

# 一种障碍环境下机器人路径规划的蚁群粒子群算法

邓高峰, 张雪萍, 刘彦萍

(河南工业大学 信息科学与工程学院, 河南 郑州 450001)

**摘要:** 针对机器人在障碍环境下寻找最优路径问题, 提出了一种障碍环境下机器人路径规划的蚁群粒子群算法. 该方法有效地结合了粒子群算法和蚁群算法的优点, 采用栅格法进行环境建模, 利用粒子群算法的快速简洁等特点得到蚁群算法初始信息素分布, 以减少迭代次数, 加快算法的收敛速度; 同时利用蚁群算法之间的可并行性, 采用分布式技术实现蚂蚁之间的并行搜索, 求解精度高等优点, 求精确解. 仿真实验结果证明了该方法的有效性, 是机器人路径规划的一种较好的方法.

**关键词:** 路径规划; 障碍环境; 蚁群算法; 粒子群算法  
**中图分类号:** TP242.6      **文献标识码:** A

## Ant colony optimization and particle swarm optimization for robot-path planning in obstacle environment

DENG Gao-feng, ZHANG Xue-ping, LIU Yan-ping

(School of Information Science and Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou Henan 450001, China)

**Abstract:** For searching the best path for a robot in an obstacle environment, this paper proposes an algorithm of ant colony optimization(ACO) and particle swarm optimization(PSO) for path planning. The new algorithm effectively combines the advantages of ACO and PSO. It adopts the grid method for environment modeling and makes use of the efficiency and succinctness of PSO to obtain the initial distribution of pheromone, reducing the number of iterations and accelerating the convergence. At the same time, by using the parallelizability of ants and distributed parallelized-searching technology, the performance of the algorithm is effectively improved. The simulation result shows the effectiveness of the proposed algorithm in solving the problem of path planning.

**Key words:** path planning; obstacle environment; ant colony optimization; particle swarm optimization

### 1 引言(Introduction)

机器人路径规划问题一直是机器人学的一个非常重要的研究课题. 机器人路径规划问题是指在有障碍物的工作环境中, 如何寻找一条从给定起点到终止点的较优的运动路径, 使机器人在运动过程中能安全、无碰撞地绕过所有的障碍物, 且所走路径最短. 机器人路径规划主要有两类: 全局路径规划和局部路径规划. 全局路径规划指事先获得了作业环境的全部信息, 通过建立适当的模型来搜索全局最优路径<sup>[1]</sup>. 目前已有的全局路径规划算法有启发式图搜索算法、人工势场法、可视图法、遗传算法等, 这些方法都具有各自的优点, 但均存在着一定的局限

性. 根据不同的环境特点和性能指标选取不同的算法是提高路径规划性能的一个有效途径, 它要求丰富路径规划的方法, 不断引入新的算法<sup>[2,3]</sup>.

蚁群算法(ACO)<sup>[4,5]</sup>是一种全局优化启发式算法, 由意大利学者Dorigo M, Maniezzo V和Colormi A于20世纪90年代初提出的. 已经用该方法求解了旅行家问题、指派问题、调度问题等, 取得了一系列较好的结果. 该算法的优点: 1) 具有信息反馈机制; 2) 分布式计算特征; 3) 通用型随机优化方法; 4) 具有启发式搜索特征. 存在的缺点是: 初期信息素匮乏, 求解速度较慢.

粒子群优化算法(PSO)<sup>[6,7]</sup>是一种全局优化算法,

由Eberhart和Kennedy于1995年提出的. 粒子群算法已广泛用于函数优化、神经网络训练、数据挖掘、模糊系统控制以及其他的应用领域. 该算法的优点: 1) 具有较大范围的全局搜索能力; 2) 搜索从群体出发, 具有稳定性; 3) 搜索使用评价函数值启发; 4) 收敛速度快, 参数调整简单; 5) 具有可扩展性, 容易与其他算法结合. 存在的缺点是: 在算法后期的局部搜索能力差, 反馈信息利用不充分.

本文提出了一种障碍环境下机器人路径规划的蚁群粒子群算法, 首先利用粒子群算法得到蚁群算法的初始信息素分布, 在此基础上, 然后用蚁群算法搜索出一条全局最优路径, 最后进行了仿真实验, 取得了很好的效果.

