

文章编号:1672-3961(2008)04-0027-05

未知环境探测的多机器人协作策略研究

吴皓, 田国会, 黄彬

(山东大学控制科学与工程学院, 山东 济南 250061)

摘要:提出了一种基于观测点融合的改进免疫网络探测算法,完成多机器人对未知区域的快速、高效的探索任务.该算法在大大减少通信量,又能准确计算各全局观测点花费的情况下,将不同机器人的局部观测点融合在一张地图上,使机器人的协作能力充分发挥.利用T细胞函数修正了免疫网络浓度模型,同时免疫模型参数的确定考虑各观测点的扩散度和探索方向对系统性能的影响.将仿真试验与市场法和基本免疫算法比较,结果证明 INEA 算法使机器人之间的协作程度明显提高,而增加观测点扩散度和探索方向一致度指标,加快了系统的探索效率.

关键词:多机器人;免疫网络;全局观测点;扩散度

中图分类号:TP24 **文献标志码:**A

Research on the collaboration strategy of multi-robot for exploring unknown environment

WU Hao, TIAN Guo-hui, HUANG Bin

(School of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250061, China)

Abstract: Based on observation point fusion, an algorithm named immune network exploration algorithm was proposed to fast accomplish the exploration task of multi-robot for unknown environment. In the case of greatly reducing communication and well calculating the general observation point costs, local observation points of individual robots fused on a map, which can incarnated the collaboration ability of robots enough. Furthermore, the T-cell function was used to update the immune network concentration model, considering that the system performance was affected by diffuse degree and exploring direction of observation points. Simulation results validated that the complete exploration was effectively realized. Simulation results proved that the robots collaboration extent was obviously improved. In addition, the exploration efficiency was greatly improved by adding diffuse degree and exploring direction coincidence indicator.

Key words: multi-robot; immune network; general observation point; diffuse degree

0 引言

探索未知环境是机器人的基本任务.在搜索、救援、危险材料处理、军事行动以及 SLAM 等实际应用中都有涉及.该方向的研究主要集中在机器人的自定位与感知环境两方面.许多工作是采用单个机器人进行环境信息的探测,其不足是:探测速度慢,感知环境信息欠完整.近年来,由于多机器人探索的高

效性,其研究受到更多学者的重视.多机器人探索问题可以描述为 n 个机器人一起探索未知环境.每个机器人具有感知、定位、形成地图和有限的通讯能力,而协作策略优劣的评价标准主要是其可靠性和高效性.

分析现有的多机器人未知环境探索算法,主要分集中式、半分布和完全分布式三种.文献【1-2】研究了集中式的多机器人构建未知环境地图的算法.该算法是根据机器人的数量把区域纵向平均分成若

收稿日期:2008-07-04

基金项目:国家高技术研究发展计划(“863”计划)重点基金资助项目(2006AA040206);留学回国人员科研启动基金资助项目(教外司留[2007]24号)

作者简介:吴皓(1972-),女,辽宁省沈阳人,讲师,博士生,研究方向为多机器人系统的协调与协作、智能空间.

E-mail: wh911@sdu.edu.cn

干个区域,当某个机器人检测完毕后,对所有不确定区域重新平均分区. Burgard^[3]等提出一种基于边界的集中式协作探索算法.该算法中有一个中央模块,地图信息的处理、探索策略的生成都在中央模块中进行.这些算法计算复杂,且通信量大,鲁棒性差.文献【4-5】提出一种半分布式的多机器人协作探测系统,要求机器人在运动中必须保持一定的队形,且一个机器人的失败就可能无法实现完全探测.由于市场法能实现完全分布式的探索策略,解决集中式和半分布式存在的问题,因此在研究中大量采用^[6].但机器人之间缺乏协作,重复探测率高,从而降低了系统的探测效率.利用生物免疫网络的抗体——抗体相互作用力原理实现多机器人协作能解决市场法的上述问题^[7],但候选观测点仅局限于机器人个体,不能得到最优探测策略.本文将以上二者相结合,提出了基于观测点融合的改进免疫网络探测算法.仿真试验证明该方法能高效、可靠地实现未知环境的探测任务.

