

文章编号: 1001-0920(2008)02-0213-04

编队多机器人人类人探测方法

李团结, 王飞军

(西安电子科技大学 机电工程学院, 西安 710071)

摘要: 针对多机器人探测和处理多目标的控制任务, 模仿人类探索未知环境的过程, 提出了多机器人探测的边界、编队、目标吸引、重复探测、路径状况和探测扩张等 6 个类人探测规则. 根据多机器人相互协调和高效探测的需要, 通过规则的对应适值控制机器人的运动, 使各个机器人沿优化路径共同完成多目标探测任务, 解决了在全局未知环境下的多机器人路径规划问题. 仿真结果表明, 所提出的类人探测各种规则能有效地控制多机器人实现未知环境探测, 具有可行性.

关键词: 多机器人; 未知环境; 多目标探测; 编队控制; 类人探测

中图分类号: TP242 **文献标识码:** A

Humanoid exploration method for formation multi-robot systems

LI Tuan-jie, WANG Fei-jun

(School of Electromechanical Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China. Correspondent: LI Tuan-jie, E-mail: tjli888@126.com)

Abstract: Imitating the human's exploring process under an uncertain environment, six rules of the humanoid exploring method of the multi-robot systems, the boundary rule, formation control rule, target-attracting rule, repetition-searching rule, path status rule and expansion-exploring rule, are presented to realize the target-searching mission of multiple robots. Based on the necessity of multi-robot cooperating and exploring with great efficiency, the robot's motion is controlled by the rule's fitness, which guarantees that multiple robots accomplish the multiple target-exploring mission together following their optimal paths. The optimal path planning for multiple robots is solved under global uncertain environment. Simulation results show the feasibility of the humanoid exploring method, and its every rule can be effective to control the multiple robots to explore the uncertain environment.

Key words: Multi-robot; Uncertain environment; Multi-target exploring; Formation control; Humanoid exploration

1 引言

近年来,多机器人系统由于具有突出的鲁棒性、灵活性和容错性等优点,获得了越来越多的关注.在未知的环境中,如何有效地组织和协调多个机器人完成复杂任务,已成为人工智能和机器人学的研究热点. Torbjorn 等提出了通讯控制方法^[1], Huang 等采用了 EEERB 算法^[2],但效率较低.多机器人行为控制方法有基于 GA 的行为控制参数学习^[3]、案例的空间时间推理的行为参数学习^[4]、增强式学习(RL)和分类器系统学习(LCS)^[5].增强式学习是一种实时的学习方法^[6],不需要建立环境和任务的精确数学函数描述,只需知道目标是什么,机器人能从探测经验中掌握策略和知识.为了提高机器人探测

效率,本文基于增强式学习思想,提出一种类人探测方法.在多机器人系统中,个体机器人探测环境并共享其他机器人探测的信息,由信息处理中心控制多机器人运动.

2 环境构建和机器人探测状态描述

将待探测环境采用栅格法划分,如图 1 所示.栅格图内有 100 个可移动、80 个不可移动的石块,40 个目标,边界为墙,其余为空格.起初,信息处理中心只有待探测区域的范围信息,并不知道该区域中具体的物体情况;随着机器人探测的深入,信息处理中心能逐步地掌握环境的情况.这里采用 3 个分别位于点(2,2)、(2,4)和(2,6)的机器人探测该区域,并处理区域内所有目标.

收稿日期: 2006-11-07; 修回日期: 2007-01-15.

基金项目: 陕西省自然科学基金项目(2006E103).

作者简介: 李团结(1972—),男,陕西兴平人,教授,博士,从事智能机器人的研究;王飞军(1983—),男,江西余干人,硕士生,从事多机器人的研究.

