

文章编号: 1001-0920(2008)02-0187-04

基于环境势场的移动机器人主动定位

刘志斌, 石宗英, 赵明国, 徐文立

(清华大学 自动化系, 北京 100084)

摘要: 提出一种以环境势场提供辅助线索的主动定位方法. 首先建立以环境中各标志物为场源的势场模型; 然后为机器人构造以窗口势函数极大值位置和环境势函数极大值位置为主体的运动目标候选集合, 并以行为效用和行为代价构成评价函数, 从中选出目标位置, 进而确定运动方向; 最后根据机器人的运动能力和评价函数分别确定下一步的位移和观测方向. 仿真结果验证了该方法的有效性.

关键词: 主动定位; 势场; 不确定度; 移动机器人

中图分类号: TP242.6 **文献标识码:** A

Environment potential field assisted active localization for mobile robot

LIU Zhi-bin, SHI Zong-ying, ZHAO Ming-guo, XU Wen-li

(Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China. Correspondent: LIU Zhi-bin, E-mail: liuzb04@mails.tsinghua.edu.cn)

Abstract: An active localization method using the cues supplied by environment potential field is proposed. An potential field model with all of the landmarks in the environment as the field sources is established. Then, a set of candidate destinations for the robot is formed based on the positions where the window potential function or the environment potential function are local maximum. The destination is chosen from the set according to the evaluation function composed of the utility and cost of the action, and accordingly the direction of movement is determined. Finally, the displacement and the sensing direction are obtained according to robot's locomotion ability and the evaluation function respectively. Simulation results show the effectiveness of the presented method.

Key words: Active localization; Potential field; Uncertainty; Mobile robot

1 引言

机器人定位,即根据传感器数据估计机器人的位姿,是实现机器人自主移动的关键问题.近20年来,地图已知的结构化环境下的定位问题得到了广泛研究,出现了卡尔曼滤波定位^[1]、马尔可夫定位^[2]、多假设定位^[3]以及蒙特卡罗定位^[4-6]等较为系统化的方法.目前大多数定位方法都是被动的,即不考虑定位结果对机器人控制的影响.而近年来受到关注的主动定位方法则不仅考虑机器人的位姿估计问题,还研究如何根据定位结果控制机器人的行为以达到尽快确定自身位姿的目的.在已有被动定位算法的基础上,主动定位需要解决机器人“往哪走”和“往哪看”两个基本问题^[7].文献中对主动定位问题的讨论还不多.Jensfelt等在多假设定位的基础上

讨论了主动定位的启发式规则^[3];Kristensen提出了基于贝叶斯决策树的方法^[8];Zhou和Sakane提出了基于贝叶斯网络优化主动行为的方法^[9,10].Fox等^[7,11]以及Porta等^[12,13]预先构造一个行为集合,然后以行为效用和行为开销构成评价函数进行行为选择.这类方法的计算复杂度较大,且其有效性在很大程度上依赖于行为集合构造的合理性,对于不同环境需要构造不同的行为集合.然而文献中并没有给出如何根据具体的环境构造行为集合的方法.

本文将标志物为场源的势场模型引入主动定位,以此来度量环境标志对定位的影响.根据环境势场分布构造运动目标的候选集合,从中选出使行为评价指标最大的作为运动目标,从而确定运动方向.在此基础上,根据机器人的运动能力确定位移量,并

收稿日期: 2006-11-14; 修回日期: 2007-03-30.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60374035); 清华大学教育基金项目(202025001).

作者简介: 刘志斌(1982—),男,湖南衡阳人,博士生,从事机器人定位、机器学习等研究;徐文立(1947—),男,江苏扬州人,教授,博士生导师,从事计算机视觉、机器人控制等研究.

根据评价指标确定观测方向.该方法不需要预先构造行为集合,适用于不同环境,计算复杂度较小,可操作性强.

