多机器人协同定位中的特殊问题如信息融合问题^[11]和误差传递问题^[12]等进行了研究.

机器人主动定位在单机器人系统中的应用已经受到广泛关注^[13], 但是还没有关于其在多机器人系统中应用的报导. 在主动定位中, 机器人可以通过控制它们携带的传感器的方向、主动确定下一个目标点等方式获得更多有益的信息. 在多机器人的主动协同定位中需要考虑以下三个问题: (1) 机器人之间如何进行信息交互、交互一些什么样的信息; (2) 如何根据机器人的观测信息和交互信息确定机器人的位姿; (3) 如何做出行为决策. 本文在第 2 节中将讨论第一个问题, 通过建立一种动态结构确保信息交互可以为机器人提供更多有益的消息; 本文在第 3 节中将讨论第二个问题, 通过对协同进化自适应粒子滤波器 CEAPF (Co-evolution Based Adaptive Particle Filter)^[14]进行扩展, 提出一种基于 CEAPF 的多机器人系统定位方法; 本文在第 4 节中将讨论第三个问题, 通过决策论的方法使机器人可以根据环境信息和位姿假设做出合适的决策.

2 多机器人主动定位的动态结构

在多机器人定位中,如果将所有机器人的位置合并为一个单一的状态,那么系统状态的维数会很高.因此,本文采用了一种分层协调机制,将机器人分为不同的一些动态组成的小组,且每个小组有一个组长,组成员之间可以相互通讯.每个机器人接收并融合来自其他机器人的信息,以更新其状态的后验概率;同时进行状态的总结,只将少数几个总结出来的全局位置假设传递给组长;组长将对来自该组的机器人的信息进行综合,确定该组机器人最有可能的位置;然后各个机器人根据组长确定的全局位置产生几个备选的行为,并计算各个行为的效益和代价;最后组长对各个机器人的行为进行协调,解决机器人之间的冲突,为每个机器人选取一个行为,使该组机器人的收获(效益与代价之差)最大.多机器人主动定位的原理框图如图 1 所示.

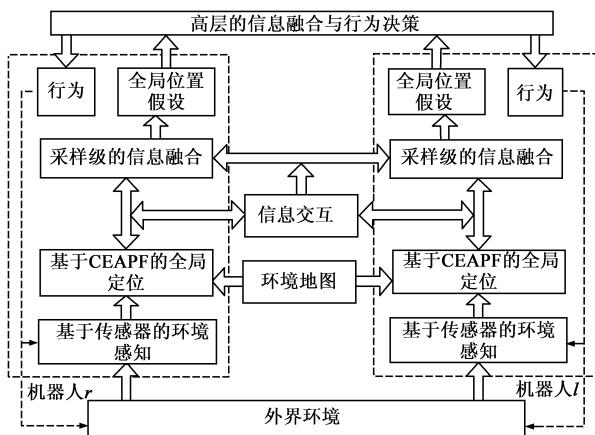


图1 多机器人主动定位原理框图

3 基于协同进化粒子滤波器的多机器人定位

粒子滤波器^[15]的主要思想是利用 N 个带有权重的采样 $S_t = \{(x_t^{(j)}, w_t^{(j)}) | j = 1, \dots, N\}$ 来表示系统状态的后验概率分布.由于它可以很好地表示非线性、非高斯模型,已经在机器人全局定位^[16]、多目标跟踪^[17]、错误诊断^[18]等领域得到广泛应用.但是传统的粒子滤波器容易出现早熟现象,而且在复杂的动态系统中往往需要大量的粒子才能取得较高的精度.因此一些研究者提出了一些改进的粒子滤波器,主要包括混合采样粒子滤波器^[19]、自适应粒子滤波器^[20]、基于聚类的粒子滤波器^[21]和协同进化自适应粒子滤波器^[14]等.其中协同进化自适应粒子滤波器将粒子分成不同的物种,每个物种代表一个比单个采样更高一级的系统状态的假设;并将生态学中物种间的协同进化模型引入到粒子滤波器中,实现物种间的协同进化;同时将进化计算中的交叉与变异操作应用于物种内部的进化,实现物

种内部的优化;这样采样可以更好地表示后验密度,只需要少数的采样就能实现精确的机器人定位.

