

Baldwin 效应的自适应免疫网络规划算法

袁明新, 王孙安, 吴灿阳, 陈乃建
(西安交通大学机械工程学院, 710049, 西安)

摘要: 针对复杂环境下的机器人路径规划问题, 提出了一种新的免疫网络规划算法. 借鉴独特型网络假设, 将机器人环境作为抗原, 机器人行为作为抗体, 通过抗原抗体的激励和抑制来构建免疫网络. 为了进一步提高算法的网络搜索能力, 根据 Baldwin 效应构建了抗体生命力更新算子, 并对抗体生命力衰减系数进行了自适应调整. 仿真实验结果表明, 新算法具有自组织和自学习的特点, 在收敛性能、规划能力方面有很大提高, 能够较好地解决复杂环境下的路径规划问题.

关键词: Baldwin 效应; 免疫网络; 路径规划; 衰减系数

中图分类号: TP24 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2009)05-0085-05

Adaptive Immune Network Algorithm Using Baldwin Effect for Path Planning

YUAN Mingxin, WANG Sun'an, WU Canyang, CHEN Naijian
(School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: To realize path planning in complicated environments, a new immune network algorithm for path planning is presented. Inspired by the mechanism of idiotypic network hypothesis, an immune network is constructed with the stimulation and suppression between the antigen and antibody by taking the environment and robot behavior as antigen and antibody respectively. To further improve the searching capability of proposed algorithm, an updating operator for antibody vitality is provided according to Baldwin effect, and the attenuation coefficient of antibody vitality is adaptively adjusted. The simulation results show that the proposed algorithm is characterized by self-organizing and self-learning, and the convergence performance and planning capacity are remarkably improved.

Keywords: Baldwin effect; immune network; path planning; attenuation coefficient

路径规划是按照某一性能指标(最小工作代价、最短行走路线等)从起点到终点搜索一条最优无碰路径, 是机器人自主导航的关键技术之一. 常用的方法有人工势场法、遗传算法、蚁群算法^[1-3]等, 但都存在着局部极小、计算量大、栅格划分困难等不足. 1986 年 Farmer 等人^[4]基于免疫网络学说率先提出了免疫系统动态模型; 基于 Farmer 的动态模型, Ishiguro 等^[5]提出了一种行为仲裁系统, 并在垃圾自动回收上得到评估; Meshref 等^[6]解决了分布式自主机器人系统中的狗羊放牧问题; Wang 等^[7]实

现了动态规划. Farmer 模型体现了较好的柔韧性和鲁棒性, 但是缺乏全局优化能力. 为了改善免疫规划能力, 文献[8-9]将路径规划转为抗体网络空间搜索, 提出了一种新的免疫规划方法, 实验结果显示该算法具有很好的快速性和柔韧性, 但在搜索精度和收敛性能方面还有待于进一步提高.

本文基于独特型网络假设, 利用抗原抗体的激励和抑制构建免疫网络, 根据 Baldwin 效应设计了抗体生命力更新算子, 同时对抗体生命力衰减系数进行自适应变化, 从而改善了免疫网络的规划性能.

1 免疫网络规划模型

生物免疫系统是一个高度进化的、复杂的自适应信息处理系统,1974年 Jerne 提出的独特型免疫网络假设^[10-11]是免疫学说中的重要理论之一,该理论认为,任何抗体分子或淋巴细胞的抗原受体上都存在着独特型,它们可被机体内另一些抗体或淋巴细胞识别而刺激诱发产生抗独特型.当抗原进入机体后,经抗原提呈发生克隆扩增产生抗体 1,并且作为抗原诱导体抗体 2 产生,而抗体 2 又诱导新抗体 3 产生,同时抗体 2 又对抗体 1 起抑制作用,如此反复就形成了一个相互作用的动态平衡网络.

本文将机器人环境作为抗原,针对环境所采取的行为作为抗体,抗原表位和抗体独特位都是环境编码,对位则是机器人的运动命令.抗原和抗体的对应关系如图 1 所示.借鉴独特型网络假设,本文构建的免疫网络规划模型如图 2 所示.机器人从 S 出发,根据抗原抗体的匹配进行空间搜索直至 G .机器人的运动轨迹可以用一组抗体来描述,抗体与抗体之间不是固定不变的,抗体的连接取决于机器人所在环境以及抗体的生命力,生命力代表该环境下抗体命令执行的正确性.因此,从起点到终点将形成一个大的人工免疫网络,路径规划实质就是要找到由抗体构成的一个内图,它所描述的机器人运动轨迹则是最优的^[8].

