

文章编号: 100120920(2009)042060205

基于侦察蚁和觅食蚁协作的机器人路径规划算法

朱庆保, 马卫

(南京师范大学 数学与计算机科学学院, 南京 210097)

摘要: 根据对真实蚂蚁的最新研究成果, 提出了一种全新的机器人路径规划蚂蚁算法. 该算法由两组侦察蚁采用最近邻侦察搜索策略相向搜索出一条较优路径, 再由一组觅食蚁通过在该路径附近觅食实现对该路径的优化, 从而得到一条优化的路径. 计算机仿真实验结果表明, 算法收敛速度提高显著, 且在障碍物非常复杂的地理环境, 也能迅速规划出最优或基本最优的路径, 效果令人满意.

关键词: 移动机器人; 路径规划; 侦察蚁; 侦察搜索; 蚂蚁算法

中图分类号: TP24

文献标识码: A

A robot path planning algorithm based on scout ants in collaboration with foraging ants

ZH U Qing2bao, MA Wei

(School of Mathematics and Computer Science, Nanjing Normal University, Nanjing 210097, China. Correspondent: ZH U Qing2bao, E2mail: zhuqingbao@njnu.edu.cn)

Abstract: According to the latest research achievements on actual ants, a new ant algorithm for robot path planning is presented. In the algorithm, two groups of scout ants collaborate to search for a near-optimal path by adopting neighborhood search strategy. Another group of foraging ants are used to optimize the path by foraging in the vicinity of the path, thus an optimal path is achieved. The results of computer simulation experiments show that the convergence speed of the algorithm has been significantly improved, and in a very complex geographical environment, it can also quickly work out the optimal or the basic optimal path. The effect is quite satisfying.

Key words: Mobile robot; Path planning; Scout ants; Scout search; Ant algorithm

1 引言

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. 因为它属于研究机器人控制系统的重要应用基础问题, 所以一直是这一领域内的研究热点, 并且取得了许多研究成果, 诸如传统的人工势场法、C空间法、Q学习算法等. 这些算法都不同程度地存在一些不足. 随着新技术的发展, 不少学者用改进的遗传算法、随机树等方法对机器人路径进行规划^[1,2]. 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. 近年来, 也有学者探索性地将蚁群优化算法用于机器人路径

规划^[3,5], 研究了已知静态环境下含有随机动态物时的机器人运动避碰问题^[6]和未知静态复杂环境下(不含动态物)的机器人运动路径规划问题^[7]. 这些研究取得了一些成果, 但所提出的蚁群算法都是基于原型蚁群算法基础上的改进, 由于受原型模型的影响, 其收敛速度不够快, 实时性可能难以满足越来越高的要求.

为此, 本文针对机器人运动这一特定环境, 根据对真实蚂蚁的最新研究成果^[8,9], 研究了一种全新的机器人路径规划蚂蚁算法. 该算法由两组侦察蚁采用最近邻域侦察搜索策略相向搜索出一条较优路径, 再由一组觅食蚁通过在该路径附近觅食实现对该路径的优化, 从而可得到一条在非常复杂环境下的最优或基本最优的路径. 大量的计算机仿真实验结果表明, 该算法比其他算法搜索速度提高显著, 且

收稿日期: 2007110230; 修回日期: 2008209224.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60673102); 江苏省自然科学基金项目(BK2006218).

作者简介: 朱庆保(1955), 男, 山东沂源人, 教授, 博士生导师, 从事人工智能与智能优化等研究; 马卫(1984), 男, 江苏东台人, 硕士生, 从事人工智能与智能优化的研究.

在障碍物非常复杂的地理环境下,也能迅速规划出最优或基本最优的路径,效果十分令人满意.

本文提供的这一算法将作为一种基础算法,只要运用滚动规划等策略^[6,7],即可应用到未知动态环境.因此,本文以已知静态环境为例,目的是使这一基础算法表达得更加突出和清晰.

2 环境描述

机器人工作环境描述如下: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 Sb_1, Sb_2, \dots, Sb_n . 在AS中建立系统直角坐标系 2_0 ,以AS左上角为坐标零点,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} . 以D为步长将X, Y分别进行划分,由此形成一个个栅格,每行的栅格数为 $N_x = x_{max}/D$ 每列的栅格数为 $N_y = y_{max}/D$ 其中 $Sb_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 占一个或多个栅格. 记 $g \in AS$ 为任意栅格, A 为AS中 g 的集合, 记 $OS = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m\}$ $A \setminus OS$ 为障碍栅格集, $P \subseteq OS$. $P \cap A$ 在 2_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. 令 $C = \{1, 2, \dots, M\}$ 为栅格序号集, $g(1, 1)$ 序号为1, $g(1, 2)$ 序号为2, $\dots, g(2, 1)$ 为 $N_x + 1, \dots$

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

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

其中: int 为舍余取整运算, \bmod 为求余运算.

