

# 基于人工免疫与可视图相结合的移动机器人路径规划方法<sup>①</sup>

段 勇<sup>②\*</sup> 王 猛\* 徐心和\*\*

(\* 沈阳工业大学信息科学与工程学院 沈阳 110870)

(\*\* 东北大学信息科学与工程学院 沈阳 110004)

**摘要** 针对结构化环境中的自主移动机器人路径规划问题,提出了一种人工免疫算法与可视图相结合的算法,并将其应用于自主机器人路径规划。该算法用包围盒表示环境中的障碍物,继而计算成本矩阵,完成可视图的构建,从编码方式、疫苗设计及接入两方面对人工免疫算法进行改进,并将改进的人工免疫算法应用于可视图中求解优化路径。经过理论分析和实验验证,该算法不仅能够以较高效率求解出优化路径,而且可以满足实体机器人在现实环境中导航的需求。

**关键字** 自主移动机器人,路径规划,人工免疫,可视图

## 0 引言

移动机器人路径规划是机器人领域的研究热点之一。路径规划可使机器人在有障碍物的环境空间中按照一定的性能评价标准(如时间、距离、能量等)寻找一条从起始状态到终止状态的无碰撞最优或次优路径。目前,已有研究人员将人工势场法<sup>[1]</sup>、Voronoi 图法<sup>[2]</sup>等传统方法应用于移动机器人路径规划。近年来,随着对智能方法研究的深入,神经网络<sup>[3]</sup>、蚁群算法<sup>[4]</sup>、粒子群<sup>[5]</sup>等方法被应用于路径规划并已取得令人瞩目的成果。

目前,以人工免疫算法(artificial immune algorithm, AIA)<sup>[6,7]</sup>为代表的进化算法已广泛应用于求解最优化问题<sup>[8]</sup>,在移动机器人路径规划领域,也已得到应用,其可行性也得到了证明<sup>[9]</sup>。但是 AIA 在求解移动机器人路径规划问题时仍存在着一系列缺点,如退化问题、早熟收敛等,最显著的是运算效率偏低,据统计,在求解特定问题时,其运行速度只有遗传算法的 1/200,收敛速度也比遗传算法慢很多<sup>[10]</sup>。为提高人工免疫算法求解路径规划问题的效率,本文将路径长度作为衡量路径优秀与否的标准,对传统的人工免疫算法的编码方式和疫苗设计接入方法提出改进,并将可视图法<sup>[11]</sup>与人工免疫算

法相结合。应用可视图表示移动机器人运行所处的环境信息,之后使用人工免疫算法求解最优路径。经过实验证明,这一新的算法实现了移动机器人的路径规划,显著提高了效率,并且可以满足实体机器人在现实环境中路径规划的需求。

## 1 人工免疫及可视图的基本理论

### 1.1 人工免疫算法

人工免疫算法将待求解问题及约束视为抗原,将问题的解视为抗体。算法开始时,随机生成给定数量的初始种群,采用选择、复制、交叉、变异、疫苗接入等算子对种群进行进化操作,产生优于父代的子代。人工免疫算法的显著优点在于在特定情况下,可以以概率 1 收敛至全局最优解。

人工免疫算法的状态转移可表示为如下的马尔可夫链<sup>[12]</sup>:  $A_k \xrightarrow{\text{退火选择}} B_k \xrightarrow{\text{高斯变异}} C_k \xrightarrow{\text{种群重组}} A_{k+1}$ , 退火选择是在当前群体  $A_k = (\|a_1, a_2, a_3, \dots, a_n\|)$  中以概率

$$P(a_i) = \frac{f(a_i) \exp(f(a_i)/T_k)}{\sum_{i=1}^n f(a_i) \exp(f(a_i)/T_k)} \quad (1)$$

选择抗体  $a_i$  进入种群  $B_k$ , 式(1)中,  $f(a_i)$  表示抗体

① 国家自然科学基金(60905054)和辽宁省高等学校杰出青年学者成长计划(LJQ2011006)资助项目。

② 男,1978 年生,博士,副教授;研究方向:智能机器人,机器学习等;联系人,E-mail:duanyong0607@163.com  
(收稿日期:2013-07-19)