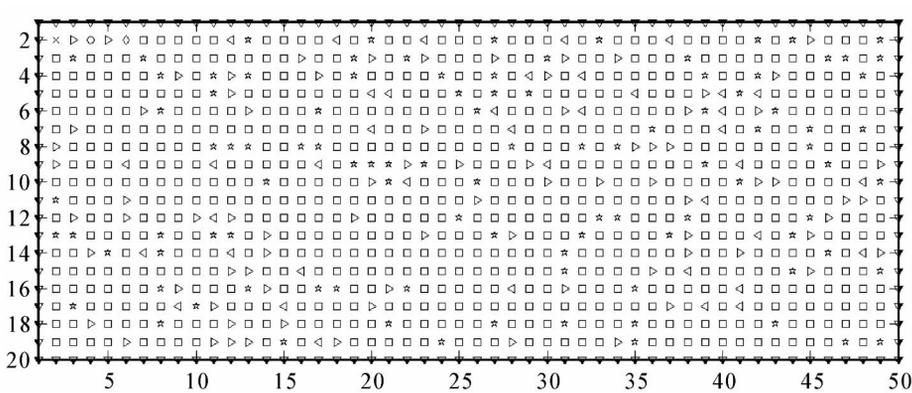


图 1 初始环境示意

图 1 中:环境大小为 20 × 50, 为墙, ▷ 为目标, < 为不可移动障碍物, 为空格, 为可移动障碍物, x 为机器人 1, 为机器人 2, 为机器人 3.

设一个环境矩阵 E , 大小为 20 × 50, 用 E 中的每个元素表示环境中对应点的状况. 机器人探测时, 扫描探测范围(本文规定机器人探测能力为 4 个单位距离, 单位距离指任何两个相邻栅格点之间的距离)内的所有点, 把扫描获取信息传输到信息处理中心; 然后由信息处理中心更新 E 中的这些点及机器人所处点的状况信息. 坐标为 (i, j) 的已探测点的状况为

$$E_{(i,j)} = k_q, q = 1 \sim 6, \quad (1)$$

式中 k_q 表示该已探测点上存在物体的情况, $k_q = k_1, k_2, \dots, k_5$ 分别表示空格、可移动障碍物、不可移动障碍物、目标和墙, $k_6 = v_w (w = 1, 2, \dots, n, n$ 为机器人总数) 表示第 w 个机器人.

当机器人经过目标, 即意味该目标被处理. 设定机器人经过可移动石块所在栅格时, 先把石块搬到机器人上一步所在栅格, 然后再经过该栅格. 机器人能接收到在其探测范围内的目标发出的信号, 目标离机器人越近, 机器人接收到的信号越强. 若忽略信号的叠加性, 则 n 个机器人探测其周围环境的状况可用矩阵 M 表示为

$$M = [M_1, M_2, \dots, M_i, \dots, M_n]^T, i = 1, 2, \dots, n. \quad (2)$$

式中: M_i 为机器人 i 的邻近点的状态矩阵, 用 16 位行向量表示如下:

$$M_i = [M_{i(2 \times 1)}, M_{i(2 \times 2)}, \dots, M_{i(2 \times j-1)}, M_{i(2 \times j)}, \dots, M_{i(2 \times j-1)}, M_{i(2 \times j)}], \quad (3)$$

其中

$$M_{i(2 \times j-1)} = P, P = k_q, \quad (4)$$

$$M_{i(2 \times j)} = \min(M_{i(2 \times j)}, l). \quad (5)$$

式(4)表示机器人 i 的邻近点 j 上存在的物体, 其中机器人邻近点按表 1 所示进行编码.

表 1 机器人周围点序号编码表

NW(7)	N(8)	NE(1)
W(6)	Robot	E(2)
SW(5)	S(4)	SE(3)

式(5)表示机器人 i 的邻近点 j 接收到的最强的目标信号水平, 其中 l 为

$$l = \max\{|(r_a - j_a)|, |(r_b - j_b)|\}. \quad (6)$$

式中 l 是已探测出的目标与机器人 i 的邻近点 j 的距离; r_a, r_b 为机器人的横纵坐标; j_a, j_b 为机器人的邻近点 j 的横纵坐标.