规划起始位置为任意位置 $g_{begin} \in A$, 且 $g_{begin} \notin OS$, 终止点 $g_{end} \in A$, $g_{end} \notin OS$ 也为任意位置, 其他约束条件为 $begin, end \in S, end \neq begin$.

3 协作规划的基本思想与算法

3.1 算法总体思想和问题定义

对真实蚂蚁的最新研究成果表明: 蚂蚁觅食时, 先由侦察蚁四处侦察食物, 侦察到食物后, 用信息素标记路标, 并通过信息素召唤觅食蚁前去搬食^[8,9]. 受这一研究成果的启示, 本文提出的算法由两组侦察蚁分别以Rob当前位置 $P_R(t)$ 和 g_{end} 为蚁穴, g_{end} 和 $P_R(t)$ 为食物源, 进行相向寻找食物的过程, 从而协作找到一条较短避障路径. 在此基础上, 再由一组觅食蚁在该路径附近觅食, 从而实现对该路径的优化.

考察机器人Rob和侦察蚁 k 的行走过程, 若它们在 t_i 时刻处于 g_R 位置, 那么下一步要走的范围必然是 g_R 邻域内的可行域. 因此, 侦察蚁的寻食过程采用最近邻域行走规则. 针对这一特定环境, 为了避

免重复搜索, 每组侦察蚁共用一个禁忌表, 即: 任意一只蚂蚁走过的节点, 其他蚂蚁不允许再走, 当后续蚂蚁在该邻域无路可走时才允许走其他蚂蚁已走过的节点, 节点选择过程以距目标点最近为启发信息. 采用本方案, 地形不同, 不同的蚂蚁数量对搜索结果有较大影响, 因此, 采用修改蚂蚁数和搜索代数的双重策略. 若初始化时选择的蚂蚁数得当, 则只需一次即可得到基本最优的路径.

本算法与传统蚁群算法完全不同, 它根据侦察蚁的侦察特点, 无需使用信息素, 针对特定应用环境, 也不用概率计算, 已走过的节点不允许再走, 避免了大量重复搜索, 不会产生早熟或停滞.

为了叙述方便, 进一步作出如下定义:

定义1 $anti = \{1, 2, \dots, k, \dots, m\}$ 表示一个蚂蚁家族参加搜索的侦察蚁的集合 ($i = 1, 2, \dots, k \in anti$) 表示某只侦察蚁, m 为第 i 蚂蚁家族的侦察蚁总数, 随着迭代次数动态修改.

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

显然, $FS = A \setminus OS, NFS = A \cap OS$, 其中上标 c 表示补集.

定义3 侦察蚁 k 任意时刻所处的位置为 P , $P \in A$ 都有确定的坐标 (x, y) , 仅记 k 在 t_i 时刻处于某栅格的位置为 $P(x_i(t_i), y_i(t_i))$, 简记为 P_i 或 $P(t_i)$. 若它与 $g_j(x_j, y_j) \in A$ 的坐标相等, 则视 P_i 与 g_j 等价, 记作 $P_i \sim g_j$.

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 $d(P_i, P_h)$, $i, h \in C$, 即

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

特别的, 若有 $d(g_i, g_j), i, j \in C$, 满足 $|j - i| = 1$ 或 $|j - i| = N_x$, (g_i, g_j) 在AS中的连线则称为一个边 e_{ij} (简称边 ij), $d(g_i, g_j)$ 则为边长, 记作 d_i .

定义5 $BR_i(g_i(x_i, y_i)) = \{g \mid g \in A, d(g, g_i) \leq S\} (i \in C)$ 称为 g_i 的邻域或蚂蚁 k 在 g_i 处的视野域, 其中 $S = \{1, \sqrt{2}\}$, 当只能走直线时 $S = 1$, 允许走斜格时 $S = \sqrt{2}$.