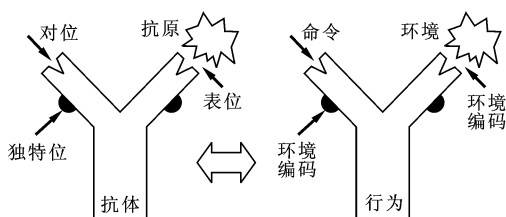


图1 生物免疫系统和人工免疫系统的对应关系

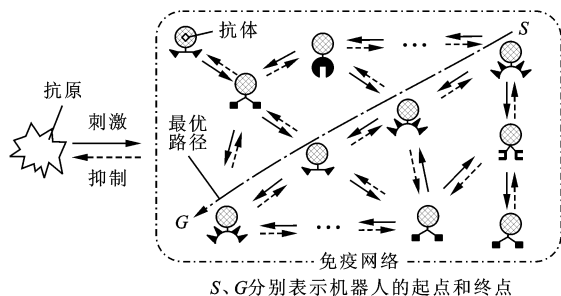


图2 免疫网络规划模型

2 自适应免疫网络规划算法

2.1 基本定义

为了便于算法的描述,首先给出如下的基本

定义.

定义1 免疫智能体是一个如图3所示的全方位移动机器人.机器人配备8个虚拟传感器,检测方向为1~8,检测距离分近、中、远.机器人可以按8个运动命令 $C=\{a, b, c, d, e, f, g, h\}$ 做运动,并分别代表{前进,左前进,左平移,右前进,右平移,后退,左后退,右后退},当机器人到达目的地时,采用停止命令.

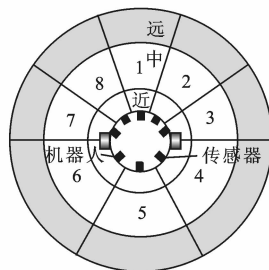


图3 免疫智能体

定义2 抗原代表 t 时刻机器人所处的环境,其编码方式如下

$$C_{Ag} = (\chi_{AgO}, \chi_{AgG}) \quad (1)$$

$$\chi_{AgO} = \bigcup_{i=1}^8 I_{AgO_i}; \forall i \in [1, 8]$$

$$I_{AgO_i} \in \{00, 01, 10, 11\}$$

$$\chi_{AgG} = \bigcup_{i=1}^8 I_{AgG_i}; \forall i \in [1, 8], I_{AgG_i} \in \{0, 1\}$$

式中: χ_{AgO} 为抗原障碍物信息,按照传感器检测方向和距离进行二进制编码,集合元素分别表示在 i 方向无障碍,近距离、中等距离和远距离障碍; χ_{AgG} 为抗原目标信息,按照检测方向编码,集合元素分别表示在 i 方向无目标和有目标.

定义3 抗体代表 t 时刻的机器人行为,其编码方式为

$$C_{Ab} = (\chi_{AbO}, \chi_{AbG}, c); \chi_{AbO} = \bigcup_{i=1}^8 I_{AbO_i}; \forall i \in [1, 8]$$

$$I_{AbO_i} \in \{00, 01, 10, 11\}$$

$$\chi_{AbG} = \bigcup_{i=1}^8 I_{AbG_i}; \forall i \in [1, 8], I_{AbG_i} \in \{0, 1\}$$

$$c \in C \quad (2)$$

式中: χ_{AbO} 为抗体的障碍物信息; χ_{AbG} 为抗体的目标信息,集合元素的定义与抗原中的定义相同; c 为运动命令.

定义4 亲和度 ζ 代表 t 时刻抗原和抗体的匹配程度,即

$$\zeta = (\chi_{AgO} - \chi_{AbO}) \cdot (\chi_{AgG} - \chi_{AbG}) \quad (3)$$

式中:符号“-”和“ $\cdot$ ”分别表示“或”和“与”操作.