$a_i$  的适应度;  $T_k$  是单调递减趋于 0 的退火选择控制序列, 用于控制抗体多样性变化速度<sup>[12]</sup>。

高斯变异是指种群  $B_k$  通过高斯变异操作产生  $C_k$ , 设  $B_k = (b_1, b_2, b_3, \dots, b_n)$ , 抗体  $b_i = (b_i^1, b_i^2, \dots, b_i^m)$ , 对抗体  $b_i$  进行高斯变异是指通过如下过程产生抗体  $c_i$ :

$$c_i^j = b_i^j + \eta_i^j, j = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

其中,  $\eta_i^j$  服从高斯分布  $N(0, \sigma_{ij}^2)$ ,  $\sigma_{ij}^2$  为高斯分布的方差<sup>[12]</sup>。

种群重组是指生成新一代种群  $A_{k+1}$ , 其中包括种群  $A_k$ ,  $C_k$  中的优秀抗体及一定数量的新生抗体。

## 1.2 可视图法

### 1.2.1 可视图的概念

可视图是由麻省理工学院的 Tomás Lozano-Pérez 和 IBM 研究院的 Michael A. Wesley 提出的路径规划方法, 将障碍物用多边形包围盒来表达是可视图法的最显著特征。在可视图中, 通常利用搜索算法求解起始点与目标点间的最优路径<sup>[13]</sup>。

设图  $G = (V, E)$ , 其中  $V$  是由起始点  $s$ 、终止点  $g$  以及障碍物(本文以矩形障碍物为例)包围盒的各个顶点构成的集合,  $E$  表示相邻顶点之间连线。可视图法将  $V$  中所有元素用直线组合相连, 同时要各个元素之间连线均不能穿越障碍物。因为图中各相邻顶点可以相互看到, 所以称图  $G = (V, E)$  为可视图<sup>[14]</sup>。

图 1 表示移动机器人运行环境空间  $R^2$ ,  $s$  表示

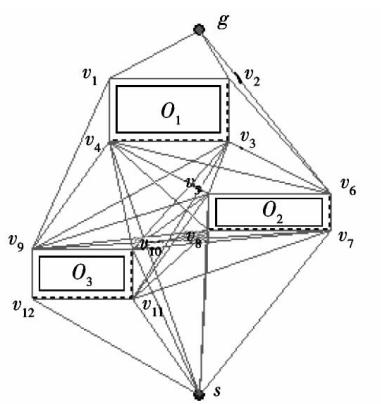


图 1 包含三个障碍的环境空间构成的可视图

移动机器人的起点,  $g$  表示移动机器人的目标点,  $O_1, O_2, O_3$  表示移动机器人在环境空间内可能遇到的障碍物, 虚线框表示障碍物的包围盒。本文考虑到移动机器人的实际尺寸, 构建包围盒时预留出一

定的安全距离, 将图 1 中满足条件的端点相连, 即构成可视图, 图中的连线表示机器人的可运行路径。

### 1.2.2 可视图中的成本矩阵

利用可视图法求解移动机器人运行环境空间中的最优路径, 最关键问题是构造邻接成本矩阵, 在有障碍的平面  $R^2$  上, 定义  $G$  为有权图, 则边的权值即为两顶点间的扩展 Euclid 成本, 表示为  $d(v_i, v_j)$ ,  $v_i, v_j$  属于顶点集合  $V$ 。定义  $\text{cost}[i][j]$  为图  $G$  的成本矩阵, 其中  $\text{cost}[i][j] = d(v_i, v_j)$ 。

根据图 1 所示的可视图, 构造对应的成本矩阵如下所示(部分):

$s$	$v_1$	$v_2$	$\cdots$	$v_{12}$	$g$
$s$	0	$\infty$	$\infty$	$\cdots$	138.13 $\infty$
$v_1$	$\infty$	0	82	$\cdots$	$\infty$ 84.90
$v_2$	$\infty$	82	0	$\cdots$	$\infty$ 61.35
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
$v_{12}$	138.13	$\infty$	$\infty$	$\cdots$	0 $\infty$
$g$	$\infty$	84.90	61.35	$\cdots$	$\infty$ 0