定义6 设 t_i 时刻, k 处于 $g_i, Wk_i(g_i(x_i, y_i)) = \{g \mid g \in BR_i(g_i(x_i, y_i)), g \notin OS, i \in C\}$ 称为 g_i 处的可行空白邻域. 令 $tabu_k^n = \{P_k(t_0), P_k(t_1), \dots, P_k(t_i)\}, k = 1, 2, \dots, m, tabu_k^n = \{P(t_0), P(t_1), \dots, P(t_i)\}$ 且有 $t_0 < t_1 < \dots < t_i$, $tabu_k^n$ 是在第 n 代寻食过程 t_0 到 t_i 时刻所有蚂蚁已走栅格位置的集合, 称为禁忌表, $tabu_k^n$ 为某只蚂蚁 k 已走栅格位置的集

合. $P(t_j) \sim g_j, Z_i(g_i(x_i, y_i)) = \{g + g \cdot I - Wk_i(g_i(x_i, y_i)), g \in \text{tabu}_n, j = 1, 2, \dots, \text{MAX}\}$ ($k = 1, 2, \dots, m$) 为 t_i 时刻 k 在 BR_i 的可行域. 根据图 1, $|Z_i| \in [8, \dots]$, 显然 $|Z_i| < |Wk_i|$.

tabu_n^k 中各位置点的连线称为第 j 代寻食过程 $P_R(t_i)$ 到目标点 g_{end} 的通道, 通道的长度记作路程 L , 有

$$L = \sum_{i=1}^e d_i, d_i = d(g_i, g_h), g_i, g_h \in OS, i, h \in I \subset C. \quad (3)$$

所以称 tabu_n^k 为路径表.

定义 7 $k_1 \in \text{ant}_1, k_2 \in \text{ant}_2, k_1$ 从 g_R 出发, k_2 从 g_{sub} 出发, 经过 t 个时刻, k_1 和 k_2 的位置分别为 P_{k_1}, P_{k_2} . 若有 $d(P_{k_1}, P_{k_2}) \in [S]$, 则称 k_1 与 k_2 相遇.

3.2 算法步骤

算法将两个蚂蚁家族的各 m 只侦察蚁分别放置在 $P_R(t)$ 和 g_{end} 进行相向寻食. 两族蚂蚁除了出发点不同外, 算法完全相同. 为了减少变量的下标, 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. 步骤如下:

Step1: 设置寻食代数计数器 $n = 0$, 蚂蚁数初始数为 $m = m_0$. 最大蚂蚁数 MAX , 最大迭代次数 T_{MAX} . 将 m 只侦察蚁放置在出发点 g_{begin} , 并设置到路径表 tabu_n^k 和禁忌表 tabu_n 中 ($k = 1, 2, \dots, m$).

Step2: 根据定义 5 和定义 6, 找出 k_q 在当前节点 i 的 BR_i 中的可行域 Z_i . 蚂蚁在 Z_i 内选择节点, 分以下两种情况:

Case1: 若 $|Z_i| > 0, P_{g_j} \in Z_i$, 用式 (2) 计算 $d(g_j, g_{\text{end}})$; 若 g_j 满足 $\min d(g_j, g_{\text{end}})$, 则 g_j 为 k_q 的选择节点, 其中 $q \in [m]$.

Case2: 若 $|Z_i| = 0$, 说明所有节点都已走过, 无新节点可走, 蚂蚁在其他蚂蚁已走过的节点随机地选择一个节点 $g_j, g_j \in Z_i \cap \text{tabu}_n$.

Step3: 将 k_q 分配在 g_j 上, 同时将 g_j 加入禁忌表 tabu_n 和路径表 tabu_n^k . 若 $q < m$, 则 $q = q + 1$, 返回 Step2, 否则转 Step4.

Step4: $P_k, k = 1, 2, \dots, m$, 选择完第 j 个节点后, 按定义 7 的条件, 检查两族蚂蚁中的所有侦察蚁是否已有蚂蚁相遇, 若有则转 Step5; 否则, 令 $i = j$, 返回 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: 当两族中的两只侦察蚁或多只侦察蚁满足定义 7 的相遇条件时, 将相遇蚂蚁所走通道连接, 并用式 (3) 计算各连接路程 L_k , 保存最短路程 $L_{\text{kmin}} (L_{\text{kmin}} = \min L_k)$. 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 $L_{\text{kmin}} < L_d$ 则用

L_{kmin} 替换 L_d , 并记忆最佳通道的节点集合.

Step6: 令两族蚂蚁数 m 各加 1, 若不等于 MAX , 则清空 tabu_n , 并为每只侦察蚁重建一个 tabu_n^k , 转 Step2; 否则, $n = n + 1$. 若 $n < T_{\text{MAX}}$, 则令 $m = m_0$, 转 Step2; 否则, 结束并记忆的最佳通道即为规划出的最优路径.