1 多机器人探索模型

1.1 环境和机器人模型

探索环境描述为二维有限矩形环境,用栅格地图表示.(可以是任意形状,在边界处补以障碍栅格,将其补成正方形或长方形)每个栅格有三种状态:占有、自由和未知.“占有”表示此栅格被障碍物占据,如一面墙.“自由”表示此栅格没有障碍物.“未知”表示还没有探测的栅格.

假设每个机器人携带传感器,并具有生成地图、定位和一定的通讯能力.机器人的形状近似为正方形,其尺寸正好是一个栅格的大小.传感范围一般是以机器人为中心的圆形区域,半径为 r_c . 为保证覆盖的完全,取该圆的内接正方形作为传感区域, d 称为传感距离, $d = \frac{\sqrt{2}}{2} r_c$. 近似后的传感区域面积是 $4d^2$.

1.2 基于局部候选观测点的信息融合

文献【7】利用免疫机理实现了多机器人的探测研究,但每个机器人的候选观测点仅限于机器人个体的(本文称为局部观测点),机器人之间缺乏协作.如果利用局部观测点信息扩展本地地图的更新范围,将不同机器人的局部观测点融合在一张地图上,则既避免了机器人间利用通讯交换局部地图信息^[6],大大减少了通信量,又能准确计算各全局观测点的花费^[8].本文将融合后的观测点定义为全局观测点.

设有 n 个机器人,机器人得到的数据中包括其

本身传感器测量数据得到的观测点和其他机器人的观测点信息.设 $\{ \langle x_j, y_j \rangle | j = 1, 2, \dots, m \}$ 为本次可能更新的 m 个栅格. $P(ob_j^k)$ 表示机器人 k 对 $\langle x_j, y_j \rangle$ 栅格的占有概率.则利用以下公式合成某观测点在全局地图中的占有概率^[9]:

$$P(ob_j) = \frac{odds_j}{1 + odds_j}, \quad (1)$$

$$odds_j = \prod_{k=1}^n odds_j^k, \quad (2)$$

$$odds_j^k = \frac{P(ob_j^k)}{1 - P(ob_j^k)}. \quad (3)$$

2 改进的免疫网络探测算法

2.1 免疫网络原理

根据免疫网络理论,当免疫细胞识别抗原或其它的免疫细胞时,它得到激励;而当免疫细胞被其它的免疫细胞识别时,它受到抑制.从网络细胞中受到的激励和抑制的总和可以用 Jerne 提出的免疫网络模型来描述^[9]:

$$S_i(t) = S_i(t-1) + \left(\begin{array}{c} \alpha \frac{\sum_{j=1}^N (m_{ij}s_j(t))}{N} \\ - \alpha \frac{\sum_{k=1}^N (m_{ik}s_k(t))}{N} + \beta g_i \end{array} \right) s_i(t), \quad (4)$$

$$s_i(t) = \frac{1}{1 + \exp(0.5 - S_i(t))}. \quad (5)$$

其中, $i = 0, 1, \dots, N-1$, N 是抗体数量; $S_i(t)$ 是抗体 i 的激励值; $s_i(t)$ 、 $s_j(t)$ 和 $s_k(t)$ 是抗体的浓度; m_{ij} 是抗体 i 和 j 的相互激励参数(以抗体之间的扩散度为依据); g_i 是抗原对抗体 i 的亲合力; α 、 β 分别表示抗体 i 对于其他抗体和抗原的交互作用率.这样抗原与抗体、抗体与抗体之间就形成一个相互作用的动态网络体系,从而保持机体在适当的免疫强度和环境下的稳定.

根据免疫网络原理,在多机器人探测策略中可以将机器人生成的全局观测点作为抗原:

$$OB = \{ ob_i | ob_i \in X, i = 1, 2, \dots, m \}$$

其中, X 表示可达区域.将机器人看作 B 细胞,抗体对应着机器人下一步的探索目标. T 细胞是调节抗体浓度的控制参数.利用抗原—抗体、抗体—抗体之间的相互作用产生多机器人的探索策略.

