

## 移动机器人路径规划的改进蚁群优化算法

赵娟平<sup>1,2</sup>, 高宪文<sup>1</sup>, 符秀辉<sup>2,3</sup>, 刘金刚<sup>1,4</sup>

(1. 东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110004; 2. 沈阳化工大学 信息工程学院, 辽宁 沈阳 110142;

3. 中国科学院 沈阳自动化研究所, 辽宁 沈阳 110015; 4. 沈阳兴华航空电器有限责任公司, 辽宁 沈阳 110021)

**摘要:** 针对蚁群算法易陷入局部最优的缺点, 提出了一种复杂静态环境下移动机器人路径规划的改进蚁群优化算法—差分演化混沌蚁群算法。该算法利用差分演化算法进行信息素的更新, 同时对可能出现的停滞现象, 在信息素更新时加入了混沌扰动因子, 算法还采用了一个新的评价函数; 从而增强了算法的逃逸能力, 避免了路径死锁现象, 也提高了最优路径的搜索效率。仿真结果表明: 即使在障碍物非常复杂的环境, 本算法仍能快速规划出安全的优化路径。效果令人满意。

**关键词:** 移动机器人; 路径规划; 蚁群算法; 差分演化; 评价函数; 混沌

**中图分类号:** TP24      **文献标识码:** A

## Improved ant colony algorithm of path planning for mobile robot

ZHAO Juan-ping<sup>1,2</sup>, GAO Xian-wen<sup>1</sup>, FU Xiu-hui<sup>2,3</sup>, LIU Jin-gang<sup>1,4</sup>

(1. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110004, China;

2. College of Information Engineering, Shenyang University of Chemical Technology, Shenyang Liaoning 110142, China;

3. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang Liaoning 110015, China;

4. Shenyang Xinghua Aero-Electric Appliances Company of Limited Liability, Shenyang Liaoning 100080, China)

**Abstract:** An improved ant colony optimization algorithm – a differential evolution chaos ant colony optimization(DEACO) algorithm is proposed to plan the optimal collision-free path for a mobile robot in a complicated static environment. It utilizes differential evolution algorithm to update the pheromone, and appends the chaos disturbance factor in the updating process to avoid the possible stagnation phenomenon. Finally, a new evaluation criterion is employed to enhance the escaping capability of algorithm, avoid the path-locked situations and improve the efficiency in planning the optimal path. Simulation results indicate that an optimal and safe path which the robot moves on can be rapidly obtained even in a complicated geographical environment. The results are very satisfactory.

**Key words:** mobile robot; path planning; ant algorithms; differential evolution; evaluation function; chaos

### 1 引言(Introduction)

移动机器人路径规划问题是移动机器人研究领域的重要内容,也是目前研究的热点领域<sup>[1,2]</sup>。其主要任务是移动机器人在有障碍物的工作环境中,依据一定的评价标准(行走路径最短、行走时间最少等),寻找一条从起始状态(包括位置和姿态)到达目标状态(包括位置和姿态)的最优或次最优的无碰撞路径<sup>[3]</sup>。

意大利学者M. Dorigo等人从蚁群觅食行为中受到启发,于1991年首次提出了蚁群算法。蚁群算法是继模拟退火、遗传算法以及神经网络等算法之后又一种新型智能优化算法;该算法具有较强的鲁棒性、优良的分式计算、易于与其他算法融合、全局优化性能较强等优点;然而,蚁群算法同时又具有易陷入局部最优的缺点<sup>[4~6]</sup>。症结所在就是信息素更

新环节。蚁群算法中无论是最优蚂蚁还是全体蚂蚁的信息素更新,只是单一地应用全局路径信息,蚂蚁个体间的信息交流不够,种群间的协作性没有充分体现出来,因而不利于算法预防和跳出局部最优。如何包含更多有利信息,进行合理的信息素更新,成为预防和跳出局部最优的关键。

差分演化(DE)算法是由Rainer Storn和Kenneth Price于1996年提出的一种高效进化算法,原理简单、受控参数少、随机并行、全局最优、易于程序实现<sup>[6~8]</sup>。其自参考种群繁殖方案与其他优化算法不同,具有记忆最优个体能力,是一种协同进化方式,全局收敛性和鲁棒性均较强。因此本文提出了差分演化蚁群优化(DEACO)算法,即应用DE算法来进行信息素更新,同时对可能出现的停滞现象,在信息素更新时加入混沌扰动因子来增强算法的逃逸能力。