## 2 问题描述与环境建模(Problem description and environment modeling)

对于任意的二维地形, 存在着有限个障碍物, 就是寻找从起点S到终点E的安全避障路径所经过的一系列点的集合, 并且要保证路径为最短路径. 其目标函数可表示为

$$L = \sum_{i=2}^{n_p} \sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2}, \quad (1)$$

其中:  $(x_i, y_i)$  为路径点坐标信息,  $n_p$  为路径点个数.

设机器人在二维平面上的凸多边形有限区域内运动. 该区域内分布着有限个不同大小的障碍物. 在该区域建立直角坐标系. 假设机器人以一定的步长 $R$ 运动, 则 $x$ 轴和 $y$ 轴分别以 $R$ 为单位来划分栅格. 每行的栅格数 $N_x = x_{\max}/R$ ; 每列的栅格数 $N_y = y_{\max}/R$ . 如果障碍区域为不规则形状, 则可在边界处补以障碍栅格, 将其补为正方形或者长方形. 其中障碍物占一个或多个栅格, 若不满一个栅格, 以一个栅格计. 每个栅格都有对应的坐标和序列号, 而且序列号与坐标一一对应, 栅格法把工作空间分割成规则而均匀的含二值信息的栅格, 用0和1分别表示自由栅格和障碍栅格. 若某一栅格内不含任何障碍物(障碍栅格), 则称为自由栅格; 反之, 称为障碍栅格. 以 $20 \times 20$ 为例, 划分后的数据空间如图1所示, 其中图中阴影区表示障碍栅格, 栅格中的数字表示序号.

则坐标 $(x_p, y_p)$ 与序列号 $p$ 之间的映射关系可以由式(2)确定:

$$\begin{cases} x_p = [(p-1) \bmod m] + 1 \\ y_p = \text{int} [(p-1)/m] + 1 \end{cases}, \quad (2)$$

其中:  $\text{int}$  为取整运算,  $\text{mod}$  为求余运算,  $m$  为每一行的栅格数.

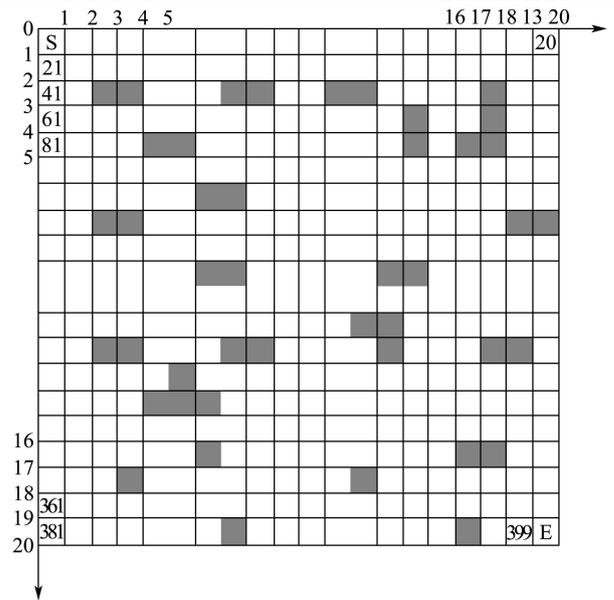


图1 直角坐标法建立的栅格

Fig. 1 Environment modeling

## 3 粒子群的机器人路径规划(Path planning based on PSO)

利用PSO算法解决优化问题的两个重要步骤是: 问题解的编码和适应度函数的选择.

在PSO系统中, 每一个粒子个体代表一条从起点到终点的路径, 如 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$  其中 $D$ 表示粒子的维数大小, 粒子的每一维都代表一个栅格序号, 粒子的第1维表示起点栅格序号, 最后一维表示终点栅格序号, 将序号按照由小到大的顺序连接起来可构成一条路径. 例如, 从起点栅格序号1到终点栅格序号400的一条路径为

$$1 \rightarrow 21 \rightarrow 147 \rightarrow 148 \rightarrow 190 \rightarrow 212 \rightarrow 232 \rightarrow 274 \rightarrow 275 \rightarrow 317 \rightarrow 318 \rightarrow 339 \rightarrow 379 \rightarrow 400.$$

粒子编码可以表示为

$$x_i = (1, 21, 147, 148, 190, 191, 212, 232, 274, 275, 317, 318, 339, 379, 400).$$

适当的选择适应值函数可以保证获得最优路径. 以路径最短作为评价标准, 选择适应值函数为

$$f = (1 + \frac{1}{\sqrt{n-1}})L. \quad (3)$$

式中:  $n$  表示路径通过的栅格的数目,  $L$  为代表该路径的个体中相邻序号间直线距离之和, 即公式(1).