3 类人探测模型

类人探测模型是模仿人探索未知环境的行为建立的规则. 本文制定了多机器人类人探测的边界规则、编队规则、目标吸引规则、重复探测规则、路径状况规则和探测扩张规则. 机器人先扫描其周围环境, 把获取的信息传输到信息处理中心. 信息处理中心更新环境构建的信息, 挑选出规则适值最大的点作为机器人最优运动方向, 并判断编队区域是否完全探测、处理, 若是, 重新生成新编队区域.

设立编队规则的目的是把机器人引导到其对应的编队区域. 本文采用纵向编队, 图 2 是编队示意图. 设有 2 个机器人, 细虚线为一机器人的编队位置, 对应编队区域为深色区域 1; 粗虚线为另一机器人的编队位置, 对应编队区域为浅色区域 2; 3 是待编队区域.

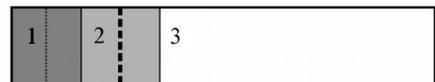


图 2 多机器人编队区域示意

3.1 适值计算

类人探测规则的适值由 6 部分组成, 分别为边界适值、编队适值、目标吸引适值、重复探测适值、路径状况适值和探测扩张适值.

3.1.1 边界适值

定义1 所有同已探测非目标点相邻的未探测点或未处理的已探测目标点称为边界点.

若 E 中存在表 2 所示数据(为了方便, E 中没有给出编号), 则根据边界规则知道 4, 9, 11, 14, 15, 17 和 18 号点为边界点.

表 2 边界示意表

$k_1(1)$	$k_1(2)$	$k_2(3)$	- 1(4)	$k_4(5)$
$k_1(6)$	$k_3(7)$	$k_1(8)$	- 1(9)	- 1(10)
$k_4(11)$	$k_1(12)$	$k_2(13)$	- 1(14)	$k_4(15)$
$k_2(16)$	- 1(17)	$k_4(18)$	$k_2(19)$	$k_3(20)$

然后可确定 n 个机器人的边界适值 B 为

$$B = [B_1, \dots, B_i, \dots, B_n]^T, \quad (7)$$

其中第 i 个机器人的边界适值 B_i 为

$$B_i = [B_{i1}, B_{i2}, \dots, B_{ij}, B_{i8}], \quad (8)$$

$$B_{ij} = \partial \times \min l. \quad (9)$$

式中: ∂ 为边界权值系数, $\min l$ 为机器人 i 的邻近点 j 到所有边界点距离的最小值.

3.1.2 编队适值

n 个机器人的编队矩阵 R 表示为

$$R = [R_1, \dots, R_i, \dots, R_n]. \quad (10)$$

根据机器人探测的能力, 把初始路径设为

$$R_1 = 5, R_2 = R_1 + 9, R_i = R_{i-1} + 9. \quad (11)$$

当机器人 i 探测和处理完对应编队区域的所有对象, 且 $R_i \leq 50$ 时, 其路径为

$$R_i = \max(R) + 9; \quad (12)$$

若 $R_i > 50$, 则

$$R_i = \max(R) + \text{int}((50 - \max(R))/2), \quad (13)$$

式中 int 表示取整. 此时, 可求出 n 个机器人的编队适值矩阵 F 为

$$F = [F_1, \dots, F_i, \dots, F_n]^T. \quad (14)$$

设 l 表示机器人邻近点到机器人对应编队位置的距离, l_{\min} 和 l_{\max} 分别表示机器人周围 8 个邻近点到其编队位置距离的最小值和最大值. A_1 表示机器人在对应编队区域内的情况 (0 表示在, 1 表示不在), A_2 表示机器人对应编队区域的探测、处理情况 (0 和 1 分别表示有和没有完全探测、处理), 则式 (14) 中 F_i 的值如表 3 所示. 表中 $\text{val}_1, \text{val}_2, \dots, \text{val}_9$ 为相应条件下的编队权值 F_i .