## 2 算法设计(Algorithm design)

### 2.1 算法的改进(Improvements of algorithm)

#### 2.1.1 具有差分进化特性的信息素更新(Pheromone updating with differential evolution characteristic)

DEACO法采用具有信息素下限的蚁群优化ACO<sub>gb,τ</sub>算法,不过更新策略有所不同.ACO<sub>gb,τ</sub>算法仅对最优蚂蚁进行更新,如果仅采用全局最优蚂蚁进行更新,在算法初期,算法的收敛速度较快,但陷入局部最优的可能性也随之增加;如果仅采用当前最优蚂蚁进行更新,算法能保持较好的多样性,但收敛速度又不够理想.能否将这两种更新策略以一种合理的方式进行交替,得到更好的效果?理论分析是可行的,本文正是致力于寻求这样一种交替策略,在种群的进化迭代中交替使用当前最优蚂蚁与全局最优蚂蚁更新,以期算法性能的改进.

种群迭代大致分为两个阶段:算法未停滞阶段和停滞阶段.在算法未停滞阶段,为保证算法的收敛速度,全局最优蚂蚁更新的概率应大些;随着算法进入停滞阶段,应逐步加大当前最优蚂蚁的更新概率,以确保算法的多样性.因为是一种概率型的交替策略,每一阶段都有二者的共同作用,故能兼顾到算法的收敛速度和多样性.

交替概率如式(1)所示:

$$q_{\text{now}} = \begin{cases} q_0 + \min\left(\frac{\text{Plateau} - n_{\text{plateau}}}{N_{\text{plateau}}}, 1 - q_0\right), & \text{Plateau} > n_{\text{plateau}}, \\ q_0, & \text{Plateau} \leq n_{\text{plateau}}. \end{cases} \quad (1)$$

其中: $q_{\text{now}}$ 表示当前最优蚂蚁被用于更新的概率, $q_0 \in [0, 1]$ 为常数.此公式的意义是在停滞门限以前,以固定概率 $q_0$ 使用当前最优蚂蚁进行信息素更新,当达到停滞门限以后,可认定算法陷入局部最优,此时加大当前最优蚂蚁的使用概率.

将DE算法中的变异交叉操作引入到信息素更新过程中,增加信息素更新中利用的信息量,来提高蚁群算法的协作交流.具体过程如下:

1) 根据前面设计的信息素交替更新规则,按式(2)确定当前使用的最优蚂蚁best:

$$L_{\text{best}} = \begin{cases} L_{\text{best}}^{\text{now}}, & q \leq q_{\text{now}}, \\ L_{\text{best}}^{\text{global}}, & q > q_{\text{now}}. \end{cases} \quad (2)$$

其中: $L_{\text{best}}^{\text{now}}$ 表示当前最优路径长度, $L_{\text{best}}^{\text{global}}$ 表示全局最优路径长度.

2) 最优蚂蚁进行差分进化操作.选出最优蚂蚁best后,从当前种群中随机抽取两个蚂蚁个体 $p_1, p_2$ ,作如下操作:

$$L_{\text{best}}^{\text{DE}} = \begin{cases} L_{\text{best}} + \eta(L_{p_1}(t) - L_{p_2}(t)), & \text{rand } l_{ij} > p_c \text{ 或 } j = \text{rand}(i), \\ L_{\text{best}}, & \text{rand } l_{ij} \leq p_c \text{ 或 } j \neq \text{rand}(i). \end{cases} \quad (3)$$

3) 信息素更新,将经过差分进化处理的最优蚂蚁进行全局信息素更新.

信息素迭代公式为

$$\tau_{ij}(t+1) = \max(\rho\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}^{\text{best}}, \tau_{\min}). \quad (4)$$

增量处理公式:

$$\Delta\tau_{ij}^{\text{best}} = \begin{cases} \frac{Q}{L_{\text{best}}^{\text{DE}}}, & \text{tour}(i, j) \in \text{tour}_{\text{best}}, \\ 0, & \text{其他}. \end{cases} \quad (5)$$

#### 2.1.2 混沌扰动(Chaos disturbance)

上述设计可在一定程度上防止陷入局部最优,但任何随机方法均不能从根本上消除陷入局部最优的可能,因此在算法出现长时间停滞时,引入一种能有效跳出局部最优的搜索算法是合理的<sup>[9, 10]</sup>.本文引入混沌搜索算法,具体引入方式是,信息素更新方程中加入混沌扰动因子,对式(4)作如下处理:

$$\tau_{ij}(t+1) = \begin{cases} \max(\rho\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}^{\text{best}}, \tau_{\min}), \\ \text{Plateau} \leq c \times n_{\text{plateau}}, \\ \max(\rho\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}^{\text{best}} + q_{\text{chaos}}Z_{\text{chaos}}), \\ \text{Plateau} > c \times n_{\text{plateau}}. \end{cases} \quad (6)$$

由于混沌的引入,原来的有利信息可能会被淹没,所以实施混沌扰动时,应确认算法确实已陷入局部最优,因此可以适当扩大切入点的选取,才有 $c \in [1, +\infty)$ 的规定,其依据具体问题设定.

