

# 动态环境下基于蚁群算法的机器人路径规划

谢园园<sup>1</sup>, 朱庆保<sup>2</sup>

(1. 东南大学 软件学院, 江苏 南京 210096 2 南京师范大学 数学与计算机科学学院, 江苏 南京 210097)

**[摘要]** 提出了在动态环境中移动机器人的一种路径规划方法, 适用于环境中同时存在已知和未知、静止和运动障碍物的复杂情况。采用栅格法建立了机器人工作空间模型, 整个系统由全局路径规划和局部避碰规划两部分组成。在全局路径规划中, 用改进蚁群算法规划出初步全局优化路径; 局部避碰规划主要是在跟踪全局优化路径的过程中, 通过基于滚动窗口的环境探测和碰撞预测, 对动态障碍物实施有效的局部避碰策略, 从而使机器人能够安全顺利地到达目的地。仿真实验的结果表明所述方法具有可行性。

**[关键词]** 机器人路径规划, 动态环境, 全局路径规划, 局部避碰规划, 蚁群算法

**[中图分类号]** TP311 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2006)03-0045-06

## Path Planning for Robots Based on Ant Colony Algorithm under Dynamic Environment

X E Yuanyuan<sup>1</sup>, ZHU Qingbao<sup>2</sup>

(1 College of Software Engineering Southeast University, Nanjing 210096, China

2 School of Mathematics and Computer Science Nanjing Normal University, Nanjing 210097, China)

**Abstract** This paper presents a new approach to robot path planning under dynamic environment. Grid method is used to model the workspace. The whole system includes two parts: the global path planning and the local planning for obstacle avoidance. In the global path planning, an optimal route to the goal is found by ant colony algorithms; in the local planning for obstacle avoidance, while following the global path, several collision-free strategies for different situations are used after the environment detection and collision prediction based on rolling windows in order that the robot reaches the goal safely. The results of the simulation experiment indicate that the proposed method is feasible.

**Key words** robot path planning, dynamic environment, global path planning, local planning for obstacle avoidance, ant colony algorithm

## 0 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、无碰撞地绕过所有障碍物, 且所走路径最短。目前, 对于静态环境下路径规划问题的研究已取得较多成果, 主要是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, 并采用某些算法对路径进行优化, 如遗传算法、神经网络和模糊算法等<sup>[1, 2]</sup>, 但这些方法存在着搜索空间大、算法复杂、效率不高等问题。

本文针对动态环境中同时存在已知静态障碍物和未知动态障碍物的复杂情况, 采用全局路径规划和局部避碰规划相结合的思想, 先根据全局静态信息运用改进后的蚁群算法完成机器人路径全局规划, 在此基础上, 由基于局部滚动窗口的动态碰撞预测和信息反馈进行局部避碰规划, 确定出一条安全无碰且距离相对较短的机器人行走路径, 从而为动态环境下机器人路径规划的研究方法提供一种新手段。

收稿日期: 2005-10-24

作者简介: 谢园园(1982-), 女, 硕士研究生, 主要从事智能控制等方面的学习和研究。E-mail: meibdy-xie@163.com

通讯联系人: 朱庆保(1955-), 教授, 主要从事人工智能与智能控制等方面的教学与研究。E-mail: zhuqingbao@njnu.edu.cn

# 1 总体解决方案与环境描述

针对引言中指明的研究范围, 提出总体解决方案包括全局路径规划和局部避碰规划两部分, 如图 1 所示. 全局路径规划根据全局感知模块提供的静态障碍物信息, 采用改进蚁群算法确定出一条未考虑未知动态障碍物的初始全局优化路径; 接着, 机器人按全局优化得到的路径行走, 并通过传感器不断探测滚动窗口内动态障碍物的运动信息, 根据对动态障碍物运动轨迹的预测, 判断是否会与其发生碰撞, 由此采取相应的避碰策略, 从而最终能够安全到达目的地且保证路径较优.

