

一种新型协作多机器人路径规划算法

肖国宝 严宣辉

(福建师范大学数学与计算机科学学院 福州 350007)

摘要 研究了一种在动态环境下的新型协作多机器人路径规划算法。采用集中式与分布式相结合的多机器人系统体系结构,弥补了在分布式环境下的全局性较差和在集中式环境下的实时性较差等不足。在此基础上,通过融合免疫协同进化算法与人工势场法解决全局路径规划与局部路径规划问题,以有效提高机器人的全局协调能力及自适应水平。仿真实验证明了所提算法在动态环境下实现的可行性与有效性。

关键词 动态环境,多机器人路径规划,协作进化,人工势场法

中图分类号 TP242.6 **文献标识码** A

New Cooperative Multi-robot Path Planning Algorithm

XIAO Guo-bao YAN Xuan-hui

(School of Mathematics and Computer Science, Fujian Normal University, Fuzhou 350007, China)

Abstract This paper presented a new approach of multi-robot path planning in dynamic environments. The architecture of multi-robot, composed of centralized and distributed combination, can weaken some failings of bad global properties in distributed environment and worse real-time in centralized environment. On this basis, the immune cooperative co-evolution algorithm and APF algorithm were combined to solve global and local path planning problem, and the robots have better global coordination and self-adaptive ability. The results of dynamic simulation show the feasibility and efficiency of the algorithm.

Keywords Dynamic environment, Multi-robot path planning, Co-evolution, Artificial potential field

1 引言

自从20世纪80年代末期建立世界上首个基于多智能体的多机器人系统以来^[1],多机器人系统的很多领域已经成为研究的热点,如多机器人任务分配、多机器人交互、群机器人等^[2,3]。多机器人系统与单个的机器人相比,具有空间上、时间上和功能上的分布性特点等优势^[4],这必然会提高多机器人系统的鲁棒性和可靠性,而路径规划是其研究的重点。

多机器人系统带来便利的同时,也带来一些新的问题,如何更好地协调各个机器人的任务调度与分配也成为了多机器人系统研究的重点^[5]。协作多机器人路径规划系统是其典型的代表^[6],体系结构是多机器人系统正常高效运转的关键,它直接处理机器人之间的关系问题,是系统各机器人间的拓扑结构关系。目前的研究一般将多机器人系统的体系结构分成集中式、分布式和两者结合的混合式^[7]。集中式系统中多机器人协作通过“中央机器人”实现,能够获得比较全局的信息,并可以合理地分配任务,但实时性不强,容错率也较差。而分布式系统通过局部信息进行决策,拥有比较好的时效性,但没有相应的“中央机器人”进行调控,全局能力较差。两者结合的混合式试图综合两者的优势,是一个重要的研究方向。

协同进化算法(Co-evolution Algorithm,CEA)是模拟自然界中不同物种之间的协同进化机制提出的一类新的进化算法,能够有效地解决复杂优化问题。而免疫协同进化算法(Immune Cooperative Co-evolution Algorithm,ICCEA)是采用免疫进化作为个体进化策略的协同进化算法,更加重视种群的多样性,能够加快种群的进化^[8]。人工势场法(Artificial Potential Field,APF)是解决路径规划问题的典型算法,其在解决路径规划问题上已经较为成熟^[9,10]。该方法的优点在于无需大量的计算,能够自动地产生光滑的路径,提供一种确定性的规划信息,并能够实现实时在线规划,但其容易陷入局部最小而导致目标不可达等问题。

本文研究了在动态环境下的一种协作多机器人路径规划算法,采用集中式与分布式相结合的混合式作为多机器人系统的体系结构,并在体系结构中通过融合免疫协同进化算法与APF算法解决全局路径规划与局部路径规划问题;将两种算法相融合,试图综合两种算法的优点,并相互弥补不足,以进一步提高机器人的全局协调能力与局部适应能力。

2 问题描述和数学模型

协作多机器人路径规划系统环境假定如下:给定一个有限

到稿日期:2012-06-12 返修日期:2012-10-15 本文受国家自然科学基金(61175123),福建省省属高校科研专项重点项目(JK2009006),福建省高校服务海西建设重点项目——基于数学的信息化技术研究资助。

肖国宝(1987-),男,硕士生,主要研究方向为人工智能,E-mail:x-gb@163.com;严宣辉(1968-),男,副教授,硕士生导师,主要研究方向为人工智能、网络安全。