2.2 算法描述

步骤1 算法参数的初始化,包括最大循环次数

$T_{\max}$ 、最大网络层数和抗体库等相关参数。

步骤2 规划任务初始化。

步骤3 抗原识别. 提取环境信息, 根据式(1)进行抗原编码。

步骤4 抗体匹配. 根据式(3)从规则库中查找匹配抗体, 如果存在, 则将抗体写入抗体网络, 并执行步骤5, 否则按照式(2)生成相同独特位、不同对位的8个新抗体, 并赋予新抗体初始生命力^[9]

$$\tau^* = \alpha(\Delta d + |d_{\min}| + \nu) \quad (4)$$

式中: α 为初始生命力调整系数; Δd 为机器人执行该命令后与目标点的距离变化; $d_{\min}$ 为定义1中的8个运动命令执行后的最小距离变化; ν 为距离调整系数, $\nu > 0$ 。

步骤5 抗体转移. 为了实现抗体的合理转移, 本文以抗体生命力为变量, 设计的转移概率为

$$p_i(t) = \tau_i(t) / \sum_{i=1}^8 \tau_i(t) \quad (5)$$

式中: $\tau_i(t)$ 表示对位为 i 号命令的抗体生命力. 抗体生命力越强, 表示抗体命令执行得越正确. 抗体命令的选择采用轮盘赌方式进行, 生命力强的抗体被选中的概率较大, 同时也保证了生命力弱的被选中的可能性。

步骤6 判断机器人是否发生徘徊或碰撞, 未发生则执行下一步, 否则进行抗体生命力学习, 并转到步骤3。

为了解决机器人的原地徘徊和碰撞, 本文提出了后退和学习策略, 即首先让机器人按照抗体命令后退 κ 步, 直至前方障碍物处于远端或无障碍物, 然后对抗体生命力进行学习. 抗体生命力的学习函数为

$$\tau^m(t+1) = \tau^m(t)(1 - 1/\kappa) \quad (6)$$

式中: κ 是后退步数。

步骤7 判断是否到达终点, 若没有则转步骤3, 否则保留最优路径解, 并进行抗体生命力更新。

基础医学研究表明, 在生物免疫系统中存在着Baldwin 效应^[12], 该效应是假设个体在一生中学到或获得某些有用特性时, 它的后代获得同样特性的概率就会比较高. 为了提高算法的搜索效率, 本文除了对被激活抗体进行生命力更新外, 对成功抗体的生命力也作了进一步激励, 当机器人在下次任务中遇到同样抗原时, 该抗体被选择的概率将会增大, 从而形成正反馈机制, 达到抗原快速匹配的目的. 为了保证抗体库的动态性, 对于所有抗体生命力将按照一定的系数进行衰减. 因此, 抗体生命力更新算子将包括以下3个部分。

(1) 激活抗体的生命力更新

$$\tau(t+1) = \tau(t) + \mu N_e / N_t \quad (7)$$

式中: N_e 为本次循环中激活抗体的被激活次数; N_t 为组成规划路径的抗体数; μ 为激活生命力调整系数。

(2) 成功抗体的生命力更新

$$\tau(t+1) = \tau(t) + \sigma N_s / N_t \quad (8)$$

式中: N_s 为本次循环中成功抗体的被激活次数; σ 为成功生命力调整系数。

(3) 抗体生命力的衰减

$$\tau(t+1) = (1 - \rho)\tau(t) \quad (9)$$

式中: ρ 为衰减系数. ρ 关系到抗体生命力随着时间推移的残余量的大小, 从而影响算法的全局搜索能力及其收敛速度. 增大 ρ 值会使很少使用的抗体的生命力减小到接近0, 因此影响算法的随机性, 降低算法的全局搜索能力, 使算法陷入局部最优解. 减小 ρ 值可以提高算法的随机性能和全局搜索能力, 但又会降低算法的收敛速度. 因此, 本文采用式(10)进行 ρ 的自适应变化, 使算法在初期开始粗搜索, 后期进行细搜索

