

# 控制与决策

Control and Decision

## 基于16方向24邻域改进蚁群算法的移动机器人路径规划

徐菱, 付文浩, 江文辉, 李忠涛

引用本文:

徐菱, 付文浩, 江文辉, 等. 基于16方向24邻域改进蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. *控制与决策*, 2021, 36(5): 1137–1146.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0600>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

### 基于虚拟结构法的多移动机器人分布式预测控制

Distributed predictive control of multiple mobile robots based on virtual structure method

*控制与决策*. 2021, 36(5): 1273–1280 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1136>

### 带不相关并行机和有限缓冲MHFS调度的混合启发式算法

Hybrid heuristic algorithm for multi-stage hybrid flow shop scheduling with unrelated parallel machines and finite buffers

*控制与决策*. 2021, 36(3): 565–576 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0835>

### 基于仿生算法改进粒子滤波的SLAM算法精度预测

Accuracy prediction of SLAM algorithm based on bionic algorithm to improve particle filter

*控制与决策*. 2021, 36(1): 166–172 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0555>

### 凸优化与A\*算法结合的路径避障算法

Convex optimization and A-star algorithm combined path planning and obstacle avoidance algorithm

*控制与决策*. 2020, 35(12): 2907–2914 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0351>

### 考虑卸载顺序约束的成品油二次配送车辆路径问题

Vehicle routing problem of refined oil secondary distribution considering unloading sequence constraints

*控制与决策*. 2020, 35(12): 2999–3005 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1756>

# 基于16方向24邻域改进蚁群算法的移动机器人路径规划

徐菱<sup>1,2†</sup>, 付文浩<sup>1</sup>, 江文辉<sup>1</sup>, 李忠涛<sup>3</sup>

- (1. 西南交通大学 交通运输与物流学院, 成都 611756;
2. 西南交通大学 综合交通运输智能化国家地方联合工程实验室, 成都 611756;
3. 重庆交通大学 机电与车辆工程学院, 重庆 400074)

**摘要:** 为了提高蚁群算法的路径寻优效果和搜索效率, 提出一种改进的蚁群算法, 用于移动机器人在栅格环境下的路径规划. 在标准蚁群算法中, 蚂蚁的搜索方式一般是4方向4邻域或者8方向8邻域, 在此基础上提出一种16方向24邻域的蚂蚁搜索方式, 给出蚂蚁的移动规则; 针对启发信息, 结合向量夹角的思想设计2种启发信息的计算方法, 通过实验分析两种计算方法的使用特点; 在转移概率部分引入转移概率控制参数, 通过调整转移概率控制参数可以调控算法的搜索范围. 最后, 在不同规模的栅格地图环境下, 通过实验仿真验证所提算法的有效性.

**关键词:** 蚁群算法; 移动机器人; 路径规划; 启发信息; 转移概率控制参数; 向量夹角

中图分类号: TP242.6

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2019.0600

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



**引用格式:** 徐菱, 付文浩, 江文辉, 等. 基于16方向24邻域改进蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 控制与决策, 2021, 36(5): 1137-1146.

## Mobile robots path planning based on 16-directions 24-neighborhoods improved ant colony algorithm

XU Ling<sup>1,2†</sup>, FU Wen-hao<sup>1</sup>, JIANG Wen-hui<sup>1</sup>, LI Zhong-tao<sup>3</sup>

- (1. School of Transportation and Logistics, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China; 2. National and Combined Engineering Lab of Intelligentizing Integrated Transportation, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China; 3. School of Mechatronics and Vehicle Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China)

**Abstract:** To improve the path optimization effect and search efficiency of ant colony algorithms, an improved ant colony algorithm for the path planning of mobile robots under the grid map environment is proposed. In traditional ant colony algorithms, ants generally search 4 directions, 4 neighborhoods or 8 directions, 8 neighborhoods. Based on that, this paper proposes an improved search method for ants to search 16 directions and 24 neighborhoods, and also shows the mobile rules of ants. For heuristic information, we combine the idea of vector angle to design two methods to calculate heuristic information, and also analyze the application characteristics of those two methods through experiments. In the transfer probability part, we introduce the transfer probability control parameters. The search range of the algorithm can be adjusted by adjusting the transfer probability control parameters. Finally, the simulation experiments under grid map environments with different scales verify the effectiveness of the improved ant colony algorithm.

**Keywords:** ant colony algorithm; mobile robot; path planning; heuristic information; transfer probability control parameters; vector angle

## 0 引言

路径规划是移动机器人导航研究的重要内容之一, 是指从起点到终点为机器人规划一条有效路径, 并保证机器人与路径上的障碍物不发生任何碰撞.

路径规划的核心是路径规划算法. 目前关于路径规划的算法主要分为2大类: 传统路径规划算法和

仿生路径规划算法. 比较典型的传统路径规划算法有人工势场法<sup>[1]</sup>和A\*算法<sup>[2]</sup>. 相对于传统路径规划方法, 仿生路径规划算法更适用于求解大规模复杂场景下的路径规划问题. 由于蚁群算法不受编码规则限制, 具有较强的鲁棒性和易于与其他方法相结合的优势, 使得蚁群算法在AUV<sup>[3]</sup>、UAV<sup>[4]</sup>、UGV<sup>[5-6]</sup>的路

收稿日期: 2019-05-03; 修回日期: 2019-12-21.

基金项目: 四川省软科学研究项目(2019JDR0186).

责任编辑: 程龙.

†通讯作者. E-mail: xl\_xnjd@163.com.