#### 2.1.3 新的评价函数(New evaluation function)

在传统蚁群算法中,以规划路径的时空最优为优化准则来评价可行路径,即要求路径的长度最短.这种近似处理是以牺牲真实性为代价来换取问题处理的简洁性.本文除将路径长度作为核心指标外,还将路径平滑程度和路径节点的危险程度两个指标纳入到评价函数中.

1) 路径长度.路径长度的数学表达式如下:

$$\text{Dist}(l) = \sum_{i=1}^n d(SN_i, SN_{i+1}), \quad (7)$$

$$l = \{SN_1, SN_2, \dots, SN_n\}.$$

2) 平滑程度.该项作为经济性的评价条件.如图1所示, $\theta_i$ 是连接可行点 $p_{i-1}$ 和 $p_i$ 的线段的延长线与连接转向点 $p_i$ 和 $p_{i+1}$ 的线段的夹角,即偏转角.在栅格环境中, $\theta_i \in [0, \pi]$ ;则 $\theta_i$ 越小,表明路径越平滑,机器人路径跟踪时的消耗也就越小.所有路段的偏转角之和就构成了路径平滑程度的整体描述.

平滑程度的数学表达式如下:

$$\text{Smoo}(l) = \sum_{i=2}^{n-1} \frac{|\theta_i/\pi|}{4}, \quad l = \{SN_1, SN_2, \dots, SN_n\}. \quad (8)$$

式中对角度做了离散化处理, 在栅格环境中最小偏转角为45°, 因此 $\theta_i$ 变成了整数值1, 2, 3, 4.

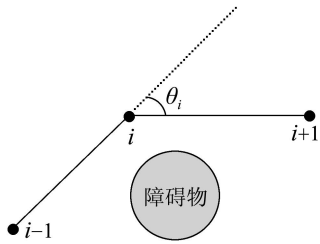


图1 路径转角示意图

Fig. 1 Schematic of the corner between paths

3) 节点危险程度(Risk degree of node). 节点危险程度用节点邻域中的栅格节点的相对数目来表示, 此数目越大说明该节点所处位置越危险, 反之则越安全, 危险指数的示意图如图2所示.

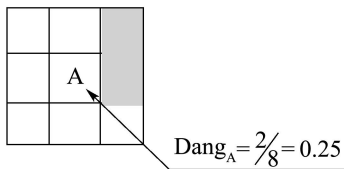


图2 节点危险程度示意图

Fig. 2 Schematic of the risk degree of node

危险程度的数学表达式如下:

$$Dang(l) = \sum_{i=2}^{n-1} Dang_{SN_i}, \quad l = \{SN_1, SN_2, \dots, SN_n\}. \quad (9)$$

综上所述, 3个分量经过加权处理后便得到可行路径的评价函数为:

$$F(l) = \gamma_{dist} Dist(l) + \gamma_{smoo} Smoo(l) + \gamma_{dang} Dang(l), \quad (10)$$

$$\text{s.t. } \gamma_{dist} + \gamma_{smoo} + \gamma_{dang} = 1, \quad (11)$$

$$l = \{SN_1, SN_2, \dots, SN_n\}.$$

### 2.2 算法的实现(Algorithm realization)

具有差分进化特性的混沌蚁群搜索算法DEACO的程序流程如图3所示.

### 3 二维栅格环境路径规划仿真研究(Simulation research of path planning for two dimension environment)

为客观地描述机器人工作空间的真实情况, 仿真环境设定为在全局已知的静态障碍物场景中, 不定时加入动静态障碍物. 各算法中的基本参数设置为:  $\alpha = 1, \beta = 5, \rho = 0.7, Q = 1, m = 20, N_{max} = 200$ . 每组进行20次独立实验. 评价函数中路径长度、平滑程度、节点危险程度3个分量的权重系数比为5: 4: 1.

