

# 控制与决策

Control and Decision

## 一种基于免疫机理的确定性移动机器人路径规划算法

范俊岩, 褚雨, 岳迪, 洪露

引用本文:

范俊岩, 褚雨, 岳迪, 等. 一种基于免疫机理的确定性移动机器人路径规划算法[J]. *控制与决策*, 2021, 36(10): 2418–2426.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0059>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

### 一种结合内在动机理论的移动机器人环境认知模型

An environment cognition model combined with intrinsic motivation for mobile robots

*控制与决策*. 2021, 36(9): 2211–2217 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1744>

### 基于改进RRT\*FN算法的机器人路径规划

Robot path planning based on improved RRT\*FN algorithm

*控制与决策*. 2021, 36(8): 1834–1840 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1713>

### 移动机器人运动规划中的深度强化学习方法

Deep reinforcement learning for motion planning of mobile robots

*控制与决策*. 2021, 36(6): 1281–1292 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0470>

### 基于16方向24邻域改进蚁群算法的移动机器人路径规划

Mobile robots path planning based on 16–directions 24–neighborhoods improved ant colony algorithm

*控制与决策*. 2021, 36(5): 1137–1146 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0600>

### 凸优化与A\*算法结合的路径避障算法

Convex optimization and A–star algorithm combined path planning and obstacle avoidance algorithm

*控制与决策*. 2020, 35(12): 2907–2914 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0351>

# 一种基于免疫机理的确定性移动机器人路径规划算法

范俊岩<sup>1</sup>, 褚雨<sup>1</sup>, 岳迪<sup>2</sup>, 洪露<sup>2,3†</sup>

(1. 江苏海洋大学 机械与海洋工程学院, 江苏 连云港 222005; 2. 江苏海洋大学 电子工程学院, 江苏 连云港 222005; 3. 湖南工学院 计算机与信息科学学院, 湖南 衡阳 421002)

**摘要:** 为了解决移动机器人路径规划算法的确定性与搜索空间之间的矛盾, 基于免疫机理提出一种确定性移动机器人路径规划算法. 该算法首先利用路径起始点和目标点垂线确定的正向环境空间, 在此空间内依据疫苗启发规则构建初始抗体种群, 保证路径起始点和二级节点对正向解空间全覆盖; 然后, 根据正向切线点数量进行抗体克隆, 在疫苗启发作用下对后续节点进行重构变异, 同时定义单点抗体重构提升率, 用以动态调整抗体数量, 扩大抗体搜索空间. 算法以抗体节点数判断抗体的变异代数, 确定抗体种群的进化代数, 从而实现确定性路径搜索. 最后, 针对不同工况, 将所提出算法与其他算法进行实验比较, 结果验证了新算法的确定性和有效性, 最优解平衡了路径距离和转向代价, 更符合移动机器人的运动需求.

**关键词:** 移动机器人; 路径规划; 免疫机理; 确定性; 抗体重构; 疫苗启发

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.0059

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



**引用格式:** 范俊岩, 褚雨, 岳迪, 等. 一种基于免疫机理的确定性移动机器人路径规划算法[J]. 控制与决策, 2021, 36(10): 2418-2426.

## A path planning algorithm of deterministic mobile robot based on immune mechanism

FAN Jun-yan<sup>1</sup>, CHU Yu<sup>1</sup>, YUE Di<sup>2</sup>, HONG Lu<sup>2,3†</sup>

(1. School of Mechanical and Marine Engineering, Jiangsu Ocean University, Lianyungang 222005, China; 2. School of Electronic Engineering, Jiangsu Ocean University, Lianyungang 222005, China; 3. School of Computer and Information Science, Hunan Institute of Technology, Hengyang 421002, China)

**Abstract:** The paper proposes an immune mechanism based path planning algorithm of deterministic mobile robot for the contradiction between the certainty of mobile robot path planning and the search space of the algorithm. Firstly, for ensuring the positive solution space fully covered by the initial point of the path and the secondary node, an initial antibody population is constructed using the vaccine heuristic rule in the positive environment space, which is determined by the perpendicular line of the initial point and the target point of the path. Then, antibody cloning is carried out according to the number of positive tangent points, and the subsequent node is reconstructed and mutated under the inspiration of vaccine. In addition, the improvement rate of single-point antibody reconstruction is presented to dynamically adjust the number of antibodies and expand the search space of antibodies. To realize the deterministic path search, the algorithm uses the number of antibody nodes to judge the mutation times of antibody and decided the evolution times of antibody population. Finally, the proposed algorithm is compared with other algorithms in different working condition. The results verify the certainty and effectiveness of the proposed algorithm, and the optimal solution is balanced between the path distance and the steering cost, which is more in line with the motion requirements of the mobile robot.

**Keywords:** mobile robots; path planning; immune mechanism; certainty; antibody remodeling; vaccine inspired

## 0 引言

路径规划是移动机器人研究的一个重要方向, 旨在通过路径规划算法, 在多障碍物的工作环境中, 规划出由起始位置至目标位置的无碰撞路径. 对此, 国内外学者提出了很多路径规划算法, 例如 A\* 算法、

Dijkstra 算法、人工势场算法等一次搜索算法<sup>[1-6]</sup> 和遗传算法、蚁群算法、粒子群算法和快速扩展随机树算法等迭代搜索算法<sup>[7-11]</sup>.

基于算法自身的优势和不足, 研究人员对算法进行了改进和融合, 文献[12]采用 A\* 算法进行全局路

收稿日期: 2020-01-13; 修回日期: 2020-06-12.

基金项目: 江苏省第五期“333 工程”科研项目(BRA2018288); 江苏省研究生科研创新计划项目(KYCX19-2316).

†通讯作者. E-mail: honglu912@163.com.

径规划,在实际执行过程中,通过人工势场算法对局部路径进行调整,提高了算法的实际应用价值.文献[13]利用人工势场构造启发信息,增强了初始信息素启发的有效性,提高了收敛速度.文献[14]根据环境模型中的势场作用信息调整信息素更新方向,引导蚂蚁向最优解分布概率更高的子空间进行搜索,提高了算法求解质量.文献[15]通过探测完成随机树扩展,在全局规划中不断迭代低权值节点实现全局快速收敛.文献[16]在遗传算法中引入模拟退火思想,帮助算法跳出局部最优解,同时考虑行驶速度,提高了路径解的实用性.文献[17]通过在全局最优位置添加微小扰动,帮助粒子群算法摆脱停滞状态,同时采用自适应控制策略,动态调整算法参数提高算法搜索能力.但是,以上算法的优化改进都是基于算法自身不足,进行算子改进和算法融合以获得更好的求解效果,并没有彻底解决一次搜索算法搜索空间与搜索代价之间的矛盾,迭代搜索算法早熟和搜索结果不稳定的问题也依然存在.