2.2 改进的免疫网络模型

为了提高系统的适应能力,修正了免疫网络浓

度模型,增加了激励或抑制 T 细胞的函数:

$$S_i(t) = S_i(t-1) +$$

$$\left(\alpha \frac{\sum_{j=1}^N (m_{ij} s_j(t))}{N} + \beta g_i - c_i(t-1) - k_i \right) s_i(t), \quad (6)$$

$$s_i(t) = \frac{1}{1 + \exp(0.5 - S_i(t))}, \quad (7)$$

$$c_i(t) = \delta(1 - g_i(t)) S_i(t). \quad (8)$$

其中, $c_i(t)$ 是控制抗体浓度的 T 细胞的浓度, δ 是调整系数.

根据免疫机理,增加了 $c_i(t)$ 参数.当抗原的亲合力大时,说明该观测点的选中率高,这时,抗体的浓度小,T 细胞的浓度 $c_i(t)$ 就小,T 细胞起激励作用,抗体的浓度迅速增值;相反,当抗原的亲合力小,而抗体的浓度大时, $c_i(t)$ 也大,T 细胞起抑制作用,抗体的浓度增值减慢.因此,增加了 T 细胞的调节作用,可使优秀个体的浓度较快增值,整个系统的搜索速度加快.

2.3 抗原对抗体亲和力的计算

确定全局候选观测点后,即产生了抗原信息.对抗体的作用需要计算抗原对抗体的亲和力:

$$g(ob_i) = \frac{w_1 \cdot obstacle(ob_i) + w_2 \cdot benefit(ob_i)}{costtime(ob_i)}. \quad (9)$$

其中, $benefit(ob_i)$ 表示以目标点为中心,以传感器的测量范围为半径的对应区域中所包含的未知栅格单元的数量,即预期能获取新的环境信息的能力; $obstacle(ob_i)$ 表示机器人前往障碍物附近探测的吸引力,取值 1 ~ 10 之间,取值越高表示被占单元数越多,这是基于主动探测的思想,即障碍物附近包含有更多的环境信息; $costtime(ob_i)$ 表示机器人到目标观测点所花费的时间,用机器人到目标观测点的无碰路径除以机器人的运行速度,无碰路径采用 A* 算法计算得到; w_1 和 w_2 为调节参数.

2.4 抗体间相互激励参数的改进计算

抗体间的作用由两方面决定:机器人在空间上的扩散程度和机器人的观测方向.

2.4.1 机器人的空间扩散度

机器人 R_i 和 R_j 的扩散度为

$$\tau(R_i, R_j) = \begin{cases} 0, & d(R_i, R_j) > r_i; \\ \exp\left(-\frac{d(R_i, R_j) - r_c}{r_i - r_c}\right), & r_c < d(R_i, R_j) \leq r_i; \\ 1, & d(R_i, R_j) \leq r_c. \end{cases} \quad (10)$$

其中, r_i 为机器人的通讯范围, r_c 为机器人的传感

范围.扩散度函数值随机器人之间的距离增大而减小.因此对于候选观测点 i ,各机器人对应于该点的扩散程度为

$$\tau(ob_i) = \left(\frac{\sum_{j=1}^n \tau(ob_i, R_j)}{n} - \mu \right)^2 + 0.1. \quad (11)$$

位于候选观测点处的机器人也一并计算在内,其 $\tau(ob_i, R_i) = 1$.如果各机器人与观测点 i 的距离都在通讯范围之外(如图 1 所示的 1# 组机器人).1# 组只有一个机器人,和其他机器人都不能通讯,这时 $\sum_{j=1}^n \tau(ob_i, R_j)$ 取到最小值 1.机器人在此点工作就会失去与其他机器人的联系,这种情况应尽量避免.如果各机器人与观测点 i 的距离都在传感范围之内,这时 $\sum_{j=1}^n \tau(ob_i, R_j)$ 取到最大值 n ,如图 1 所示的 2# 组,这种情况也应该避免.所以机器人的扩散度应该适中,用参数 μ 调节合适的扩散度.图 2 表示 μ 取不同值时 $\tau(ob_i)$ 的变化规律.