实验表明, 不修改蚂蚁数, 仅变化迭代次数也可以改变优化结果(算法中有随机选择策略).

3.3 觅食蚁优化算法

设 $\text{Path} = \{P(t_0), P(t_1), \dots, P(t_i), \dots, P(t_n)\}$ 为侦察蚁搜索到的最优路径表, 其长度为 L_d . 算法将一个蚂蚁家族的 m 只觅食蚁放置在 $P(t_0)$ 处, 以一定的步长沿 Path 及其周围进行寻食过程. 为了记忆路径, 任选一只觅食蚁沿着 Path 寻食, 该蚂蚁记作 k_p , 其余 $m - 1$ 只觅食蚁沿其周围寻食, 以寻求更优路径. 算法步骤如下:

Step1: 初始化, 设置步长初值 $h = 2$, 2 表示蚂蚁每走 2 步重新在 Path 上设一个子目标点. 最大步长 $\text{MAX} = n / 3$, n 为 Path 的栅格步距总数. 步数计数器 $C = 0$, 临时计数器 $B = 0$.

Step2: 将 m 只觅食蚁放置在出发点 $P(t_0)$, 并设置到禁忌表 tabu_n 和 tabu_n^k 中 ($k = 1, 2, \dots, m$). tabu_n 和 tabu_n^k 分别为共用禁忌表和路径表.

Step3: 根据定义 6, 找出 k_q 在当前节点 i 的可行域 Z_i , 若 $|Z_i| = 0$, 则说明所有节点都已走过, 无新节点可走, 此时仅需将 tabu_n 内与 i 邻域有关的所有节点清除掉, 即若有 $P_{g_j} \in WK_i$ 且 $g_j \in \text{tabu}_n$, 则将 tabu_n 内的 g_j 清除, 使得 $|Z_i| \neq 0$.

Step4: 蚂蚁 k_p 沿 Path 前进一步, 并将前进点设置到 tabu_n .

Step5: 对 $P_{g_j} \in Z_i$, 用式 (2) 计算 $d(g_j, g_{\text{sub}})$. 若 g_j 满足 $\min d(g_j, g_{\text{sub}})$, 则 g_j 为 k_q 的选择节点, 其中 $q \in [m - 1, q \neq p]$. 将 g_j 分别加入 tabu_n 和 tabu_n^k , 计数器 C 和 B 各加 1, 其中 $g_{\text{sub}} = P(t_{i+h})$.

Step6: 检查 k_p 与其他 $m - 1$ 只蚂蚁是否有蚂蚁满足定义 7 的相遇条件, 若有则转 Step7; 否则若有 $B < h$ 则转 Step3, 其他转 Step8.

Step7: 将相遇蚂蚁 k 所走位置 $\{P_k(t_i), P_k(t_{i+1}), \dots, P_k(t_c)\}$ 代替 k_q 已走位置 $\{P(t_i), P(t_{i+1}), \dots, P(t_c)\}$, 用式 (3) 计算新的 Path 路程 L , 若有 $L < L_d$, 则记忆新的路径表.

Step8: 若 $n - C - h \in [0]$, 则转 Step9; 否则将所有 tabu_n^k 清空, 并将所有蚂蚁设置在 $P(t_c)$ (所有蚂蚁以该点为新起点). 令 $B = 0$, 转 Step3.

Step9: $h = h + 1, m = m + 1$. 若 $h < \text{MAX}$, 则清空 tabu_n 和 tabu_n^k , 转 Step2. 否则结束.

3.4 收敛性简要分析

本文算法采用 m 只蚂蚁进行最优路径的搜索, 其中 q 只蚂蚁按最近邻启发式搜索, $n = m - q$ 只蚂蚁采用随机搜索, 保证了搜索多样性, 因此算法不容易陷入局部最小是显然的. 以下收敛性定理可进一步证明算法能收敛到全局最优解的概率为 1.

定理 1(收敛性定理) 在路径规划中, 经过一个有限时间 t_m , 算法收敛到最优解的概率为 $p(t) = 1 - E$ 当 t_m 充分大时, $p(t) \rightarrow 1$, 其中 E 是一个极小量.