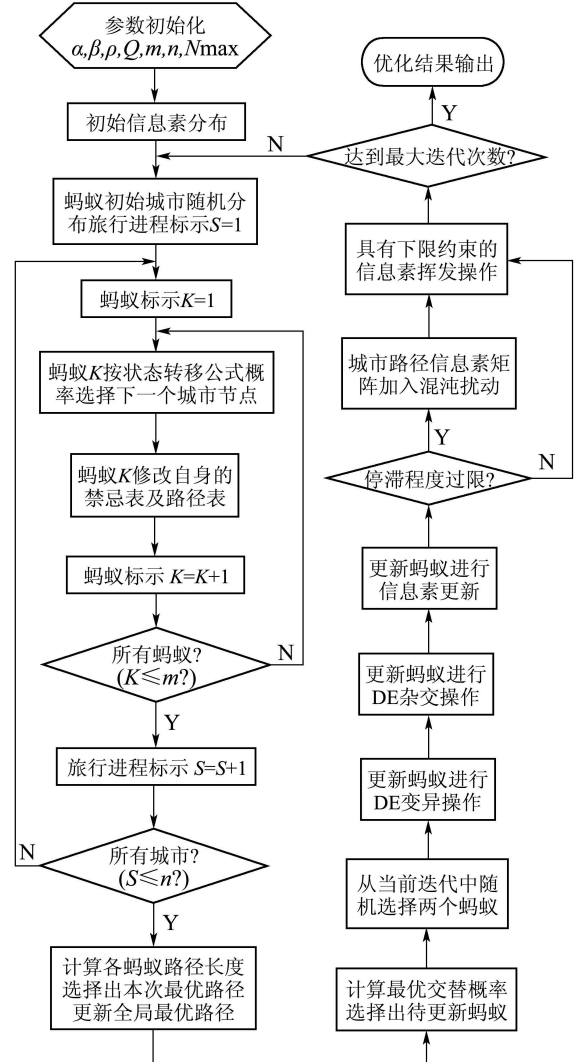


图3 DEACO算法流程图

Fig. 3 Flow chart of DEACO algorithm

### 3.1 单目标路径规划(Path planning for single objective)

路径起始点为Start(0.5, 0.5), 而路径目标点为Goal(19.5, 19.5). 参数设置如上. 而其仿真结果如表1及图4和图5所示.

表1 地图1中算法运行结果统计表  
Table 1 Statistics results of the algorithm runs in map 1

性能指标	蚁群算法	DEACO
最优评价价值	32.3515	17.1441
最优长度	34.7279	29.2132
最优转角	35	5
最优危险度	9.875	5.375
迭代次数	78	20
运行时间	2.9063	0.89063
平均最优评价价值	36.7825	20.6812
平均迭代次数	65	42

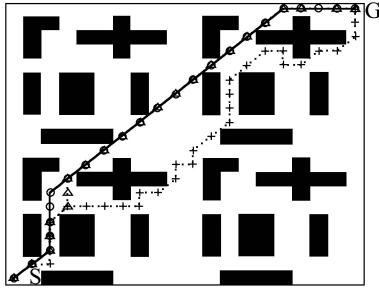


图4 单目标路径规划图

Fig. 4 Path planning figure for single objective

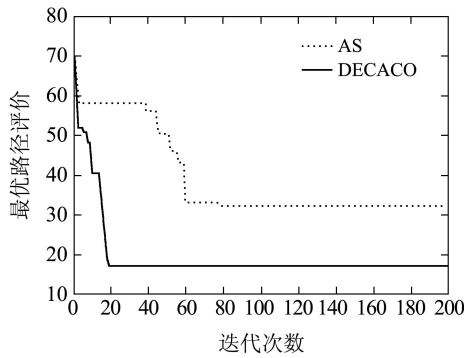


图5 单目标最优评价价值收敛曲线

Fig. 5 Convergence curve of optimal evaluation value for single objective situation

对于单目标的情况, 由仿真对比测试结果可看出: DEACO和蚁群算法相比, 无论是全局寻优能力还是收敛速度都有较大提高, 足以证明改进算法的有效性, 同时新的最优路径评价函数能找到综合性能更好的可行路径, 比单一的路径长度评价信息更加丰富, 所得结果也更好。

由于基本蚁群算法在解决复杂环境问题时效果不理想, 以下仅对改进方法进行仿真实验。

### 3.2 多目标路径规划(Path planning for multi-objective)

各算法中的基本参数设置同上, 测试环境采用地图2进行4个目标点的多目标测试. 目标点为Goal (29.5, 0.5), (19.2, 9.5), (9.5, 19.5), (29.5, 29.5), 起始点为Start(0.5, 0.5). 仿真结果如图6和图7所示。