成本矩阵的行和列均表示端点编号, 成本矩阵中的 0 表示同一端点间不存在成本,  $\infty$  表示两端点间的成本无限大。其余正常数表示可直接连通的两端点之间的欧氏距离。利用成本矩阵, 可快速计算出任一路径所需的成本。成本矩阵构造完成之后, 将在一定程度上影响人工免疫算法求解移动机器人路径规划问题时抗体编码方式的确定, 并且在疫苗提取及接入时, 发挥重要作用。

## 2 基于可视图及人工免疫算法的移动机器人路径规划

### 2.1 人工免疫算法的改进

针对移动机器人路径规划的特点, 对人工免疫算法进行两方面改进, 分别是抗体编码方式和疫苗的设计接入。

#### 2.1.1 抗体编码方式改进

本文所采用的编码方式主要有两方面特点: 一是采用字符串编码的形式组成抗体; 二是编码构成的抗体长度可变。

在移动机器人路径规划问题中, 抗体表示所求问题的解, 即搜索出运动路径, 它由移动机器人的起始点、目标点及一系列中间节点连接成的折线构成。为清晰地表示路径的走向, 并且充分利用可视图中的顶点信息及成本矩阵, 本文采用字符串编码的形

式组成抗体,抗体的组成元素为搜索空间中障碍物包围盒的顶点,其结构如下所示:

<i>IDpoint</i>	<i>IDobject</i>	<i>x</i>	<i>y</i>
----------------	-----------------	----------	----------

其中 *IDpoint* 表示顶点编号, *IDobject* 表示顶点所属障碍物编号, *x*、*y* 分别表示顶点的横纵坐标; 抗体中元素的顺序表示移动机器人运动时经过顶点的次序, 如图 2 所示抗体  $path1 = s \rightarrow v_4 \rightarrow v_1 \rightarrow g$ , 表示移动机器人由起始点 *s* 出发, 依次经过包围盒的顶点  $v_4$ 、 $v_1$ , 最终到达目标点 *g*。

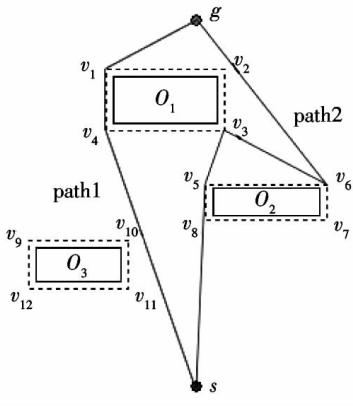


图 2 包含两条路径的环境图

如图 2 所示两个抗体  $path1 = s \rightarrow v_4 \rightarrow v_1 \rightarrow g$ ;  $path2 = s \rightarrow v_9 \rightarrow v_3 \rightarrow v_{10} \rightarrow g$ , 其长度显然不同, 因此, 为适应移动机器人路径规划问题的实际需求, 应使人工免疫算法中的抗体长度可变, 故本文设计的抗体的数据结构如下所示:

<i>Fitness</i>	<i>Length</i>	<i>s</i>	$\dots$	<i>v</i>	$\dots$	<i>g</i>
----------------	---------------	----------	---------	----------	---------	----------

其中首位 *Fitness* 表示抗体的亲和度, *Length* 表示抗体由 *s* 到 *g* 的长度, 其余部分为构成路径的节点, 这种存储结构在抗体发生变化时, 可灵活改变抗体的长度。

### 2.1.2 疫苗的设计与接入

定义: 进行移动机器人路径规划时, 若一条路径在接近目标过程中存在来回往返的现象, 则将其称为倒退现象, 如图 2 中  $path2$  所示。

通过对图 2 中最优路径及次优路径的分析, 可以得出移动机器人路径规划问题的部分先验知识: 一是最优路径不穿越障碍物的包围盒; 二是路径不存在倒退现象。在算法实现过程中, 将这两点先验知识作为疫苗, 在抗体初始化及变异过程中将其接入。