粒子群机器人全局路径规划算法的具体步骤如下:

**Step 1** 利用栅格法进行环境建模, 得到一个表示环境信息的二维数组 $\text{chart} [ [ ] ]$ .

**Step 2** 参数设置, 种群规模为  $N_p$ , 最大惯性权重  $w_{\max}$ , 最小惯性权重  $w_{\min}$ , 学习因子  $c_1$  和  $c_2$ , 以及最大迭代次数  $M_p$ , 速度最大值  $V_{\max}$ .

**Step 3** 在对应的范围内随机生成粒子  $i$  的位置向量  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$  和速度向量  $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ , 对粒子的历史最优值  $Pb_i$  和粒子群全局最优值  $Gb$  进行初始化, 令  $Pb_i = x_i, Gb = \min(Pb_1, Pb_2, \dots, Pb_{N_p})$ , 其中  $i = 1, 2, \dots, N_p$ .

**Step 4** 计算每一个粒子当前的适应度  $f(x_i)$ . 如果  $f(x_i) < f(Pb_i)$ , 则  $Pb_i = x_i, f(x_j) = \min(f(Pb_i))$ ; 如果  $f(x_j) < f(Gb)$ , 则  $Gb = x_j$ .

**Step 5** 根据公式(4), 更新粒子的速度  $V$ . 如果  $V_i > V_{\max}$ , 则  $V_i = V_{\max}$ ; 如果  $V_i < -V_{\max}$ , 则  $V_i = -V_{\max}$ .

$$v_i = \omega \times v_i + c_1 \times \text{rand}() \times (p_i - x_i) + c_2 \times \text{rand}() \times (g - x_i). \quad (4)$$

**Step 6** 根据公式(5), 更新粒子的位置  $X$ .

$$x_i = x_i + v_i. \quad (5)$$

**Step 7** 如果算法达到最大迭代次数或者满足精度要求时, 则算法结束; 否则转到Step 4.

该方法存在的问题: 通过对实验结果的分析, 发现基于粒子群的路径规划算法能以很快的速度收敛, 但得到的路径并不是全局最优路径, 该方法不能有效的避免跨障碍问题.

如图2所示, 路径中的节点  $p$  到节点  $q$  之间的路径是无效的, 鉴于此, 需要对路径进行修正, 搜索出一条真正有效的全局最优路径.

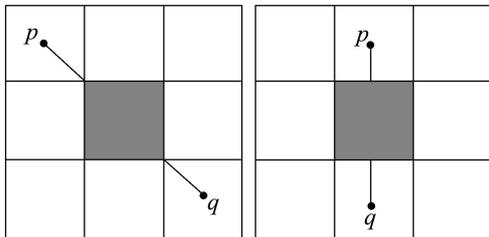


图 2 利用粒子群算法得到的无效路径

Fig. 2 Invalid path by PSO

#### 4 蚁群粒子群算法的路径规划(Path planning based on ACO and PSO)

障碍环境下机器人路径规划的蚁群粒子群算法, 其基本思想就是充分利用两种算法的优点, 克服各自的缺点, 优势互补, 找到一条全局最优路径. 粒子群算法虽然能以很快的速度收敛到全局最优值, 但是求得的路径不能有效的避免跨障碍问题, 得到的路径是没有任何实际意义的; 蚁群算法不仅能得到

全局最优路径, 而且对于复杂问题也能得到比较好的效果, 唯一的不足是蚁群算法的速度太慢, 效率很低. 新的蚁群粒子群混合算法首先利用PSO产生一条初始路径, 然后将其转化为ACO的初始信息素分布, 减小了蚁群搜索的盲目性, 缩减ACO的搜索空间, 该混合算法在时间效率上优于蚁群算法, 在精度上优于粒子群算法, 是一种新的求解优化问题的新方法.