对于多目标问题, DEACO算法仍能规划出性能较好的目标遍历路径, 且所用时间较少, 在地图2的复杂环境下不超过50 s。

### 3.3 变动目标路径规划(Path planning for changing objective)

变动目标路径规划是指目标点在机器人行进过程中是随时间变化的, 需要机器人根据传感器信息, 实时更新目标点的变动情况, 一旦发现目标点有变, 便调用优化算法快速规划新目标点下最优路径. 此实验中初始时刻的起始点为Start(0.5, 0.5), 目标

点为Goal(29.5, 29.5). 目标点随时间的变化情况如表2所示。

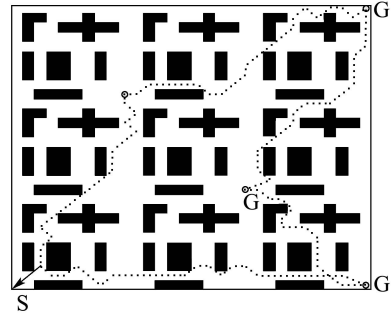


图6 多目标路径规划图

Fig. 6 Path planning figure for multi-objectives

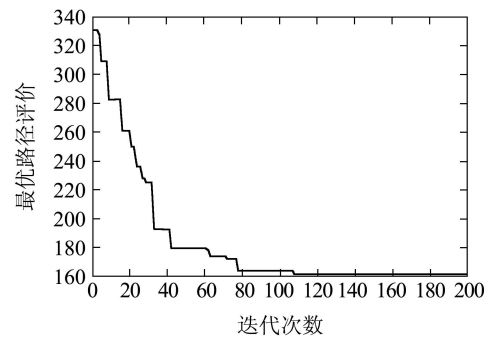


图7 多目标最优评价价值收敛曲线

Fig. 7 Convergence curve of optimal evaluation value for multi-objective situation

表2 目标点变化情况表

Table 2 Starting points and target points

时间/s	目标点
0	(29.5, 29.5)
17	(19.5, 29.5)
26	(9.5, 29.5)
33	(0.5, 29.5)

其仿真结果如图8和图9所示. 图8中的圆点表示目标变动时的机器人位置. 由图可见, 在变动目标的情况下仍能快速规划出优化路径。

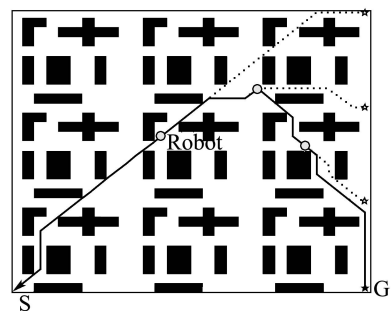


图8 变动目标路径规划图

Fig. 8 Path planning figure with changing targets

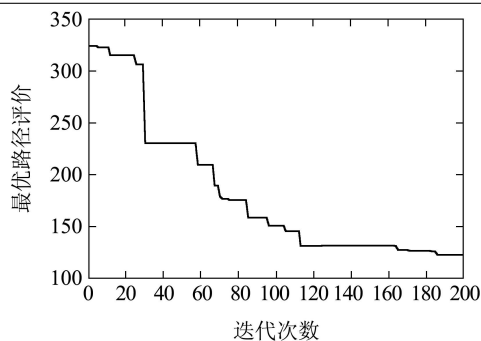


图9 变动目标最优评价收敛曲线

Fig. 9 Convergence curve of optimal evaluation value for changing targets

### 3.4 静态障碍物干扰(Path planning with static and dynamic obstacle)

在种群的进化迭代中始终有动态障碍物的存在, 同时在算法的第30, 50次迭代时分别有新的静态障碍物干扰加入. 仿真结果如图10和图11所示.

