

文章编号: 1002-0446(2005)02-0132-05

基于栅格法的机器人路径规划蚁群算法*

朱庆保, 张玉兰

(南京师范大学计算机系, 江苏 南京 210097)

摘要: 描述了一种静态环境下的机器人路径规划仿生算法. 该算法用栅格法对场景进行建模, 模拟蚂蚁的觅食行为, 由多只蚂蚁协作完成最优路径的搜索. 搜索过程采用了概率搜索策略、最近邻居策略和目标导引函数, 使得搜索过程极为迅速高效. 仿真实验结果表明, 即使在障碍物非常复杂的地理环境, 用本算法也能迅速规划出最优路径, 且能进行实时规划, 效果十分令人满意.

关键词: 移动机器人; 路径规划; 蚁群算法; 概率搜索

中图分类号: TP24 文献标识码: B

An Ant Colony Algorithm Based on Grid Method for Mobile Robot Path Planning

ZHU Qing-bao, ZHANG Yu-lan

(Department of Computer Science, Nanjing Normal University, Nanjing 210097, China)

Abstract: A bionics algorithm for robot path planning in static environment is proposed, in which the environmental models are established with grid method, the foraging behavior of ant colonies is simulated and optimal path search is finished by many ants cooperatively. Furthermore, the strategies of probabilistic search, nearest neighbor search and a goal guiding function are applied to enable the searching to be rapid and efficient. Results of simulation experiments demonstrate that the best path can be found in short time, real-time planning can be achieved, and the effect is very satisfying even if the geographic conditions with obstacles are exceedingly complicated.

Keywords: mobile robot; path planning; ant colony algorithm; probabilistic searching

1 引言 (Introduction)

移动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始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.

当机器人具备全局环境信息时, 可用一次性的全局规划来得到一条自起点到终点的安全路径, 并能对运行过程中的某些性能指标进行优化, 这方面的研究已有广泛的报道. 由于机器人路径规划是一类 NP-Hard 问题, 这些算法都不同程度地存在不足, 诸如, 梯度法易陷入局部最小, 枚举法和随机搜索法计算效率太低等等. 近年来, 不少学者用改进的遗传算法、神经网络、随机树等方法对机器人路径进行规

划^[1-4], 然而, 这些方法存在搜索空间大, 算法复杂、效率不高等问题, 特别是当障碍物的数目增加或地形障碍趋于复杂时, 这些路径规划算法的复杂度将会大大增加. 受蚁群算法^[5-7]的启示, 本文研究了一种基于栅格法的机器人路径规划蚁群算法, 这是一种模拟蚂蚁觅食行为的仿生算法. 仿真结果表明, 该算法简单、快速、高效, 即使在复杂的地形环境中也可迅速规划出优化路径, 特别适于复杂地形环境下的机器人路径规划, 并且能在机器人实时改变目标位置的情况下, 迅速做出新路径的实时规划.

2 问题描述 (Problem description)

对于任意二维地形, 存在着有限个障碍物, 由于这些障碍物的坐标极易测绘, 因而可视为是已知信

息.规划的目的是使机器人由起点 g_{begin} ,安全避碰地沿一条较短路径到达终点 g_{end} .

记 AS为机器人 Rob在二维平面上的凸多边形有限运动区域,其内部分布着有限个静态障碍物 b_1, b_2, \dots, b_n ;在 AS中建立系统直角坐标系 Σ_0 ,且以 AS左上角为坐标 0点,以横向为 X轴,纵向为 Y轴,则有 AS在 X、Y方向的最大值分别为 x_{max} 和 y_{max} .设保证机器人能自由运动的活动范围为 $[0, R_n]$,以 R_n 为步长将 X、Y分别进行划分,由此形成一个个栅格,如图 1所示.每行的栅格数 $N_x = x_{max} / R_n$;每列的栅格数 $N_y = y_{max} / R_n$, (考虑 AS为任意形状,因此,可在 AS边界补以障碍栅格,将其补为正方形或长方形),其中 $b_i (i=1, 2, \dots, n)$ 占一个或多个栅格,当不满一个栅格时,算一个栅格.该划分策略从实用出发,使场景描述与实际环境严格相符,规划出的路径保证机器人畅通无阻.