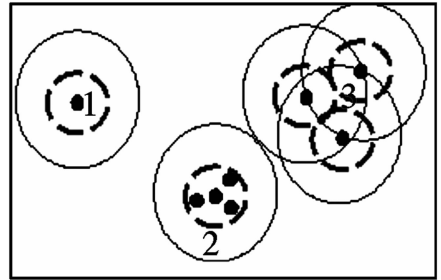


图 1 机器人扩散程度的例子

Fig.1 The example of the robot diffuse degree

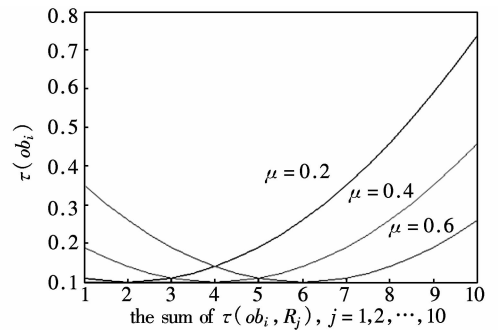


图 2 不同 μ 值时 $\tau(ob_i)$ 的变化规律

Fig.2 Change rules of $\tau(ob_i)$ in different μ value

2.4.2 观测方向一致度

当两个观测点在效用方面和机器人扩散程度方面的综合价值很接近时,考虑探测方向会提高机器人的探测效率.在图 3 中,根据前面的指标, R_1 和 R_2 应分别选择 ob_3 和 ob_4 作为下一步的观测点.而实际上,当 R_2 选择 ob_4 时, R_1 选择 ob_1 更加合适,系统的效率提高,重复探测率也会下降. ob_1 和 ob_4 的探测方向几乎相反,保证了两个机器人在后面的

探测活动扩散程度更大.因此在机器人协作方面,增加了观测方向评价函数.两个观测点的观测方向评价函数为

$$f(\theta_i, \theta_j) = -4\left(\frac{\theta_i - \theta_j}{360} - 0.5\right)^2 + 1. \quad (12)$$

其中, θ_i, θ_j 分别表示观测点 i 和 j 处机器人的探索方向角.当角度差为 180° 时评价函数取到最大值,这是机器人探索的最佳选择,能提高机器人的扩散度,使探索效率也大大提高.

观测点 ob_i 的综合观测方向评价函数为

$$f(ob_i) = \frac{\sum_{i=1}^n f(\theta_i, \theta_j)}{n}. \quad (13)$$

综合空间扩散度和观测方向指标,观测点 i 的激励参数为

$$m(ob_i) = \frac{\omega_3}{\tau(ob_i)} + w_4 f(ob_i). \quad (14)$$

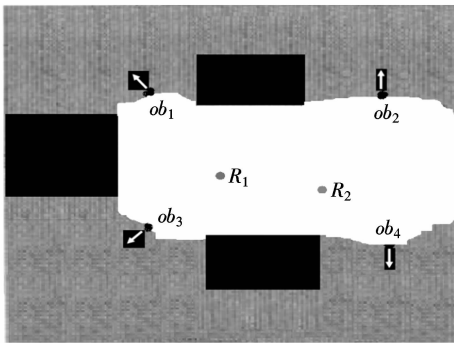


图3 两个机器人协作探索环境

Fig.3 Two robots exploring environment together

3 探索策略

3.1 分步探索策略

考虑到在短时间内机器人的探测范围变化不是太大,因此不需要每步都进行局部观测点到全局观测点的融合处理.机器人每行进一步就进行一次局部观测点到全局观测点的处理,会使整个系统的处理速度下降,通讯压力增大.为提高速度,将探索策略分为两个阶段:局部探索阶段和全局探索阶段.探索开始后,每隔固定步数(ST)进行一次全局探索.其他都为局部探索阶段.

定义 当两个候选观测点的亲和力接近值满足:

$$1.25 > \frac{g(ob_i)}{g(ob_j)} > 0.75 \quad (15)$$

时,两个观测点具有高亲和接近度.当具有高亲和接近度的观测点的亲和力值 $g(ob_i)$ 为最大时,再对相互激励参数 $m(ob_i)$ 进行评估.

3.2 探索策略控制流程

每个机器人按下面的流程,自主作业.

Step 0 机器人运动步数参数 $s = 0$.

Step 1 从所在位置出发,机器人感知局部环境信息,更新局部地图并产生局部候选观测点,存入机器人观测点记忆库.利用公式(5)计算每个候选观测点的亲和力值.若亲和力值为最大的观测点与其他观测点具有低亲和度,则该点为该机器人的下一步的观测点,转到 Step3.否则将亲和力值最大且具有高亲和度的观测点(公式 15 计算)作为候选观测点,转到 Step2 继续筛选.