$$\rho = \rho_{\min} + t(\rho_{\max} - \rho_{\min}) / T_{\max} \quad (10)$$

式中: $\rho_{\min}$ 和 $\rho_{\max}$ 分别为最小、最大衰减系数。

步骤8 判断是否完成所有循环的搜索, 如果没有则转步骤2, 否则输出最优路径。

3 算法收敛性分析

免疫网络的路径规划可以描述为: 假设某环境从起点到终点存在路径, 那么算法要求机器人从起点能以概率1收敛到终点. 本文借鉴文献[9]作如下收敛性分析。

定理1 免疫网络规划过程是一个有限齐次马尔科夫链. 证明定义随机过程

$$X(t) = \{\tau(t), W(t), L^*(t)\}, (t = 1, 2, \dots, T_{\max})$$

式中: $\tau(t)$ 为抗体生命力; $W(t)$ 为规划的抗体网络; $L^*(t)$ 为最优路径长度. 根据免疫网络规划, $W(t)$ 是依靠转移概率进行抗体选择而构建的, 由式(5)知其仅依赖于 $\tau(t)$, 而 $\tau(t)$ 取决于 $(\tau(t-1), W(t-1))$, 因此 $X(t)$ 仅依赖于 $t-1$ 状态, 而与原始状态以及周期无关. 由文献[9]可知, 机器人运动所产生的马尔科夫链转移图中的每一点都是连通的, 机器人运动的目标点是转移图中的单点闭集。

定理2 由机器人运动而产生的环境转移图中仅有目标点一个闭集, 假设转移图中存在除目标点外的闭集, 则构成该集合的主要是碰撞或振荡情况下的

状态点集. 针对这种情况, 本文采用后退和惩罚策略, 即根据抗体网络 $W(k)$, 机器人后退 κ 步至无障碍或障碍处于远端的 P 点, 并按照式(6)进行抗体生命力学习. 如果遍历所有从 P 点开始的路径而无法跳出该闭集, 则机器人从 P 点再往后退, 同时进行抗体生命力学习, 并依次类推直至起点(闭集).

定理 3 根据定理 1、2, 当转移图中的每一点都连通, 转移图中有且仅有目标点一个闭集, 那么机器人从起点出发必能以概率 1 收敛到目标点.

4 仿真实验与讨论

为了验证 Baldwin 效应的免疫网络算法(BINA)的有效性, 基于 Matlab 7.0 语言, 在 PIV 2.99 GHz、内存 512 MB 的计算机上, 针对 2 种环境(见图 4 和图 5)进行了实验, 并与基本免疫网络算法(SINA)^[8]、蚁群算法(ACA)^[3]进行了比较. 考虑到算法的随机性, 在每种环境下对每种算法共进行了 30 次独立随机实验. 在获得局部曲折的最优抗体(或蚂蚁)路径后, 本文对它进行了平滑处理以适合机器人行走. 将 BINA 的参数设置为: $T_{\max} = 50$, $\alpha = 1, \nu = 0.01, \mu = 1, \sigma = 3, \rho_{\min} = 0.01, \rho_{\max} = 0.95$, 抗体网络层数最大设为 100. SINA 算法中的参数设置同文献[8]. 在 ACA 的参数设置中, 将栅格划分为 20×50 , 蚂蚁数为 10, 信息素启发因子为 1, 目标启发因子为 2.

由图 4 和图 5 可以看出, 3 种算法(BINA、SINA、ACA)都能找到各自的最优路径. 如图 6 所示, 针对带有凹型障碍物的复杂环境, 免疫网络算法充