在创建新抗体过程中, 为植入疫苗, 移动机器人路径生成时应由起始点逐步延伸至目标点, 例如, 对于未完成构造的抗体  $path = s \dots v_m$  由端点  $v_m$  搜索下

一个节点时, 则需在剩余端点中随机取出一个  $v_n$ , 若满足如下两个条件:

$$(1) d(v_m, v_n) < \infty$$

(2)  $v_m \rightarrow v_n$  段路径不存在倒退现象

则将  $v_n$  添加至抗体中  $v_m$  的下一位, 否则重新搜索。并依此类推, 直至将目标点 *g* 添加至抗体中为止, 即完成单个抗体的构造。

在本文中, 变异算子只需考虑增添及删除基因即可满足要求。对于进行增添基因操作的抗体, 首先随机选取抗体中两相邻接点  $v_m$ 、 $v_n$ , 在剩余节点中随机选取端点  $v_k$ , 若  $v_k$  满足下列条件:

$$(1) d(v_m, v_k) < \infty$$

$$(2) d(v_k, v_n) < \infty$$

则将  $v_k$  加入到  $v_m$ 、 $v_n$  之间, 否则继续寻找, 直至得出满足条件的  $v_k$ , 实现抗体  $path = s \dots v_m \rightarrow v_n \dots g$  到抗体  $path' = s \dots v_m \rightarrow v_k \rightarrow v_n \dots g$  的转变。

对于进行删除基因操作的抗体, 检验所有不相邻的基因, 以  $v_m$ 、 $v_n$  为例, 若满足如下条件:

$$d(v_m, v_n) < \infty$$

则删除  $v_m$ 、 $v_n$  之间所有中间节点, 否则不进行删除操作, 即实现抗体  $path = s \dots v_m \dots v_n \dots g$  到抗体  $path' = s \dots v_m \rightarrow v_n \dots g$  的转变。

在变异算子中, 添加基因操作主要起到保持种群多样性的作用, 而删除基因操作的主要目的是实现移动机器人路径优化, 求解出全局最优解。

### 2.2 改进的人工免疫算法与可视图的结合

在解决移动机器人路径规划问题时, 人工免疫算法效率偏低有以下两个重要原因: 一是搜索范围过大, 即移动机器人运行的整个环境空间均需要考虑; 二是抗体在生成、变异过程中可能会产生数量众多的无效抗体, 即抗体所表示的路径穿过障碍物的包围盒。为解决上述两个问题, 提高算法效率, 将人工免疫算法与可视图相结合。在结合过程中, 可视图法的作用主要体现在以下两个方面: 一是在移动机器人路径规划过程中, 考虑的是多边形包围盒的各个顶点及起始点、目标点构成的集合, 而非环境空间中的所有点的集合, 以此缩小搜索空间; 二是人工免疫算法执行时, 以可视图中的成本矩阵为基础构造疫苗, 降低无效抗体出现的概率。

将环境空间中的障碍物使用包围盒表示后, 可将包围盒的部分顶点作为移动机器人运行路径的中间节点, 如图 2 所示  $path1 = s \rightarrow v_4 \rightarrow v_1 \rightarrow g$ 。由此可见在环境空间  $R^2$  未作处理前, 若要提取出路径中

的中间节点,需要考虑的范围为整个  $R^2$ ,而处理之后,仅需考虑端点集合  $V$  中的元素,因为  $|V| < < |R^2|$ ,所以环境空间经过处理后,搜索范围将显著缩小,进而提高算法效率。

因为构建可视图时,已完成成本矩阵的构造,所以可直接利用成本矩阵判断抗体中的任意两节点是否允许移动机器人直接通行,这也是疫苗设计与接入的一部分思想基础,用这种高效、准确的判断,可将无效抗体出现的概率降低至 0,从而进一步提高算法效率。

### 2.3 基于可视图及人工免疫算法的移动机器人路径规划的实现步骤

通过对算法的改进以及算法的结合,总结出算法的实现步骤如下:

(1) 将移动机器人运行的环境空间构建成可视图。

(2) 根据先验知识提取疫苗。

(3) 初始化:在搜索空间  $\Omega$  内通过植入疫苗产生  $N$  条路径,由这  $N$  条路径构成初始父代种群  $A_0$ 。

(4) 计算当前父代种群的遗传代数及  $A_k$  中所有抗体的亲和度,若满足条件,则终止运算并输出结果,否则继续。

(5) 根据抗体和抗原之间的亲和度以及抗体浓度,确定当前种群  $A_k$  中的  $n$  条最佳路径  $A_n^*$ ,并对这  $n$  条路径进行复制,形成临时的种群  $B$ , $B$  的规模与  $P_0, P_1 \dots P_k \dots$  相等。

(6) 通过植入疫苗对  $B$  进行变异操作,形成种群  $C$ ,计算  $C$  中抗体的亲和度,并选择出  $m$  个最佳路径,构成  $C_m$ 。

(7) 构成新一代父代种群  $A_{k+1}$ ,该种群由  $A_k$  中的  $n$  个最佳抗体  $A_n^*$ 、种群  $C$  中的  $m$  个最佳抗体  $C_m$ ,以及  $r$  个新加入抗体  $D_r$  构成,即  $A_{k+1} = A_n^* + C_m + D_r$ ,并返回步骤(4)。

## 3 实验与分析

为检验算法的性能,我们针对不同复杂度的工作环境,进行移动机器人路径规划实验:第一个实验对如图 1 所示的仅含 3 个障碍物的移动机器人运行环境进行路径规划,起始点为  $s$ ,目标点为  $g$ 。种群规模为 20,实验进行了 1000 次,每次实验初始值均独立产生,历次实验全部收敛至全局最优解,其效果如图 3 所示,在 1000 次实验中,仅有 1 次需进行进

化运算 5 次及其以上,即在简单环境中需进行 5 次以上进化的概率小于 1%。

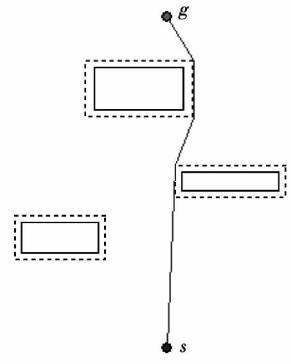


图 3 对图 1 进行路径规划的结果

第二个实验中,在器人运动空间内设置 20 个密集障碍,如图 4 所示。种群规模为 50,起始点为  $s$ ,目标点为  $g$ ,实验进行 1000 次,每次实验初始值均独立产生,图中的折线表示实验求解出的最优路径。