2 基于环境势场的主动定位

2.1 主动定位运动方向选择

2.1.1 以标志物为场源的势场模型

在机器人定位过程中,通常机器人感知到的标志物愈特殊、离机器人愈近愈有利于定位.本文引入以下势场模型,描述环境标志对定位的有利程度:

$$f(d) = \frac{1}{1 + e^{(d-d_0)/T}} \quad (1)$$

其中: $f(d)$ 为势函数, $d=0$ 表示势场中的某点与该标志物的距离; d_0 和 $T=0$ 分别为平移与拉伸因子, k 为强度系数.模型参数设置原则如下:

1) 同类标志物数量越少则 k 值越大;同类标志物的 k 值相同.

2) 传感器对标志物的可检测距离越大,或观测误差随距离的增大增加得越慢,则 d_0 和 T 的值越大.

可见,对有利于机器人定位的那些越独特、越容易检测且识别误差越小的标志物,所建势场模型赋予它们的势函数值也越大.势函数值的大小描述了标志物对机器人定位的有利程度.

关于 k , d_0 和 T 这 3 个参数的具体数值可根据实际情况按照上述原则进行设定,此处给出一种参考办法:

1) 设某类标志物的数量为 m ,则该类标志物的 k 值都设为 $k = 1/m$.

2) d_0 和 T 根据实验所测得的传感器特性来确定,若某类标志物的识别概率在距离大于 d_L 时降至 0.5 以下,距离大于 d_H 时降至 0.1 以下,则选择 $k = d_L$, $T = (d_H - d_L)/\ln 9$,使得 $f(d)$ 在 d 取 d_L 和 d_H 时的函数值分别为 0.5 和 0.1.

2.1.2 基于环境势场的运动目标候选集合

(1) 窗口势函数极大值位置

在定位过程中,只有机器人感知到的那部分环境的信息能够对当前位姿估计做出贡献.在基于视觉的机器人定位中,窗口势函数是指以机器人的实际视场为窗口,该窗口内的标志物在机器人所在位置处形成的势的和.窗口势函数的大小在一定程度上反映了该窗口内标志物可提供的用于定位的信息量大小.

设机器人位于 $P = (x, y)$,视觉传感器的指向与环境坐标系 x 轴的夹角为 θ ,视场角为 2α ,视场范围为 $[\theta - \alpha, \theta + \alpha]$.则窗口势函数可表示为

$$F(P, \theta) = \sum_{i=1}^m \left[\sum_{k_i=1}^{n_i} \left(\frac{1}{1 + e^{(PL_i^{k_i} - P)/T_i}} \right) \right] \quad (2)$$

式中: m 为落入该窗口的标志物的类型数; n_i 为窗口中第 i 类标志物的实体数; $L_i^{k_i} (k_i = 1, \dots, n_i)$ 表示第 i 类标志物各实体的位置; $\overrightarrow{PL_i^{k_i}}$ 表示由 P 指向标志物 $L_i^{k_i}$ 的向量.

由于式(2)关于 P 和 θ 的导数的解析表达式不易得到,为了确定使式(2)取极大值的 P 和 θ ,可用离散化方法求数值解.

(2) 环境势函数极大值位置

环境势函数是指环境中所有标志物在某点处形成的势的总和,它反映了该点处可用于定位的总信息量大小.显然环境势函数描述的是环境的总体特性.任意位置 P 处的环境势函数可表示为

$$F_S(P) = \sum_{i=1}^n \left(\frac{1}{1 + e^{(PL_i^{k_i} - P)/T_i}} \right) \quad (3)$$

其中 n 表示环境中所有标志物的个数.根据上式可求得使 $F_S(P)$ 取极大值的位置,求解方法与前述类似.

(3) 构造运动目标候选集合

定位结果不仅与可利用的环境信息有关,还与机器人的状态及运动有关,因此本文构造的运动目标候选集合包括以下 4 部分:1) 与可感知的局部环境有关的窗口势函数极大值位置集合 M ;2) 反映环境总体特性的环境势函数极大值位置集合 S ;3) 机器人当前的自身位置估计 P_0 ;4) 为避免候选目标不完备而引入的随机位置集合 R .于是,运动目标候选集合可表示为

$$Q = M \cup S \cup R \cup \{P_0\} \quad (4)$$

2.1.3 行为评价函数

行为评价函数由行为效用和行为开销折衷构成.行为效用是指采用某行为后位姿估计不确定度的减少量.行为开销这里是指运动开销,可以用行程来衡量.