下面对机器人路径规划中的有关问题给出相应的约定:

记 g 为任意栅格,设 AS中的栅格构成集合 A,记 $OS = \{o_1, o_2, o_m\} \in A (m \geq n)$ 为障碍栅格集, $\forall b_i \in OS. \forall g \in A$ 在 Σ_0 都有确定的坐标 (x, y) ,记作 $g(x, y), x = row, y = col$,其中, row 为 g 所在的行号, col 为 g 所在的列号(为了和序号一致及方便,定义左上角第一个栅格的坐标为 $(1, 1)$).令 $S = \{1, 2, 3, \dots, M\}$ 为栅格序号集, $g(1, 1)$ 序号为 1, $g(1, 2)$ 序号为 2, ..., $g(2, 1)$ 序号为 $(N_x + 1), \dots$,如图 1所示.

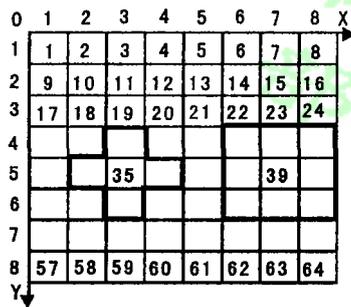


图 1 栅格坐标与序号关系

Fig. 1 Relationship between grid coordinates and serial numbers

根据上述约定, $g_i \in A$ 的坐标 (x_i, y_i) 与序号 $i \in S$ 构成互为映射关系,序号 i 的坐标可由(1)式确定:

$$\begin{aligned} x_i &= ((i - 1) \text{ mod } N_x) + 1 \\ y_i &= (\text{int}(((i - 1) / N_x) + 1)) \end{aligned} \quad (1)$$

式中, int 为舍余取整运算, mod 求余运算.

规划起始位置为任意位置 $g_{begin} \in A$,且 $g_{begin} \notin OS$, 终止点 $g_{end} \in A$,且 $g_{end} \notin OS$ 也为任意位置,其它

约束条件为: $begin, end \in S, end \neq begin$.

3 基于蚁群模型的机器人路径规划的基本原理及算法 (Basic principles and algorithm of robot path planning based on ant colony model)

3.1 算法的基本原理与问题定义

经研究发现:蚂蚁在觅食过程中能够在所经过的路径上留下一一种称为信息素的物质,而且蚂蚁在觅食过程中能够感知这种物质的存在及其强度,并以此指导自己的运动方向,它们倾向于朝着该物质强度高的方向移动.因此,由大量蚂蚁组成的集体觅食行为便表现出一种信息正反馈现象:某一路径越短,该路径上走过的蚂蚁就越多,则留下的信息素强度就越大,后来者选择该路径的概率就越大.蚂蚁个体之间就是通过这种信息交流来选择最短路径并达到搜索食物的目的.蚁群算法就是模拟蚁群这一觅食行为的优化算法.

为了模拟实际蚂蚁的觅食行为且适应复杂地形的路径规划,提高搜索效率,用两个蚂蚁家族共 $2m$ 只蚂蚁协作完成最优路径的搜索.其中,蚂蚁家族 ant_1 的 m 只蚂蚁以 g_{begin} 为蚁穴位置(出发点),以 g_{end} 为食物源;蚂蚁家族 ant_2 的 m 只蚂蚁则以 g_{end} 为蚁穴位置(出发点),以 g_{begin} 为食物源,两组蚂蚁相向搜索,从而协作完成规划工作.

为了叙述方便,作出如下定义:

定义 1 $ant_k = \{1, 2, \dots, k, \dots, m\}$ 表示一个蚂蚁家族所有蚂蚁的集合 ($i=1, 2$), $k \in ant_k$ 表示某只蚂蚁, m 为第 i 蚂蚁家族的蚂蚁总数, $\tau_{ij}(t)$ 表示蚂蚁 t 时刻在栅格 g_i, g_j 连线上残留的信息量.

定义 2 $\forall g \in A, g \notin OS$,则称 g 为可行节点,所有可行节点的集合称可行域,记为 FS ; $\forall g \in A, g \in OS$,则称 g 为禁入节点,所有禁入节点的集合称禁入域,记为 NFS .

显然, $FS = A \cap (OS)^c$; $NFS = A \cap OS$; 其中, $\bar{}$ 表示补集.