的 k 维工作空间 W (存在障碍物), 有 n 个目标点, 要 n 个机器人迅速到达, 其中用 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$ 表示 n 个机器人的集合, 用 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ 表示 n 个目标点的集合, 用 $O = \{o_1, o_2, \dots, o_m\}$ 表示 m 个障碍物集合。其中, 机器人可以看作质点, 这些障碍物动态地或静态地随机出现在工作空间中。根据需求可知, n 个机器人要在避开所有障碍物的前提下到达 n 个目标点, 故路径规划的目标是使得 n 个机器人能够在保持最短时间和最短路径长度下分别到达目标点^[11]。

假设, 机器人 i 规划的路径 P_i 由工作空间中的点序列 $(p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iL})$ 组成, 则协作多机器人的路径规划可以表示为典型的约束条件下的优化问题, 数学模型表示如下^[12]:

$$\min_{(p_1, p_2, \dots, p_n)} J = \sum_{i=1}^n \|P_i\| \quad (1)$$

$$C_1(P_i) = 0 \quad (2)$$

$$C_2(P_i, P_j) = 0 \quad (3)$$

其中, $\|P_i\|$ 表示机器人 i 规划的路径长度; $C_1(P_i)$ 与 $C_2(P_i, P_j)$ 则是衡量机器人是否与障碍物或者其它机器人产生碰撞, 分别用式(4)、式(5)表示:

$$C_1(P_i) = \begin{cases} 1, & \exists k, \mu(r_i, o_k) \leq w \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

式中, $\mu(r_i, o_k)$ 表示机器人 i 与障碍物 k 直接的欧式距离; w 表示机器人与障碍物圆心的距离。

$$C_2(P_i, P_j) = \begin{cases} 1, & P_i \cap P_j \neq \emptyset \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

式中, $P_i \cap P_j \neq \emptyset$ 表示机器人 i 与机器人 j 在时间和空间上没有交叉。

3 分层体系结构

在协作多机器人路径规划过程中, 将机器人分层体系结构分为 3 层^[13]: 协作规划层、指挥层及应用层。每一层体系都有相应的任务, 层与层之间也有相应的协调, 通过层层分解, 机器人便可以得到动作指令, 到达指定的目的地, 具体如图 1 所示。

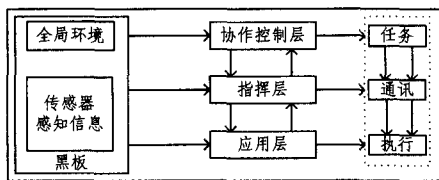


图 1 多机器人体系结构

3.1 协调控制层

协调控制层是多机器人体系结构中的大脑, 负责整个多机器人系统的任务调度和分配, 并对指挥层传达指令。采用集中式典型的黑板机制^[14], 协调控制层可以获得所有机器人的实时局部环境信息。为此, 机器人便可进行全局路径规划, 为每个机器人规划出一条最优或较优的路径, 并分配临时目标点。每个机器人对应一个种群, 多个机器人的协同路径规划问题便可以转化为多种群的协同进化问题, 本文采用改进多目标免疫协同进化算法^[15]对多种群进行优化计算, 算法步骤如下:

Step1 初始化种群及其控制参数, 包括种群数、进化代数、编码长度等。

Step2 从抗体中合理选择协作组, 计算适应度并选择 k

个最好的协作组作为子代表组合, 作为初始记忆集。

Step3 对抗体群进行免疫算子操作, 产生新一代个体:

选择 k 个适应度较高的个体进行克隆, 并作免疫补充, 以提高种群多样性;

按一定的概率值进行交叉操作, 在交叉后产生的子代要保证路径是合法的;

按一定的概率值进行变异操作, 变异后的子代若不合理, 则直接抛弃。

Step4 计算新产生的子代适应度值, 并充分组合协作组, 选择最优的组合, 更新记忆集。

Step5 检查是否满足终止条件, 即种群停止进化或进化代数到达初始值, 则停止进化, 否则跳到 Step3 继续进化。

通过多目标免疫协同进化算法, 在记忆集中保存有最优的组合, 相应地, 每个机器人分配了一个最佳的临时目标点, 协调控制层将此信息整合成一条新的指令。

3.2 指挥层

指挥层在多机器人体系结构中处于中间层, 是协调控制层与应用层的过渡层, 指挥单个机器人的动作, 主要功能有:

a) 接收协调控制层的指令信息与应用层的反馈信息。

b) 对指令信息进行解析, 验证指令的合理性, 即临时目标点是否可达, 防止因突发事故或环境信息更新不及时而导致指令错误。若指令不合理, 则向协调控制层发送出错的反馈信息; 反之, 向应用层发送动作指令。

c) 对反馈信息进行解析, 若是在单个机器人内能够解决的问题, 则直接向应用层发送解决方案(如, 还未到达临时目标点时, 可以自行控制运动方向); 若需要与其他机器人协调, 则向协调控制层发送反馈信息。

