

## 基于免疫进化非选择机制的移动机器人路径规划算法研究

张泽明 罗文坚 王煦法

(中国科学技术大学计算机科学技术系 合肥 230027)

**摘要:** 该文提出了一种基于免疫进化非选择机制的移动机器人路径规划算法(MRPPA-IENS)。该算法通过非选择操作来避免进化过程中糟糕个体的产生,使得较优个体能较早地生成,加快算法的收敛速度;同时,算法引入基因重组操作以维持群体的多样性,防止“早熟收敛”。仿真实验结果表明,该文所提出的MRPPA-IENS算法是一种有效的移动机器人路径规划算法,在障碍物完全已知的静态环境和部分已知的动态环境中均优于传统进化算法。

**关键词:** 移动机器人;人工免疫;进化非选择;动态环境;路径规划

中图分类号: TP242

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)08-1987-05

## Research of Mobile Robots Path Planning Algorithm Based on Immune Evolutionary Negative Selection Mechanism

Zhang Ze-ming Luo Wen-jian Wang Xu-fa

(Department of Computer Science and Technology, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

**Abstract:** A Mobile Robots Path Planning Algorithm based on Immune Evolutionary Negative Selection (MRPPA-IENS) mechanism is proposed in this paper. This algorithm adopts negative selection operators to avoid the bad individuals' generation during evolution, which can generate good individuals earlier and accelerate the algorithm's convergence. Furthermore, MRPPA-IENS adopts the gene rearrangement operator to maintain the population's diversity. The simulation experimental results demonstrate that the MRPPA-IENS algorithm proposed in this paper is an efficient mobile robots path planning algorithm and the performance of the algorithm is better than that of the traditional evolutionary algorithm when obstacles are perfectly known in static environment or partially known in dynamic environment.

**Key words:** Mobile robot; Artificial immune system; Evolutionary negative selection; Dynamic environment; Path planning

### 1 引言

机器人的路径规划是依据某个或某些优化准则(如工作代价最小、行走路线最短、行走时间最短等),在其工作空间中找到一条从起始状态到目标状态的能避开障碍物的最优或次优路径<sup>[1,2]</sup>。目前,对于机器人路径规划已有大量的工作,其方法主要可以分为两类:第一类是传统方法<sup>[1]</sup>,如图搜索法、栅格解耦法、人工势场法等;第二类是进化方法<sup>[1-6]</sup>,主要采用的算法有模糊逻辑、遗传算法等。传统的方法通常是在完全已知的环境中依照某种准则来搜索最优路径,很难适应环境和约束条件的动态变化<sup>[2]</sup>。而进化的方法通常存在“早熟收敛”和“收敛速度慢”这两个问题<sup>[7,8]</sup>。

非选择算法(Negative Selection Algorithm, NSA)是Forrest等人根据生物免疫系统中T细胞的产生与作用机制而提出的一种变化检测算法<sup>[9,10]</sup>,不具有自适应能力。进化非

选择算法(Evolvable Negative Selection Algorithm, ENSA)是综合了免疫非选择机制和免疫学习机制的特点而提出了一类自适应、自学习算法,目前主要用于异常检测。ENSA可以尽早地丢弃进化过程中产生的糟糕个体,减少搜索的盲目性,使得优秀个体能较早的产生,加快算法的收敛速度<sup>[11-13]</sup>。

借鉴生物免疫系统的工作机制,本文提出了一种基于免疫进化非选择机制的移动机器人路径规划(MRPPA-IENS: Mobile Robots Path Planning Algorithm based on Immune Evolutionary Negative Selection Mechanism)算法。该算法能在进化过程中避免糟糕个体的产生,加快算法的收敛速度;同时也能在进化过程中通过基因重组加入随机路径来维持群体的多样性,防止“早熟收敛”。此外该路径规划算法不仅适用于障碍物完全已知的静态环境,也适用于障碍物部分已知的动态环境。