定义 3 蚂蚁 k 任意时刻所处的位置为 $P, \forall P$ 在 Σ_0 都有确定的坐标 (x, y) , 仅记 k 在 t 时刻处于某栅格的位置为 $P(x_i(t), y_i(t))$ 简记为 P_i 或 $P(t)$.

定义 4 任意栅格间的距离指两栅格间的连线长度,记作 $d(g_i, g_h)$ 或 $d(P_i, P_h), i, h \in S$,由式(2)计算,若有 $d(g_i, g_j), i, j \in S$, 满足 $|j - i| = 1$ 或 $|j - i| = N_x, (g_i, g_j)$ 在 AS中的连线则称一个边 e_{ij} ,

$d(g_i, g_j)$ 则为边长,记作 d_i , 其式为:

$$d(g_i, g_h) = \sqrt{(x_i - x_h)^2 + (y_i - y_h)^2} \quad (2)$$

定义 5 $BR_i(g_i(x_i, y_i)) = \{g | g \in A, d(g, g_i) \leq 1\}$, $i \in S$, 称 g_i 的邻域或蚂蚁 k 在 g_i 处的视野域.

图 1 中的粗线十字范围示出了按本定义算出的 g_s 的邻域.

定义 6 设 t_i 时刻, k 处于 g_i , $Wk_i(g_i(x_i, y_i)) = \{g | g \in BR_i(g_i(x_i, y_i)), g \notin OS, i \in S\}$ 称 t_i 时刻 k 在 BR_i 的可行域; 令 $tabu_k = \{P(t_0), P(t_1), \dots, P(t_i)\}$ 且有 $t_0 < t_1 < \dots < t_i$, 为 k 从 t_0 到 t_i 时刻已走栅格位置的集合, t_{i+1} 时刻, $\forall P(t_{i+1}) \in Wk_i$ 且 $\forall P(t_{i+1}) \in tabu_k$, 则称 $\forall P(t_{i+1})$ 为 t_{i+1} 时刻的可行点, 可行点的集合用 Z 表示, 显然, $|Z| < |Wk_i|$.

$tabu_k$ 中各位置点在 AS 中的连线称 P_0 到 P_e 的通道, 记作 $path(P_0, P_e)$, 通道的长度记作路程 L , 由 (3) 式得.

$$L = \sum_{i=1}^e d_i \quad d_i = d(g_i, g_h) \quad g_i, g_h \notin OS, i, h \in A \quad (3)$$

很显然, $tabu_k$ 是第 k 只蚂蚁已走位置的集合, 它随着蚂蚁的行走动态调整. 按该定义, 这些位置不允许再走, 因此, 称 $tabu_k$ 为禁忌表.

根据该定义, 显然有: $Wk_i \cap OS = \phi$, $Wk_i = (BR_i - BR_i \cap OS)$.

定义 7 $\eta_{1_i}(g_i) = D/d(g_i, g_{end})$, $\eta_{2_j}(g_j) = D/d(g_j, g_{begin})$, $\eta_{1_i}(g_i)$ 、 $\eta_{2_j}(g_j)$ 分别称蚂蚁家族 1 蚂蚁家族 2 的第 k 只蚂蚁选择栅格 g_i 或 g_j 的启发函数, D 为权重常数.

定义 8 $k_1 \in ant_1$, $k_2 \in ant_2$, k_1 从 g_{begin} 出发, k_2 从 g_{end} 出发, 经过 n 个时刻, k_1 、 k_2 的位置分别为 P_{k_1} 、 P_{k_2} , 若有 $d(P_{k_1}, P_{k_2}) \leq 1$, 则称 k_1 、 k_2 相遇.

根据以上原理和定义, 机器人路径规划的蚁群算法描述如下:

将两个蚂蚁家族的各 m 只蚂蚁分别放置在 g_{begin} 和 g_{end} 上, $\forall k \in (ant_1 \cap ant_2)$, 以当前节点为中心, 按两族蚂蚁相向趋近原则和最近邻居选择策略选择并行走到下一可行节点. 为了达到一开始就能逐步趋近的目的, 两族蚂蚁分别采用定义 7 给出的趋近引导启发函数. 由于两族蚂蚁除了采用的启发函数不同, 出发点不同外, 算法完全相同, 以下以蚂蚁家族 1 的搜索算法为例进行说明, 并将表示蚂蚁家族 1 的所有下标省略.