从算法特点来看,一次规划算法具备搜索过程和搜索结果的不确定性,迭代搜索算法拥有良好的搜索能力和鲁棒性.为了更好地发挥两类算法的优势,解决算法确定性与搜索空间之间的矛盾,本文以切线图<sup>[18]</sup>作为环境模型,基于免疫机理<sup>[19-21]</sup>提出一种确定性迭代搜索算法.首先,改进路径评价函数,增加路径和角度综合惩罚因子,减少路径中的局部连续转向;然后,对抗体进行正向构建和重构变异操作,避免设置进化代数、抗体数量、变异概率等经验参数,进行确定性迭代搜索;最后,定义抗体重构提升率作为外部控制参数,对抗体进行预估筛选,动态调整抗体数量以适应算法搜索需要.

### 1 问题描述与计算约定

本文算法面向静态环境空间,为移动机器人规划出一条由起始点至目标点无碰撞路径.在保证机器人运动安全的前提下,减少路径距离和转向角度,求解满足机器人运动需求的最优路径.

#### 1.1 环境模型

切线图描述了环境空间中的起始点、目标点以及障碍物之间的切线连接关系.在 $100 \times 100$ 的环境空间中,以起始点、目标点和4个障碍物为对象构造切线图,结果如图1所示.黑色区域为障碍物,所有障碍物进行凸壳(障碍物顶点所构成的凸多边形,文中简称凸壳)处理;黑色区域与边界线之间为缓冲区,缓冲区宽度为1,缓冲区顶点可作为路径节点;虚线代表切线连接关系,虚线段可作为路径段.

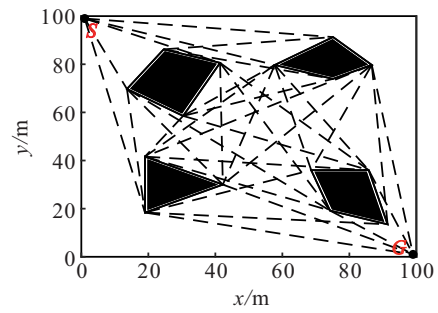


图1 环境模型

#### 1.2 路径编码

在路径规划中,抗体为一条由起始点至目标点的可行路径.抗体采用可变长度编码,如图2所示,两条可行路径分别表示为 $S \rightarrow R_7 \rightarrow R_8 \rightarrow G$ 和 $S \rightarrow R_2 \rightarrow R_{10} \rightarrow R_9 \rightarrow G$ .

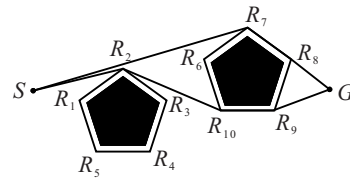


图2 可行路径

#### 1.3 路径距离和角度

局部路径距离 $d$ 为欧氏距离, $(x_i, y_i), (x_{i+1}, y_{i+1})$ 为第 $i$ 和 $i + 1$ 个节点的坐标.

$$d = \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2}. \quad (1)$$

路径转向角 $\alpha$ 采用弧度制,路径节点依次为 $P_1(x_1, y_1), P_2(x_2, y_2), P_3(x_3, y_3)$ , $a, b, c$ 分别为3点所组成三角形边长.

$$a = \sqrt{(x_3 - x_2)^2 + (y_3 - y_2)^2}, \quad (2)$$

$$b = \sqrt{(x_3 - x_1)^2 + (y_3 - y_1)^2}, \quad (3)$$

$$c = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}, \quad (4)$$

$$\alpha = \pi - \arccos \frac{a^2 + b^2 - c^2}{2ac}. \quad (5)$$

### 2 基于免疫机理的确定性路径规划算法

#### 2.1 免疫机理

为了适应实际环境中的外界入侵,免疫系统进化出了丰富的免疫机理,为实际工程应用提供了很多有效的概念方法.

1) 多样性遗传机理.由于免疫系统的客观需要,抗体种类远多于抗原种类.不同的基因片段组合产生了不同种类的抗体,在路径规划中,路径节点代表了基因,路径节点的组合代表了不同的抗体类型.在进化过程中,依据抗体浓度和抗体适应值对抗体数量进行动态调整,保证抗体遗传的多样性,提高算法的全局搜索能力.

2) 克隆选择机理. 在免疫系统中以抗体适应值为参考, 对满足适应值要求的抗体进行规则映射, 抗体种群状态转移情况可以表示为如下过程:

$$A(k) \xrightarrow{\text{select}} A'(k) \xrightarrow{\text{clone}} A''(k) \xrightarrow{\text{compress}} A(k+1).$$

对种群  $A(k)$  中的抗体进行选择, 形成种群  $A'(k)$ , 克隆  $A'(k)$  中的抗体形成种群  $A''(k)$ , 对抗体进行变异操作, 最后压缩种群至  $A(k+1)$ .

3) 疫苗选择. 在免疫系统中, 疫苗接种是获得有效抗体重要途径. 本文引入角度因子作为抗体疫苗, 引导抗体生成和变异(图3), 提高算法搜索效率. 其中: 节点  $R$  代表当前节点, 节点  $G$  为目标点,  $R_2$  和  $R_5$  为待选择节点, 角  $\alpha_1$  和  $\alpha_2$  分别是节点  $R_2$  和  $R_5$  与虚拟测试线  $RG$  的夹角. 从  $R$  点出发选择夹角最小的节点作为后继节点.