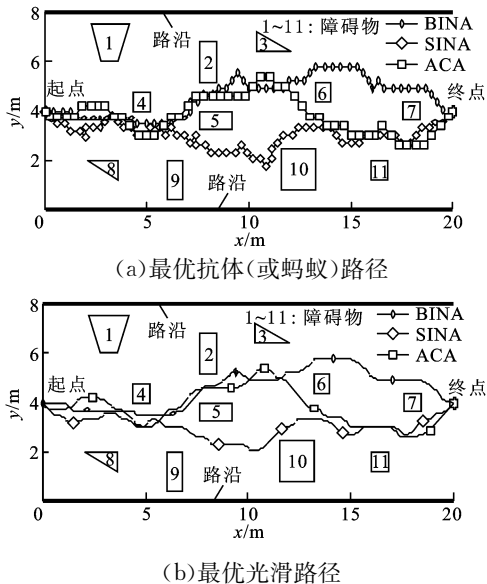


图 4 简单环境中 3 种算法的最优规划结果

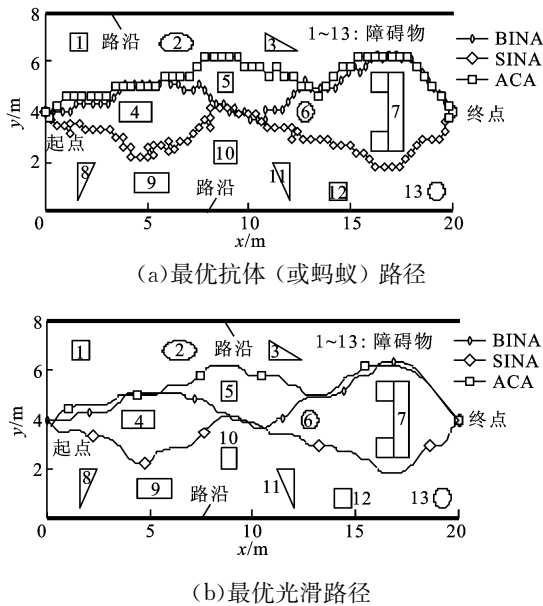


图 5 复杂环境中 3 种算法的最优规划结果

分利用自组织、自学习和免疫记忆等机制, 机器人通过抗体选择避开障碍物(尤其是局部极小障碍物), 并最终到达终点, 因此较好地体现了免疫网络算法的柔韧性和鲁棒性. 对比图 6a 和图 6b 可以进一步看出, 基于 Baldwin 效应的抗体生命力更新算子实现了免疫网络算法搜索过程中抗体生命力的正反馈, 使得 BINA 在网络收敛性能方面优于 SINA.

表 1 列出了算法的测试结果, G_{ave} 表示平均收敛代数; $L_1 \sim L_4$ 分别表示平均抗体(或蚂蚁)路径、平均光滑路径、最优抗体(或蚂蚁)路径、最优光滑路

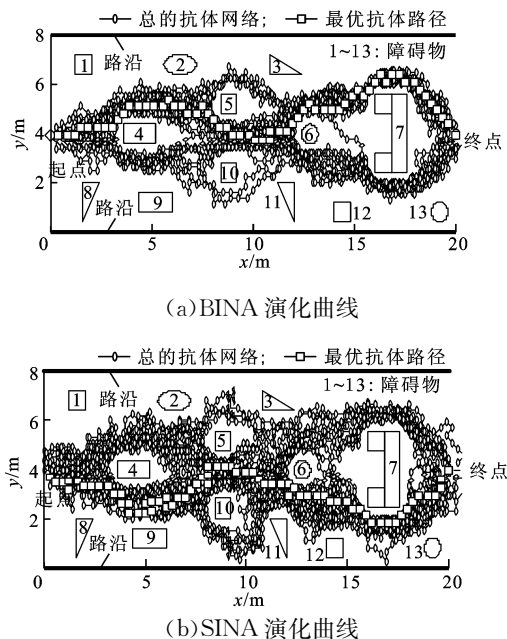
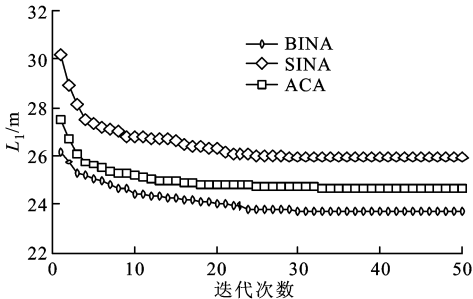


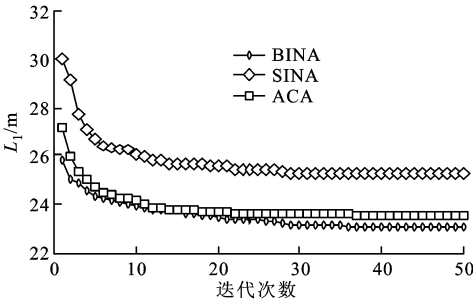
图 6 复杂环境中免疫网络的演化曲线

径的长度. 由 G_{ave} 可以看出, BINA 和 SINA 利用免疫记忆对规划过程中的激活抗体进行保存, 提高了路径搜索效率, 使得两者的平均收敛速度远远快于蚁群算法. SINA 虽收敛最快, 但只是一种局部收敛. 由 L_2 和 L_4 可以看出, SINA 的路径最长, 显示出其较弱的规划能力, 而 BINA 在利用上述免疫机制进行搜索的同时, 通过激励实现了抗体生命力的正反馈, 进一步提高了抗体转移时的快速性和合理性, 通过自适应调整衰减系数实现了算法初期的粗搜索和后期的细搜索, 使得 BINA 在最优规划能力方面比 SINA 有了明显的提高, 而整体规划能力也优于 ACA. 由 L_2 和 L_4 还可以看出, 经平滑处理后的抗体路径优于蚂蚁路径, 而 BINA 的光滑路径也是最优的.