3.2 算法步骤

考察机器人路径规划问题, 若机器人 Rob 在时

刻 t_i 处于 g_i 位置, 它下一步要走的栅格范围必然是 g_i 邻域 BR_i 内的可行域 FS 中的可行点. 因此, 蚂蚁从当前节点 g_i 选择下一节点时, 只要在 $Wk_i(g_i)$ 内选择 g 即可. 算法步骤如下:

Step1: 初始化: 将 m 只蚂蚁放置在出发点 g_{begin} , 并设置到禁忌表 $tabu_k$ 中 ($k=1, 2, \dots, m$). 令 $\tau_{ij}(0) = \tau_0$ (τ_0 为常数). 设置寻食代数计数器 $n=0$, 最大代数为 MAX , 其中, 令 $m \leq 4$.

Step2: $\forall k$, 以当前节点 $g_i \in FS$ 为中心, 按两族蚂蚁相向趋近原则和最近邻居选择策略选择并行走到下一节点 g_j , 且有 $g_j \in Wk_i(g_i)$, $g_j \notin tabu_k$, 节点选择算法如下 (注: 第一步必为 Case1, 此后的节点选择均为 Case2):

Case1: 若有 $d(g_{begin}, g_j) \leq 1$, 即 $B_j \in BR_{begin}(g_{begin})$, 则 $\forall k$ 选择一个节点 $g_j^k \in Wk_{begin}(g_{begin})$, 且有 $g_j^k \neq g_j^l \in Wk_{begin}(g_{begin})$, $i, j=1, 2, \dots, m$, 其中, 上标 k_i, k_j 表示不同蚂蚁选择的不同节点.

Case 2: 若 $g_i \notin BR_{begin}(g_{begin})$, $\forall k$ 根据 (4) 式或 (5) 式选择下一个节点 $g_j \in Wk_i(g_i)$, $g_j \notin tabu_k$.

$$j = \begin{cases} \arg \max \{ [\tau_{ij}(n)]^\beta \eta_j(g_j) \} & \text{如果 } q \leq q_0 \\ X & \text{其它} \end{cases} \quad (4)$$

$$p_{ij}^k(n) = \frac{[\tau_{ij}(n)]^\beta \eta_j(g_j)}{\sum_{q \in |Z|} [\tau_{iq}(n)]^\beta [\eta_q(g_i)]} \quad \notin tabu_k, \notin NFS \quad (5)$$

式中, j 为蚂蚁 k 所选 g_j 的节点序号, 在此省略了上标 k ;

X 为由式 (5) 决定的随机变量, 该随机变量与一个节点号对应;

q 为随机数 ($0 < q \leq 1$);

q_0 为初始化时给定的阈值;

$\eta_j(g_j)$ 为由定义 7 给出的启发信息;

β 为在边 e_{ij} 上残留信息的重要程度;

$p_{ij}^k(n)$ 为在 n 代, 蚂蚁 k 由节点 i 转移到节点 j 的概率.

q 和 q_0 是为了防止出现停滞而设的随机搜索策略所需参数. 当 $q > q_0$ 时, 计算 $|Z|$ 个节点的转移概率 p_{ij}^k , 并根据赌轮盘规则决定随机变量 X , X 与一个节点号 j 相对应.

将 j 加入禁忌表.

Step3: 局部信息素更新

随着时间的推移, 以前留下的信息逐渐消逝, 用参数 $1 - \rho$ 表示信息消逝程度, 每一只蚂蚁选择完一个节点即走完一个边后, 按 (6) 式进行局部信息更

新.

$$\tau_{ij}(n+1) = (1 - \rho)\tau_{ij}(n) + \rho\Delta\tau_{ij}^k \quad (6)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q_1}{l_p} & \text{当蚂蚁 } k \text{ 走过边 } e_{ij} \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$$

$$l_p = \sum_{i=1}^w d_i$$

当 $\tau_{ij}(n+1) < \tau_{min}$ 时, 令 $\tau_{ij}(n+1) = \tau_{min}$.