表 3 F_i 值表

F_i	$A_1 = 0$			$A_1 = 1$		
	$l = l_{\min}$	$l = l_{\max}$	$l_{\min} < l < l_{\max}$	$l = l_{\min}$	$l = l_{\max}$	$l_{\min} < l < l_{\max}$
$A_2 = 0$	val_1	0	val_2	val_5	0	val_6
$A_2 = 1$	val_3	val_9	val_4	val_7	0	val_8

3.1.3 目标吸引适值

n 个机器人的目标吸引适值 G 为

$$G = [G_1, \dots, G_i, \dots, G_n]^T = \begin{bmatrix} G_1 \\ \dots \\ \times(m - M_{i(j-2)}) \\ \dots \\ G_n \end{bmatrix}, j = 1, 2, \dots, 8. \quad (15)$$

式中: m 是常数, 为目标吸引权值系数.

3.1.4 重复探测适值

n 个机器人的重复探测适值 RP 为

$$PR = [RP_1, \dots, RP_i, \dots, RP_n]^T, \quad (16)$$

设 s 是机器人 i 的轨迹矩阵 (包含所有运动), aa 是机器人 i 经过的位置, aa S, bb 为将要到达的位置. cc 为 S 中 aa 等于 bb 的总数, 则有

$$RP_i = \times cc, \quad (17)$$

式中 \times 为重复探测权值系数.

3.1.5 路径状况适值

路径状况适值能实现机器人优先挑选有目标的路径; 其次挑选有空格的路径; 最后选择有可移动障碍物的路径. n 个机器人的路径状况适值 L 表示如下:

$$L = [L_1, \dots, L_i, \dots, L_n]^T, \quad (18)$$

其中

$$L_i = [L_{i1}, \dots, L_{ij}, \dots, L_{i8}], j = 1, 2, \dots, 8, \quad (19)$$

$$L_{ij} = \begin{cases} 1, & M_{i(j \times - 1)} = 0; \\ 2, & M_{i(j \times - 1)} = 1; \\ 3, & M_{i(j \times - 1)} = 3; \\ 0, & M_{i(j \times - 1)} = k_3, k_5, v_w, w \quad j. \end{cases} \quad (20)$$

式中的 1, 2 和 3 分别为空格权值、可移动栅格权值和目标栅格权值.

3.1.6 探测扩张适值

n 个机器人的探测扩张适值 EP 为

$$EP = [EP_1, \dots, EP_i, \dots, EP_n]^T, \quad (21)$$

其中

$$EP_i = [EP_{i1}, \dots, EP_{ij}, \dots, EP_{i8}], j = 1, 2, \dots, 8. \quad (22)$$

设 K 是机器人 i 的邻近点 j 探测范围内点的集合, d (值为 k_q) 是该集合中一个点, 即 $d \in K, e \in K$

中 $d = -1$ 或 $d = k_4$ 的总数,则有

$$EP_{ij} = \sum e, \quad (23)$$

其中 e 为探测扩张权值系数.

3.1.7 总适值

对于第 i 个机器人而言,当 $M_{ij} \in [k_3, k_5]$ 时,机器人周围 j 点的总适值为

$$T_{ij} = B_{ij} + F_{ij} + G_{ij} + RP_{ij} + L_{ij} + EP_{ij}; \quad (24)$$

否则

$$T_{ij} = 0. \quad (25)$$

信息处理中心挑选出适值最大的机器人邻近点(若适值最大的周围点有多个,则随机挑选其中一

个),并把该点作为机器人运动的方向;然后机器人再进行探测,直到完成任务为止.

