

基于人工免疫网络理论的移动机器人路径规划

过金超, 刘征, 崔光照

(郑州轻工业学院 电气信息工程学院, 河南 郑州 450002)

摘要:针对静态环境下机器人路径规划问题,提出了基于人工免疫网络理论的移动机器人路径规划方法.该方法基于人工免疫网络仲裁机器人的行为,将抗体和抗原类比为机器人的行为和机器人所在的环境,人工免疫网络作为主要的行为仲裁机制,有效地选择和精炼执行任务,并基于 Webots 实验平台对该方法进行了仿真.实验结果表明,该方法在复杂的环境中具有高度的自制性、适应性、灵活性和有效性.

关键词:人工免疫网络;移动机器人路径规划;Webots

中图分类号:TP29 **文献标志码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1004-1478.2012.04.001

Mobile-robot path planning based on artificial immune network

GUO Jin-chao, LIU Zheng, CUI Guang-zhao

(College of Electr. and Infor. Eng., Zhengzhou Univ. of Light Ind., Zhengzhou 450002, China)

Abstract: The mobile-robot path planning problem in static environment was studied. A approach based on artificial immune network to solve problems was presented and tested in Webots simulator. The method using dynamics of artificial immune network determined the main action of robot. In the experiment, antibody and antigen were simulated as the behavior of robot and environment. The task used an artificial immune network (AIN) to act as an independent behavior arbitration mechanism and hence provided effective and efficient task completion. Simulation experiments with the task phase demonstrated that it was effective for robot navigation in complex scenarios. A Webots simulator was used throughout the experiment. Results showed that high degree of autonomy, adaptability and flexibility could be achieved using this combined method.

Key words: artificial immune network; mobile-robot path planning; Webots

0 引言

经过了几十年的发展,智能机器人领域研究者的兴趣和工业生产的需要集中在了移动机器人上.移动机器人是能在一定条件和没有人类干预的情

况下,长时间工作的机器人.移动机器人能够在不适合人类工作的地点(如大气层外空间或水下等)工作,在执行这些任务时,一个最基本的要求是移动机器人能够自主规划路径. M. Knudson 等^[1]提出使用 Q 学习算法在未知动态环境指导机器人路径

收稿日期:2011-12-08

基金项目:河南省自然科学基金项目(092300410036)

作者简介:过金超(1978—),男,河南省开封市人,郑州轻工业学院副教授,博士,主要研究方向为机器人智能控制及优化.

规划. N. Singha 等^[2]使用独特型人工免疫网络方法来解决机器人路径规划问题. A. Whitbrook^[3]将编码行为作为一套不同的属性,在编码中使用遗传算法,使多套不同的行为获得自然快速的发展,并提供更大范围的灵活的行为选择. 文献[3]利用免疫系统学习和适应属性设计出了自主的传感响应系统,应用于机器人路径规划. N. K. Jerne 的独特型人工免疫网络理论^[4]被用作一种行为仲裁模型,将行为作为抗体,环境作为抗原,使用他们之间的相互作用来主导行为选择. 本文拟对静态环境下机器人路径规划问题进行研究,并提出基于人工免疫网络理论的移动机器人路径规划方法.

1 前期准备

1.1 问题描述

在一个小围墙里,一个装配了激光和声纳的机器人要通过一个小门(见图 1). 这个围墙 1 m 长, 1 m 宽,0.5 m 高,门宽 0.22 m. 问题是机器人要能在围墙内自由规划路径,在固定的时间内,它要发现并尽可能多地通过门. 然而,这个问题是困难的,因为对于机器人来讲这个世界是未知的,没有先验知识告诉它门的位置,它只能用传感器进行探测.