由图 7 可以看出, SINA 的整体规划性能比较弱, 而改进 BINA 的整体规划性能有了明显提高且是最优的.



(a)简单环境



(b)复杂环境

图 7 3 种算法的平均进化曲线

表 1 3 种算法的性能比较

参数	简单环境			复杂环境		
	BINA	SINA	ACA	BINA	SINA	ACA
G_{ave}^*	13.29	11.08	22.77	15.15	12.10	22.57
L_1	23.68	25.92	24.62	25.13	27.72	25.51
L_2	22.96	23.87	24.08	23.24	23.81	24.01
L_3	22.80	24.80	23.25	24.40	27.20	23.48
L_4	21.65	22.26	23.46	22.54	23.06	23.20

*:收敛条件为路径解连续 15 代未发生变化.

5 结 论

受独特型免疫网络假设的启发, 本文提出了一种新的 Baldwin 效应的自适应免疫网络算法, 通过理论分析和实验仿真可以得出如下主要结论.

(1)免疫网络路径规划算法具有自组织和自学习功能, 当环境较为复杂时, 可以通过自学习最终获得可行路径, 从而避免陷入局部极小环境.

(2)根据 Baldwin 效应构建的抗体生命力更新算子, 可以实现算法搜索过程中的正反馈, 加快算法搜索速度, 提高网络收敛性能.

(3)对抗体生命力衰减系数进行自适应调整, 可以提高免疫网络的搜索效率和搜索精度.

大量的环境测试实验表明, 在最优规划能力和网络收敛性能方面, 本文提出的新免疫网络算法比基本免疫网络算法有了明显的提高. 因此, 新免疫网络算法对复杂环境中移动机器人的自主导航技术具有很好的借鉴和应用意义.

参考文献:

[1] GE S S, CUI Y J. Dynamic motion planning for mobile robots using potential field method [J]. Autonomous Robots, 2002, 13(3): 207-222.

[2] LIU Jin, YANG Dongyong. Path planning based on double-layer genetic algorithm [C] // Proceedings of the Third International Conference on Natural Computation. Piscataway, NY, USA: IEEE, 2007: 357-361.

[3] LIU Gengqian, LI Tiejun, PENG Yunqing. The ant algorithm for solving robot path planning problem [C] // Proceedings of the Third International Conference on Information Technology and Applications. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2005: 25-27.

[4] FARMER J D, PACKARD N H, PERELSON A S. The immune system, adaptation and machine learning [J]. Physics: D, 1986, 2(2): 187-204.

[5] ISHIGURO A, SHIRAI Y, KONDO T, et al. Immuno- noid: an architecture for behavior arbitration based on the immune networks [C] // Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1996: 1730-1736.

[6] MESHREF H, VANLANDINGHAM H. Artificial immune systems: application to autonomous agents [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2000: 61-66.

- [7] WANG Y N, LEE T S, TSAO T F. Plan on obstacle-avoiding path for mobile robots based on artificial immune algorithm [C]//Proceedings of 2007 International Symposium on Neural Networks. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2000: 694-703.
- [8] 王孙安, 庄健. 移动机器人路径发现与规划的免疫算法 [J]. 系统仿真学报, 2002, 14(8): 995-997.
WANG Sun'an, ZHUANG Jian. An immunity algorithm for path finding and optimizing of the moving robot [J]. Journal of System Simulation, 2002, 14(8): 995-997.
- [9] 庄健, 王孙安. 基于人工免疫网络机器人路径规划算法的进一步研究 [J]. 系统仿真学报, 2004, 16(5): 1017-1019.
- ZHUANG Jian, WANG Sun'an. Further study of robot path planning algorithm based on artificial immune net theory [J]. Journal of System Simulation, 2004, 16(5): 1017-1019.
- [10] JERNE N K. The immune system [J]. Scientific American, 1973, 229(1): 52-60.
- [11] JERNE N K. Idiotypic networks and other preconceived ideas [J]. Immunological Rev, 1984 (79): 5-24.
- [12] BALDWIN J M. A new factor in evolution [J]. American Naturalist, 1896, 30(3): 441-451.

(编辑 管咏梅)