3.3 应用层

应用层是整个体系结构中的底层, 接受指挥层的命令, 控制机器人的运动方向。通过传输传感器与周围的环境直接交互, 负责更新“黑板”上的环境信息并报告机器人的实时位置, 这直接关系到上层任务调度与分配的准确性。

由于机器人处在动态变化的环境中, 为了提高机器人的灵活性, 此时采用分布式结构, 在有主导方向的条件下, 各个机器人可以自行控制运动方向。本文采用改进的 APF 算法^[16]进行实时避障, 用式(6)、式(7)分别计算引力场和斥力场。

$$U_G = \frac{1}{2} k_p |X - X_G|^2 \quad (6)$$

$$U_{RO} = \begin{cases} \frac{1}{2} \eta \left| \frac{1}{\rho} - \frac{1}{\rho_0} \right|^2 |X - X_G|^2, & \rho \leq \rho_0 \\ 0, & \rho > \rho_0 \end{cases} \quad (7)$$

式中, k_p, η 是增益系数, $X = (x_r, y_r)$ 与 $X_G = (x_G, y_G)$ 分别是机器人的实时位置和临时目标点的位置, ρ 为机器人与最邻近的障碍物或机器人的欧式距离, ρ_0 为机器人可允许的安全距离。

4 算法描述

协作多机器人路径规划采用 3 层体系结构, 机器人在协调控制层采用免疫协同进化算法解决全局路径规划问题。通过机器人之间的协调合作, 实时地更新机器人的临时目标点, 合理地进行任务调度和分配; 指挥层针对单一机器人的实时状况验证指令的合理性, 并指挥机器人的动作; 应用层采用分

布式方式实现机器人的实时避障能力,有效提高机器人的灵活性。在此3层体系结构中,融合了免疫协同进化算法与APF算法(Immune Cooperative Co-Evolution algorithm and APF Algorithm, ICCEAA),具体算法步骤如下:

Step1 设定 n 个目标点和所有机器人的初始位置;

Step2 机器人开启传感器,感知周围的环境信息,通过应用层在“黑板”中更新相应的局部信息,并将机器人实时位置坐标及状态信息向指挥层传输;

Step3 指挥层分析应用层的反馈信息,选择性地向协调控制层传输反馈信息,并命令机器人处于静止;

Step4 协调控制层通过多机器人的协调合作,将所有机器人所探测的局部环境信息组成全局信息,并根据机器人的实时位置进行全局路径规划,合理地进行任务调度和分配(更新临时目标点);

Step5 指挥层接收到任务指令,对其进行验证分析,若合理,则立即向应用层传递指令;反之,反馈错误信息;

Step6 应用层接收到观测范围内的临时目标点后,便采用局部路径规划策略,向临时目标点移动;

Step7 机器人即将达到临时目标点时,向指挥层反馈马上到达目标点,提示协调控制层传输新的指令;

Step8 协调控制层在得到机器人即将到达临时目标点的反馈信息后,检测此机器人临时目标是否为最终目标点,即全部完成任务,若完成任务则传递可以停止的指令,否则继续规划,跳到 Step4。

有必要指出的是,临时目标点只能设在机器人传感器可观测的范围内,以提高任务的准确性,减少突发事故。而在局部路径规划时采用 APF 算法能够实现实时避障,快速地到达临时目标点。将协同进化算法与 APF 算法相融合,能够发挥两种算法各自的优点,相互弥补缺陷。

5 算法组成

5.1 编码设计

本文的多目标免疫协同进化采用定长实数编码机制^[17]为抗体的编码方式,此编码机制拥有更好的搜索速度和质量。如图2所示, S, G 分别表示机器人的初始位置与目标点位置,为了更好地实现免疫操作,首先采用坐标转换对空间数据降维。