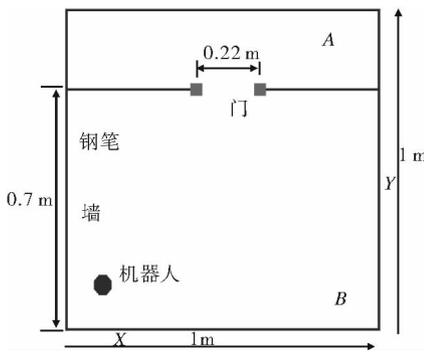


图 1 机器人所处环境

在研究中,虚拟的机器人被随机地定位在 B 区域. 通过一个独立程序来搜索目标和离线优化网络结构,更新抗体决定簇映射表. 在每次循环中,机器人有 1 000 s 来发现和通过门. 如果没有发现和通过门,被视为一个失败的循环,将接受减少 800 s 的处罚. 当机器人碰撞到障碍(主要是墙和门框)时,将接受减少 500 s 的处罚.

总的适应性方程是

$$L_f = \frac{1}{L_t + L_c} \quad \text{①}$$

其中, L_f 是绝对值, L_t 是完成任务的时间, L_c 是机器人的碰撞时间.

1.2 仿真平台

Webots 是一款商业的机器人仿真软件,提供了一个快速的原型创建接口,允许用户实现三维虚拟机器人的快速创建^[5]. 在本文中,根据图 1 的设计要求,基于 Webots 设计出了相应的仿真环境,如图 2 所示,包括围墙、机器人及门.

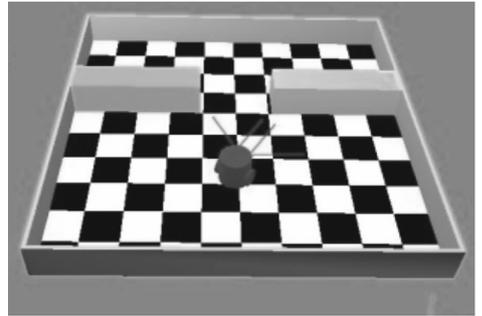


图 2 机器人的仿真环境

2 基于人工免疫网络算法的机器人路径规划的设计

本文采用 N. K. Jerne 的独特型人工免疫网络理论来实现机器人的自主路径规划. 在该系统中,抗体代表环境的激励与抗体之间相互激励并形成网络. 免疫系统变化的动态性和学习性在网络不断变迁状态下,可以确保行为选择是灵活的,可自主调节适应环境变化. 该理论指出,抗体拥有一套独特位而且能够被其他抗体识别. 当抗体独特位被其他抗体决定簇识别时,这个抗体就被抑制而且它的浓度减少. 然而,当一个抗体的抗体决定簇识别了别的抗体的独特位或者抗原决定基,则被激励而且浓度增加. N. K. Jerne 的独特型网络理论视免疫系统为一个复杂的抗体决定簇网络,这个网络能够识别独特位(如图 3 所示). 这就意味着抗体之间可以通过动态网络相互作用^[6]. 这个网络是自动调节和持续自我适应的,可以维持稳定的状态.

2.1 算法设计

在算法的设计过程中,环境情况被模拟成抗原决定基,抗原的回应被模拟成抗体. 在抗体和抗原的独特型网络达到平衡的时候,需要选择最大浓度

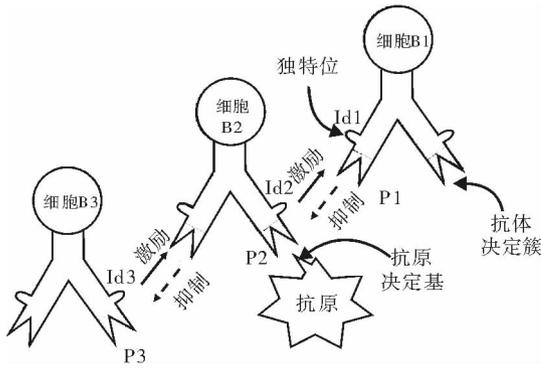


图3 免疫网络的一般结构

的抗体来移除入侵的抗原.