多机器人协同定位就是对来自不同机器人平台的信息进行融合.一种简单的协同定位方法是把所有机器人的状态合并为多机器人系统的单一状态,也就是说,如果有 R 个机器人,那么系统的状态将会是 $3R$ 维.但是采用粒子滤波器进行状态估计,系统状态的维数不能太高,否则会因为计算量太大而无法实现.本文采用了分布式的状态描述方法,即每个机器人保持其自身的状态估计.系统状态的后验密度可以表示为:

$$p(x_1^{(t)}, \dots, x_R^{(t)} | d^{(t)}) = p(x_1^{(t)} | d^{(t)}) \cdots p(x_R^{(t)} | d^{(t)}) \quad (1)$$

其中 R 是机器人的数目, $d^{(t)}$ 是机器人系统已获信息.这种表示方法便于每个机器人分别估计其状态的后验密度,如图 2 所示.每个机器人首先利用自身携带的传感器获得的信息采用 CEAPF 进行定位,当机器人 l 可以确定与机器人 r 之间的相对位置,并可以与机器人 r 进行信息交互时,机器人 l 将自己的全局位置信息和观测(计算)获得的相对位置关系发送给机器人 r ,机器人 r 根据机器人 l 的信息重新计算自己的全局位置,从而实现不同平台间的信息融合:

$$\begin{aligned} p(x_r^{(t)} | d^{(t)}) &= p(x_r^{(t)} | d_r^{(t)}) p(x_r^{(t)} | d_l^{(t)}) \\ &= p(x_r^{(t)} | d_r^{(t)}) \int p(x_r^{(t)} | x_l^{(t)}, o_{lr}^{(t)}) \\ &\quad \cdot p(x_l^{(t)} | d_l^{(t)}) dx_l^{(t)} \end{aligned} \quad (2)$$

其中 $o_{lr}^{(t)}$ 是两个机器人之间的相对位置关系.在计算 $o_{lr}^{(t)}$ 时需要考虑两种情况:(1)机器人 l 可以观测到机器人 r ; (2)机器人 r 刚刚从机器人 l 的视野中消失.在第一种情况中, $o_{lr}^{(t)}$ 是机器人 l 观测获得的,在第二种情况中, $o_{lr}^{(t)}$ 可以通过机器人的里程计获得.在这两种情况中 $p(x_r^{(t)} | x_l^{(t)}, o_{lr}^{(t)})$ 都可以通过学习而获得.对于方程(6),可以采用 CEAPF 进行求解:首先机器人 r 和机器人 l 分别利用 CEAPF 根据上一时刻的采样集合 $S_r^{(t-1)}$ 与 $S_l^{(t-1)}$ 计算表示机器人当前全局位置的采样集合 $S_r^{(t)}$ 与 $S_l^{(t)}$;其次机器人 l 将表示其位姿的后验分布 $p(x_l^{(t)} | d_l^{(t)})$ 的采样集合 $S_l^{(t)}$ 和观测信息 $o_{lr}^{(t)}$ 传递给机器人 r ;然后机器人 r 根据采样集合 $S_l^{(t)}$ 和观测模型 $p(x_r^{(t)} | x_l^{(t)}, o_{lr}^{(t)})$ 计算 $\int p(x_r^{(t)} | x_l^{(t)}, o_{lr}^{(t)}) p(x_l^{(t)} | d_l^{(t)}) dx_l^{(t)}$,并更新表示全局位置估计的采样集合 $S_r^{(t)}$.由于采样集 $S_r^{(t)}$ 与采样集 $S_l^{(t)}$ 中的采样是随机选取的,因此不能直接建立根据 $p(x_r^{(t)} | d_r^{(t)})$ 抽取的采样与根据 $\int p(x_r^{(t)} | x_l^{(t)}, o_{lr}^{(t)}) p(x_l^{(t)} | d_l^{(t)}) dx_l^{(t)}$ 抽取的采样之间的对应关系;因此本文采用文献[4]中所用的密度树的