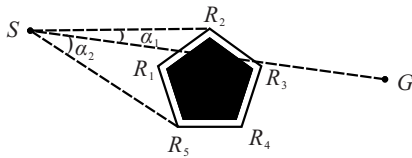


图3 疫苗启发因子

2.2 算法设计

本文基于免疫机理, 设计一种确定性移动机器人

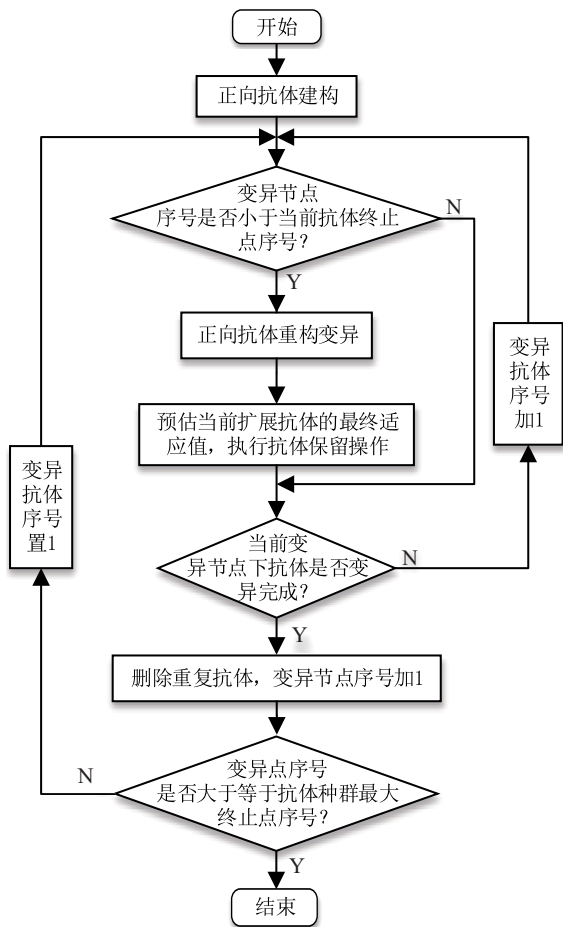


图4 算法流程

路径规划算法. 在路径搜索过程中, 算法采用一种新的抗体生成和变异机制, 用以提高路径搜索效率. 在抗体筛选过程中, 算法定义单点抗体重构提升率, 用以动态调节抗体数量, 以适应不同环境空间的搜索需求. 具体流程如图4所示.

2.2.1 适应值函数设计

适应值函数是衡量路径质量的重要标准, 传统路径规划适应值函数主要以路径距离作为路径质量的评价标准, 但机器人的实际运动代价还需要考虑机器人的转向代价, 特别是局部路径中的连续转向问题, 如图5所示.

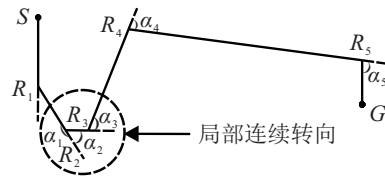


图5 路径局部连续转向

针对移动机器人路径规划的实际需求, 对距离和角度进行综合考虑, 同时设置局部路径连续转向的惩罚函数, 构建适应值函数

$$F = \sum_{i=1}^3 w_i f_i. \tag{6}$$

适应值函数设计符合以下原则:

1) 路径距离为路径代价的主要参考指标, 即  $w_1 > w_2, w_1 > w_3$ , 并满足

$$f_1 = \sum_{i=1}^{l-1} d_i. \tag{7}$$

2) 对转向角制定惩罚机制, 即满足

$$f_2 = \begin{cases} \sum_{i=1}^{l-2} 20\sin\frac{\alpha_i}{2}, & \sum_{i=1}^{l-2} 20\sin\frac{\alpha_i}{2} > 1; \\ 1, & \text{otherwise.} \end{cases} \tag{8}$$

3) 对局部短距离连续转向设置惩罚标准, 即满足

$$f_3 = \sum_{i=1}^{l-1} \max(\alpha_i, \alpha_{i-1}) [\max(\alpha_i, \alpha_{i-1}) - |\alpha_i - \alpha_{i-1}|] \varepsilon. \tag{9}$$

$$\varepsilon = \begin{cases} \bar{d} - d_{i-1}, & d_{i-1} < \bar{d}; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \tag{10}$$

$$\bar{d} = \frac{\sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^{l_j-1} d_i}{\sum_{j=1}^m (l_j - 1)}. \tag{11}$$

其中:  $w_1 = 0.5, w_2 = 0.25, w_3 = 0.25$  分别表示距离、角度和距离角度综合权重系数;  $f_1, f_2, f_3$  分别表示距

离、角度和距离角度综合代价; $\epsilon$ 为距离惩罚系数; $\bar{d}$ 为局部路径平均距离; $m$ 为初始抗体种群包含的抗体数量; $l_j$ 为第 $j$ 个抗体的路径点数量.

### 2.2.2 正向抗体构建

针对传统免疫算法需要设置初始抗体数量的问题,本文算法根据实际问题的需要进行抗体数量的自动选择.如图6所示,以虚拟测试线 $SG$ 为基准获得与其垂直的空间分割线,以6个正向切线点为二级节点,在疫苗启发下生成初始抗体.

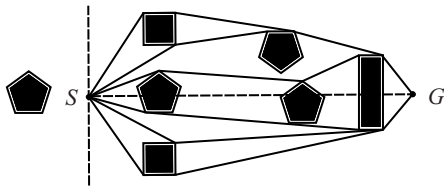


图6 初始抗体构建

以 $S$ 节点作为初始路径点,以 $G$ 节点作为目标点,以角度启发因子作为抗体疫苗,构建初始抗体种群,具体步骤如下.

step 1: 将 $S$ 节点与 $G$ 节点建立虚拟测试线,计算 $S$ 节点可连接切线点与虚拟测试线之间的夹角,保留合格的正向切线点,令 $i = 1$ .

step 2: 第 $i$ 个合格切线点作为 $S$ 节点的后继节点,并将其作为当前节点 $R$ .

step 3: 当前节点 $R$ 和终止节点 $G$ 建立虚拟测试线,计算当前节点切线点夹角,选择最小夹角切线点作为后继节点,并将其作为当前节点 $R$ .判断后继节点是否为 $G$ ,如果是则转step 4,否则转step 3.

step 4: 调整路径节点连接顺序,保证不相邻节点不可连接,生成初始抗体种群 $A(1)$ .判断抗体是否全部构建完成,如果是则删除重复抗体并结束程序,否则 $i = i + 1$ 转step 2.