记 t 时刻机器人的位姿为 $l_t = (x, y, \theta)$,位姿不确定度可用熵来描述^[7],即

$$H(l_t) = - \sum_{l_t} \text{Bel}(l_t) \log \text{Bel}(l_t) \quad (5)$$

其中 $\text{Bel}(l_t)$ 表示机器人位于位姿 l_t 的置信度.当机器人位姿完全确定时, $\text{Bel}(l_t)$ 在单一位姿处形成尖峰分布,此时 $H = 0$,值最小;当机器人位姿完全不确定时, $\text{Bel}(l_t)$ 在整个定位空间趋于均匀分布, H 值最大.

假设在 t 时刻采取行为 a_t ,记 $t + 1$ 时刻机器人的位姿为 l_{t+1} ,则该行为的评价函数为

$$U(a_t) = [H(l_t) - H(l_{t+1})] - \alpha \cdot |l_{t+1} - l_t| \quad (6)$$

式中 α 为偏好系数,表示对行为开销的侧重程

度.

2.1.4 运动方向选择

设 P_0 为机器人当前的位置估计, Q_i 表示集合 Q 中的第 i 个元素. 设机器人由 P_0 移动到候选目标 Q_i (视觉传感器旋转角度为 0) 的行为记作 a_i , 则机器人执行 a_i 后的位姿置信度 $Bel^*(l)$ 为

$$Bel^*(l) = \int_l p(l | l', a_i) Bel(l'). \quad (7)$$

式中: $p(l | l', a_i)$ 为机器人的运动模型, 表示机器人由位姿 l' 处采取运动行为 a_i 后到达位姿 l 的概率. 假设机器人在 Q_i 处旋转一周所能获得的观测结果为 s , 则机器人位姿置信度的后验分布为

$$Bel^*(l) = \int_l p(s | l) Bel^*(l). \quad (8)$$

其中: $p(s | l)$ 为机器人处于位姿 l 获得观测值 s 的概率, \int_l 为归一化因子, 以保证 $Bel^*(l) = 1$.

将 $Bel^*(l)$ 代入式 (5) 可得到对应的位姿不确定度, 根据式 (6) 即可求得行为评价函数 $U(a_i)$.

用以上方法可依次求得从 P_0 运动到 Q 中各候选目标对应的评价函数值, 其中使评价函数值最大的即为运动目标, 记作 Q_A , 则矢量 $\overrightarrow{P_0 Q_A}$ 的方向即为所求的运动方向.

2.2 主动定位观测方向选择

设机器人运动速度的上限为 V_{max} , 从 t 到 $t + 1$ 时刻的时间间隔记作 Δt , $\overrightarrow{P_0 Q_A}$ 对应的单位矢量记作 $\overrightarrow{0A}$, 则机器人下一步运动的位移量为

$$D_t = \begin{cases} \overrightarrow{P_0 Q_A}, & \overrightarrow{P_0 Q_A} \leq V_{max} \Delta t; \\ V_{max} \Delta t \cdot \overrightarrow{0A}, & \overrightarrow{P_0 Q_A} > V_{max} \Delta t. \end{cases} \quad (9)$$

假设机器人在位移 D_t 的同时, 视觉传感器的指向转过 θ 角, 并将该行为记作 a_t , 则新位姿的置信度为

$$Bel(l_{t+1}) = \int_{l_t} p(l_{t+1} | l_t, a_t) Bel(l_t). \quad (10)$$

记新位姿处得到的观测值为 s_{t+1} , 根据式 (8) 可求得新位姿的置信度后验分布 $Bel^*(l_{t+1})$, 代入式 (5) 和 (6) 即可求得对应的评价函数值, 其中使评价函数取最大值的转角即为所求转角. 这样就确定了观测方向.

3 仿真结果及分析

为验证本文方法的有效性, 针对下列两类环境进行了仿真研究: 1) 可区分标志物较多、标志物可视距离较远的环境; 2) 可区分标志物较少、标志物的可视距离较短且具有多个相似局部区域的环境.