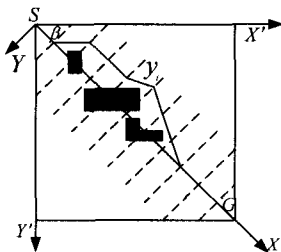


图2 定长实数编码机制

假定两个坐标系的转角为 β ,则相应的转换公式(从原始坐标 O_XY 变换为 $O_X'Y'$)为:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\beta & \sin\beta \\ -\sin\beta & \cos\beta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X' \\ Y' \end{bmatrix} \quad (8)$$

则,相应的逆转换公式如下:

$$\begin{bmatrix} X' \\ Y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\beta & -\sin\beta \\ \sin\beta & \cos\beta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix} \quad (9)$$

通过坐标转换,路径编码是一串的纵坐标数据,即 $P =$

$\{S, y_1, \dots, y_i, \dots, y_D, G\}$ 。

5.2 适应度函数设计

适应度函数对于优化计算非常重要,而在解决多机器人路径规划问题时,不仅要考虑到单种群的最优问题,还要考虑到其他种群的协调性问题,故我们对适应度函数做了相应的调整,并充分考虑了路径的长度、光滑度和安全度。

(a) 路径长度

如图1所示,以路径中每条折线端的端点 $p_i = (x_i, y_i)$ 组成的序列为抗体的编码方式,用函数 $Length(i, j)$ 表示机器人 i 的第 j 条路径的长度,如式(10)所示。

$$Length(i, j) = \sum_{k=1}^{m+1} |D_{k-1}D_k| \quad (10)$$

式中, m 为路径段的总数,即编码长度。

(b) 路径平滑度

路径平滑度主要是指路径的曲折程度,即路径段与路径段之间的偏转角度的大小,如图1所示。假定 θ_i 为路径段 $p_{i-1}p_i$ 与路径段 $p_i p_{i+1}$ 之间的夹角, β 是机器人的理想偏转角度,则用函数 $Smooth(i, j)$ 表示机器人 i 的第 j 条路径的平滑度,如式(11)所示。

$$Smooth(i, j) = \sum_{k=1}^{m+1} e^{\theta_k - \beta} \quad (11)$$

(c) 路径安全度

路径安全度主要是用机器人与障碍物或者其他机器人的距离来衡量,用函数 $Safe(i, j)$ 表示机器人 i 的第 j 条路径的安全度,如式(12)所示。

$$Safe(i, j) = \begin{cases} m, & \sqrt{(x_k - x_0)^2 + (y_k - y_0)^2} \leq d \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

式中, (x_k, y_k) 与 (x_0, y_0) 分别表示机器人的当前位置与最近障碍物或其他机器人的位置参数, d 为机器人的安全半径。

(d) 适应度函数

假定在多机器人进化过程中有 m 个种群,每个种群有 n 个个体,则用函数 $\varphi(i, j)$ 表示机器人 i 的第 j 条路径的适应度函数,如式(13)所示。

$$\varphi(i, j) = e^{-[\|P_{ij}\| + \sum_{k=1}^m \omega_k \|P_k\|]} \quad (13)$$

$$\|P_{ij}\| = k_1 * Length(i, j) + k_2 * Smooth(i, j) + k_3 * Safe(i, j) \quad (14)$$

$$\omega_k = \frac{s}{dis(k, i)}, k \neq i \quad (15)$$

$$p_k = \max \varphi(k, i), i = 1, 2, \dots, n \quad (16)$$

式中,函数 $\varphi(i, j)$ 是非增函数, $\|P_{ij}\|$ 是路径长度、路径光滑度和安全度的线性组合,函数 $dis(k, i)$ 表示机器人 r_i 与 r_k 之间实时位置的欧式距离, s 是一个非负系数,而函数 $\|p_k\|$ 是用于选择代表体^[18],即最优的个体。

此适应度函数不仅考虑了种群自身的最优问题,还与其他种群的协调性相关联,符合多目标优化问题。

6 仿真实验

本文基于卡耐基梅隆大学开发的 teambots 仿真系统对提出的算法进行仿真研究。该仿真系统采用 java 编写,可在 Windows、Linux 等操作系统上运行,开源且通用性较好,是目前比较典型的仿真平台之一。为了验证本文算法的优越性,在静态与动态随机环境下,3个机器人分别采用改进的 APF 算法^[16]与 ICCEAA 解决路径规划问题,并进行数据统计分析。