4 实例仿真和结果分析

在其他条件相同情况下,分别仿真了在只缺少其中一种规则下机器人的探测情况,并和采用所有规则控制的探测情况进行对比.表4是各种条件下多机器人探测步数和完成任务情况的对照表;图3为所有适值条件下仿真多机器人探测的运动轨迹图.图3背景为完成任务时构建的环境图,虚线为系统生成的编队位置,粗实线是机器人1的轨迹,细实线是机器人2的轨迹,中等实线是机器人3的轨迹.

表 4 各种规则条件下的探测情况表

条 件	无边界规则	无编队规则	无目标吸引规则	无重复探测规则	无路径状况规则	无探测扩张规则	所有规则
运动步数	119	149	149	死循环	99	106	97
完成任务	是	是	是	否	是	是	是

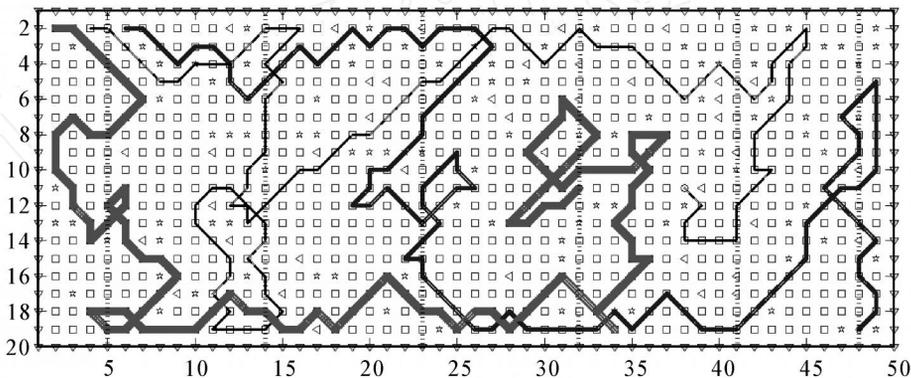


图 3 运用所有规则得到的运动轨迹图

从表4可知,类人探测的6种规则与机器人探测任务密切相关,它们能有效地控制多机器人实现未知环境探测.图3说明了该类人探测方法的可行性,同时图中显示每个机器人的轨迹出现了自交叉,说明有必要进一步优化机器人的探测路径.

5 结 语

多个机器人在未知的静态环境中探测,不可能预先给机器人规划好一个行进路线,但可以引入类人探测方式,使机器人减少重复搜索,同时让各个机器人协调探测.本文中的类人探测模型简单实用,但是没有对已获得的环境信息进行全局优化,使机器人运动轨迹出现了自交叉.若在该算法中加入全局优化策略,搜索的效率将更高,有待下一步改进.

参考文献(References)

[1] Torbjorn D. Adaptive Spatio-Temporal organization in group of robots[C]. Proc 2002 IEEE/RSJ Int Conf on Intelligent Robots and Systems EPFL. Lausanne: IEEE, 2002: 1044-1049.

[2] Huang R, Ouchiyama H, Jianhua M. EEERB: An experience and environment based evolutionary rule base for simulated exploration robots[C]. Proc Sixteenth Int Workshop on Database and Expert Systems Applications. New York: IEEE, 2005: 27-31.

[3] Ram A, Arkin R, Boone G, et al. Using genetic algorithms to learn reactive control parameters for autonomous robotic navigation[J]. Adaptive Behavior, 1994, 2(3): 277-305.

[4] Maxim Likhachev, Ronald C Arkin. Spatio-temporal case-based reasoning for behavioral selection[C]. Proc of the 2001 IEEE Int Conf on Robotics & Automation. Seoul: IEEE, 2001: 1627-1634.

[5] Dorigo M, Colombetti M. An experiment in behavior engineering[M]. America: The MIT Press, 1998.

[6] 谭民,王硕,曹志强.多机器人系统[M].北京:清华大学出版社,2005.
(Tan Min, Wang Shuo, Cao Zhi-qiang. Multi-robot systems [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005.)