2006-01-09 收到, 2006-08-14 改回

国家自然科学基金(60404004),安徽省教育厅重点项目(2004kj360zd)和中国科学技术大学研究生创新基金资助课题

## 2 MRPPA-IENS

### 2.1 问题描述

移动机器人路径规划的第 1 步是建立适当的环境模型,常用的建模方法有: 构陷空间法、自由空间法和栅格法等<sup>[4]</sup>。这些方法都是预先生成离散的搜索图, 然后采用某种算法在这个图中搜索最优路径。与此不同的是, 本文所提出的算法 MRPPA-IENS 直接在原始、连续的环境空间中搜索最优路径, 这样算法不受预先生成的离散图的限制, 可能搜索到更优的路径, 同时也使得算法适用于动态的环境。

由于本文更多的是关注算法本身, 故可参照构陷空间法的思想, 将机器人缩小为一个点, 同时根据机器人的形状和尺寸对障碍物进行拓展。仿真环境中的障碍物通过图形的表示, 在算法中通过背景与障碍物的颜色不同来识别和避开障碍物, 使移动机器人能无碰的从起点到达终点。

### 2.2 个体表示

一个个体代表了一条从起点到终点的路径, 该路径由一系列的线段组成。个体可以看作是一个节点的序列。第 1 个节点为第 1 条线段的起点, 接着是组成路径的一系列线段的交点, 最后一个节点是终点即移动机器人需要到达的目的地。如果一个节点不在任何一个障碍物内, 则该节点是可行的; 如果一条线段不与任何一个障碍物相交, 则该线段是可行的。一条路径是可行的, 当且仅当组成该路径的所有节点和线段都是可行的。每个节点可用一个平面坐标  $(x, y)$  来表示, 个体  $p$  可以如下表示:

$$p = \{m_s, m_1, m_2, \dots, m_n, m_E\}$$

$$= \{(x_s, y_s), (x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n), (x_E, y_E)\}$$

其中  $(x_s, y_s)$ ,  $(x_E, y_E)$  分别代表起点和终点。个体  $p$  的长度是指  $p$  中节点的数目, 其长度是可变的。

### 2.3 算法步骤

本文所提出的 MRPPA-IENS 算法既适用于障碍物完全已知的静态环境也适用于障碍物部分已知的动态环境。当在动态环境中进行路径规划时, 算法能兼顾全局和局部, 不仅能得到可行路径, 还能得到次优路径。详细的 MRPPA-IENS 算法步骤如下:

- (1) 初始化, 生成初始种群。
  - (a) 确定种群规模  $M$ , 个体长度范围  $[PN_{\min}, PN_{\max}]$ 。
  - (b) 随机生成  $M$  个个体, 每个个体由随机生成的一系列中间节点组成。
  - (c) 非选择操作  $NS_1$ 。
- (2) 进化操作, 对当前种群进行进化以得到下一代种群。
  - (a) 选择父个体以概率  $p_c$  进行交叉。
  - (b) 选择父个体以概率  $p_m$  进行变异。
  - (c) 通过基因重组随机生成一部分新个体。
  - (d) 非选择操作  $NS_2$ 。
- (3) 不断重复进行步骤(2), 直至得到最优/次优路径或进

化到达最大代数。若未找到最优或次优路径, 则此次搜索失败, 跳转至步骤(1)重新开始搜索; 若找到最优或次优路径, 则选择该条路径, 移动机器人沿此路径前进。

(4) 如在完全已知的环境中, 则算法结束, 移动机器人可沿步骤(3)中选择的路径一直到达终点; 如在动态环境中, 则进行如下操作:

(a) 移动机器人维持一张环境地图, 初始环境地图由动态环境中的已知部分构建。

(b) 移动机器人沿选择的路径前进, 在前进的同时不断地探测外部环境。若机器人到达终点, 则算法结束。

(c) 若机器人发现环境地图中未标识的障碍物, 则将该障碍物加入环境地图。同时判断该障碍物是否与当前前进的路径相交, 即判断当前路径是否因新障碍物的出现而变为不可行路径。