证明 本文算法中, 蚂蚁节点选择分两种情况, 考虑一种最保守极限情况是: 第 1 种情况的蚂蚁对找到最好解没有任何贡献, 只有第 2 种情况的随机搜索起作用. 对于第 3 节侦察蚁搜索算法的 Step2 中的 Case2, 任意一只蚂蚁 $k_i, i = 1, 2, \dots, n$, 在其他蚂蚁已走过的节点中随机选择一个节点, 很显然, 这一选择概率 s_{ij} 是均匀分布的, 因此有 $s_{ij} > 0$. 当得到的路径 $Path = \{P(t_0), P(t_1), \dots, P(t_n)\}$ 上的节点全由 Case2 得到时, 不难推知, 经过 t 代寻食至少有一次选择一个最优解的概率为

$$p(t) \geq 1 - (1 - p_{ij}^n)^t \quad (4)$$

当 $t \rightarrow \infty$ 时, $p(t) \rightarrow 1$, 即当 $t = t_m$ 是一个相对较大的值时有 $p(t) = 1 - E \rightarrow 1$.

4 计算机仿真实验与算法比较

为了验证算法的效果, 进行大量的计算机仿真实验. 实验设备为一般 PC 机, CPU 为 P4, 主频 2.8 GHz, 128 M 内存, 软件用 VC6.0. 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. 图 1 表示出了在某障碍物环境下, 用本文算法规划出的最优路径的示例, 规划出该路径用时 0.015 s.

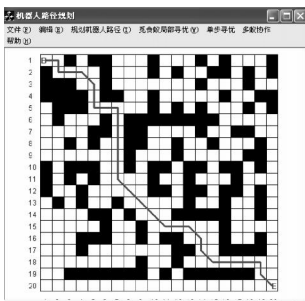


图 1 仿真结果示例 1

大量仿真实验表明, 即使地形很复杂, 只要客观上存在可行通道, 用本算法必定能找到一条基本最优的路径, 且速度满足实时性的要求. 实验还表明, 一般仅用侦察蚁算法即可得到一条基本最优的路径, 觅食蚁仅能对局部细节进行优化, 不能改变路径的大趋势. 在优化要求不高时, 可不用觅食蚁. 图 2

和图 3 分别表示经觅食蚁优化前后的结果. 若侦察蚁得到的结果较差时, 觅食蚁优化的效果则较明显.

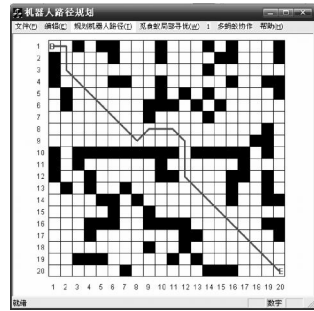


图 2 觅食蚁优化前结果

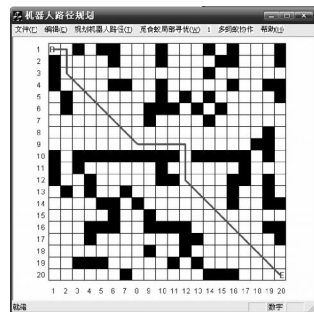


图 3 觅食蚁优化后结果

为了进一步验证本文算法的收敛性能, 作者与几种有代表性的先进算法进行了实验比较. 比较结果总结于表 1.

表 1 收敛速度比较

地形环境	获得最优解耗时			
	本文算法	蚁群算法	A* 算法	随机树
	本文图 2 环境	0.031	5.0	-
文献[13]中 20 @20 环境	< 0.01	< 0.1	> 300	4.0

表 1 中结果是对同一地形做 10 次实验获得解的平均时间. 以上实验结果表明, 与几种先进的代表性算法比较, 本文给出的算法具有算法简单、环境适应性强、速度提高显著的优点, 若用于动态规划, 可以满足复杂环境下的实时规划要求.

5 结论

本文根据对真实蚂蚁的最新研究成果, 提出了一种由两组侦察蚁协作搜索和由一组觅食蚁进行优化的全新机器人路径规划蚂蚁算法. 该算法将一个蚂蚁家族中的 m 只侦察蚁置于机器人出发点, 另一个蚂蚁家族中的 m 只侦察蚁置于目标点, 两蚂蚁家族的蚂蚁采用最近邻域搜索策略相向并行搜索, 并根据地形情况动态修改蚂蚁数, 加上由两组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, 也能迅速找到一条较优路径. 在此基础上, 由一组觅食蚁对得到的路径进行