6.1 静态未知环境下的仿真与分析

假定 3 个机器人的初始位置分别为(0,2),(0.4),(0.6), 并设定 3 个目标点坐标分别为(19,6),(19,4),(19,2), 随机初始化障碍物位置, 如图 3 所示。3 个机器人各自在相同的随机环境下采用不同算法进行路径规划, 如图 4、图 5 所示。

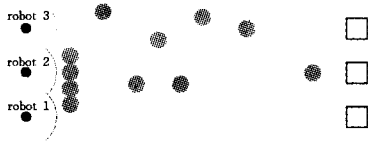


图 3 初始化环境

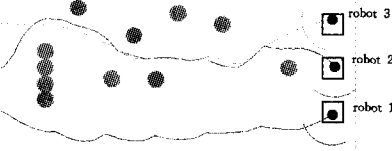


图 4 采用 ICCEAA 进行路径规划效果图

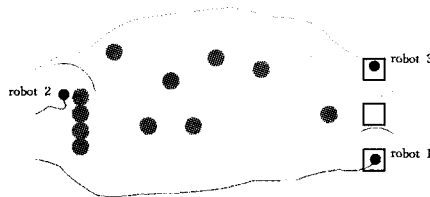


图 5 采用 APF 算法进行路径规划效果图

表 1 给出了 3 个机器人在随机未知环境下进行 500 次实验仿真的平均统计数据。由统计结果可以说明, 采用 APF 算法规划的路径在光滑性上有较大的优势, 却有可能陷入局部最优, 导致死锁, 即目标不可达。而采用本文算法的机器人全局性较好, 避免陷入死锁, 能够获得较优的路径, 快速地到达目标点, 但由于不断地调整临时目标点, 会导致路径的平滑性较差。

表 1 3 个机器人在进行 500 次实验仿真的平均数据

		平均路径长度(cm)	平均规划时间(s)
ICCEAA	r_1	25.5278	11.7639
	r_2	29.1944	14.5972
	r_3	23.7222	11.8611
APF	r_1	24.1944	12.0972
	r_2	$+\infty$	$+\infty$
	r_3	28.1389	14.0694

6.2 动态未知环境下的仿真与分析

假定 3 个机器人的初始位置分别为(0,2),(0.4),(0.6), 并设定 3 个目标点坐标分别为(19,6),(19,4),(19,2), 随机初始化障碍物位置, 并加入一些随机动态的障碍物(可以随机地移动到各个方向), 3 个机器人各自采用 ICCEAA 算法与 APF 算法解决路径规划问题, 图 6 与图 7 记录了不同算法的规划过程, 并对机器人的距离势能进行统计。

表 2 记录了 3 个机器人在动态随机环境下进行 500 次实验仿真的平均统计数据。统计结果可以表明, 采用 ICCEAA 算法解决路径规划问题时, 优势比较明显, 不仅能够缩短路径长度, 还能快速地完成。只有在障碍物比较少的环境下, APF 算法才发挥出计算量较小的优势, 快速地完成。从多次实验的对比结果可知, 本文的算法更适应复杂的动态环境。