(d) 若当前路径仍为可行路径, 则跳转(b); 若当前路径已变为不可行, 则以移动机器人所在的当前位置为起点, 原终点保持不变, 在新的环境地图中进行路径规划, 转步骤(1)。

从算法描述中可以看出, 动态环境中的移动机器人路径规划算法是一种贪心算法, 这是因为移动机器人当前所采用的路径总是在当前已知环境下的最优或次优路径。下面将详细描述算法步骤中的核心部分, 即进化操作与非选择操作。

### 2.4 进化操作

MRPPA-IENS 算法采用如下 3 种进化操作来产生更优的个体。

**交叉** 由两个父个体重组来产生两个新的子个体, 本文采用单点交叉的方式。

**变异** 通过改变父个体的中间节点情况来生成新的子个体, 包括 3 个子操作: 插入、删除和移动。个体进行变异时, 以一定的概率选择这 3 个子操作中的一个来进行。3 个子操作的描述如下。

(1) 插入: 随机地生成一中间节点并在父个体中随机地选取一位置将其插入;

(2) 删除: 从父个体中随机选取一个中间节点并将该节点删除;

(3) 移动: 随机改变某中间节点的位置, 该操作有一个参数称为移动范围  $r$ 。进行该操作时, 首先从父个体中随机选取一个中间节点, 并在以该中间节点为圆心半径为  $r$  的圆形区域内随机地选取一位置, 将该中间节点移动到选取的位置上。移动范围  $r$  是一个可变的值, 与障碍物大小以及路径状态相关, 当路径可行时  $r$  可取较小的值, 此时对可行路径进行微调以得到更优的路径。当路径不可行时,  $r$  可取较大的值, 此时在较大的范围内搜索以得到可行的路径。

**基因重组** 为维持群体的多样性, 防止早熟, 在进化过程中随机生成一批新的个体来替换适应度值最低的一些个体。

## 2.5 非选择操作

MRPPA-IENS算法采用两种非选择操作来避免糟糕的个体的产生, 指导进化向可行路径方向前进, 加快收敛速度。算法在随机生成初始群体时采用了非选择操作 $NS_1$ , 在群体进化时采用了非选择操作 $NS_2$ 。

**非选择操作 $NS_1$**  在随机生成个体时采用。在随机生成个体中间节点时, 如果生成的节点在某个障碍物上即节点不可行, 则该节点删除并重新生成一个。

**非选择操作 $NS_2$**  在个体进化时采用。在进化过程中, 子个体由父个体经交叉、变异产生。若子个体由交叉产生则孩子个体有两个父个体; 若由变异产生则只有一个父个体。若父个体都是可行路径则要求子个体也是可行路径, 如果子个体不可行, 则删除; 若存在一个不可行的父个体则不要求子个体可行, 但要求子个体的中间节点可行, 若子个体存在不可行的中间节点, 则删除。

采用这两种非选择操作可以加快算法收敛速度并可以尽可能维持种群多样性和收敛性之间的平衡, 其基本原理是: (1)非选择操作 $NS_1$ 和非选择操作 $NS_2$ 都要求保证节点的可行性, 节点是否可行是优化路径设计的前提条件。(2)节点的可行并不代表路径(或部分路径)可行。对路径的可行性不作明确要求(即无相关非选择操作)的目的是维持群体多样性, 使得属于不可行路径的部分较优个体能够生存并进化成可行路径。(3)最佳路径是一条中间节点都是可行的路径。对种群个体中间节点做可行性限制不仅不会降低种群个体经交叉、变异及基因重组操作得到较优路径的概率, 而且减少了无用的搜索空间, 加快了算法的收敛速度。(4)对于非选择操作 $NS_2$ , 仅要求可行路径经过进化操作得到的下一代路径为可行路径, 而对不可行路径则无此要求。这样不仅使得某些不可行路径可能在经过简单的进化操作后迅速地成为最优或次优的可行路径, 而且有利于保持群体的多样性, 防止“早熟收敛”。此外, 该操作也有利于指引种群向可行路径方向进化, 减少反复, 加快收敛速度。