### 2.2.3 正向抗体重构变异

针对传统抗体交叉和基因点变异启发性不足的问题,本文采用正向抗体重构对每个抗体进行变异.由二级节点开始进行正向抗体重构变异,直至抗体变异完成,选择其中一个二级节点进行抗体重构.图7为当前节点变异的全部路径结果,变异后路径更新如图8所示.

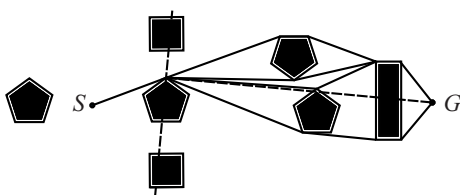


图7 当前抗体全部变异路径

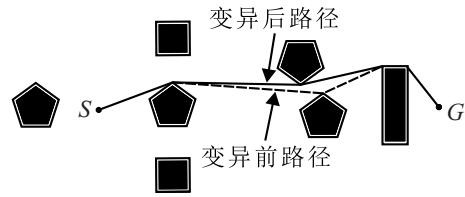


图8 当前抗体路径更新

由于路径起始点和二级节点对空间解的覆盖,抗体变异由第2个节点开始,至第 $l - 2$ 个节点为止.令 $i = 1$ 进行初始化,具体变异步骤如下.

step 1: 在抗体种群 $A(k)$ 中取出第 $i$ 个抗体,计算变异节点的可连接切线点与虚拟测试线的夹角,保留 $q$ 个合格切线点,令 $j = 1$ .

step 2: 克隆 $q$ 个相同抗体,将克隆抗体的当前变异节点的后继节点清除.

step 3: 将第 $j$ 个切线点作为变异节点的后继节点,并将其作为当前节点 $R$ .

step 4: 将当前节点 $R$ 和终止节点 $G$ 建立虚拟测试线,计算当前节点切线点夹角,选择最小夹角作为后继节点,并将其作为当前点 $R$ .判断后继节点是否为 $G$ ,如果是则转step 5,否则转step 4.

step 5: 调整种群 $A(k + 1)$ 中路径节点连接顺序,保证不相邻节点不可连接.判断 $j$ 是否等于 $q$ ,如果是则结束,否则 $j = j + 1$ 转step 3.

### 2.2.4 抗体适应值预估筛选机制

由于局部的路径点启发不能完全满足路径的全局最优要求,变异后的抗体仍然存在进一步优化的可能,以抗体种群为单位,定义单点抗体重构提升率,用以描述抗体节点变异的对抗体适应值的积极影响,具体定义如下.

定义1 在确定的环境模型中,任意路径节点的正向抗体重构变异,对其所属抗体的适应值产生一定的积极影响,影响大小的客观描述为单点抗体重构提升率 $tf$ ,计算公式如下:

$$tf = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \frac{P \sum_{j=1}^{m_i} \frac{F_{sj} - F_{gj}}{F_{gj}}}{\sum_{j=1}^{m_i} (l_j - 3)} \quad (12)$$

其中: $M$ 为测试组数量, $F_{sj}$ 为第 $j$ 个抗体初始适应值, $F_{gj}$ 为第 $j$ 个抗体最终适应值, $m_i$ 为当前测试点下的抗体数量, $l_j$ 为第 $j$ 个抗体所包含的节点数, $P$ 为抗体适应值改变概率.

通过 $tf$ 在当前抗体适应值基础上预估抗体最终适应值 $F_{end}$ ,计算公式如下:

$$F_{end} = F_{now}(1 - tf(l - z - 2)). \quad (13)$$

其中:  $F_{\text{now}}$  为当前抗体实际适应值,  $z$  为当前变异点序号,  $l$  为当前抗体所包含路径点数量.

根据以上说明和定义, 设计抗体筛选规则, 具体步骤如下.

step 1: 由式(6)计算抗体适应值, 由式(13)预估抗体最终适应值  $F_{\text{end}}$ . 判断当前变异抗体是否为初始抗体种群的抗体, 如果是则转 step 2, 否则转 step 3.

step 2: 对比父代抗体和变异抗体, 选择最优抗体作为新的父代抗体.

step 3: 筛选变异抗体, 将  $F_{\text{end}} \leq F_{\text{best}}$  的抗体加入种群  $A(k+1)$ , 程序结束.

### 2.2.5 正向抗体构建及重构变异的有效性证明

首先, 对证明参数进行以下说明:

1) 障碍物编号为  $1, 2, \dots, U$ , 每个障碍物凸壳中包含  $u$  个顶点. 凸壳顶点所构成的线段表示为  $CH = V_{v_i} V_{v_j}$ ,  $V \in 1, 2, \dots, U$ ,  $v \in 1, 2, \dots, u$ .

2) 虚拟测试线点集

$$E_1 = \left\{ (x, y) \left| \begin{aligned} \frac{x - x_S}{x_G - x_S} &= \frac{y - y_S}{y_G - y_S}, \\ x \in (x_{\min}, x_{\max}), y \in (y_{\min}, y_{\max}) \end{aligned} \right. \right\}. \quad (14)$$

其中

$$x_{\min} = \min(x_S, x_G), \quad x_{\max} = \max(x_S, x_G),$$

$$y_{\min} = \min(y_S, y_G), \quad y_{\max} = \max(y_S, y_G).$$

3) 障碍物边界点集

$$E_2 = \left\{ (x, y) \left| \begin{aligned} \frac{x - x_C}{x_H - x_C} &= \frac{y - y_C}{y_H - y_C}, \\ x \in (x_{\min}, x_{\max}), y \in (y_{\min}, y_{\max}) \end{aligned} \right. \right\}. \quad (15)$$

其中

$$x_{\min} = \min(x_C, x_H), \quad x_{\max} = \max(x_C, x_H),$$

$$y_{\min} = \min(y_C, y_H), \quad y_{\max} = \max(y_C, y_H).$$

抗体构建可分为两种情形:

情形 1:  $E_1 \cap E_2 = \emptyset$ .

$\therefore E_1 \cap E_2 = \emptyset$ ,

$\therefore$  点  $S$  和点  $G$  可直接连接, 即存在路径  $SG$ .

情形 2:  $E_1 \cap E_2 \neq \emptyset$ .