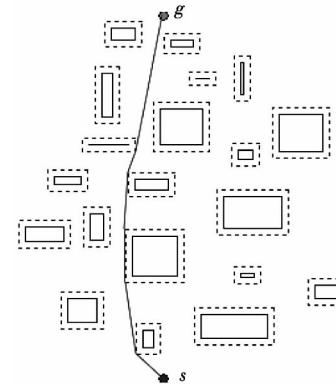


图 4 含有 20 个障碍的复杂移动机器人运行环境

图 5 给出了每次移动机器人路径规划得出全局最优路径的进化代数。图中横坐标表示实验次数,纵坐标表示进化代数。

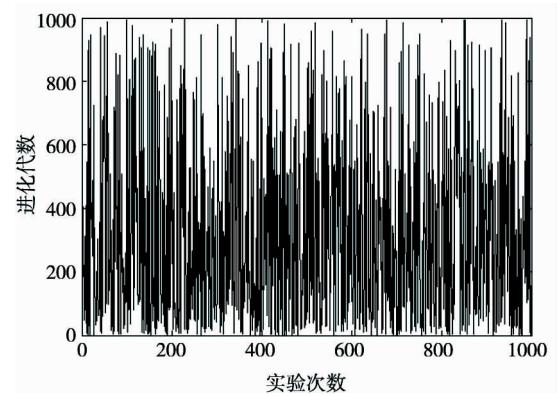


图 5 对图 4 进行路径规划历次试验进化次数

纵坐标表示收敛至最大亲和度的进化代数,其平均值为 318.126 代,明显优于传统人工免疫算法解决相似问题时所需的进化代数。

图 6 给出了在复杂环境中某一次试验历代种群中最优抗体亲和度的值,以及历代种群平均亲和度随进化代数变化情况。图中横坐标表示某该次实验进化次数,纵坐标表示经过归一化处理后的亲和度。由图可见,算法在执行过程中,为保持种群多样性,平均亲和度存在一定的波动,但随进化代数的增加,种群中最优抗体亲和度呈现递增趋势,直至收敛至全局最优解(即亲和度为 1)。

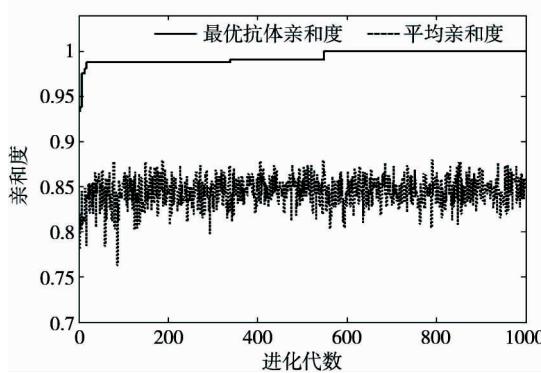


图 6 某次实验中种群最优抗体亲和度及平均亲和度随进化代数变化情况

为了验证研究方法的实用性和有效性,又在另一种不同的移动机器人运行环境中进行了路径规划实验,实验结果如图 7 所示。连接起始点  $s$  与目标点  $g$  的曲线表示求解出的路径。可见算法在不同的环境空间中均能取得优秀的路径。

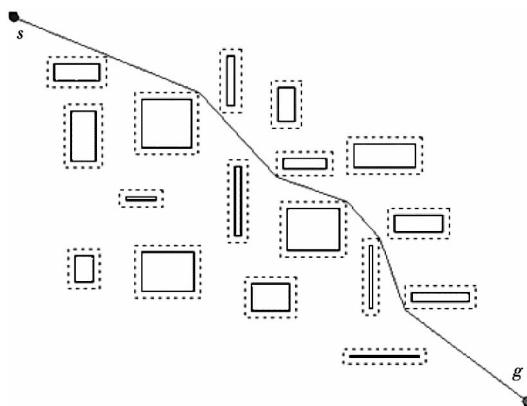


图 7 附加仿真实验效果图 1

为进一步检验算法在实际环境中是否能取得良好的效果,我们使用实体移动机器人在现实环境中对算法进行检测。实验进行的环境为机器人通过传

感器获取,所应用的实体机器人为“旅行家 2 号”,该机器人下位机端包含传感器模块、电源及驱动设备模块及运动底盘模块,用于实现机器人的运动行为及获取传感器信息;机器人的上位机端则起到运动控制和监控的作用。

图 8 显示了机器人在现实环境中的运行状态,图 9 显示了人机交互界面中实体移动机器人的操作界面及运动监控过程。由图可见,本文算法不仅能够满足仿真环境的需求,在现实环境中也能取得良好效果。



图 8 实体机器人在现实环境中运行状态

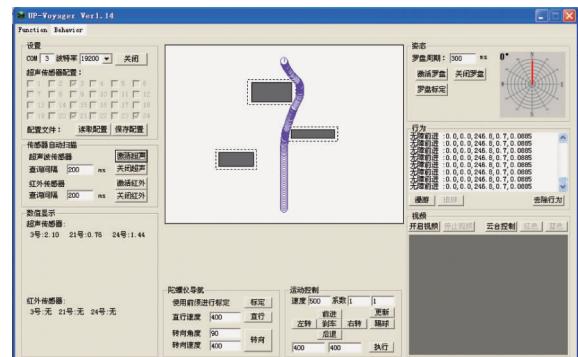


图 9 人机交互界面显示的机器人实际运动路径

#### 4 结论

本文提出的基于人工免疫及可视图的机器人路径规划方法是将传统的人工免疫算法的编码方式和疫苗进行了有针对性的改进,将可视图的部分思想融合于算法中。这一新的机器人路径规划方法能显著地提高算法效率,有效克服人工免疫算法的固有缺点,并且能稳定地求解出理想路径。经过实体机器人的测试,以新算法的求解路径可满足实体机器人在现实环境中的需求。