仿真以 Matlab 7.0 为平台, 运行于 PC 机. 每组实验对预设固定路径、随机运动和本文的主动定位

方法的定位性能进行了比较. 卡尔曼滤波定位适于解决初始位置已知的跟踪问题, 而 MCL 适于解决初始位置未知的全局定位问题, 并适于运动模型非线性, 且具有非高斯噪声的情形, 因此基本定位算法均采用文献 [4] 的 MCL 算法. 每组实验中 3 种方法的运动模型、观测模型和粒子数等均采用相同的设置.

3.1 具有较多可区分标志物环境中的仿真

RoboCup2006 四腿组比赛场地 (见图 1) 是一个较典型的具有较多可区分标志物, 且标志物可视距离较大的环境. 本文用来作为定位标志物的有: 球门、标志柱、中圈线、场地线的 L 型交点和 T 型交点. 这些标志物都具有显著的颜色和形状特征, 视觉识别容易. 各类标志物的势函数模型参数, 根据比赛中所用的 Sony Aibo 机器狗的视觉系统对上述标志物的识别能力进行设定 (见表 1).

表 1 比赛场地标志物引力场模型参数设定

标志物类型			T
球门	1	5 692	650
标志柱	1	4 000	600
中圈线	1	1 800	200
L 型交点	1/8	1 200	150
T 型交点	1/6	1 200	150

设运动噪声模型为 $N(0, 0.01 u^2)$, u 为控制输入, 包括位移和转角; 观测噪声模型包含两部分: 观测距离噪声为 $N(0, 0.01 d^2)$, 观测角度噪声为 $N(0, (\pi/18)^2)$, 其中 d 为标志物与机器人的距离. 机器人每步移动的最大距离为 100 mm, MCL 算法的粒子数为 1 000, 机器人的初始位姿为 (2 400, -100, $\pi/2$). 预设路径沿图 1 中虚线所示.

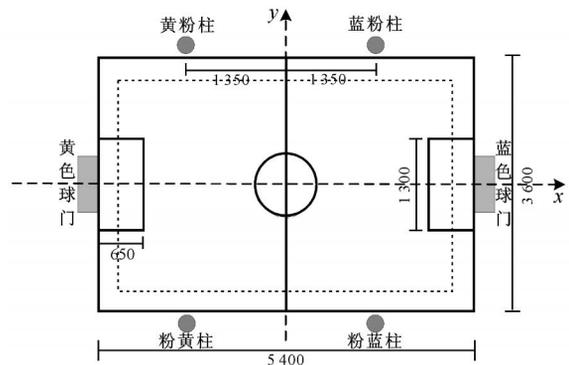


图 1 RoboCup2006 四腿组比赛场地

图 2 给出了 3 种方法的 100 次仿真实验的平均定位误差随时间的变化曲线. 由图可知, 固定路径方法在第 17 步附近收敛, 但后期进一步收敛速度很慢. 随机运动方法和本文方法在定位过程前期都能使定位结果快速向真值靠拢, 但在后期, 随机运动方法的平均定位误差始终维持在某一水平左右, 不再进一步降低, 这是由运动与观测方向的随机性引起

的. 本文方法效果最佳, 既能保证定位结果快速向真值收敛, 又能不断减少定位误差.

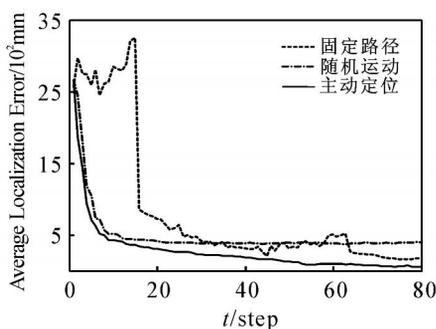


图 2 在 RoboCup 场地中 3 种方法 100 次实验的定位误差平均值随时间的变化曲线

3.2 具有多个相似局部区域环境中的仿真

构造如图 3 所示的环境, 其中包含视觉系统容易识别和区分的 3 种不同颜色的标志物, 分别用符号 \square 、 \bullet 和 \circ 表示. 各标志物的势函数模型参数如表 2 所示, MCL 算法粒子数为 3 000, 而机器人的初始位姿、噪声模型和预设路径等其他设置均与 3.1 节相同.