$\therefore E_1 \cap E_2 \neq \emptyset$ ,

$\therefore$  线段  $SG$  与不少于一个障碍物  $V$  相交.

$\therefore$  当  $S$  点正向障碍物数量  $U = 1$  时, 障碍物  $V$  为  $S$  点的可视障碍物,  $S$  点正向必存在不少于一条的可连接切线.

假设  $S$  点正向障碍物数量  $U > 1$  且  $S$  点没有可连接切线,

$\therefore U > 1$  且没有可连接切线, 则  $S$  点正向不存在

可视障碍物;

$\therefore U = 1$  时障碍物可视, 则必存在障碍物  $V'$  使障碍物  $V$  不可视;

又:  $\therefore$  障碍物均为凸壳, 完全或部分位于  $S$  正向障碍物存在且不少于一个顶点;

$\therefore$  障碍物  $V'$  可视, 存在可连接切线与假设相矛盾.

又:  $\therefore$  切线图为全局连通图,

$\therefore$  路径  $S \dots G$  存在.

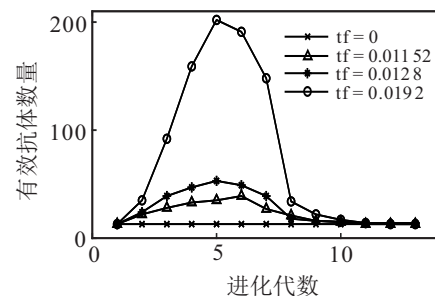
同理可得, 正向抗体重构变异有效.

## 3 实验仿真与结果分析

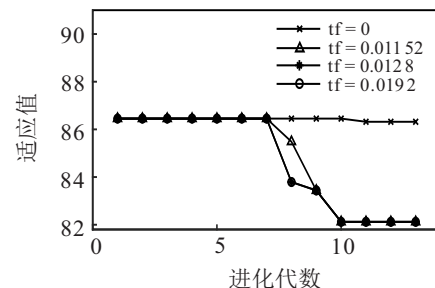
应用本文算法求解移动机器人路径规划问题, 对算法中的参数影响和算法求解性能进行实验分析, 算法运行环境为: Windows 10, Matlab R2018a, 处理器 Inter(R) Core(TM) i3-7100, 内存 4 GB.

### 3.1 单点抗体重构提升率实验分析

在包含 330 个路径点的复杂环境模型中进行 30 组路径规划, 共计 237 条路径在最优路径保留机制下进行测试, 由式(12)计算得出  $tf = 0.0128$ . 单点抗体重构提升率  $tf$  的引入, 为抗体适应值预估筛选机制提供了预估参数. 为验证  $tf$  对算法的影响, 以  $tf = 0.0128$  为基准对  $0 \times tf = 0; 0.9 \times tf = 0.01152; 1 \times tf = 0.0128; 1.5 \times tf = 0.0192$  进行实验, 对  $S(99, 1), G(1, 99)$  进行实验仿真, 结果如图 9 所示.



(a) 有效抗体变化趋势



(b) 抗体适应值变化趋势

图 9 抗体适应值变化趋势

由图 9(a) 可以看出,  $tf$  值与有效抗体数量呈正相关. 由图 9(b) 可以发现: 在 0 倍  $tf$  下的抗体质量较差; 0.9 倍  $tf$  虽然能够发现最优抗体, 但同时忽略了某

些高质量抗体;而1.5倍tf虽然保留了更多的有效抗体,但并未影响中间和最后的路径结果。tf = 0.0128能够保证求解质量且总体抗体数量较少,同时算法参数的取值有一定的容错空间。

为了进一步分析tf对算法实际搜索过程的影响,选择抗体搜索平均截面代表抗体搜索空间,对S(99,1)和G(1,99)路径规划过程中抗体变化规律和抗体数量与搜索空间之间的关系作进一步分析,结果如图10所示。

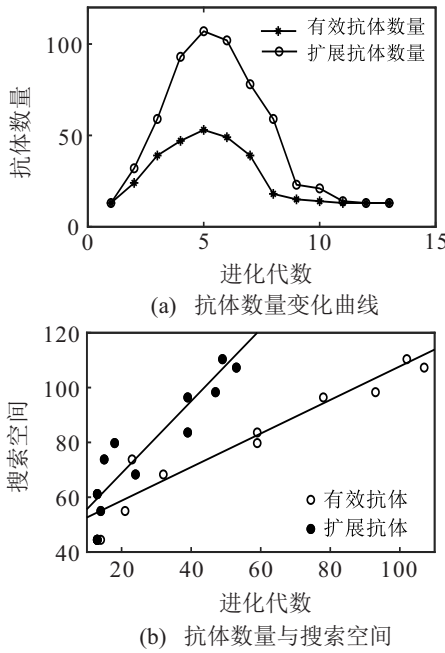


图10 抗体数量与搜索空间

由图10可知,路径求解在抗体数量、抗体变化趋势以及抗体数量与搜索空间的关系上具有以下特征:

**特征1** 在图10(a)中,有效抗体数量和扩展抗体数量经历了数次波动,整体趋势为先增后减。

**特征2** 在图10(a)中,扩展抗体数量始终不小于有效抗体数量,在初始和终止阶段二者的抗体数量相同。

**特征3** 在图10(b)中,抗体数量与搜索空间呈正相关趋势,有效抗体数量与搜索空间的拟合线斜率相对较小。

正向抗体构建确定了起始抗体数量,抗体重构变异对抗体进行扩展。在tf作用下,抗体适应值预估筛选机制和抗体删除操作减少了低质量和无效抗体。抗体数量变化规律如下:

- 1) 变异前抗体数量为 $Q_0$ ,每次迭代抗体变异数量为 $Q_1$ 。
- 2)  $z$ 的增加使同一抗体的 $F_{end}$ 增大,不满足 $F_{end} \leq F_{best}$ 的抗体数量为 $Q_2$ 。
- 3) 在处理不相邻节点不可连接的过程中,产生了