Step 2 利用公式(14)计算候选观测点的激励参数 $m(ob_i)$,选取激励参数最大的观测点作为该机器人的下一步的探测目标点.

Step 3 机器人移动到确定的探测目标. s 自增 1.若 $s <$ 固定步数 ST ,转到 Step1,继续;否则,转到 Step4.

Step 4 免疫网络模型计算处理阶段:

Step 4.1 产生初始抗体群 P ;

Step 4.2 计算抗原对抗体的亲和力值;

Step 4.3 计算抗体浓度;

Step 4.4 选择抗体,存入记忆库;

Step 4.5 生成新一代群体;

Step 4.6 不满足结束条件就跳转到 Step4.2;

Step 5 s 清 0,转到 Step1.

4 仿真研究

4.1 仿真环境

采用 $50 \text{ m} \times 50 \text{ m}$ 的仿真环境.栅格大小为 $10 \text{ cm} \times 10 \text{ cm}$.机器人四周均匀布置 8 个测距传感器,传感半径设为 4 个栅格($r_c = 4$).每个机器人周围安装有 12 个发送器和接收器,在全部方向都可以和其他机器人通讯,通讯范围是 10 个栅格($r_t = 10$).机器人可以向 8 个方向运动,每隔 1 s 走一步,避障策略采用模糊控制算法.机器人的初始位置是随机产生的.障碍物的个数、形状和位置也是未知且随机产生的.整个仿真试验是在 Pentium[®] CPU2.8GHz 计算机上进行的.

4.2 INEA 算法仿真结果

免疫算法中群体数量定为 100,进化 40 代后的结果作为解. $w_1 = 0.5, w_2 = 0.1, w_3 = 1, w_4 = 0.8, \mu = 0.4$.浓度公式中, $\alpha = 0.3, \beta = 0.05, k = 0.002, \delta = 1, S(0) = 0.5, s(0) = 0.5, n = 4, n$ 为机器人个数.通过仿真试验发现,局部探索阶段和全局探索阶

段的固定步数参数 ST 取 10 ~ 20 之间值,探索效果较好. ST 太大,机器人的协作能力得不到发挥; ST 太小,整个系统的探索时间就会大大增加.随着探索时间的增加探索区域的百分比、覆盖率增长幅度和观测点交叉切换率如图 4 所示.

观测点交叉切换率^[8] $obex$ 体现了机器人之间观测点交换的频繁程度,以衡量机器人之间的协作程度:

$$obex = \frac{\text{交叉切换的观测点数}}{\text{所有机器人的总观测点数}}$$

$obex$ 越小,机器人之间的协作越少.当然该值过大同样会使探索效率下降.

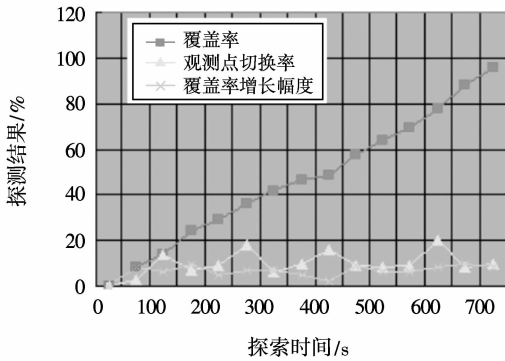


图 4 4 个机器人的探测结果

Fig.4 The exploration result of four robots

从图 4 可以看出,整个探索过程需要 762 s.探测的覆盖率可以达到 96% 以上.观测点交叉切换率的变化是波动的.在切换率最高的 4 个点,覆盖率的变化明显提高.这说明利用全局观测点作为候选观测点可以提高系统的覆盖效率.

改进免疫网络探测算法的抗体浓度计算公式考虑了 T 细胞的作用,与传统的 Jerne 浓度方程比较,随着进化代数的增加,该算法的抗体浓度增加较快,如图 5 所示.