##### 4.1 信息素的表示(Representation of pheromone)

信息素分布在每个栅格到与其相邻栅格的路径上, 蚂蚁从起点  $S$  所在栅格开始搜索, 对于每个栅格位置的不同, 可以将栅格分为边界栅格和中间栅格, 对于中间栅格, 假设其邻接周围没有障碍物, 下一步可以向邻接的 8 个方位搜索, 8 个方位分别为: 右下、右、右上、上、左上、左、左下、下. 可以看出, 当前栅格和它相邻的 8 个方位的距离定义可如以下数组表示:

$$\sigma[i] = [\sqrt{2}, 1, \sqrt{2}, 1, \sqrt{2}, 1, \sqrt{2}, 1], 1 \leq i \leq 8. \quad (6)$$

对于边界栅格, 下一步可以搜索的方位要去掉不可达栅格序号.

故首先根据式(7)初始化每一栅格  $i$  到其相邻栅格  $j$  的信息素.

$$\tau_{ij} = \begin{cases} a, & j \text{ 为可达栅格,} \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \quad (7)$$

其中:  $a$  为一常数,  $j$  为与  $i$  相邻的栅格,  $d_i$  表示栅格  $i$  的中心点到终点  $E$  的距离.

定义与  $i$  相邻的左、右、上、下 4 个栅格为直接相邻栅格, 左上、左下、右上、右下 4 个栅格为间接相邻栅格, 可达栅格的判别规则如下:

- 1) 若  $d_j < d_i$ ,  $j$  与  $i$  直接相邻且为自由栅格;
- 2) 若  $d_j < d_i$ ,  $j$  与  $i$  间接相邻且  $j$  及趋向  $j$  的与  $i$  相邻的两个直接相邻栅格均为自由栅格.

当蚂蚁处于边界栅格时, 搜索只须考虑与其相邻的栅格. 这样, 就把蚂蚁每一步的搜索点限定在了比其当前所在栅格点距终点较近的栅格上.

##### 4.2 路径点选择(Choice of path point)

由于蚂蚁每步的搜索范围只是与其当前所在栅格的相邻栅格, 因而不会有每步搜索计算量过大的问题, 由此可以取消蚁群算法中的比例因子  $q_0$ , 直接依转移概率按轮盘法选择下一个路径点. 蚂蚁在  $t$  时刻处于栅格  $i$  时选择下一个可达栅格  $j$  的转移概率为

$$p_{ij}^k(t) = \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) D_j^\beta}{\sum_{j \in \text{allowed}_k} \tau_{ij}^\alpha(t) D_j^\beta}, \quad (8)$$

其中:  $\tau_{ij}(t)$ 表示在 $t$ 时刻栅格 $i$ 到栅格 $j$ 的路径上残留的信息量;  $\alpha$ 为信息素的相对重要程度;  $\beta$ 为距离信息的相对重要程度;  $D_j = Q/d_j$ ,  $Q$ 为一常数;  $d_j$ 为栅格 $i$ 的中心点到终点 $E$ 的距离.

蚂蚁  $\text{ant}_k$  在搜索路径的过程中也保留一张  $\text{tabu}_k$  表, 用以存放所经过路径点的序号信息, 蚂蚁在搜索完一个循环后依据目标函数值来确定哪个蚂蚁搜索到了较好的路径.

为避免蚂蚁在寻径过程中发生死锁, 蚂蚁搜索路径点时进入这样的栅格: 它到与之相邻的栅格的信息素为零, 此时加一个回馈信息, 使蚂蚁回到上一次搜索的路径点, 并把此栅格置为障碍栅格, 使得以后的蚂蚁不再访问此栅格. 有效的避免了遇到死角时形成路径死锁的情况, 同时也提高了算法的搜索效率.

鉴于蚁群算法在寻径过程中的路径点选择的特点, 蚁群算法能有效的避免跨障碍问题, 得到的最优路径更具有实际意义.

### 4.3 信息素更新(Pheromone updating)

对整个蚁群得到的周游最优蚂蚁和全局最优蚂蚁的路径信息更新信息素, 而不是对所有蚂蚁的路径信息更新信息素, 从而加强了正反馈的效果; 同时周游最优蚂蚁路径信息的更新也在一定程度上增加了解的多样性, 减小了陷入局部优化的可能性. 其更新公式如式(9)所示:

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}, \quad (9)$$

$$\Delta\tau_{ij} = (1-\rho) \times \left( \frac{a_k}{L_c} + \frac{b_k}{L_w} \right) \times \frac{Q}{a_k + b_k}. \quad (10)$$

其中:  $\rho(0 \leq \rho < 1)$ 来表示信息素物质的持久性;  $1-\rho$ 表示信息素物质的消逝程度;  $L_c$ 为周游最优蚂蚁的路径长度;  $L_w$ 为全局最优蚂蚁的路径长度;  $a_k, b_k$ 为整型变量, 分别代表用周游最优蚂蚁和全局最优蚂蚁更新信息素的权重, 其和为一常数( $a_k$ 的值随着搜索次数的增加而逐步减小,  $b_k$ 的值随着搜索次数的增加而逐步增大).