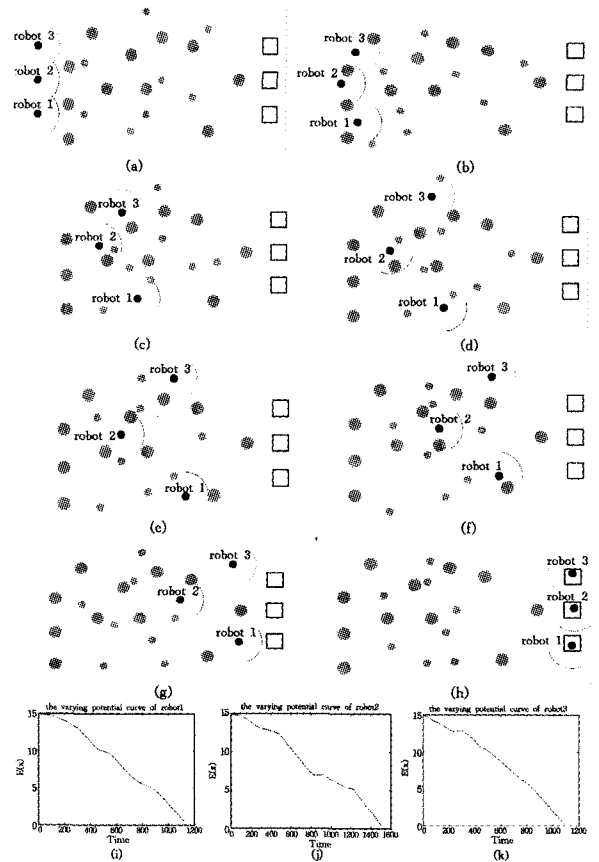


图 6 (a)~(h)分别是 3 个机器人采用 ICCEAA 算法的具体仿真过程, (i)~(k)分别是 3 个机器人距离势能变化曲线

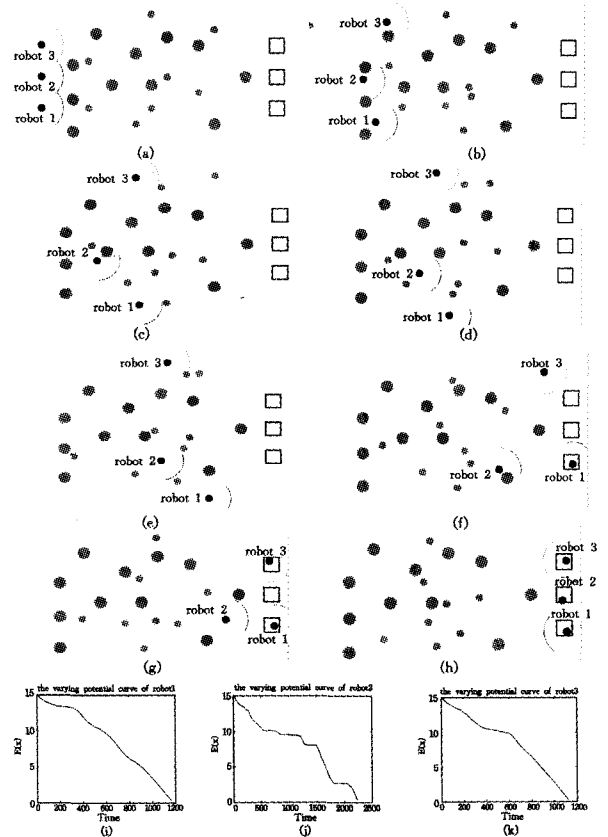


图 7 (a)~(h)分别是 3 个机器人采用 APF 算法的具体仿真过程, (i)~(k)分别是 3 个机器人距离势能变化曲线

brid attributes reduction based on neighborhood granulation and approximation [C] // 2009 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. 2009, 2:2066-2071

- [12] 林俊伟, 叶东毅. 基于邻域辨识矩阵的属性约简增量式算法[J]. 计算机应用, 2009, 29(06): 119-121
- [13] 舒文豪, 徐章艳. 不完备决策表的差别矩阵属性约简算法[J]. 计算机工程于应用, 2011, 47(24): 103-105
- [14] 苗夺谦, 王珏. 粗糙集理论中知识粗糙性与信息熵关系的讨论[J]. 模式识别与人工智能, 1998, 11(3): 34-40
- [15] 王国胤, 于洪, 杨大春. 基于条件信息熵的决策表约简[J]. 计算机学报, 2002, 25(7): 759-766
- [16] Qian Yu-hua, Liang Ji-ye, Li De-yu. Approximation reduction in-

consistent incomplete decision tables [J]. Knowledge-Based Systems, 2010, 23: 427-433

- [17] 黄兵, 周献中, 史迎春. 基于一般二元关系的知识粗糙熵与粗糙粗糙熵[J]. 系统工程理论与实践, 2004, 24(1): 93-96
- [18] Xu Jiu-cheng, Zhang Ling-jun, Sun Lin, et al. Gene Selection Algorithm Combining ReliefF and Relative Neighborhood Rough Set[C] // IEEE International Conference on Granular Computing. 2011: 745-749
- [19] Sun Lin, Xu Jiu-cheng, Xue Zhan'ao, et al. Rough entropy-based feature selection and its application [J]. Journal of Information and Computational Science, 2011, 8(9): 1525-1532

(上接第 220 页)

表 2 3 个机器人进行 500 次实验仿真的平均数据

		平均路径长度(cm)	平均规划时间(s)
ICCEAA	r_1	27.6012	16.1806
	r_2	32.2931	21.7778
	r_3	28.3429	16.2504
APF	r_1	28.7024	15.8056
	r_2	41.2790	31.2083
	r_3	29.6243	16.2639