从本质上来说, 非选择操作 $NS_1$ 和非选择操作 $NS_2$ 对个体提出了两种限制。一是节点的可行性限制, 二是可行路径经过进化操作得到的下一代路径必须为可行路径。

如果仅考虑第 1 种限制(即节点的可行性限制), 那么, 对于任意一条所有节点均为可行节点的路径  $p = \{(x_s, y_s), (x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n), (x_E, y_E)\}$  (路径不一定是可行的), 若最佳路径为  $p_{SE} = \{(x_s, y_s), (a_1, b_1), (a_2, b_2), \dots, (a_m, b_m), (x_E, y_E)\}$ , 则从个体  $p$  到最佳个体  $p_{SE}$  至少存在一种可能的进化过程如下(交替删除或插入一个节点):

$$\begin{aligned} p &= \{(x_s, y_s), (x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n), (x_E, y_E)\} \\ &\rightarrow \{(x_s, y_s), (x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_{n-1}, y_{n-1}), (x_E, y_E)\} \\ &\rightarrow \{(x_s, y_s), (x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_{n-1}, y_{n-1}), (a_m, b_m), (x_E, y_E)\} \\ &\rightarrow \dots \\ &\rightarrow \{(x_s, y_s), (x_1, y_1), (a_2, b_2), \dots, (a_m, b_m), (x_E, y_E)\} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &\rightarrow \{(x_s, y_s), (a_2, b_2), \dots, (a_m, b_m), (x_E, y_E)\} \\ &\rightarrow \{(x_s, y_s), (a_1, b_1), (a_2, b_2), \dots, (a_m, b_m), (x_E, y_E)\} = p_{SE} \end{aligned}$$

必须指出, 以上的进化过程是仅考虑了变异操作中的删除和插入两种子操作。由于 MRPPA-IENS 还采用了用基因重组、交叉及其他变异子操作, 从个体  $p$  到最佳个体  $p_{SE}$  的可能途径是多种多样的且与具体环境直接相关。

如果进一步考虑第 2 种限制(即可行路径经过进化操作得到的下一代路径必须为可行路径), 那么以上进化过程可能由于子代个体为非可行路径而不成立。此时, MRPPA-IENS 虽然非常有利于迅速生成当前群体能够生成的较优路径, 但容易变成局部的快速贪心搜索。为此, MRPPA-IENS 算法还采用了基因重组(即每一代随机再生一部分个体)来避免陷入搜索困境, 尽可能达到全局最优。

## 3 仿真实验

### 3.1 实验设置

本文对 MRPPA-IENS 算法在不同环境不同障碍物的情况下进行了仿真实验。实验中采用的选择机制是赌轮法和最佳个体保留法, 采用的适应度函数是路径长度、路径平滑性和路径碰撞性这 3 个因素的线性组合, 表现形式如下<sup>[2-6]</sup>:

$$f(p) = w - \alpha \times \text{dist}(p) - \beta \times \text{smooth}(p) - \gamma \times \text{collision}(p)$$

其中  $\alpha, \beta, \gamma$  分别代表这 3 个因素的权重,  $w$  为一常数, 其后 3 个部分所代表的意义如下:

(1)  $\text{dist}(p) = \frac{1}{d(m_0, m_n)} \times \sum_{i=1}^{n-1} d(m_i, m_{i+1})$ , 其中  $\sum_{i=1}^{n-1} d(m_i, m_{i+1})$  为个体所代表的路径总长度,  $d(m_i, m_{i+1})$  为以  $m_i$  为起点,  $m_{i+1}$  为终点的线段的长度, 系数  $\frac{1}{d(m_0, m_n)}$  是为了使因素  $\text{dist}(p)$  与因素  $\text{smooth}(p)$  和  $\text{collision}(p)$  的量级一致。(2)  $\text{smooth}(p) = \sum_{i=2}^{n-1} \cos(\theta_i)$ , 其中  $\theta_i$  为线段  $(m_{i-1}, m_i)$  与线段  $(m_i, m_{i+1})$  的夹角。(3)  $\text{collision}(p) = c$ , 其中  $c$  为路径中不可行线段数目。