设机器人的工作空间为二维平面上的有限平面区域  $D$ , 其中分布着有限个已知静态障碍物和有限个未知动态障碍物. 路径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  $g_{end}$ . 为使问题简化, 本文所指的动态环境只针对未知动态障碍物作匀速直线运动的简单情况, 其他更复杂的情况则有待于今后的进一步研究.

将  $D$  的左上角视为坐标原点, 横向为  $X$  轴, 纵向为  $Y$  轴, 依次划分为  $row \times col$  个大小相同的正方形栅格, 边长为  $l$  由这些栅格构成了一个连通图, 机器人要在这个连通图上搜索一条从起始栅格到目标栅格的路径 (由栅格的序号来表示). 定义左上角第一个栅格的序号为 0 按照从左至右, 从上到下的顺序依次编号. 记  $g \in D$  为任意栅格,  $r$  为  $g$  所在行号,  $c$  为  $g$  所在列号, 相应序号为  $N$ , 则三者之间的映射关系由式 (1) 确定:

$$\begin{cases} r = \lfloor N / col \rfloor + 1 \\ c = N \% col + 1 \end{cases} \quad (1)$$

- 另作以下假设:
- 假设 1 考虑机器人和动态障碍物的大小, 在二维平面上将其均视为圆形, 直径分别为  $D_R$  和  $D_O$  (其中  $D_R < l/2, D_O < l/2$ ).
  - 假设 2 机器人和动态障碍物只有 8 种运动方向, 如图 2 所示.
  - 假设 3 设所有动态障碍物的速率为  $V_o$ , 且运动轨迹均为直线; 机器人的速率为  $V_R$ ,  $V_o$  和  $V_R$  恒定, 且  $V_o \geq V_R$ .

假设 4 机器人每走一步即走一个栅格的中心点, 任意时刻机器人能探测到以当前栅格中心点为中心,  $r$  为半径区域内的环境信息.

# 2 基于蚁群算法的全局路径规划

## 2.1 蚁群算法基本原理及改进策略

经研究发现, 蚂蚁能够在它所经过的路径上留下一一种叫做信息素的物质, 并在运动过程中对其进行感知, 以此指导自己的运动方向. 因此, 由大量蚂蚁组成的蚁群的集体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的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行为的优化算法<sup>[3]</sup>.

蚂蚁  $k$  在运动过程中, 会根据各条路径上的信息素浓度决定其下一步的转移方向. 在  $t$  时刻时, 蚂蚁  $k$  要从位置点  $i$  向  $j$  转移, 其对应的转移概率定义为:

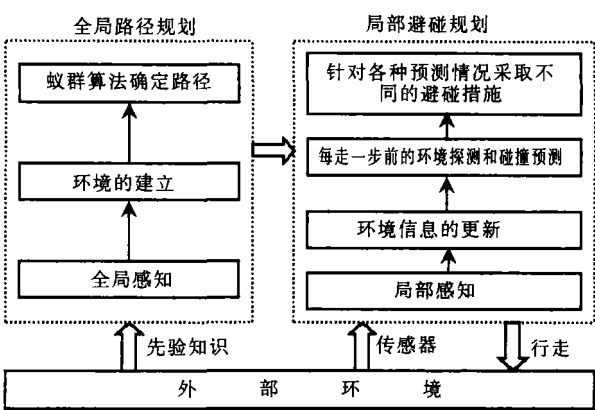


图 1 总体解决方案图示

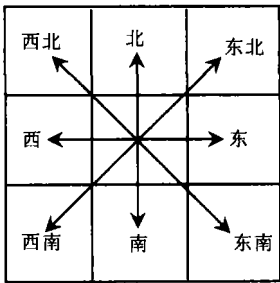


图 2 机器人和动态障碍物运动方向示意

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{s \in allowed_k} \tau_{is}^\alpha(t) \eta_{is}^\beta(t)}, & j \in allowed_k \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