## 参考文献

- [ 1 ] Hwang Y K, Ahuja N. A potential field approach to path planning. *IEEE Transactions on Robot and Automation*, 1992, 8(1) :23-32
- [ 2 ] Gowda I G, Kirkpatrick D G, Lee D T, Naamad A. dynamic voronoi diagrams. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1983, 29(10) :724-731
- [ 3 ] Goodrich M A, Stirling W, Frost R. A theory of satisficing decisions and control. *IEEE Transactions On Systems: Man and Cybernetic*( Part A ), 1998, 28( 11 ) :763-779
- [ 4 ] Akbarimajd A, Hassanzadeh A. Autonomously implemented versatile path planning for mobile robots based on cellular automata and ant colony. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 2012, 5(1) :39-52
- [ 5 ] 曲丽萍,王宏健,曲永印. 基于粒子群优化的同步定位与地图构建. 沈阳工业大学学报, 2013, 35(4) :419-425
- [ 6 ] Khan M T, Silva C W. Autonomous and robust multi-robot cooperation using an artificial immune system. *International Journal of Robotics and Automation*, 2012, 27(1) :60-75
- [ 7 ] Ulutas B H, Kulturel K S. A review of clonal selection algorithm and its applications. *Artificial Intelligence Review*, 2011, 36(2) :117-138
- [ 8 ] Van Peteghem, Vanhoucke M. An artificial immune system algorithm for the resource availability cost problem. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 2013, 25 (1-2) :122-144
- [ 9 ] Tuncer A, Yildirim M. Dynamic path planning of mobile robots with improved genetic algorithm. *Computers and Electrical Engineering*, 2012, 38(6) :1564-1572
- [ 10 ] 郑日荣,毛宗源,罗欣贤. 基于欧氏距离和精英交叉的免疫算法研究. 控制与决策, 2005, 20(2) :161-164
- [ 11 ] Lozano-Perez T, Wesley M. An algorithm for planning collision-free paths among polyhedral obstacles. *Communications of the ACM*, 1979, 22(5) :436-450
- [ 12 ] 行小帅,潘进,焦李成. 基于免疫规划的 K-means 聚类算法. 计算机学报, 2003, 26(5) :605-610
- [ 13 ] Jason A J. The essential visibility graph: an approach to global motion planning for autonomous mobile robots. *IEEE International Conf on Robotics and Automation*, 1995, 2:1958-1963
- [ 14 ] 戴光明. 避障路径规划的算法研究[博士学位论文]. 武汉:华中科技大学计算机学院, 2004. 23-32

## A path planning algorithm for mobile robots based on combination of artificial immune and visibility graph

Duan Yong<sup>\*</sup>, Wang Meng<sup>\*</sup>, Xu Xinhe<sup>\*\*</sup>

(<sup>\*</sup> School of Information Science and Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870)

(<sup>\*\*</sup> School of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004)

### Abstract

In order to solve the path planning problem of autonomous mobile robots in a structured environment, a path planning algorithm based on the combination of artificial immune and visibility graph was proposed, and it was applied to the path planning of an autonomous mobile robot. This algorithm represents obstacles in an environment through a bounding box. Then, it calculates the cost matrix, and completes the construction of the visibility graph. The artificial immune algorithm was modified in two aspects: the method of coding and the design and insert of the vaccine, and then the improved artificial immune algorithm was used to solve the optimization path in the visibility graph. The results of the theoretical analysis and experiments show that the new algorithm can not only obtain an optimization path with high efficiency, but also meet the demand of entity robot navigation in real environments.

**Keywords:** autonomous mobile robot, path planning, artificial immune, visibility graph