J. D. Farmer^[7]指出, N. K. Jerne 的假说能够被模拟成微分方程, 进而模拟抗体浓度的变化对于刺激和抑制的作用及自然的死亡率. 模型假设一个系统中有 N 个抗体 $[x_1, x_2, \dots, x_N]$ 和 L 个抗原 $[y_1, y_2, \dots, y_L]$, 这个微分方程控制抗体 x_i 浓度 \dot{C} 的变化率为

$$\dot{C}(x_i) = b \left[\sum_{j=1}^L U_{ij} C(x_i) C(x_j) - k_1 \sum_{m=1}^N V_{im} C(x_i) C(x_m) + \sum_{p=1}^N W_{ip} C(x_i) C(y_p) \right] - k_2 C(x_i) \quad (2)$$

等式右边的方括号项代表抗体 x_i 对于所有抗原刺激的响应, $\sum_{j=1}^L U_{ij} C(x_i) C(x_j)$ 代表抗体对于所有别的抗体的激励, $k_1 \sum_{m=1}^N V_{im} C(x_i) C(x_m)$ 模拟了抗体对于所有其他抗体的抑制, $\sum_{p=1}^N W_{ip} C(x_i) C(y_p)$ 代表抗体对于所有其他抗原的刺激.

变量 k_1 允许抗体之间的刺激和抑制不相等, 如果 $k_1 = 1$, 这些力量就是相等的. k_2 是阻尼因子, 意味着抗体死亡的趋势在缺少相互作用的时间, 使用的是常量. 变量 b 是数率常数. 方程②基于这样一个原则, 抗体的浓度水平依赖抗原与抗体之间和抗体之间的亲和度. 这个浓度水平可以动态地计算, 并被用来决定对于目前环境的适应值. 在独特型免疫网络系统的框架下, 机器人的行为由动态环境变化所引起的抗体浓度值决定. 下面以特定场景为例, 对该算法的可行性进行研究.

在研究中, 机器人的行为对于环境情况的响应被类比成为抗体对外部抗原的识别过程. 为了解决短时期的目标搜索问题, 可首先手工设计抗体决定

簇和独特位映射. 用 9 个抗原表现环境情况, 12 个抗体表现遇到麻烦时机器人将会产生的行为. 在路径规划过程中, 几个抗原可能同时出现, 但是只有一个抗原是主要的, 所以 9 个抗原被赋予了不同的优先级(见表 1). 这个方法的基本原理是, 通过免疫网络的行为, 使抗体之间出现一个集体的相互作用, 其中最适应入侵抗原的抗体决定簇是主要的.

表 1 抗原类比

抗原	优先级
平均读数大于阈值	0
目标知道	1
目标不知道	2
物体在左边	3
物体在中间	4
物体在右边	5
平均读数小于阈值	6
机器人停止	7
障碍物在后边	8

12 个抗体分别是: 向后退, 停之后慢慢右转 25°, 停之后慢慢左转 25°, 向前进, 向前走时右转 25°, 向前走时左转 25°, 到达目标, 探测目标, 停之后慢慢右转 45°, 停之后慢慢左转 45°, 向前走时右转 45°, 向前走时左转 45°. 对于出现的抗原, 抗体决定簇映射指导机器人选择相匹配的抗体, 而且可以提供抗体与抗原之间的激励作用. 独特位映射则在抗体之间提供刺激和抑制作用.

基于人工免疫网络理论, 笔者设计了机器人行为仲裁机制, 首先需测试计算门宽度算法(见图 4). 图 4 中, 机器人把识别并通过大门作为最终任务来执行. 因此, 门的正确识别就显得尤为重要, 在对门的识别过程中, 主要是依据门的宽度 d 进行的. 由于 d 为已知量, 因此, 在一定的信度空间内, 接近 d 值的区域将视为门的方向, d 值的计算公式为

$$d = \sqrt{(x^2 + y^2) - (2xy \cos \theta)} \quad (3)$$

这里, x 和 y 为发生较大突变的相邻激光束的值, θ 是它们之间的夹角. d 值被作为门宽度的估计值, 同时机器人与门之间的距离

$$h = \sqrt{\left(x^2 + \left(\frac{d}{2}\right)^2\right) - \left(2x \left(\frac{d}{2}\right) \cos \varphi\right)} \quad (4)$$