式中,  $\tau_{ij}(t)$  表示  $t$  时刻在路径  $\langle i, j \rangle$  上残留的信息素浓度;  $\eta_{ij}(t)$  是能见度的局部启发式函数 (定义为  $1/d_{ij}$ );  $\alpha$  和  $\beta$  分别表示  $\tau_{ij}(t)$  和  $\eta_{ij}(t)$  对整个转移概率的影响权值;  $allowed_k = \{0, 1, \dots, n-1\} - tabu_k$  表示蚂蚁  $k$  下一步允许选择的位置点范围 ( $tabu_k (k = 1, 2, \dots, m)$  记录蚂蚁  $k$  目前已经走过的位置点)。

随着时间的推移, 信息素将会逐渐挥发, 用  $\rho$  表示信息素挥发后的剩余度. 经过  $n$  个时刻后, 蚁群会完成一个循环的移动, 此时, 各条路径上信息素的浓度将按照全局调整准则进行调整:

$$\tau_{ij}(t+n) = \rho \tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}^k \quad (3)$$

式中,  $\Delta \tau_{ij}^k$  表示第  $k$  只蚂蚁在本次循环中留在路径  $\langle i, j \rangle$  上的信息素浓度. 本文采用基于全局信息的 ant-cycle 计算模型进行信息量的更新处理:

$$\Delta \tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} Q/L_k & \text{若第 } k \text{ 只蚂蚁在本次循环中经过 } ij \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

式中,  $Q$  是表示信息素浓度的常数;  $L_k$  表示蚂蚁  $k$  在本次循环中所走路径总长度.

为了使蚁群算法在上文中用栅格法所描述的环境中尽量减小算法陷入局部最优解的概率, 同时提高全局收敛性使其优化性能得到更好体现, 本文对上述基本蚁群算法做了如下改进:

(1) 蚂蚁  $k$  行至当前栅格时下一步允许选择的栅格范围限制.

基本算法中, 蚂蚁  $k$  下一步允许选择的位置点范围包括所有还未被访问的位置点. 然而在本文描述的环境中, 蚂蚁  $k$  行至当前栅格时, 下一步允许选择的栅格范围只限于与其相邻 8 个方向上的未被访问过的栅格. 为每一个栅格定义一个记录  $m$  只蚂蚁访问状态的标志数组以及一个用来存储此栅格在 8 个方向上与其相邻栅格之间连线上的信息量的 8 位数组.

(2) 从当前栅格到下一目标栅格转移概率的重定义.

在式 (2) 中,  $\eta_{ij}(t)$  作为距离启发式信息, 原先取位置点  $i$  和  $j$  之间距离的倒数  $1/d_{ij}$ . 但在本文的环境模型中, 相邻栅格中心点之间的距离不是  $l$  就是  $1.414l$ , 差别很小, 趋近引导作用并不明显. 为了使离目标栅格距离较近栅格的转移概率更大, 本文将下一个可选择栅格  $g'$  与最终目标栅格  $g_{end}$  之间距离的倒数  $1/D_{g'g_{end}}$  和某个常数  $C (C > 1)$  的乘积作为距离启发式信息, 即取  $\eta_{ij}(t) = C/D_{g'g_{end}}$ .

(3) 用“轮盘赌”方法选择下一个栅格.

蚂蚁从当前栅格转移到下一栅格, 如果总是在可选择的栅格中选取转移概率的最大者, 就会使算法失去随机性, 从而陷入局部最优解. 为解决此问题, 采用“轮盘赌”方法, 将这些待选栅格的转移概率作累积概率统计, 然后产生一个  $0-1$  之间的随机小数, 该随机数落入哪一个累积概率中, 该累积概率对应的栅格就作为下一个被选栅格.

(4) 对搜索成功蚂蚁的路径的修正处理.

将蚂蚁在两相邻栅格之间可能会多走的弯曲路径“拉直”, 可进一步缩短路径长度.

(5) 每轮循环结束后仅对最优蚂蚁所走路径上的信息素浓度进行加强.

在式 (4) 中,  $k$  取本次循环中最优蚂蚁的序号,  $L_k$  即最优蚂蚁走过的路径长度. 因为每次循环仅保留最优解, 从而加快了算法的收敛速度.