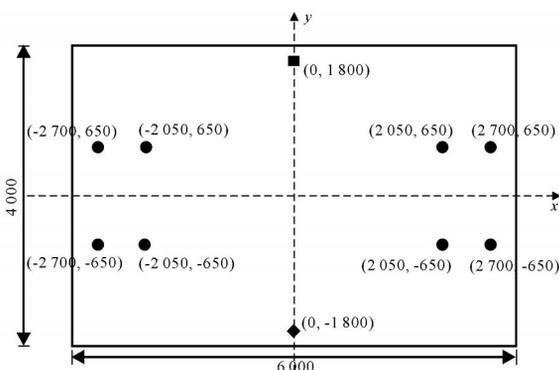


图 3 具有完全相似局部区域的环境

表 2 标志物引力场模型参数设定

标志物类型	T
型标志	1 1800 180
型标志	1 1800 180
型标志	1/8 1000 150

图 4 给出了 3 种方法 100 次仿真实验的平均定位误差曲线. 由图可见, 随机运动方法的定位误差一直处于高水平, 效果最差; 固定路径方法基本在第 65 步左右收敛, 但存在一定的误差; 本文方法在第 30 步左右收敛, 且定位误差保持在低水平.

根据上述结果分析其原因为: 随机运动方法由于运动的随机性使得机器人可能仅在某个局部范围内运动, 当环境中存在多个与该区域相似的局部区域时(如图 3 中左右两侧对称的局部区域), 定位算

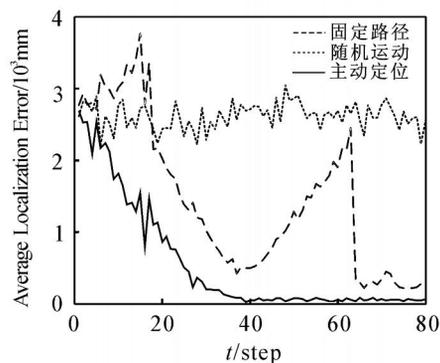


图 4 100 次实验的定位误差平均值随时间的变化曲线
法将保持多个可能的位姿假设, 难以收敛到真实值; 固定路径方法的定位收敛性受所设路径的约束, 通常机器人需要运动很长路程才能收集足够的信息确定自身位姿; 而本文方法以降低位姿不确定度为目标主动控制机器人的运动和朝向, 不仅可以使定位快速收敛到包括真实位姿在内的若干个相似位姿处, 而且能通过主动控制机器人寻找更加显著的标志物来区分多个假设位姿, 使定位收敛到真实值, 效率和精度都较高.

4 结 语

本文提出了一种以环境势场模型为辅助的主动定位方法. 通过构造运动目标搜索空间, 采用综合行为效用和行为代价的评价指标, 从中选择最佳运动目标, 从而确定运动方向. 并在此基础上规划出机器人下一步的位移量和观测方向. 该方法可操作性强, 计算复杂度较低, 对于具有多个相似局部区域、标志物可视距离较短的环境具有较强的适应性.

参考文献(References)

- [1] Smith R, Self M, Cheeseman P. Estimating uncertain spatial relationships in robotics[C]. Autonomous Robot Vehicles. Berlin: Springer, 1990: 167-193.
- [2] Fox D, Burgard W, Thrun S. Markov localization for mobile robots in dynamic environments [J]. J of Artificial Intelligence Research, 1999, 11: 391-427.
- [3] Jensfelt P, Kristensen S. Active global localisation for a mobile robot using multiple hypothesis tracking [J]. IEEE Trans on Robotics and Automation, 2001, 17(5): 748-760.
- [4] Dellaert F, Fox D, Burgard W, et al. Monte carlo localization for mobile robots[C]. Proc of the IEEE Int Conf on Robotics and Automation. Detroit: IEEE Press, 1999: 1322-1328.
- [5] Fox D, Burgard W, Dellaert F. Monte carlo localization: Efficient position estimation for mobile robots[C]. Proc of the 16th National Conf on Artificial Intelligence. Orlando: The MIT Press, 1999: 343-349.