方法近似地计算 $\hat{p}_l^{(t)}(x_{ij}^{(t,i)}) = \int p(x_{ij}^{(t,i)} | x_l^{(t)}, o_l^{(t)}) p(x_l^{(t)} | d_l^{(t)}) dx_l^{(t)}$. 基于 CEAPF 的机器人协同定位算法描述如下: (1) 初始化: 将每个机器人 r 的初始采样集分成 $\Omega_r^{(0)}$ 个物种, $dN_r^{(t,i)}/dt = 0, t = 1$; (2) 计算每个机器人 r 的物种 i 的规模 $N_r^{(t,i)}$: $N_r^{(t,i)} = \max(N_r^{(t,i)} + dN_r^{(t,i)}/dt, 0)$; (3) 选择操作: 对于每个物种 i , 从采样集 $S_r^{(t-1,i)}$ 抽取 $N_r^{(t,i)}$ 个采样; (4) 重要性采样: 对于每个物种 i 中的每个采样 $x_{ij}^{(t-1,i)}$, 按照运动模型 $p(x_r^{(t)} | x_{ij}^{(t-1,i)}, u_{t-1})$ 抽取 $x_{ij}^{(t,i)}$; (5) 种群内部的进化操作: 对于每个物种分别采用交叉与变异操作进行内部进化; (6) 信息交互: 如果机器人 r 需要与机器人 l 进行信息融合, 则机器人 r 将采样集合 $S_r^{(t)}$ 和观测信息 $o_r^{(t)}$ 传送给机器人 l ; (7) 信息融合: 如果机器人 r 接收到来自其他某个机器人 l 的信息, 则重新计算每个物种采样的权重;

$$w_{ij}^{(t,i)} = p(o_r^{(t)} | x_{ij}^{(t,i)}) \hat{p}_l^{(t)}(x_{ij}^{(t,i)})$$

(8) 物种的合并与分裂: 根据已经确定的规则进行物种的合并与分裂; (9) 计算物种的最大规模: 根据 CEAPF 定义的方法计算物种的资源 and 最大规模 $K_n^{(i)}$; (10) 计算物种种群增长: 根据式(3)计算 $dN_r^{(t,i)}/dt$; (11) 总结: 对每个物种进行总结获得机器人全局位置的假设, 同时对每个物种采样的权重进行归一化; (12) 如果停止定位规则结束, 否则跳到第(2)步.

4 基于决策论的主动定位

为了使机器人能够在环境中主动地进行探索, 本文提出了一种基于决策论的多机器人主动定位策略. 如果一个机器人是在一个连通组中, 那么这个策略包括两步: 首先连通组的组长要根据该组中其他机器人所总结的全局位置以及它们之间的相对位置关系, 估计该组机器人最有可能的全局位置; 其次根据所估计的最有可能的全局位置, 每个机器人产生几个可供选择的动作, 同时计算各个动作的效益与代价, 组长会为每个机器人选择一个合适的动作, 从而使该组机器人的收获(效益与代价之差)最大. 而对于不与其他机器人连接的机器人, 它将根据 CEAPF 中权重最大的物种计算自己在环境中的全局位置, 并主动探索以使它自己的收获最大.