### 4.4 蚁群算法与粒子群算法的衔接(Connection between ACO and PSO)

本文提出新的混合算法是利用粒子群算法产生蚁群算法的初始信息素分布, 首先根据环境信息得到信息素的初始值 $\tau_{ij}^S$ , 然后利用粒子群算法得到的最优路径转换为信息素的加强值 $\Delta\tau_{ij}$ , 最后实施对初始信息素的再分布, 新的初始信息素分布为 $\tau_{ij}$ , 根据公式(11)计算 $\tau_{ij}$ :

$$\tau_{ij} = \tau_{ij}^S + \Delta\tau_{ij}. \quad (11)$$

上述障碍环境下机器人路径规划的蚁群粒子群算法主要步骤可描述如下.

**Step 1** 设置蚂蚁数量 $N_a$ 和最大循环次数 $M_a$ , 利用粒子群算法得到全局最优路径 $Gb = (x_1, x_2, \dots, x_D)$ , 根据式(11), 初始化各栅格点上信息素, 在此,  $\Delta\tau_{ij}$ 为粒子群算法求得的最优路径转换的信息素值, 将所有蚂蚁置于起点 $S$ .

**Step 2** 启动蚁群, 每一只蚂蚁根据状态转移规则式(8)选择下一个路径点, 若此栅格到其相邻栅格的路径上的信息素值均为0, 则返回到上一个搜索的路径点, 并将其置为障碍栅格.

**Step 3** 重复Step 2, 直到所有蚂蚁均到达终点 $E$ .

**Step 4** 计算各蚂蚁的路径长度 $L$ , 记录当前的最优路径.

**Step 5** 对周游最优蚂蚁和全局最优蚂蚁的路径信息根据式(9)和式(10)更新各条路径上的信息素.

**Step 6** 若蚁群全部收敛到一条路径或达到最大循环次数 $M_a$ , 则循环结束, 否则转步骤Step 2.

**Step 7** 输出目前的全局最优路径.

## 5 实验结果(Experimental result)

为了验证算法的效果, 对提出的算法进行了大量的仿真实验. 蚁群参数分别为: 蚂蚁数目 $N_a = 30$ , 最大迭代次数 $M_a = 50$ , 信息素的相对重要程度 $\alpha = 1$ , 距离信息的相对重要程度 $\beta = 2$ , 常数 $Q = 100$ , 信息素物质的消逝程度 $\rho = 0.1$ ; 粒子群的参数分别为: 粒子数目 $N_p = 30$ , 最大迭代次数 $M_p = 50$ ,  $c_1 = c_2 = 2$ , 初始惯性权重 $\omega$ 由0.9随迭代次数线性递减到0.4, 最大速度 $V_{\max} = 10$ . 实验结果如图3和图4所示.

图3是该混合算法在环境1下搜索的一条全局最优路径; 图4是在环境2下搜索的一条全局最优路径; 表1是文献[8]和本文提出的ACO+PSO算法的比较, 从实验结果发现该混合算法的效率明显比ACO有所提高. 虽然该混合算法的复杂性较蚁群算法和粒子群算法的复杂性高, 但是由于利用粒子群算法产生蚁群算法的初始信息素分布, 克服了两种算法各自的缺点, 所得结果的实用性和有效性高于蚁群算法和粒子群算法.

通过多次实验, 该混合算法对于一般环境下的机器人路径规划, 能以很大的概率收敛到全局最优, 并且收敛的速度很快. 但是, 对于复杂环境下机器人路径规划问题, 算法的收敛速度有所减慢, 最终也能收敛于全局最优路径, 也是完全适用的.