式中, Q_1 为常数, τ_{min} 是设定的最小值; d_i 是蚂蚁 k 已走过的边的边长; w 是蚂蚁 k 在本次寻食中已走过的边数; l_p 是 k 在本次寻食中到当前时刻为止已走过的路程长度.

Step4: $\forall k, k=1, 2, \dots, m$, 选择完第 j 个节点后, 按定义 8 定义的条件, 检查两族蚂蚁中的所有蚂蚁是否已有蚂蚁相遇, 若有则转 step5; 否则, 返 Step2 开始选择下一个节点, 直到有蚂蚁相遇或所有节点选择完毕.

Step5: 当两族中至少有两只蚂蚁满足定义 8 的相遇条件时, 连接相遇蚂蚁所走通道, 并用 (3) 式计算其路程长度 L . 所有相遇蚂蚁所走通道连接完成后, 用 (3) 式计算各连接路程 L_k , 并保存最短路程 L_{kmin} . 将本次觅食得到的 L_{kmin} 与已得到的历史最优长度 L_d 比较, 若有 $L_{kmin} < L_d$ 则用 L_{kmin} 替换 L_d , 并记忆最佳通道的节点集合.

Step6: 全局信息素更新: 本次觅食相遇并完成通道连接后, 将本次觅食最短通道上的信息素按 (7) 式调整:

$$\tau_{ij}^{new} = (1 - \alpha)\tau_{ij}^{old} + \alpha\Delta\tau_{ij} \quad (7)$$

$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k$$

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q_2}{L_{kmin}} & \text{如果 } ij \in \text{global-best-tour} \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$$

式中, Q_2 为常数;

α 为全局信息素挥发系数;

L_{kmin} 为本次寻食最佳通道的路程;

$ij \in \text{global-best-tour}$ 表示蚂蚁 k 所走的边 ij 属于最佳通道;

当 $\tau_{ij}^{new} < \tau_{min}$ 时, 令 $\tau_{ij}^{new} = \tau_{min}$.

Step7: 令寻食代数 n 加 1, 若不等于 MAX, 则清空禁忌表, 重复上述寻食过程, 直到 $n = \text{MAX}$ 为止. 最终记忆的最佳通道即为规划出的最优路径.

3.3 实时规划方法

所谓实时规划在这里指 Rob 在沿原规划路径行

进途中, 根据需要或指令需转移到新的目标地址 g_{new} , 这时必须以 Rob 当前位置 $P_R(x_R, y_R)$ 为起点, 以 g_{new} 为规划终点, 迅速规划出一条新的路径. 这种情况, 只需用 P_R 取代 g_{begin} , g_{new} 取代 g_{end} , 即可用上述算法实时地规划出新路径.

4 信息存储量分析 (Analysis of storage of information)

若机器人工作环境的范围很大, 一般不可能是微型机器人, 因此, 机器人完全可以配置辅存或大容量半导体盘, 环境信息可用数据文件或表格等数据结构存储. 因规划过程只使用与当前栅格邻域有关的极少量信息, 可用文件指针或目录页等方法实现快速存取, 因此, 即使工作范围在数十平方公里以上, 也不会存在信息存取的困难, 更不会成为算法的障碍. 对于微小型机器人, 其工作范围往往限于一个小的局部环境, 例如一个车间等. 设其工作场地范围纵横各 300m, 机器人的活动直径 $R_w = 0.3\text{m}$, 则每行 1000 个栅格, 共 1000 行. 用一个二进制位的 0 或 1 表示栅格是否为障碍栅格, 则每行用 125 字节, 全局信息共用 125kB. 这对于目前的半导体存储技术和微型计算机技术而言, 是不存在任何技术问题的.

5 仿真实验 (Simulation experiments)

为了验证算法的效果, 作者进行了大量的仿真实验, 结果令人十分满意. 实验方法是取不同的栅格数, 随机生成障碍物并随机生成起始点和终止点, 用本算法进行路径规划. 实验表明, 只要有通道客观存在, 一般情况, 蚂蚁只需寻食一次即可找到最优路径. 图 2 示出了在某障碍物环境, 不同起点和终点时, 规划出的几条最优路径的示例. 结果显示, 不管路径有多复杂, 只要有通路存在, 本算法必能迅速规划出优化路径, 而且作者所做的其它实验结果也表明, 即使栅格规模大幅增加, 也不影响这一结论.