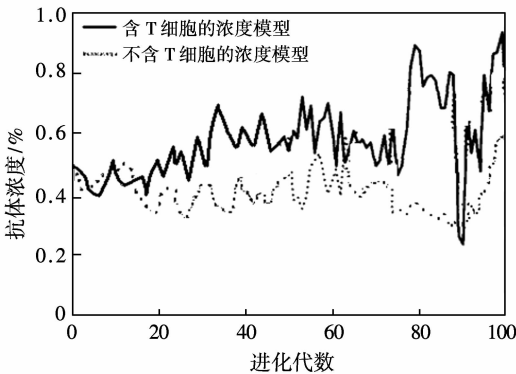


图 5 进化代数增长下抗体浓度的比较

Fig.5 Comparison of antibody concentration with evolution number

改进免疫网络探测算法还考虑了机器人的观测方向对探索策略的影响.由图 6 可见,考虑观测方向在探索步数上占明显优势,大大提高了探索效率.

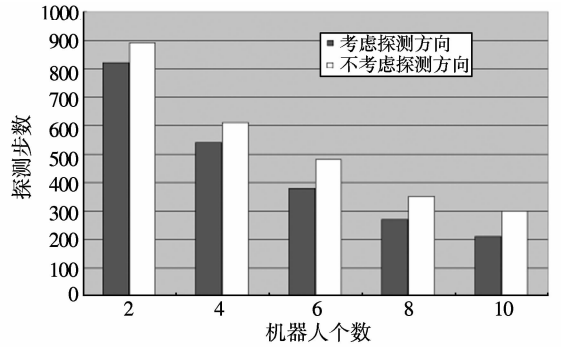


图 6 考虑与不考虑观测方向在探索步数上的比较

Fig.6 Comparison of the exploration steps with thinking of observation direction and without thinking of it

5 结语

本文将免疫网络模型用于多机器人协作探索任务,并对其进行了改进,提出了基于观测点融合的免疫网络探测算法.在算法实现过程中,将探索过程分为局部探索和全局探索两个阶段,降低了算法处理和通信压力.但两个阶段如何更好的过渡,尚有待于进一步研究.协作方法的有效性往往受环境的影响,不同的环境特征对算法效果的影响也待进一步探讨.

参考文献:

- [1] 张洪峰,王硕,谭民,等.基于动态分区方法的多机器人协作地图构建[J].机器人,2003,25(2):156-162.
- [2] CHAN SZE KONG, NEW AI PENG, IOANNIS REKLEITIS. Distributed coverage with multi-robot system[C]// Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation Orlando. Florida: IEEE Press, 2006: 2423-2430.
- [3] BURGARD W, MOORS M, FOX D, et al. Collaborative multi robot exploration[C]// IEEE Int Conf on Robotics and Automation ICRA. San Francisco: IEEE Press, 2000: 476-481.
- [4] REKLEITIS I, LEE-SHUE V, AI PENG NEW, et al. Limited communication, multi-robot team based coverage[C]// Proceedings of the IEEE Intl Conference on Robotics and Automation. New Orleans: IEEE Press, 2004: 3462-3467.
- [5] GRABOWSKI R, NAVARRO -SERMENT L, PAREDIS C, et al. Heterogeneous teams of modular robots for mapping and exploration[J]. Journal of Autonomous Robots, 2000, 8(3):293-308.
- [6] ZLOT R, STENZ A, DIAS M B, et al. Multi robot exploration controlled by a market economy[C]// Proc of the IEEE Int Conf on Robotics and Automation (ICRA). Washington: IEEE Press, 2002: 3016-3023.
- [7] 高云园,韦巍.基于免疫机理的多机器人未知环境完全探测研究[J].模式识别与人工智能,2007,20(2):191-197. GAO Yun-yuan, WEI Wei. An immune-based algorithm for multi-robot complete exploration in an unknown environment [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2007, 20 (2):191-197.

(上接第 31 页)

[8] 张飞,陈卫东,席裕庚.多机器人协作探索的改进市场法[J].控制与决策,2005,20(5):516-524.

ZHANG Fei, CHEN Wei-dong, XI Yu-geng. Improved market-based approach to collaborative multi-robot exploration[J].

Control and Decision, 2005, 20(5):516-524.

[9] JERNE N K. Idiomatic network and other preconceived ideas [J]. Immunological Rev, 1984, 79:5-24.

(编辑:许力琴)