各种不同的情况下, 算法均采用相同的参数, 种群大小  $M$  取 50, 个体长度范围  $[PN_{\min}, PN_{\max}] = [3, 16]$ , 交叉概率  $p_c$  取值 0.6, 变异概率  $p_m$  取值 0.8, 变异子操作插入概率为 0.08, 删除概率为 0.08, 移动概率为 0.84, 基因重组个体数为 5, 实验环境为  $300 \times 160$  的矩形区域, 可行路径变异移动范围  $r$  为 10, 不可行路径变异移动范围  $r$  为 30。适应度函数中参数  $w$  取以较大的常数如 500,  $\alpha$  取 3,  $\beta$  取 1,  $\gamma$  取 100,  $\gamma \gg \alpha, \gamma \gg \beta$  是对不可行路径进行较大的惩罚, 使得进化能朝可行路径方向前进。

### 3.2 已知环境中移动机器人的路径规划

图 1 为完全已知环境中移动机器人的路径规划仿真实验。其中图 1(a)为初始时环境,  $S$  为起点,  $E$  为终点, 黑色矩形条“■”为障碍物, 障碍物尺寸均为  $20 \times 90$ ; 图 1(b)为

进化开始时随机生成的路径；图 1(c)，图 1(d)为进化结束时生成的次优路径。为优化生成路径，在进化结束后本文也采用了文献[2-5]和文献[7,8]中提到过的切角优化操作。

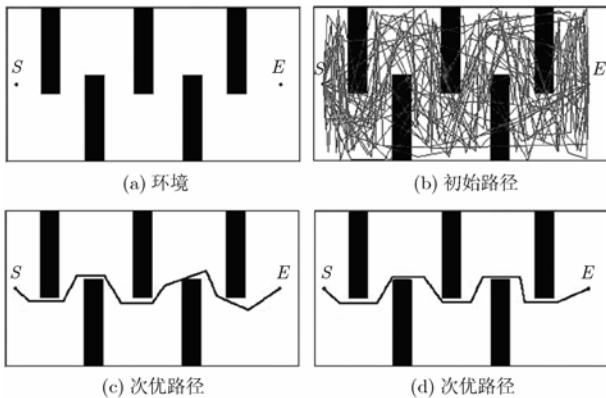


图 1 已知环境中的移动机器人路径规划

MRPPA-IENS 算法与传统 EA 算法的主要区别是前者采用了非选择操作而后者没有。表 1 中的 MRPPA-IENS (NO NSA)是 MRPPA-IENS 算法剔除非选择操作后所得到的算法，两者的性能比较如表 1 所示，实验环境如图 1(a)所示。表 1 为实验重复做 10 次所得到的实验结果。其中 Gen 表示在该代算法首次进化得到可行路径，Fit1 为该条可行路径的适应度；Fit2 为算法进化到最大代数时最优路径的适应度，实验中采用非选择操作时的最大进化代数设为 800，而不采用时的最大进化代数设为 5000。

表 1 中的“—”表示该次算法失败，即进化达到最大进化代数时仍未找到可行路径。从表 1 可以看出，当 MRPPA-IENS 算法采用非选择操作时，首次找到可行路径的平均代数 126 远小于不采用非选择操作时的 2248；首次找到的可行路径的平均适应度和算法结束时找到的次优路径的平均适应度均高于不采用非选择操作时；此外，采用非选择操作时的算法成功率也远高于不采用时。该实验结果表明非选择操作能减少搜索的盲目性，使得优秀个体能较早地产生，大大加快算法的收敛速度，同时也表明本文所提出的 MRPPA-IENS 算法是一种有效的移动机器人路径规划算法。