$Q_3$ 个重复抗体,所以,扩展抗体数量为 $Q' = Q_0 + Q_1$ ,有效抗体数量为 $Q'' = Q_0 + Q_1 - Q_2 - Q_3$ 。

对于特征1,当 $Q_1 > Q_2 + Q_3$ 时曲线上升,反之下降。由1)和3)可知: $Q_1, Q_2, Q_3$ 之间不存在直接联系,所以曲线经历了数次波动。在初始抗体数量的基础上抗体扩展会导致抗体数量先上升,在算法迭代过程中,由于 $z$ 的增加使得 $F_{end}$ 呈现整体上升趋势,符合要求的抗体数量逐渐减小,抗体数量整体呈现先增后减的趋势。

对于特征2,由3)可知 $Q' > Q''$ ,所以扩展抗体数量始终不小于有效抗体数量。由1)可知初始状态 $Q_0$ 为二者共同起点,由2)可知变异结束时 $F_{end} = F_{best}$ ,所以二者抗体数量相同。

对于特征3, $Q'$ 表示每代抗体重构变异对状态空间的扩展搜索情况, $Q''$ 代表了每代抗体的实际计算量,二者的差值代表抗体的淘汰数量。所以,抗体的适应值预估筛选机制在保证状态空间搜索的同时降低了计算量,也使得有效抗体数量与搜索空间的拟合线斜率相对较小,算法实际计算量对搜索空间的敏感度较低,符合算法的时间要求。抗体搜索截面的大小与可视切线点的数量呈正相关,所以抗体数量先增后减的趋势与待搜索空间大小呈正相关。算法在降低实际计算量的同时,可以扩展较多的抗体进行空间搜索,符合算法求解的空间要求。

### 3.2 算法路径求解实验对比分析

#### 3.2.1 不同工况下算法求解对比

为了验证本文算法对路径规划问题的适应性,选择S(1,99)和G(99,1)在不同工况下与文献[12]中的

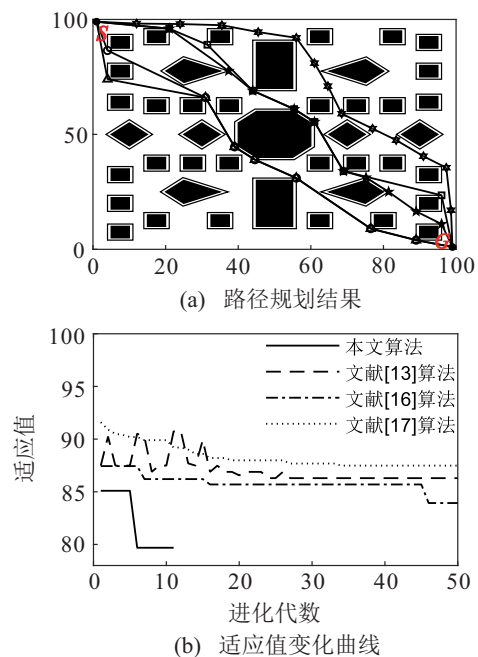


图11 工况1路径规划

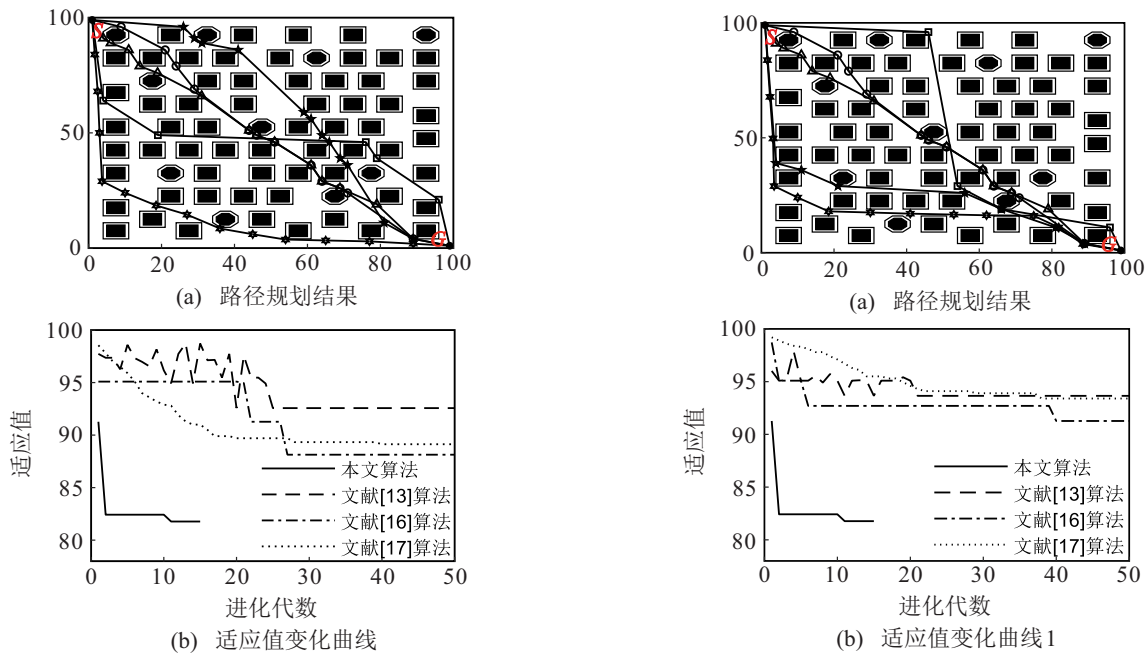


图12 工况2路径规划

二次A\*算法、文献[13]中的改进势场蚁群算法、文献[16]中的改进遗传算法和文献[17]中的可收敛粒子群算法进行实验仿真对比,仿真结果如图11和图12所示.其中文献[12]为一次搜索算法,不讨论其适应值变化趋势.在本文实验所得的路径规划结果中,圆形、三角形、正方形、五角形和星形分别为本文算法和文献[12-13,16-17]算法的路径规划结果.

在工况1和工况2中,文献[12]算法所求解路径适应值分别为83.67和85.72.结合图11和图12的结果可以看出:在两种工况下,本文算法在较少的迭代次数内实现了路径确定性求解,所求解路径的适应值均优于其他算法.

### 3.2.2 算法稳定性对比

为了验证算法的稳定性,对工况2中S(1,99)和G(99,1)路径进行30次求解实验,路径规划结果如图13所示,具体信息如表1所示.