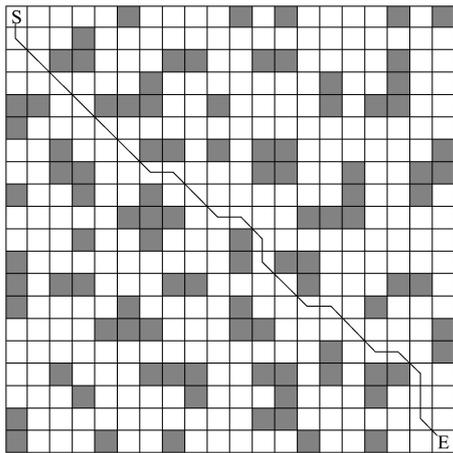


图 3 环境1的仿真结果

Fig. 3 The simulation result in environment 1

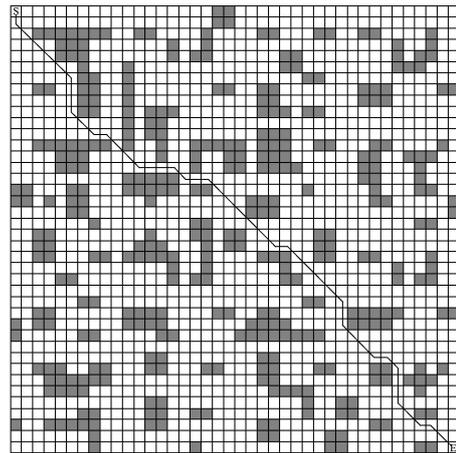


图 4 环境2的仿真结果

Fig. 4 The simulation result in environment 2

表 1 算法的比较

Table 1 Comparison of algorithms

	ACO		ACO+PSO	
	平均最短路径	平均运行时间/s	平均最短距离	平均运行时间/s
环境1	36.1	46.3	35.8	32.4
环境2	41.4	103.5	39.6	73.1

## 6 结束语(Conclusion)

本文针对机器人路径规划问题, 提出了一种障碍环境下机器人路径规划的蚁群粒子群算法, 该混合算法兼有两种算法的优点, 同时抛弃了各自的缺点. 该算法在时间效率上优于蚁群算法, 在求精效率上优于粒子群算法, 是综合两种算法长处的一种新的启发式算法, 达到时间性能和优化性能上的双赢, 获得了非常好的效果. 实验结果表明, 该算在为机器人路径规划的研究提出了一种新的思路.

## 参考文献(References):

- [1] 李磊, 叶涛, 谭民. 移动机器人技术研究现状与未来[J]. 机器人, 2002, 24(5): 475 - 480.  
(LI Lei, YE Tao, TAN Min. Present state and future development of mobile robot technology research[J]. *Robot*, 2002, 24(5): 475 - 480.)
- [2] ZHANG C G, XI Y G. Robot path planning in globally unknown environment on rolling windows[J]. *Science in China*, 2001, 44(2): 131 - 139.
- [3] 孙树栋, 曲彦宾. 遗传算法在机器人路径规划中的应用研究[J]. 西北工业大学学报, 1998, 16(1): 79 - 83.  
(SUN Shudong, QU Yanbin. Robot motion planning using genetic algorithms[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 1998, 16(1): 79 - 83.)
- [4] DORIGO M, CARO G D. *The Modified Swarm Optimization Meta-heuristic*[M] // COME D, MDORIGO, GLOVER F, Editors. *New Ideas in Optimization*. Mc London, UK: Graw Hill, 1999: 11 - 32.
- [5] BONABEAU E, DORIGO M, THERAULA Z G. *Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems*[M]. New York: Oxford University Press, 1999.
- [6] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle Swarm optimization[C] // *IEEE International Conference on Neural Network*. Perth, Australia: [s.n.], 1995.
- [7] SHI Y, EBERHART R C. A modified swarm optimizer[C] // *IEEE International Conference of Evolutionary Computation*. Anchorage, Alaska: [s.n.], 1998.
- [8] 张美玉, 黄翰, 郝志峰, 等. 基于蚁群算法的机器人路径规划[J]. 计算机工程与应用, 2005, 25(3): 34 - 37.  
(ZHANG Meiyu, HUANG Han, HAO Zhifeng, et al. Motion Planning of Autonomous Mobile Robot Based on Ant Colony Algorithm[J]. *Computer Engineering and Application*, 2005, 25(3): 34 - 37.)

## 作者简介:

**邓高峰** (1982—), 男, 硕士研究生, 研究方向为数据挖掘、进化算法, E-mail: dengfeng0125@126.com;

**张雪萍** (1968—), 女, 教授, 博士, 主要研究方向为数据挖掘、人工智能;

**刘彦萍** (1982—), 女, 硕士研究生, 研究方向为信号处理.