结束语 本文研究了一种在动态环境下的协作多机器人路径规划算法, 采用集中式与分布式相结合的混合式作为多机器人系统的体系结构, 并在体系结构中通过融合免疫协同进化算法与 APF 算法, 提出 ICCEAA 算法解决全局路径规划与局部路径规划问题。ICCEAA 算法的优越性主要体现在: 1. 通过免疫协同进化算法解决全局路径规划, 既能够实现机器人之间的协调合作, 也能保证机器人全局协调能力, 避免陷入局部最优, 弥补了 APF 算法的缺陷; 2. 采用 APF 算法的局部路径规划, 能够实现实时避障, 机器人拥有较好的灵活性, 也相应弥补了全局路径规划实时避障的不足。仿真实验也表明, ICCEAA 算法在动态环境下进行路径规划有较好的优越性, 能够合理地分配任务, 在较短的时间内完成任务。

参考文献

- [1] Fukuda T, Nakagawa S. A dynamically reconfigurable robotic system(Concept of a system and optimal configurations)[C] // Industrial Application of Robotics & Machine Vision. 1987: 588-595
- [2] Parker L E. Multiple mobile robot systems[M]. Springer Handbook of Robotics. 2008: 921-941
- [3] Zhu A, Yang S X. Path planning of multi-robot systems with cooperation[C] // IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation. 2003: 1028-1033
- [4] Parker L E. ALLIANCE: An architecture for fault tolerant, cooperative control of heterogeneous mobile robots[C] // Proceedings of the IEEE/RSJ/GI International Conference on Advanced Robotic Systems and the Real World. 1994: 776-783
- [5] 邵杰, 杨静宇. 基于 LCS 的多机器人路径规划控制体系结构[J]. 微电子学与计算机, 2010, 27(11)
- [6] Chakraborty J, Mukhopadhyay S. A robust cooperative multi-ro-

bot path-planning in noisy environment[C] // IEEE International Conference on Industrial and Information Systems. 2010: 626-631

- [7] Cai Z, Chen B, Wang L, et al. The progress of cooperative technology for heterogeneous multiple mobile robots [J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2007, 2(3): 1-7
- [8] 刘丽珏. 免疫进化算法及其在多机器人协作中的应用研究[D]. 长沙: 中南大学, 2008
- [9] Sheng J, He G, Guo W, et al. An improved artificial potential field algorithm for virtual human path planning[J]. Entertainment for Education. Digital Techniques and Systems, 2010: 592-601
- [10] Sabattini L, Secchi C, Fantuzzi C. Arbitrarily shaped formations of mobile robots: artificial potential fields and coordinate transformation[J]. autonomous robots, 2011, 30(4): 385-397
- [11] Parker L E. Path Planning and Motion Coordination in Multiple Mobile Robot Teams[M]. in-chief: Encyclopedia of Complexity and System Science, Springer, The Netherlands, 2009
- [12] Wang Mei, Wu Tie-jun. Cooperative co-evolution based distributed path planning of multiple mobile robots[J]. Journal of Zhejiang University-Science A, 2005, 6(7): 697-706
- [13] 崔益安, 蔡自兴, 李满晨. 自组分层式多机器人体系结构[J]. 小型微型计算机系统, 2008, 29(7): 1263-1267
- [14] Ding Ying-ying, He Yan, Jiang Jing-ping. Multi-robot cooperation method based on the ant algorithm[C] // Swarm Intelligence Symposium, 2003. 2003: 14
- [15] Liu Li-jue. Immune Evolutionary Algorithms and Their Applications in Cooperative Multi-Robot System[D]. Changsha: Central South University, 2008
- [16] Ge S S, Cui Y J. New potential functions for mobile robot path planning[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2000, 16(5): 615-620
- [17] Li Qing, Xu Yin-mei, Zhang De-zheng, et al. Global path planning method for mobile robots based on the particle swarm algorithm[J]. Journal of University of Science and Technology Beijing, 2010, 32(3): 123-128
- [18] Yang D, Chen J, Matsumoto N, et al. Multi-robot Path Planning Based on Cooperative Co-evolution and Adaptive CGA[C] // IEEE international conference on Intelligent Agent Technology. 2006: 547-550