这里, φ 是 x 与 d 之间的夹角, h 实际上为 d 边对应的中线. 由余弦定理可知

$$\cos\varphi = \frac{x^2 + d^2 - y^2}{2xd} \quad (5)$$

所以,式④可简化为

$$h = \sqrt{\frac{x^2}{2} - \frac{d^2}{4} + \frac{y^2}{2}} \quad (6)$$

仿真实验中, h 值被用来作为机器人与门之间的相对距离. 为了保证机器人能一直保持朝向门的方向移动, 定义机器人的偏离角

$$\mu = (\gamma - 180^\circ) \times 0.5 - \omega \quad (7)$$

这里, ω 是左边激光束 x 与线 h 的夹角, γ 是激光中左边数组最大的变化值. 由余弦定理可知

$$\cos\omega = \frac{x^2 + h^2 - \left(\frac{d}{2}\right)^2}{2xh} \quad (8)$$

根据上面所述, 值 d 和 h 用来作为机器人对目标门的识别及是否通过的计算依据.

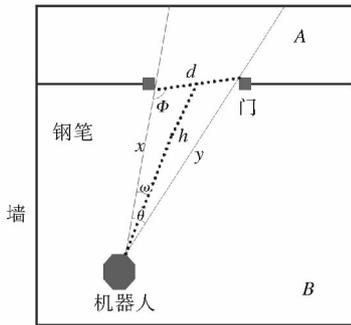


图 4 计算门宽度算法示意图

2.2 强化学习

通过使用强化学习技术, 初始的抗体决定簇相配数组可以获得动态的发展, 因此强化学习多被使用在抗体奖励方面. 例如, 机器人选择一个抗原, 测量相配抗体参数 2 次, 然后比较这 2 个参数, 如果第 1 个大, 抗体被奖励, 否则被处罚. 当机器人成功识别了门, 相应的行为 (抗体) 可直接被奖励, 而所有其他的抗体被处罚. 为了改善强化学习的效果, 必须考虑时间比例因子对强化学习的影响, 如果定义太小, 机器人没有足够的时间来响应; 如果定义过大, 则会出现过响应, 从而导致系统不稳定^[8]. 强化学习使机器人的行为选择趋于合理, 从而增强机器人对特定环境的适应能力.

3 实验仿真与分析

基于 Webots 商业机器人开发软件, 对基于人工免疫网络理论的机器人路径规划过程进行仿真, 结

果见图 5—图 7. 行为仲裁参数设置如下: 机器人与障碍物的最小距离 $d_{\text{mro}} = 0.15 \text{ m}$, 传感器的平均读数 $\text{avtol} = 0.25 \text{ m}$. 为了增加机器人对门的识别率, d_{mro} 需要作动态的调整, 在搜索过程中, d_{mro} 保持不变, 但当门被识别并被接近时, d_{mro} 逐渐减小至 0.02 m .

图 5 表示机器人开始执行任务. 首先, 机器人被放置于下半平面, 处于搜索状态, 在该状态下, 机器人的主要任务就是实现对目标的搜索和自身路径的规划. 在这个时期, 机器人自由行走以便尽快探测