(下转第 194 页)

文采取的提高算法性能的措施是有效的. 特别地, DPSO2 较 DPSO1 的性能有明显提高, 表明随机扰动对提高算法性能具有关键作用.

5 结 语

针对零空闲流水线调度问题, 得到了一种简单的最大完工时间算法和快速插入邻域搜索方法, 并提出了基于 DPSO 的全局优化算法. 仿真实验表明了所得算法的有效性和优越性.

参考文献 (References)

- [1] Saadani N E I, Guinet A, Moala M. A traveling salesman approach to solve the $f/\text{no-idle}/C_{\max}$ problem [J]. *European J of Operation Research*, 2005, 161(1): 11-20.
- [2] Kalczynski P J, Kamburowski J. A heuristic for minimizing the makespan in no-idle permutation flow shops[J]. *Computer & Industrial Engineering*, 2005, 49(1): 146-154.
- [3] Kalczynski P J, Kamburowski J. On no-wait and no-idle flow shops with makespan criterion[J]. *European J of Operational Research*, 2007, 178(3): 677-685.
- [4] Cheng M B, Sun S J, Yu Y. A note on flow shop scheduling problems with a learning effect on no-idle dominant machines [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2006, 184(2): 945-949.
- [5] Liu Bo, Wang Ling, Jin Yihui. An effective PSO-based memetic algorithm for flow shop scheduling[J]. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics*, 2007, 37(1): 18-27.
- [6] He Qie, Wang Ling. An effective co-evolutionary particle swarm optimization for constrained engineering design problems [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2007, 20(1): 89-99.
- [7] Pan Q K, Tasgetiren M F, Liang Y C. A discrete particle swarm optimization algorithm for the no-wait flowshop scheduling problem with makespan criterion[C]. *Proc of the Int Workshop on UK Planning and Scheduling Special Interest Group*. London: City University, 2005: 31-41.
- [8] Pan Q K, Tasgetiren M F, Liang Y C. Minimizing total earliness and tardiness penalties with a common due date on a single-machine using a discrete particle swarm optimization algorithm[J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2006, 4150: 460-467.
- [9] 王凌. 智能优化算法及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2001.
(WANG Ling. Intelligent optimization algorithm with applications[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2001.)
- [10] 潘全科, 朱剑英. 多工艺路线的批量生产调度优化. *机械工程学报*, 2004, 40(4): 36-39.
(Pan Quar-ke, Zhu Jian-ying. Optimization method for a job shop scheduling problem with alternative machines in the batch process [J]. *Chinese J of Mechanical Engineering*, 2004, 40(4): 36-39.)
- [6] Thrun S, Fox D, Burgard W, et al. Robust monte carlo localization for mobile robots[J]. *Artificial Intelligence*, 2001, 128(1): 99-141.
- [7] Fox D, Burgard W, Thrun S. Active Markov localization for mobile robots [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 1998, 25(3/4): 195-207.
- [8] Kristensen S. Sensor planning with Bayesian decision analysis[D]. Aalborg: Aalborg University, 1996.
- [9] Zhou H, Sakane S. Sensor planning for mobile robot localization based on probabilistic inference using Bayesian network [C]. *Proc of the 4th IEEE Int Symposium on Assembly and Task Planning*. Fukuoka: IEEE Press, 2001: 7-12.
- [10] Zhou H, Sakane S. Sensor planning for mobile robot localization — A hierarchical approach using Bayesian network and particle filter[C]. *Proc of the IEEE Int Conf on Robotics and Biomimetics*. Shenyang: IEEE Press, 2004: 540-545.
- [11] Beetz M, Burgard W, Fox D, et al. Integrating active localization into high-level robot control systems [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 1998, 23(4): 205-220.
- [12] Porta J, Terwijn B, Krošič B. Efficient entropy-based action selection for appearance-based robot localization [C]. *Proc of the IEEE Int Conf on Robotics and Automation*. Taipei: IEEE Press, 2003: 2842-2847.
- [13] Porta J, Verbeek J, Krošič B. Active appearance-based robot localization using stereo vision[J]. *Autonomous Robots*, 2005, 18(1): 59-80.

(上接第 190 页)