## 2.2 算法步骤

**Step 1** 初始化循环次数  $n_{cycles}$ , 最大循环次数  $N_{max}$ , 起始栅格序号  $start\_id$ , 目标栅格序号  $end\_id$ . 当前全局最短路径长度  $shortestlen$  以及各相邻栅格中心点连线上的初始信息量  $\tau_{ij}(0)$ ; 随机产生被静态障碍物占据的栅格序号 (静态障碍物数目大约为总栅格数目的  $1/5$ ).

**Step 2** 将  $m$  只蚂蚁放置在起始栅格上, 对所有蚂蚁置初始  $Tabu(k)$ , 将起始栅格设为每只蚂蚁的当前栅格  $g_i (i = 0, 1, 2, \dots, m-1)$ ; 初始化本次循环中当前最短路径长度  $shorterlen$ , 令本次循环中当前已经达到目标栅格的蚂蚁数目  $reachnum = 0$ .

- Step 3** 若  $n_{\text{cycle}}$  小于  $N_{\text{max}}$  转 Step4 否则转 Step9.
- Step 4**  $m$  只蚂蚁开始同时寻找下一栅格. 根据改进后的式 (2) 依次计算从  $g_i$  到每一个待选栅格的相应转移概率, 并采用轮盘赌方法得到下一个行进栅格  $g_i'$ .
- Step 5** 将栅格  $g_i'$  的序号加入第  $i$  只蚂蚁的路径表, 同时更新蚂蚁  $i$  当前已走路径长度. 若  $g_i'$  不是目标栅格, 转 Step6 若  $g_i'$  是目标栅格, 则更新 reachnum, 同时停止其他还未到达目标栅格的蚂蚁的搜索行为, 再对所有搜索成功的蚂蚁走过的路径进行一定的修正处理 (将蚂蚁在两相邻栅格之间所走的弯曲路径拉直), 更新全局最短路径.
- Step 6** 若 reachnum = 0 则令  $g_i = g_i'$ , 转 Step4 若 reachnum > 0 转 Step7
- Step 7** 本轮寻径结束, 根据式 (3) 和式 (4) 对各条路径上的信息量进行衰减, 并只对本轮寻径中最优蚂蚁所走路径上的信息量浓度进行增强.
- Step 8** 清空每只蚂蚁保存的路径表, 相应路径长度置为 0  $n_{\text{cycle}}$  加 1, 转 Step2
- Step 9** 输出全局最短路径及其长度, 算法结束.

### 3 基于滚动窗口的局部避碰规划

机器人在第 2 节规划出的全局优化路径上行进的过程中, 会随机地遇到运动方向和速度未知的动态障碍物. 因此, 机器人每行进一步, 都需用传感器探测其感应范围内的环境信息, 若有动态障碍物, 则测出其方向、速度, 预测其运动轨迹, 据此进行动态局部避碰规划. 局部避碰规划的算法流程如图 3 所示, 其原理和方法如下所述:

#### 3.1 基于滚动窗口的环境探测与碰撞预测

##### 3.1.1 局部窗口内环境信息的探测

机器人每走一步, 只能通过传感器探知以当前位置为中心点,  $r$  为半径区域内的环境信息. 一方面是全局静态环境信息向该区域的映射, 另一方面是未知动态障碍物的运动信息 (包括动态障碍物的当前位置、运动方向、速度).

##### 3.1.2 机器人与动态障碍物相碰的预测

设机器人从当前栅格到达下一个栅格所用的时间为  $\Delta t$ . 首先要对  $\Delta t$  内两者线段轨迹的相对位置进行预测, 再进一步判断两者是否有碰撞的可能性. 机器人和动态障碍物轨迹的相交点的位置只可能包括栅格的中心点、栅格边界的中心点和栅格的顶点 3 种情况. 所以在保留两者运动轨迹时, 生成两个分别描述  $\Delta t$  内两者轨迹状态的点集. 除了起点和终点, 点集中的其他点只取在线段轨迹上属于上述 3 种情况的点. 于是, 对两者线段轨迹相对位置的预测问题就转化为对于 2 个轨迹点集是否有交集的判断. 具体判断过程如下:

- (1) 若两者线段轨迹无交集, 则在  $\Delta t$  内机器人和动态障碍物不会发生碰撞.
- (2) 若两者线段轨迹有交集, 则存在碰撞的可能性, 进一步判断两者的运动方向:
- Case 1** 若运动方向相反, 则机器人和动态障碍物必定发生正面碰撞;
- Case 2** 若运动方向相同, 再取出交集集中的每个特定点, 分别计算机器人和动态障碍物到达该点的时间, 并将两个时间的差值  $|t_r - t_b|$  和时间容限  $T$  进行比较 (设机器人到达轨迹交点的时间为  $t_r$ , 动态障

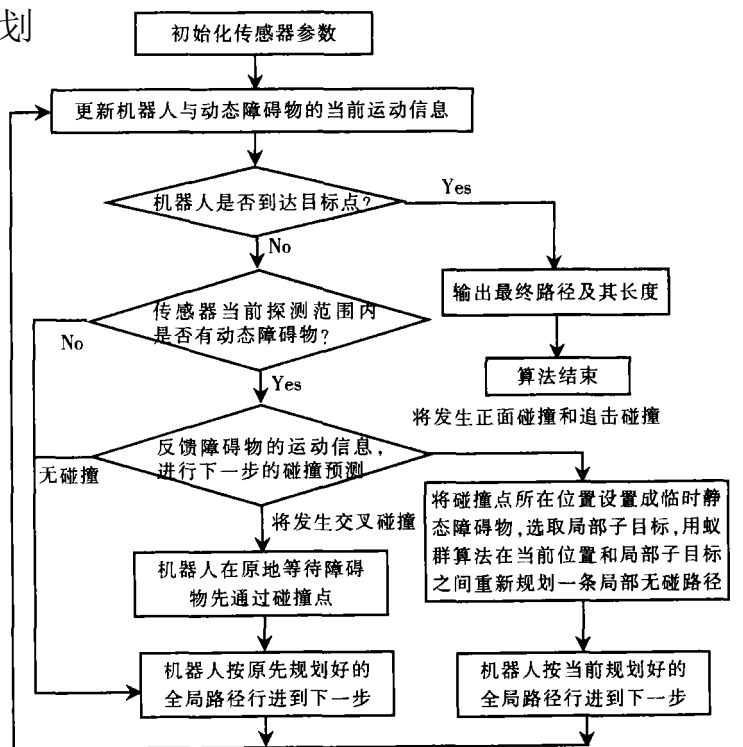


图 3 局部避碰规划流程图

碍物到达轨迹交点的时间为  $t_0$ , 令  $T = \max(D_R / V_R, D_O / V_O)$ );

若  $|t_R - t_0| < T$ , 则必定发生动态障碍物后撞机器人的情况;

若  $|t_R - t_0| > T$ , 则两者不会发生碰撞.

**Case 3** 其余情况下, 机器人和动态障碍物的运动方向呈  $45^\circ$ 、 $90^\circ$  或  $135^\circ$  角, 轨迹仅有一个交点, 再将机器人和动态障碍物到达该点的时间差  $|t_R - t_0|$  和规定时间容限  $T$  进行比较:

若  $|t_R - t_0| < T$ , 则机器人和动态障碍物必定发生侧面相撞;

若  $|t_R - t_0| > T$ , 则两者不会发生碰撞, 且当  $t_R > t_0$  时, 动态障碍物先通过轨迹交点, 当  $t_R < t_0$  时, 机器人先通过轨迹交点.

### 3.2 针对各种预测情况的局部避碰措施

(1) 若预测到将要发生机器人后撞动态障碍物或两者正面相撞的情况时, 机器人必须放弃原行进计划, 即时生成局部子目标, 并将碰撞点所在栅格设置为临时静态障碍物, 然后采用蚁群算法在当前位置与局部子目标之间重新规划出一条局部避碰路径, 以替代原有路径.