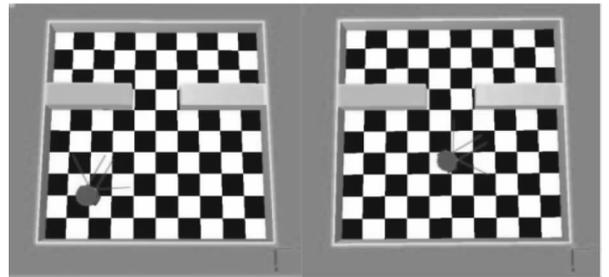


图 5 机器人开始任务在随机的位置和机器人在探索状态

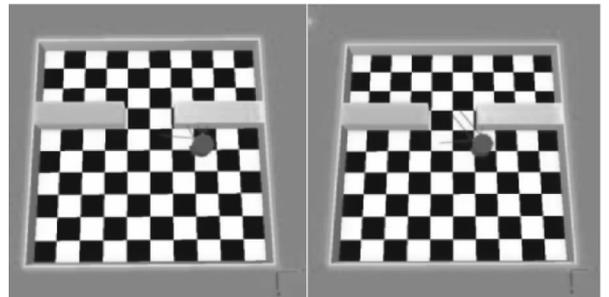


图 6 机器人识别门并朝门移动

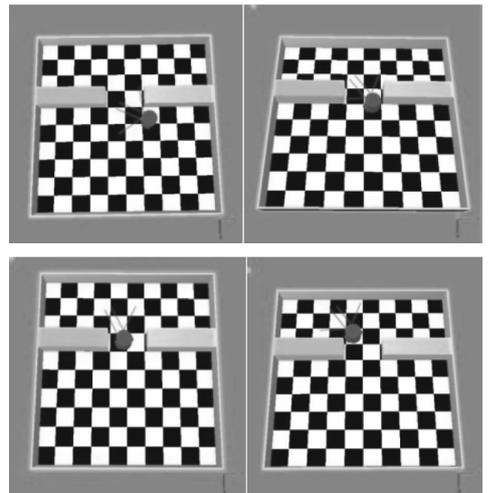


图 7 机器人通过门

到目标,通过自身携带的传感器实现目标的判别和锁定,进而探测到门,并向门移动,机器人识别到门并准备通过见图6,最终成功地通过门见图7.在路径规划过程中,人工免疫网络作为机器人行为的仲裁机制,可促使机器人选择更合适的行为以适应当前的情况.相对于其他方法,本文提出的模型在机器人路径规划中可以减少计算成本和存储,因而更加适用.

为了评估人工免疫网络方法的效果,在仿真过程中,另外采用随机算法对机器人进行路径规划,每种算法各执行10次.用本文方法的机器人完成路径规划任务平均耗时17 min,没有碰撞门或者墙.使用随机算法的机器人完成路径规划任务平均用时25 min,并且撞到门或墙7次.由此可见,人工免疫网络机器人在节省了时间的同时还减少了碰撞次数,表明了该方法的有效性.

4 结论

本文将独特型人工免疫网络应用于移动机器人路径规划,并采用Webots仿真软件模拟了机器人完成路径规划任务的过程.仿真结果表明,在免疫系统框架下的实验结果优于随机系统.对于机器人路径规划中的行为选择,独特型人工免疫网络选择过程更加适合,实验进一步的说明了系统是可行的.人工免疫网络框架提供分散的控制以调解行为选择,如果控制参数选择合适,该系统有很强的适应性和鲁棒性,模型和算法也是可靠和高效的.

参考文献:

- [1] Knudson M, Tumer K. Adaptive navigation for autonomous robots [J]. *Robotics and Auto Syst*, 2011, 59(6):410.
- [2] Singha N, Chatterjee A, Chatterjee A, et al. A two-layered subgoal based mobile robot navigation algorithm with vision system and IR sensor [J]. *Measurement*, 2011, 44(4):620.
- [3] Whitbrook A, Aickelin U, Garibaldi J M. Genetic algorithm seeding of idiotypic networks for mobile-robot navigation [C]//Proc of the 5th Int Conf on Infor in Control 2008 Auto and Robotics (ICINCO 2008), Madeira:Portugal, 2008;5-13.
- [4] Jerne N K. Towards a network theory of the immune system [J]. *Ann Immunol (Inst Pasteur)*, 1974, 25C:373.
- [5] Hohl L, Tellez R, Michel O, et al. Simulation wireless remote control and controller transfer [J]. *Robotics and Auto Syst*, 2006, 54(6):472.
- [6] Suzuki J, Yamamoto Y. Building an artificial immune network for decentralized policy negotiation in a communication end system: Open webserver/iNexus study [C]//Proc 4th World Conf SCI, Orlando, FL, 2000.
- [7] Farmer J D, Packard N H, Perelson A S. The immune system, adaptation, and machine learning [J]. *Physica D*, 1986, 2(1/3):187.
- [8] Mataric M J. Reinforcement learning in the multi-robot domain [J]. *Auto Robots*, 1997(4):73.