由图13可以看出,在得到相同解(图13(a))的条件下,文献[12]为一次搜索算法,结果输出稳定但缺乏再次寻优能力,文献[13]算法、文献[16]算法和文献[17]算法收敛代数存在波动.同时,由于文献[17]算法没有固定路径点,在求解得到相近路径时,其路径适应值仍然存在一定差异.综合图12和图13路径求解结果及表1的路径求解数据可以看出,文献[13]算法、文献[16]算法和文献[17]算法的求解结果不稳定,求解质量相对较差且最优解收敛成功率较低.同时,路径求解存在较大的迭代次数差异,需要设置更多的冗余迭代次数.对比不同算法的计算结果,本文算法的输出结果稳定,具有路径求解过程和结果的确

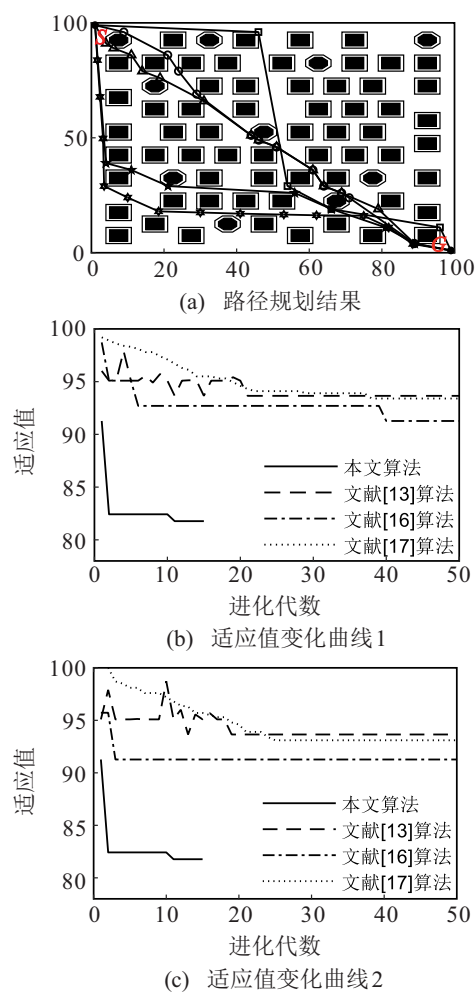


图13 路径规划结果对比

表1 路径求解数据对比

算法	最优适应值	最优解收敛成功率 / %	平均收敛代数	最小收敛代数
本文算法	81.8	100.0	15.0	15.0
文献[12]算法	85.7	100.0	/	/
文献[13]算法	92.6	43.3	25.6	18.0
文献[16]算法	88.2	26.7	27.7	3.0
文献[17]算法	89.1	33.3	34.1	27.0

定性,且迭代过程不受实验次数的影响,也无需设置冗余迭代次数.

### 3.2.3 算法求解时间对比和时间复杂度分析

为了进一步验证算法的有效性,在工况2模型中,对S(1,99),G(99,1)和S(80,1),G(20,99)进行求解,以测试算法的求解时间,结果如表2所示.

由表2可以看出,在S(1,99),G(99,1)的路径求解中,本文算法的计算时间增加了15.2%,但保证了算法迭代搜索能力,路径适应值提升了4.8%.在路径求解时间相近的情况下,相比文献[13]算法、文献[16]算法和文献[17]算法,路径适应值分别有13.2%、7.8%和9.0%的提升;在S(80,1),G(20,99)的路径求解中,

表2 路径求解时间对比

算法	$S(1,99), G(99,1)$		$S(80,1), G(20,99)$	
	适应值	时间/s	适应值	时间/s
本文算法	81.8	6.6	71.7	3.0
文献[12]算法	85.7	5.6	76.1	5.3
文献[13]算法	92.6	6.5	77.5	6.5
文献[16]算法	88.2	6.6	74.0	5.2
文献[17]算法	89.1	7.0	78.7	7.0

相比文献[12]算法、文献[13]算法、文献[16]算法和文献[17]算法,计算时间分别缩短了76.7%、116.7%、73.3%和133.3%,路径适应值分别有6.1%、8.1%、3.2%和9.8%的提升。综合路径求解质量和算法运行时间,本文算法具有更高的路径求解效率。

时间复杂度是评价算法计算效率的重要标准,一般将算法所执行基本操作的次数作为其时间复杂度。设障碍物顶点数量为 $n$ ,则算法搜索过程中最大节点扩展数量为 $n$ ,每个节点最大扩展数量为 $2n/3$ ,节点连接指针最大调整次数为 $n$ ,则

$$f(n) = \frac{2}{3}n^2 + n, \quad (16)$$

$$T(n) = O(n^2). \quad (17)$$

由式(17)可以看出,算法复杂度中只包含问题规模,避免了其他参数的影响。在文献[13]中,其算法复杂度 $T(n) = O(N_c^2 m)$ 。其中: $N_c$ 为循环变量, $m$ 为蚂蚁数目。本文算法能够自主选择内部参数,以适应当前求解任务的需要。在 $S(80,1), G(20,99)$ 的路径求解过程中,由于起始点和目标点距离较小,算法节约了更多的计算时间。

## 4 结论

本文基于免疫机理提出的确定性移动机器人路径规划算法,在保证算法搜索空间可控的基础上实现了确定性求解。其主要特点如下:

1) 抗体进化过程、进化代数、进化结果确定且唯一,实现了迭代搜索的确定性求解,减少了冗余计算。

2) 无需设置进化代数、抗体数量、变异概率等经验参数,也无需进行传统的交叉或单点、多点变异。依据疫苗启发因子,对抗体进行正向构建和重构变异,提高了抗体生成和变异效率。

3) 引入单点抗体重构提升率,使抗体数量与搜索空间呈正相关,确保搜索空间的外部可控,发挥了迭代类算法的空间搜索优势。算法的切线路径构建方式和局部路径规划中的切线避障有很高的契合度,这也为本文算法在动态环境和未知环境中的运用提供