4.1 连通组的位置估计

在基于 CEAPF 的定位中, 每个物种代表机器人位置的一个假设. 为了估计连通组的位置, 组中每个机器人将自己总结的全局位置假设(分别由各个物种中采样的加权平均获得), 以及与其他机器人之间的相对位置关系传送给组长. 组长会根据这些信息重新估计自

己的位置, 这个过程也被称为高层的信息融合, 如图 2. 假设机器人 l 是组长, 机器人 r 是该组中的一个机器人, 那么根据机器人 r 的全局位置假设, 组长 l 的位置为 $h_l^{(t)}$ 的概率可以通过以下公式获得:

$$p(h_l^{(t)} | d_r^{(t)}) = \sum_{j=1}^{\Omega_r^{(t)}} p(h_l^{(t)} | h_{ij}^{(t)}, o_d^{(t)}) p(h_{ij}^{(t)} | d_r^{(t)}) \quad (3)$$

其中 $h_{ij}^{(t)}$ 是根据机器人 r 的物种 j 总结出来的机器人 r 的位置假设; $p(h_{ij}^{(t)} | d_r^{(t)})$ 是根据观测信息 $d_r^{(t)}$, 机器人 r 的位置为 $h_{ij}^{(t)}$ 的概率; $p(h_l^{(t)} | h_{ij}^{(t)}, o_d^{(t)})$ 表示机器人 r 的位置为 $h_{ij}^{(t)}$, 且它与机器人 l 之间的相对位置为 $o_d^{(t)}$ 时机器人 l 的位置为 $h_l^{(t)}$ 的概率, 可以利用实验数据学习获得. 而根据组中所有机器人的位置假设, 机器人 l 的位置为 $h_l^{(t)}$ 的概率为:

$$p(h_l^{(t)} | d^{(t)}) = \alpha \sum_{r=1}^R p(h_l^{(t)} | d_r^{(t)}) \quad (4)$$

其中 α 是归一化参数, 使得机器人 l 的所有位置假设的概率之和为 1, R 是组中的机器人数量. 概率最大的位置假设 $h_l^{(t)_{\max}}$ 被称为连通组的位置. 同时将位置假设 $h_l^{(t)_{\max}}$ 视为机器人 r 的当前位置:

$$h_r^{(t)_{\max}} = \arg \max_{h_{ij}^{(t)}} p(h_l^{(t)_{\max}} | h_{ij}^{(t)}, o_d^{(t)}) \quad (5)$$

4.2 多机器人的行为协调

为了进行机器人的行为规划, 我们采用一种基于栅格地图和拓扑地图相结合的方法来表示环境. 根据连通组的位置 $h_l^{(t)_{\max}}$, 可以确定连通组周边环境中的拓扑结点. 在每一时刻, 连通组的机器人或者被派往一个拓扑结点, 或者被派往一个集合点与另外一个机器人会合. 机器人之间的行为协调, 可以被认为是寻求使多个机器人能获得最大收获(效益与代价之差)的指派. 具体地说, 如果用矩阵 E 表示机器人与目标点之间的一种指派, 且机器人 r 被指派到目标点 j , 则 $E(r, j) = 1$. 在所有可能的指派中, 我们选取能使效益与代价之差为最大的指派.

$$E^* = \arg \max_E \sum_{(r,j) \in E} E(r, j) (U(r, j) - C(r, j)) \quad (6)$$

每个机器人与目标点对 (r, j) 的效益与代价可以通过以下的方法计算获得.

效益: 机器人位置的信息熵, 可以通过下式获得:

$$H(x_r^{(t)}) = \sum_{i=1}^{N_r^{(t)}} p(x_n^{(t)}) \log p(x_n^{(t)}) \quad (7)$$

信息熵表示了机器人位置的不确定性. 假设机器人 r 的位置为 $h_r^{(t)_{\max}}$, 它被指派到目标点 j , 而且动作 a 可以将机器人从 $h_r^{(t)_{\max}}$ 移动到目标点 j , 那么机器人 r 被指派到目标点 j 的效益 $U(r, j)$ 可以通过机器人执行动作 a 后, 由机器人位置的不确定性的减少来衡量:

$$U(r, j) = H(x_r^{(t)}) - E_a(H(x_r^{(t+1)})) \quad (8)$$

如果目标点是一个拓扑结点, $E_a(H(x_r^{(t+1)}))$ 表示在执行动作 a 与获得观测信息后机器人的信息熵的期望:

$$E_a(H(x_r^{(t+1)})) = \sum_s H(x_r^{(t+1)} | s, a) p(s | a) = - \sum_{s, x_r^{(t+1)}} p(s | x_r^{(t+1)}) p(x_r^{(t+1)} | a) \cdot \log \frac{p(s | x_r^{(t+1)}) p(x_r^{(t+1)} | a)}{p(s | a)} \quad (9)$$