3.3 动态环境中移动机器人的路径规划

图 2 为动态环境中移动机器人的路径规划仿真实验。其中图 2(a)为初始时环境，S 为起点，E 为终点，黑色矩形条

“■”为已知障碍物，灰色的虚线矩形条“■”为未知障碍物；图 2(b)为在初始已知环境地图下，本文算法运行 731 代后进化出的一条次优路径，移动机器人沿此路径前进，前进过程中机器人可探测周围的环境，实验中探测范围 R 取 30；如图 2(c)所示，当移动机器人行进至 A 点时，发现新障碍物，将该新障碍物加入环境地图，此时机器人检测到该新障碍物阻塞了前行路径，故原次优路径变为不可行路径，需重新进行路径规划。规划以 A 点为起点，E 点为终点并在当前环境地图下进行；图 2(d)所示的是本文算法运行 7 代后得到的绕过第 1 个障碍物的从起点到终点的路径轨迹。对应图 2(f)，本文算法运行 206 代后得到最终次优路径(绕过了第 2、第 3 障碍物)。从上面的实验看出，移动机器人在遇到新的障碍物后，能在很短的时间内重新规划前行路径，故本文所提出的 MRPPA-IENS 算法也适用于仅有部分障碍物已知的动态环境，在行进过程中即使遇到新的障碍物也能及时生成新的较优路径。

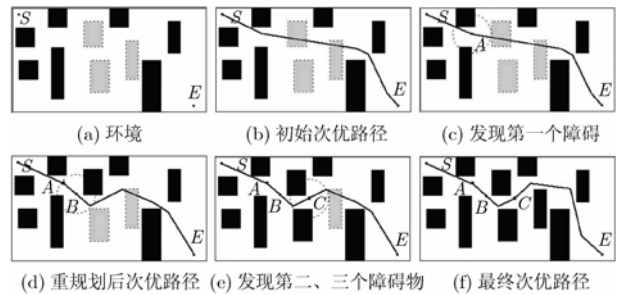


图 2 动态环境中的移动机器人路径规划

4 结束语

受生物免疫系统工作机制启发，本文提出了一种基于免疫进化非选择机制的移动机器人路径规划算法 MRPPA-IENS。一般进化算法都存在“收敛速度慢”和“早熟收敛”这两个问题，MRPPA-IENS 算法中采用非选择操作避免糟糕个体的产生来加快算法的收敛，采用基因重组操作维持群体的多样性来防止“早熟收敛”，对这两个问题都有一定程度的改善。仿真实验结果表明本文所提出的 MRPPA-IENS 算法是一种有效移动机器人路径规划算法，适用于障碍物完全已知的静态环境和障碍物部分已知的动态环境。

表 1 MRPPA-IENS 算法采用非选择操作与不采用非选择操作时的性能比较

		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	AVG
MRPPA-IENS	Gen	171	29	7	406	43	9	4	4	15	567	126
	Fit1	494.9	491.9	495.7	489.8	489.9	494.6	494.4	494.7	498.7	493.4	493.8
	Fit2	494.9	495.9	496.1	493.0	492.6	494.6	495.9	494.7	498.7	493.4	495.0
MRPPA-IENS (NO NSA)	Gen	413	4012	—	—	3588	—	1058	234	—	4183	2248
	Fit1	492.3	494.0	—	—	494.4	—	490.4	493.3	—	494.1	493.1
	Fit2	492.3	494.0	—	—	494.4	—	492.2	493.7	—	494.1	493.5