局部子目标的确定: 若最终目标点在滚动窗口之内, 则最终目标点即为局部子目标点; 若最终目标点不在滚动窗口之内, 则在理论上利用启发式函数  $f(p) = g(p) + h(p)^{[4]}$  来选取使  $f(p)$  最小的窗口边界点  $P$  作为局部子目标, 其中  $g(p)$  为机器人从当前位置行进到  $p$  的代价,  $h(p)$  为从  $p$  行进到最终目标点的代价, 在本文中则选取原规划路径与滚动窗口边界的相交点作为局部子目标点.

临时静态障碍物的设置: 为保证重新规划的局部路径不会经过原先预测到的碰撞点, 需要在重新规划路径之前将这些碰撞点所在的栅格设置为临时的静态障碍物, 以便在使用蚁群算法寻径的过程中能有效避开这些碰撞点.

(2) 若预测到将要发生机器人和动态障碍物侧面相撞的情况时, 机器人只需在原地等待  $\Delta t$  后, 再按照原规划路径行进.

(3) 若预测到机器人与动态障碍物不会发生任何碰撞, 则直接按原规划路径行进.

### 3.3 环境信息的反馈初始化

为确保机器人在走每一步之前都能够通过传感器获取正确的实时环境信息, 必须在每一次局部规划结束之后(即滚动窗口前移之前), 根据本次规划结果对动态环境信息进行反馈初始化, 这一过程既是对已探测到的动态障碍物运动信息的确认, 也是对局部规划前临时静态障碍环境设置的还原, 从而为下一次局部规划提供了最新、最实际的信息基础.

## 4 仿真实验结果及分析

将机器人工作平面划分成  $20 \times 20$  个栅格, 设栅格边长为 1; 起始栅格序号取 24, 目标栅格序号取 197, 障碍物栅格的序号随机生成.

蚁群算法中参数取值如下,  $m = 10$   $n_{\text{cycle}} = 5$   $\alpha = 1$   $\beta = 1$   $C = 0.5$   $\rho = 0.7$   $Q = 100$

仿真实例 1:

本例假设机器人与动态障碍物同速, 全局路径规划所得最短路径长度为 16.0699

在局部避碰规划中, 图 4(a) 表示机器人从起始栅格行至第 4 步时, 预测到机器人的行进路线与动态障碍物运动轨迹有交点, 但不会发生碰撞; 图 4(b) 表示机器人行至第 5 步预测到将与障碍物在下一步发

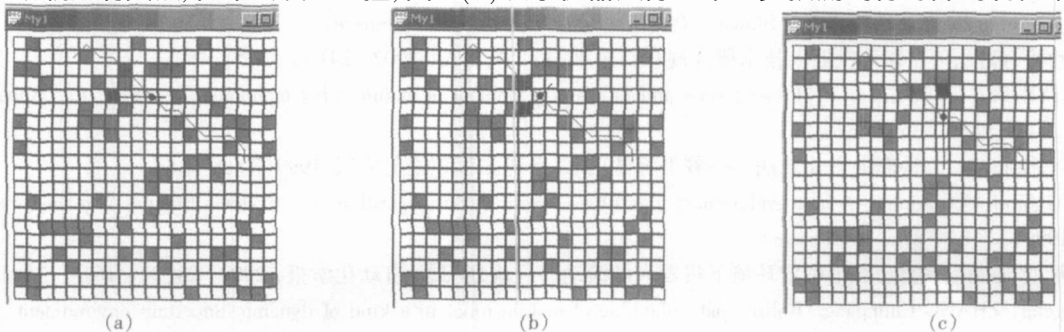


图 4 仿真实验 1 结果

生侧面碰撞,准备采取原地等待障碍物先通过的避碰策略;图 4(c)表示机器人在第 5 步原处等待时,再次预测将与新探测到的动态障碍物发生侧撞,准备继续原地等待.局部避碰规划结束后,原先确定的全局最优路径无需进行实时修正.

## 仿真实例 2

在本次局部避碰规划过程中,图 5(a)表示机器人在行至第 2 步处时预测将与探测到的动态障碍物发生正面碰撞;图 5(b)表示机器人重新规划出一条局部避碰路径,对原有路径进行了实时修正,并按修正后的路径继续行进.