其中 s 表示观测信息. 如果目标点是与另一个机器人的会合点, 那么 $E_a(H(x_r^{(t+1)}))$ 表示在执行动作 a , 而且与另一个机器人进行信息交互之后机器人的信息熵的期望:

$$E_a(H(x_r^{(t+1)})) = \sum_{o_{rk}} H(x_r^{(t+1)} | d^{(t+1)}, o_{rk}) p(o_{rk} | a) = \sum_{o_{rk}, x_r^{(t+1)}} p(o_{rk} | a) p(x_r^{(t+1)} | d^{(t+1)}, o_{rk}) \cdot \log p(x_r^{(t+1)} | d^{(t+1)}, o_{rk}) \quad (10)$$

其中 $p(o_{rk} | a)$ 表示在执行动作 a 之后机器人 r 与机器人 k 之间的相对位置为 o_{rk} 的概率, $p(x_r^{(t+1)} | d^{(t+1)}, o_{rk})$ 可以通过下式计算:

$$p(x_r^{(t+1)} | d^{(t+1)}, o_{rk}) = p(x_r^{(t)} | d^{(t)}) \int p(x_r^{(t+1)} | x_k^{(t+1)}, o_{rk}^{(t+1)}) p(x_k^{(t+1)} | d_k^{(t)}) dx_k^{(t+1)} \quad (11)$$

代价: 利用栅格地图可以获得机器人从当前位置到目标点的代价最优的路径. 机器人 r 按照最优路径从当前位置到目标点 j 的代价被视作将机器人 r 指派到目标 j 的代价. 设 $p_{occ}(x_r^{(t+1)})$ 表示点 $x_r^{(t+1)}$ 被障碍物占据的概率, 因机器人的位置是不确定的, 故它需要计算在执行动作 a 之后其目标点被障碍物占据的概率:

$$p_{occ}(a) = \sum_{x_r^{(t+1)}} p(x_r^{(t+1)}) p_{occ}(f_a(x_r^{(t+1)})) \quad (12)$$

其中 $f_a(x_r^{(t+1)})$ 表示当机器人的状态为 $x_r^{(t+1)}$ 时执行动作 a 后机器人的可能位置. 根据 $p_{occ}(a)$, 机器人从当前位置到目标点的代价最优路径及其对应的代价可以利用值叠代法获得. 也就是说可以获得将机器人 r 指派到目标点 j 的代价 $C(r, j)$.

5 实验结果

为了验证本文方法的有效性, 我们利用实验室的三个机器人进行了实验研究. 这三个机器人分别是: Pioneer2, 其装配了 16 个声纳、一个彩色 CCD 摄像头以及里程计; Pioneer3, 其装配了一个前置激光测距仪、16 个声纳、一个彩色 CCD 摄像头以及里程计; 和本实验室开发的机器人 Ghost, 其装配有双目视觉以及里程计. 每个机器人可以通过 CCD 摄像头检测到其他的机器人, 而且机器人之间可以通过无线网络进行通信. 实验环境是我们的实验楼, 如图 2 所示. 图 3 所示的是利用激

光测距仪获得的数据创建的地图. 在地图中, 走廊的端点、弯处以及门等地方被标识为拓扑结点. 同时, 环境拓扑结点处贴有彩色标记, 这样 Ghost 可以利用视觉系统进行定位.