优化,从而可以得到一条最优或基本最优的全局路径。由于蚂蚁寻食目标明确,且不允许重复搜索,加上两组蚂蚁搜索的并行性,规划效率极高。仿真实验结果表明,本算法比已有蚁群算法等的收敛速度提高显著,效果好。

本文算法作为一种新的基础算法,若用于未知环境下的动态规划,可满足实时规划的需求。

参考文献(References)

- [1] Chunmiao Wang, Soh Y C, Han Wang, et al. A hierarchical genetic algorithm for path planning in a static environment with obstacles [C]. *Electrical and Computer Engineering. Canadian*, 2002, 3: 1652-1657.
- [2] Kuffner J J, LaValle Jr S M. RR T2connect: An efficient approach to single-query path planning, robotics and automation [C]. *IEEE Int Conf on ICRA. San Francisco*, 2000, 2: 9952-1001.
- [3] Fan Xiaoping, Luo Xiong, Yi Sheng, et al. Optimal path planning for mobile robots based on intensified ant colony optimization algorithm [C]. *Robotics, Intelligent Systems and Signal Processing*. 2003: 13-16.
- [4] Gengqian Liu, Tiejun Li, Yuqing Peng, et al. The ant algorithm for solving robot path planning problem [C]. *3rd Int Conf on Information Technology and Applications*. 2005, 2: 252-27.
- [5] Shirong Liu, Linbo Mao, Jinshou Yu. Path planning based on ant colony algorithm and distributed local navigation for multi-robot systems, mechatronics and automation [C]. *Proc of the 2006 IEEE Int Conf on*. 2006: 1733-1738.
- [6] 朱庆保. 动态复杂环境下的机器人路径规划蚂蚁预测算法 [J]. *计算机学报*, 2005, 28(11): 1898-1906. (Zhu Q B. Ants predictive algorithm for path planning of robot in a complex dynamic environment [J]. *Chinese J of Computers*, 2005, 28(11): 1898-1906.)
- [7] 朱庆保. 复杂环境下的机器人路径规划蚂蚁算法 [J]. *自动化学报*, 2006, 32(4): 586-593. (Zhu Q B. Ant algorithm for path planning of mobile robot in a complex environment [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2006, 32(4): 586-593.)
- [8] Michael J Greene, Deborah M Gordon. Cuticular hydrocarbons inform task decisions [J]. *Nature*, 2003, 423(6935): 32-36.
- [9] Jackson D E, Holcombe W L M, Ratnieks F L W. Knowing which way to go: trail geometry gives polarity to ant foraging trails [J]. *Nature*, 2004, 432(7019): 907-909.
- [10] 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: 34-37. (Zhang M Y, Huang H, Hao Z F. Motion planning of autonomous mobile robot based on ant colony algorithm [J]. *Computer Engineering and Application*, 2005, 25: 34-37.)

(上接第 600 页)

5 结 论

本文基于 DMN 的邻域预测建立了一种有效的离散数据噪声平滑方法,不需要改变 DMN 结构,在理论上具有最小的平滑风险,可从源头上减少噪声对参数的影响。相对于现有减小噪声影响的方法更加可靠和实用,并且以变量为基本单位的噪声平滑使得该方法更具灵活性(既可局部平滑,也可全局平滑),这种方法还具有一般性,可广泛用于离散数据的噪声平滑。

参考文献(References)

- [1] Pearl J. Probabilistic reasoning in intelligent systems: Networks of plausible inference [M]. San Mateo: Morgan Kaufmann, 1988: 383-408.
- [2] 曹建农. 基于可分解马尔可夫网的图像分割方法研究 [D]. 武汉: 武汉大学, 2005. (Cao J N. Study on approach of image segmentation based on decomposable Markov networks [D]. Wuhan: University of Wuhan, 2005.)
- [3] Zhao B Y, Joseph A D A, Ludwig R. Markov-based channel model algorithm for wireless networks [J]. *Wireless Networks*, 2003, 9(3): 189-199.
- [4] Wong S K M, Xiang Y. Construction of a Markov network from data for probabilistic inference [C]. *Proc of the 3th Int Conf on Rough Sets and Soft Computing*. San Jose, 1994: 562-569.
- [5] Deshpande A, Garofalakis M N, Jordan M I. Efficient stepwise selection in decomposable models [C]. *Proc of the 17th Conf on Uncertainty in Artificial Intelligence*. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 2001: 128-135.
- [6] Dempster A P, Laird N M, Rubin D B. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm [J]. *J of the Royal Statistical Society*, 1977, 39(1): 1-38.