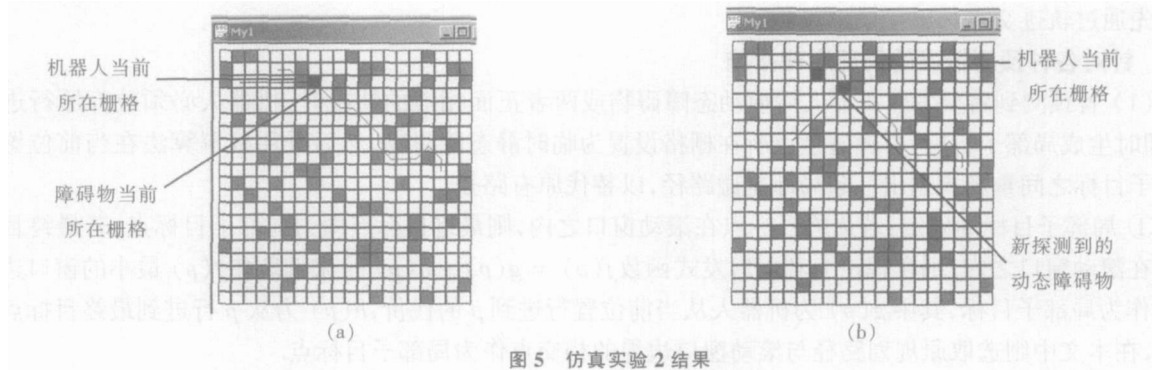


图 5 仿真实验 2 结果

大量的仿真实验结果表明,用改进蚁群算法得到的全局路径具有较好的优化性;在局部避碰规划中,所采用的各种避碰策略也能使机器人安全避开动态障碍物,顺利到达目标点.可见,本文提出的路径规划方法具有可行性.

## 5 结论

本文讨论了在环境信息部分未知的动态环境下的机器人路径规划问题,从系统的观点提出了一种新方法,并得到了有效的仿真实验结果,其主要特点为:

- (1) 采用基于蚁群算法的全局路径规划和基于滚动窗口的局部避碰规划相结合的总体策略,较好地解决了路径规划中整体与局部的关系,同时兼顾了可行路径的安全性和优化性.
- (2) 在全局路径规划中,采用栅格法进行环境建模,在此基础上对蚁群算法作了某些改进,保证了其较好的优化求解性能.
- (3) 在局部避碰规划中,采用了基于滚动窗口的规划思想,将预测控制与反馈机制有效结合起来,对动态不确定环境具有良好的适应性.

仿真实验的结果在一定程度上表明了该方法的有效性,但针对动态障碍物运动状态更复杂的情形以及在形成系统的分析方法与成熟的数学理论基础,还有待于进一步的学习和研究.

## [参考文献] (References)

- [1] 张捍东,郑睿,岑豫皖. 移动机器人路径规划技术的现状与展望[J]. 系统仿真学报, 2005, 17(2): 439-443.  
ZHANG H andong ZHENG Rui CEN Yuwan. Present situation and future development of mobile robot path planning technology[J]. Acta Simulata Systematica Sinica 2005, 17(2): 439-443 (in Chinese)
- [2] 李磊,叶涛,谭民,等. 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 et al. Present state and future development of mobile robot technology research[J]. Robot 2002, 24(5): 475-480 (in Chinese)
- [3] 张纪会,徐心和. 一种新的进化算法——蚁群算法[J]. 系统工程理论与实践, 1999(3): 84-87.  
ZHANG Jihui XU Xinde. A new evolutionary algorithm——ant colony algorithm[J]. Systems Engineering-Theory and Practice, 1999(3): 84-87 (in Chinese)
- [4] 席裕庚,张纯刚. 一类动态不确定环境下机器人的滚动路径规划[J]. 自动化学报, 2002, 28(2): 161-175.  
XI Yugeng ZHANG Chungang. Rolling path planning of mobile robot in a kind of dynamic uncertain environment[J]. Acta Automatica Sinica 2002, 28(2): 161-175 (in Chinese)

[责任编辑:刘健]