了良好的契机<sup>[22-23]</sup>,也是后续研究的重要方向。

## 参考文献(References)

- [1] Singh Y, Sharma S, Sutton R, et al. A constrained A\* approach towards optimal path planning for an unmanned surface vehicle in a maritime environment containing dynamic obstacles and ocean currents[J]. Ocean Engineering, 2018, 169: 187-201.
- [2] Fu B, Chen L, Zhou Y, et al. An improved A\* algorithm for the industrial robot path planning with high success rate and short length[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2018, 106: 26-37.
- [3] Fadzli S A, Abdulkadir S I, Makhtar M, et al. Robotic indoor path planning using Dijkstra's algorithm with multi-layer dictionaries[C]. International Conference on Information Science & Security. Seoul: IEEE, 2015: 1-4.
- [4] Shi B H, Sun Y X, Zhang H J, et al. Obstacles modeling method in cluttered environments using satellite images and its application to path planning for USV[J]. International Journal of Naval Architecture and Ocean Engineering, 2019, 11(1): 202-210.
- [5] 罗强, 王海宝, 崔小劲, 等. 改进人工势场法自主移动机器人路径规划[J]. 控制工程, 2019, 26(6): 1091-1098.  
(Luo Q, Wang H B, Cui X J, et al. Autonomous mobile robot path planning based on improved artificial potential method[J]. Control Engineering of China, 2019, 26(6): 1091-1098.)
- [6] Yang X, Yang W, Zhang H J, et al. A new method for robot path planning based artificial potential field[C]. The 11th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA). Hefei: IEEE, 2016: 1294-1299.
- [7] Davoodi M, Panahi F, Mohades A, et al. Multi-objective path planning in discrete space[J]. Applied Soft Computing, 2013, 13(1): 709-720.
- [8] Doostie S, Hoshiar A K, Nazarahari M, et al. Optimal path planning of multiple nanoparticles in continuous environment using a novel adaptive genetic algorithm[J]. Precision Engineering, 2018, 53: 65-78.
- [9] Ma Y, Hu M, Yan X. Multi-objective path planning for unmanned surface vehicle with currents effects[J]. ISA Transactions, 2018, 75: 137-156.
- [10] 卜新苹, 苏虎, 邹伟, 等. 基于复杂环境非均匀建模的蚁群路径规划[J]. 机器人, 2016, 38(3): 276-284.  
(Bu X P, Su H, Zou W, et al. Ant colony path planning based on non-uniform modeling of complex environment[J]. Robot, 2016, 38(3): 276-284.)
- [11] Adiyatov O, Varol H A. Rapidly-exploring random tree based memory efficient motion planning[C]. IEEE International Conference on Mechatronics &

- Automation. Takamatsu: IEEE, 2013: 354-359.
- [12] 王洪斌, 郝策, 张平, 等. 基于A\*算法和人工势场法的移动机器人路径规划[J]. 中国机械工程, 2019, 30(20): 2489-2496.  
(Wang H B, Hao C, Zhang P, et al. Path planning of mobile robot based on A\* algorithm and artificial potential field method[J]. China Mechanical Engineering, 2019, 30(20): 2489-2496.)
- [13] 王晓燕, 杨乐, 张宇, 等. 基于改进势场蚁群算法的机器人路径规划[J]. 控制与决策, 2018, 33(10): 1775-1781.  
(Wang X Y, Yang L, Zhang Y, et al. Robot path planning based on improved ant colony algorithm with potential field heuristic[J]. Control and Decision, 2018, 33(10): 1775-1781.)
- [14] Liu J, Yang J, Liu H, et al. An improved ant colony algorithm for robot path planning[J]. Soft Computing, 2017, 21(19): 5829-5839.
- [15] Arslan O, Tsiotras P. Use of relaxation methods in sampling-based algorithms for optimal motion planning[C]. IEEE International Conference on Robotics & Automation. Karlsruhe: IEEE, 2013: 2421-2428.
- [16] 孙波, 姜平, 周根荣, 等. 改进遗传算法在移动机器人路径规划中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(17): 162-168.  
(Sun B, Jiang P, Zhou G R, et al. Application of improved genetic algorithm in path planning of mobile robots[J]. Computer Engineering and Application, 2019, 55(17): 162-168.)
- [17] Tang B, Zhanxia Z, Luo J. A convergence-guaranteed particle swarm optimization method for mobile robot global path planning[J]. Assembly Automation, 2017, 37(1): 114-129.
- [18] Liu Y H, Arimoto S. Computation of the tangent graph of polygonal obstacles by moving-line processing[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1994, 10(6): 823-830.
- [19] 徐雪松, 杨胜杰, 陈荣元, 等. 基于随机泛函的免疫进化算法收敛性及性能分析[J]. 控制与决策, 2018, 33(6): 1100-1106.  
(Xu X S, Yang S J, Chen R Y, et al. The convergence and performance analyses of immune evolutionary algorithm based on stochastic functional theory[J]. Control and Decision, 2018, 33(6): 1100-1106.)
- [20] Kuo R J, Tseng Y S, Chen Z Y. Integration of fuzzy neural network and artificial immune system-based back-propagation neural network for sales forecasting using qualitative and quantitative data[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2016, 27(6): 1191-1207.
- [21] 莫宏伟, 左兴权, 毕晓君. 人工免疫系统研究进展[J]. 智能系统学报, 2009, 4(1): 21-29.  
(Mo H W, Zuo X Q, Bi X J. Advances in artificial immune system[J]. Journal of Intelligent Systems, 2009, 4(1): 21-29.)
- [22] 张纯刚, 席裕庚. 全局环境未知时基于滚动窗口的机器人路径规划[J]. 中国科学E辑: 技术科学, 2001, 31(1): 51-58.  
(Zhang C G, Xi Y G. Robot path planning based on rolling window when global environment is unknown[J]. Chinese Science E: Technology Science, 2001, 31(1): 51-58.)
- [23] Henkel C, Bubeck A, Xu W. Energy efficient dynamic window approach for local path planning in mobile service robotics[J]. IFAC-PapersOnLine, 2016, 49(15): 32-37.

### 作者简介

范俊岩(1996—), 男, 硕士生, 从事智能控制、移动机器人路径规划和导航的研究, E-mail: fjy201807@163.com;

褚雨(1993—), 男, 硕士生, 从事智能控制、移动机器人路径规划和导航的研究, E-mail: chuyu0911@163.com;

岳迪(1995—), 女, 硕士生, 从事智能控制、移动机器人路径规划和导航的研究, E-mail: yd2019210389@163.com;

洪露(1975—), 男, 教授, 从事先进控制理论与应用、人工智能等研究, E-mail: honglu912@163.com.

(责任编辑: 孙艺红)