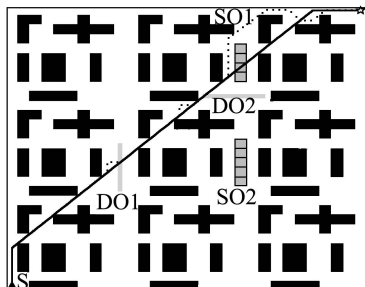


图10 静态动态障碍物干扰下路径规划图

Fig. 10 Path planning figure for static and dynamic obstacles interference situation

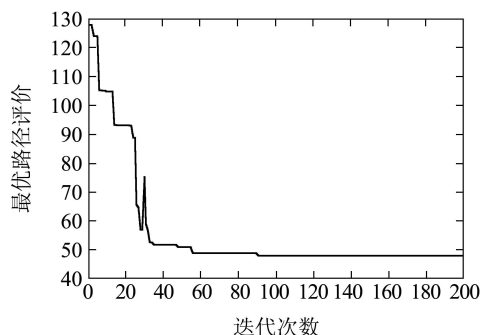


图11 动静态障碍物干扰下最优评价收敛曲线

Fig. 11 Convergence curve of optimal evaluation value for static and dynamic obstacles interference situation

由以上的仿真结果可以看出, 无论是单目标路径规划、多目标路径规划还是变动目标规划, 即便在障碍物非常复杂的环境下; 本算法均仍可以规划出安全的最优路径, 且搜索快速.

## 4 结论(Conclusion)

在障碍物复杂、起始点和目标点相距较远的情下, 基本蚁群算法很难找到一条从起始点到目标

点的有效路径, 且极易陷入“死锁”<sup>[3]</sup>. 本文提出了一种基于栅格模型的改进蚁群算法, 它结合差分演化算法实现信息素更新的概率型交替策略. 在算法未停滞阶段和停滞阶段, 分别以全局最优蚂蚁和当前最优蚂蚁更新信息素, 这样既保证了算法的收敛速度又确保了算法的多样性, 在一定程度上防止陷入局部最优; 同时对可能出现的停滞现象, 在信息素更新时加入混沌扰动因子, 进一步增强了算法的逃逸能力, 有效避免了路径死锁现象的发生. 另外, 算法引入了一个由路径长度、路径平滑程度和路径节点危险程度加权组成的新的评价函数, 克服了单纯以路径长度为评价函数时牺牲问题真实性的情况.

仿真结果表明, 与基本蚁群算法相比, 该算法具有更高的稳定性和效率, 即使在复杂的环境下, 只要路径客观存在, 该算法就能快速的规划出安全的最优路径. 说明该算法是一种有效的改进算法.

## 参考文献(References):

- [1] ZHANG H D, ZHEN R, CEN Y W. Present situation and future development of mobile robot path planning technology[J]. *System Simulation*, 2005, 17(2): 439 - 443.
- [2] QU D K, DU Z J, XU D G, et al. Research on planning for a mobile robot[J]. *Robot*, 2008, 30(2): 97 - 101, 106.
- [3] WANG P D, FENG Z H, HUANG X. An improved ant colony algorithm for mobile robot path planning[J]. *Robot*, 2008, 30(6): 554 - 560.
- [4] QIAO R, ZHANG X B, ZHAO G X. Global path planning of mobile robot based on improved ant colony algorithm[J]. *Anhui University of Technology(Natural Science)*, 2009, 26(1): 77 - 80.
- [5] LI S Y, CHEN Y Q, LI Y. *Ant Colony Optimization Algorithm and Its Application*[M]. Harbin: Harbin Institute of Technology Press, 2004.
- [6] PANT M, ALI M, SINGH V P. Differential evolution with parent centric crossover[C] // *The Second UKSIM European Symposium on Computer Modeling and Simulation*. Piscataway: IEEE, 2008, 9: 141 - 146.
- [7] WU L H. *Differential evolution algorithm and its application*[D]. Changsha: Hunan University, 2007.
- [8] COELLO C A. Evolutionary multi-objective optimization: a historical view of the field[J]. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 2006, 1(1): 28 - 36.
- [9] DORIGO M, STUTZLA T, ZHANG J. *Ant Colony Optimization*[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2007.
- [10] MA Z S, KRINGS, AXEL W. Is chaos theory relevant to reliability and survivability[C] // *Aerospace Conference 2009*. Piscataway: IEEE Computer Society, 2009, 3: 1 - 10.

## 作者简介:

赵娟平 (1972—), 女, 博士研究生, 讲师, 研究方向为网络遥操作移动机器人控制、智能控制及应用, E-mail: zjp020417@tom.com;

高宪文 (1955—), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂工业过程建模与智能优化控制理论及应用研究, E-mail: gaioxianwen@ise.neu.edu.cn;

符秀辉 (1963—), 男, 博士, 教授, 硕士生导师, 研究方向为人工智能、网络机器人遥操作的研究, E-mail: fuxh2000@yahoo.com.cn;

刘金刚 (1984—), 男, 硕士研究生, 研究方向是移动机器人控制, E-mail: liujingang84@163.com.