## 参 考 文 献

- [1] 张颖, 吴成东, 原宝龙. 机器人路径规划方法综述. 控制工程, 2003, 10(s0): 152-155.  
Zhang Ying, Wu Cheng-dong, and Yuan Bao-long. Progress on path planning research for robot. *Control Engineering of China*, 2003, 10(s0): 152-155.
- [2] Xiao Jing, Michalewicz Z, Zhang Lixin, and Trojanowski K. Adaptive evolutionary planner/navigator for mobile robots. *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, 1997, 1(1): 18-28.
- [3] Xiao Jing. Evolutionary Planner/Navigator in a Mobile Robot Environment. Oxford University Press and Institute of Physics Publishing, 1997: 1-11.
- [4] Xiao Jing, Michalewicz Z, and Zhang Lixin. Evolutionary planner/navigator: Operator performance and self-tuning. Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation, Nagoya, Japan, May 1996: 366-371.
- [5] Gombosi M. Evolution of path finding. Proceedings of the 23rd International Conference on Information Technology Interfaces. Pula, Croatia, June 2001: 133-138.
- [6] Wan Yennien, Hsu HaoHsuan, and Lin Chuncheng. Artificial immune algorithm based obstacle avoiding path planning of mobile robots. Advances in Natural Computation: First International Conference, ICNC 2005, Changsha, China, Springer-Verlag, August 2005, 3611: 859-862.
- [7] 李枚毅. 用改进的遗传算法进行自主式机器人的路径规划. 湘潭师范学院学报, 1999, 20(6): 42-46.  
Li Mei-yi. The motion planning of mobile robots with extended genetic algorithms. *Journal of Xiangtan Normal University*, 1999, 20(6): 42-46.
- [8] 李枚毅, 蔡自兴. 操作概率自适应进化算法及其在移动机器人导航中的应用. 控制理论与应用, 2004, 21(3): 339-344.  
Li Mei-yi and Cai Zi-xing. Adaptive calculation of evolutionary operator probabilities and its application on navigation of le robots. *Control Theory and Applications*, 2004, 21(3): 339-344.
- [9] Dasgupta D. Artificial Immune Systems and Their Applications. Berlin: Springer-Verlag, 1999: 3-23.
- [10] Forrest S and Perelson A, et al.. Self-nonsel self discrimination in a computer. Proceedings of IEEE Symposium on Research in Security and Privacy, Oakland, May 1994: 202-212.
- [11] Luo Wenjian and Wang Xufa, et al.. Evolutionary negative selection algorithms for anomaly detection. The 7th International Conference on Computational Intelligence and Natural Computing (CINC'2005), held in conjunction with the 8th Joint Conference on Information Sciences (JCIS'2005), Salt Lake City, Utah, July 2005: 440-445.
- [12] 罗文坚, 曹先彬, 王煦法. 检测器自适应生成算法研究. 自动化学报, 2005, 31(6): 907-916.  
Luo Wen-jian, Cao Xian-bin, and Wang Xu-fa. Research on adaptively generating detector algorithm. *Acta Automatic Sinica*, 2005, 31(6): 907-916.
- [13] 张义国, 罗文坚, 王煦法. 基于免疫原理的逻辑电路进化设计. 计算机工程与应用, 2006, 42(11): 38-40.  
Zhang Yi-guo, Luo Wen-jian, and Wang Xu-fa. A logic circuits designing algorithm based on immune principles. *Computer Engineering and Applications*, 2006, 42(11): 38-40.
- [14] 柏艺琴, 贺怀清. 移动机器人路径规划方法简介. 中国民航学院学报, 2003, 21(s2): 206-209.  
Bai Yi-qin and He Huai-qing. Introduction of mobile robots path planning methodologies. *Journal of Civil Aviation University of China*, 2003, 21(s2): 206-209.
- 张泽明: 男, 1980年生, 博士生, 研究方向为人工免疫、自然计算以及硬件进化.
- 罗文坚: 男, 1974年生, 副教授, 从事自然计算、人工免疫系统、硬件进化及网络安全等方面的研究.
- 王煦法: 男, 1948年生, 教授, 博士生导师, 主要从事智能信息处理、人工免疫系统及网络安全等方面的研究工作.