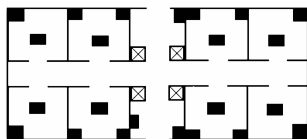


图2 实验环境

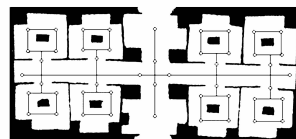


图3 用激光测距仪创建的地图

在定位中, 每个机器人所拥有的采样数是 2000, 物种增长的影响系数 $\alpha_r^{(ij)}$ 为两物种的适应度(平均权重)之比. 在起始阶段, 三个机器人被随机地放在环境中, 并自主随意地在环境中运动. 当运动几米以后, 由于环境的对称性, Pioneer2 与 Pioneer3 的采样会聚集到几个较小的区域, 这样 CEAPF 可以很自然地将它们分成不同的物种, 如图 4(a) 所示. 但是由于环境中的色标比较少, 所以 Ghost 的位置相对而言还很不确定. 在图 4 中, 红色的采样点(A)表示 Pioneer3 的可能位置, 绿色的采样点(B)表示 Pioneer2 的可能位置, 蓝色的采样点(C)则表示 Ghost 可能的位置. 当两个 Pioneer 机器人可以相互通信时, 它们会确定一个集合点 R 并且试图在集合点会合, 如图 4(a) 所示. 当可以相互看见对方时, 两个机器人将进行信息交互, 因此它们位置的不确定性会大大降低, 如图 4(b) 所示. 为了更进一步确定它们的全局位置, 机器人 Pioneer3 被选作组长, 并对它们的行为进行协调, 它们被分别派往不同拓扑结点, 如图 4(c) 所示. 当 Ghost 可以与其他两个机器人通信时, 由于与其他两个机器人会合所带来的收益远远大于运动到某一个拓扑结点. 因此, Ghost 希望与 Pioneer3 会合. 当 Ghost 能够与 Pioneer3 进行信息融合时, 其全局位置也能确定, 如图 4(d) 所示. 最后, 对多机器人系统中的三种定位方法: 基于 PF 的协同定位, 基于 CEAPF 的协同定位以及基于 CEAPF 的主动协同定位的成功率以及效率进行了对比. 在 20 次实验中, 三个机器人最初被任意地放在环境中, 然后分别采用这三种方法进行定位. 这三种方法能使机器人正确定位, 而且正确到达目标点

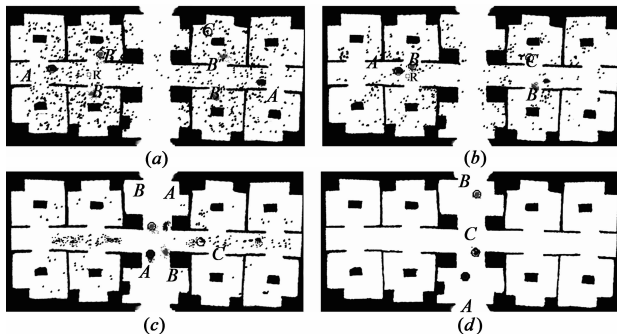


图4 基于CEAPF的多机器人主动定位

的百分率分别为:81%、97%和 100%。而采用第二种方法所需的平均时间是第一种方法的 89%,第三种方法完成定位所需要的平均时间则是第一种方法的 62%。可见,由于 CEAPF 能克服早熟问题,因此两种基于 CEAPF 的方法比基于 PF 的方法的成功率要高,而采用主动定位可以显著提高定位的效率。

6 结论

本文提出一种新颖的多机器人主动定位方法。通过利用协同进化粒子滤波器,可以克服传统粒子滤波的早熟问题,稳定地跟踪机器人位置的假设。而通过利用基于决策论的协作机制,则可以对机器人的行为进行协调,从而实现多机器人的主动定位。实验表明本文的方法可以有效地提高机器人定位的精度与效率。

参考文献:

- [1] Elena L M, Rafael B, B L Miguel, et al. A human-robot cooperative learning system for easy installation of assistant robots in new working environments [J]. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 2004, 40(3): 233 – 265.
- [2] Robert L D, Arvin A. Simulation and control of distributed robot search teams [J]. *Computers and Electrical Engineering*, 2003, 29(5): 625 – 642.
- [3] Schenker S P, Terry L, Pirjanian H P, et al. Planetary rover developments supporting Mars exploration [J]. *Autonomous Robots*, 2003, 14(2-3): 103 – 126.
- [4] Fox D, Burgard W, Kruppa H, et al. A probabilistic approach to collaborative multi-robot localization [J]. *Autonomous Robots*, 2000, 8(3): 325 – 344.
- [5] Roumeliotis S I, Bekey G A. Distributed multirobot localization [J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2002, 18(5): 781 – 795.
- [6] Raj M, Kingsley F, Lynne E P. Distributed cooperative outdoor multirobot localization and mapping [J]. *Autonomous Robots*, 2004, 17(1): 23 – 39.
- [7] Hidaka Y S, Mourikis A I, Roumeliotis S I. Optimal formations for cooperative localization of mobile robots [A]. *Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation [C]*. Barcelona, Spain, 2005. 4137 – 4142.
- [8] Ioannis M R, Gregory D, Evangelos M. Probabilistic cooperative localization and mapping in practice [A]. *Proc. of the IEEE International Conference in Robotics and Automation [C]*. Taipei, Taiwan, 2003. 1907 – 1912.
- [9] Howard A, Mataric M J, Sukhatme G S. Localization for mobile robot teams using maximum likelihood estimation [A]. *Proc. of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems [C]*. Lausanne, Switzerland, 2002. 434 – 59.
- [10] Marco M D, Garulli A, Giannitrapani A, Vicino A. Simultaneous localization and map building for a team of cooperating robots: A set membership approach [J]. *IEEE Transactions of Robotics and Automation*, 2003, 19(2): 238 – 248.
- [11] John R S. *Sensor Fusion Techniques for Cooperative Localization [D]*. University of Pennsylvania, 2003.
- [12] Roumeliotis S I, Rekleitis I M. Propagation of uncertainty in cooperative multirobot localization: analysis and experimental results [J]. *Autonomous Robots*, 2004, 17(1): 41 – 54.
- [13] Fox D, Burgard W, Thrun S. Active Markov localization for mobile robots [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 1998, 25(3-4): 195 – 207.
- [14] Luo Ronghua, Hong Bingrong, Piao Songhao, Dai Huming. Co-evolution-based adaptive particle filters for global localization [J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2005, 14(3): 458 – 462.
- [15] Arulampalam S M, Maskel S, Gordon N, Clapp T. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking [J]. *IEEE Trans. Signal processing*, 2002, 50(2): 174 – 187.
- [16] Dellaert F, Fox D, Burgard W, Thrun S. Monte Carlo localization for mobile robots [A]. *Proc of IEEE International Conference on Robotics and Automation [C]*. Michigan, 1999. 1322 – 1328.
- [17] Hue C, Cadre J P L, Perez P. Tracking multiple objects with particle filtering [J]. *IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems*, 2002, 38(3): 791 – 812.
- [18] Li Ping, Visakan K. Particle filtering based likelihood ratio approach to fault diagnosis in nonlinear stochastic systems [J]. *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics*, 2001, 31(3): 337 – 343.
- [19] Thrun S, Fox D, Burgard W, et al. Robust Monte Carlo localization for mobile robots [J]. *Artificial Intelligence*, 2001, 128: 99 – 141.
- [20] Fox D. Adapting the sample size in particle filters through KLD-Sampling [J]. *Internat. J. Robotic Res.* 2003, 22: 985 – 1004.
- [21] Milstein A, Sanchez J N, Wiamson E. Robust global localization using clustered particle filtering [A]. *Eighteenth National Conference on Artificial Intelligence [C]*. AAAI-2002, Edmonton, Canada, 2002. 581 – 586.
- [22] 尚玉昌,蔡晓明. 普通生态学 [M]. 北京:北京大学出版社, 1996. 110 – 117.

作者简介:



黄庆成 1965 年生于黑龙江省哈尔滨市,哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院副教授,博士后,主要研究方向是:智能移动机器人、机器人足球和嵌入式控制系统。

E-mail: huangqc@hit.edu.cn