若将定义 5 改为: $BR_i(g_i(x_i, y_i)) = \{g | g \in W, d(g, g_i) \leq \sqrt{2}\}$, 则有 g_i 的邻域共有 9 个栅格 (图 1 中的粗线田字格示出了 g_0 的邻域), 这时, 将允许蚂蚁走斜线, 得到的仿真结果如图 3 中的线 1 所示.

但这时规划出的路径会从障碍格的角边穿过, 若不允许这种情况发生, 只需将可行域进行约束, 约束条件如下: $g_j(x_j, y_j) \in BR_i$, 若有 $g_i(x_i, y_i) \in OS$, 且有 $y_i = y_j, |x_i - x_j| = 1$, 或者 $x_i = x_j, |y_i - y_j| = 1$, 则 $g_i(x_i, y_i)$ 为禁入点, 其中, g_i 为 g_j 的邻格, 且满足条件: $y_i = y_j, |x_i - x_j| = 1$, 或者 $x_i = x_j, |y_i - y_j| = 1$

且有 $|x_i - x_j| = 1, |y_i - y_j| = 1$.按该约束条件进行约束后,同一起始点和终止点,规划出的路径如图 3中

的路径 2所示.

图 2 仿真实验结果 1

Fig. 2 Result 1 of simulation

图 3 仿真实验结果 2

Fig. 3 Result 2 of simulation

图 4 仿真实验结果 3

Fig. 4 Result 3 of simulation

图 4示出了规划的起点位置序号为 13,终点位置序号为 70时的路线图.线路 2为本文允许走斜格时规划出的路径,线路 1是本文不允许走斜格时规划出的路径.从实验结果可见,本文方法可适应复杂环境的路径规划.

6 结论 (Conclusion)

本文算法设有随机搜索策略,并且将一个蚂蚁家族中的 m 只蚂蚁置于机器人出发点,另一个蚂蚁家族中的 m 只蚂蚁置于目标点,两蚂蚁家族的蚂蚁相向并行搜索,由两蚂蚁家族共 $2m$ 只蚂蚁共同完成一条最优路径的搜索,保证了搜索的多样性,使搜索不易陷于停滞.只要有可行通道客观存在,即使在非常复杂的地形环境,也能迅速找到一条优化路径.由于采用的启发函数具有趋近导向作用和蚂蚁信息素的正反馈作用,加上 $2m$ 只蚂蚁搜索的并行性,因而规划效率极高.实验结果表明,本算法具有算法简单、速度快、效果好等特点,非常适于复杂环境的机器人路径规划及实时规划.

参考文献 (References)

- [1] Wang C M, Soh Y C, Wang H, *et al.* A hierarchical genetic algorithm for path planning in a static environment with obstacles[A]. IEEE CCECE Canadian Conference on Electrical and Computer Engi-

neering[C]. 2002, vol. 3. 1652 - 1657.

- [2] D'Amico A, Ippoliti G, Longhi S A. Radial basis function networks approach for the tracking problem of mobile robots[A]. Proceedings of the IEEE/ASME. International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics[C]. 2001, vol. 1. 498 - 503.
- [3] Weerayuth N, Chaiyaratana N. Closed-loop time-optimal path planning using a multi-objective diversity control oriented genetic algorithm[A]. Systems, Man and Cybernetics[C]. IEEE International Conference on, Vol. 6: 7.
- [4] Bruce J, Veloso M. Real-time randomized path planning for robot navigation[A]. Intelligent Robots and Systems 2002. IEEE/RSJ International Conference on, 2002, Vol. 3. 2383 - 2388.
- [5] Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 1996, 26(1): 29 - 41.
- [6] Dorigo M, Di Caro G. Ant colony optimization: a new meta-heuristic [A]. Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation [C]. Washington, DC, USA: 1999, Vol. 2. 1477. 474 - 477.
- [7] Dorigo M, Gambardella L M, Middendorf M, *et al.* Guest editorial: special section on ant colony optimization[A]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation[C]. 2002, 6(4): 317 - 319.

作者简介:

朱庆保 (1955-),男,教授.研究领域:人工智能与智能控制.

张玉兰 (1982-),女,硕士研究生.研究领域:人工智能与智能控制.