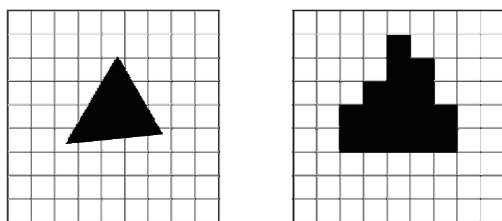
径规划中广受关注. 关于蚁群算法的改进研究主要体现在3个方面: 1) 从搜索策略方面对蚁群算法进行改进, 例如采用折返搜索策略<sup>[7]</sup>, 此种方法的特点是蚂蚁从起点出发到达终点之后再次返回起点算是完成一次路径搜索, 采用这种搜索策略在一定程度上可以扩大蚂蚁的搜索范围, 但会降低算法的搜索速度; 另一种折返搜索策略<sup>[8]</sup>是将蚂蚁从起点到达终点和从终点返回起点看作两个过程, 这种方法一定程度上可以改善算法的搜索性能. 2) 从启发信息方面对蚁群算法进行改进, 在传统蚁群算法中一般采用节点与节点之间欧氏距离的倒数作为启发信息, 目前在对改进蚁群算法的研究中, 提到的最多的是采用人工势场法对启发信息进行改进<sup>[9-10]</sup>, 这种改进方法在一定程度上可以提高算法的收敛速度, 减少路径的转弯次数. 3) 从转移概率方面对蚁群算法进行改进, 文献<sup>[11]</sup>提出一种动态搜索模型, 设计了一种动态搜索算子对蚂蚁的转移概率进行调控, 可以动态地控制蚂蚁的转移概率. 此外, 还有一部分研究<sup>[12-13]</sup>采用两阶段方法, 即在采用其他方法找到次优解的基础之上再使用蚁群算法进一步寻找最优解.

在栅格地图场景下, 传统的蚂蚁搜索方式主要有2种: 4个搜索方向4个邻域和8个搜索方向8个邻域. 本文提出一种16个搜索方向24个邻域的改进蚁群算法, 使蚂蚁在路径搜索的过程中具有更多的方向选择和更广的搜索范围; 设计2种基于向量夹角的启发信息计算方法; 另外, 在转移概率部分通过引入转移概率控制参数来控制蚂蚁在栅格地图中的有效搜索范围. 最后, 通过仿真实验对本文算法的可行性和有效性进行验证.

## 1 问题描述

### 1.1 环境建模

使用栅格法建立环境地图可以有效表示环境布局特征. 首先, 对环境中的障碍物进行膨胀化处理, 即只要栅格被障碍物所触及, 则该栅格按障碍物处理. 图1(a)为障碍物实际形状, 图1(b)为障碍物在栅



(a) 障碍物实际形状 (b) 障碍物膨化处理后的结果

图1 栅格环境地图

格地图中膨胀化处理之后的形状, 移动机器人在自由区域的栅格中心连线之间移动. 另外, 栅格尺寸可以根据机器人尺寸或者工作精度要求确定.

### 1.2 标准蚁群算法

蚂蚁在觅食过程中会在走过的路径上留下一种信息素, 蚂蚁通过感知路径上信息素的浓度进行路径选择.

标准蚁群算法转移概率如下:

$$p_{ik}^m(t) = \begin{cases} \frac{[\tau(t)]^\alpha [\eta_{ik}(t)]^\beta}{\sum_{S \subset \text{allowed}_m} [\tau_{ik}(t)]^\alpha [\eta_{is}(t)]^\beta}, & k \in \text{allowed}_m; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (1)$$

其中:  $p_{ik}^m(t)$  表示  $t$  时刻蚂蚁从节点  $m$  移动到节点  $k$  的转移概率;  $\tau_{ik}(t)$  表示  $t$  时刻路段  $(i, k)$  上的信息素量;  $\eta_{ik}(t)$  表示蚂蚁  $m$  从节点  $i$  到节点  $j$  启发信息值;  $\alpha$  表示信息启发式因子;  $\beta$  表示期望启发式因子;  $\text{allowed}_m$  表示蚂蚁  $m$  下一步允许选择的节点集合.

信息素更新公式如下:

$$\tau_{ik}(t+1) = (1 - \rho)\tau_{ik}(t) + \Delta\tau_{ik}(t), \quad (2)$$

$$\Delta\tau_{ik}(t) = \sum_{m=1}^M \Delta\tau_{ik}^m(t). \quad (3)$$

其中:  $\rho$  表示信息素挥发系数,  $\rho \in (0, 1)$ ;  $\Delta\tau_{ik}(t)$  表示  $M$  只蚂蚁一次循环之后, 在路段  $(i, k)$  上留下的信息素量;  $\Delta\tau_{ik}^m(t)$  表示蚂蚁  $m$  在路段  $(i, k)$  上留下的信息素量.

## 2 改进蚁群算法

### 2.1 改进算法搜索方式

#### 2.1.1 蚂蚁搜索方向

现实生活中, 蚂蚁可以沿任意方向移动搜索食物源, 但在基于栅格地图的蚁群算法中, 由于栅格地图的特点限制, 蚂蚁的有效搜索方向是有限的, 传统的蚂蚁搜索方式有4个搜索方向的搜索方式(图2(a))和8个搜索方向的搜索方式(图2(b)). 在图2(a)所示的搜索方式中, 蚂蚁只能沿水平或者垂直方向移动; 在图2(b)所示的搜索方式中, 是在前者的基础之上增加了对角线方向的移动. 为了精确蚂蚁的搜索范围, 本文将蚂蚁的搜索方向扩展到16个, 如图2(c)所示, 将蚂蚁的最小转角细化到了  $22.5^\circ$ , 有效地扩大蚂蚁的搜索范围, 有利于蚂蚁搜索到更优的路径.

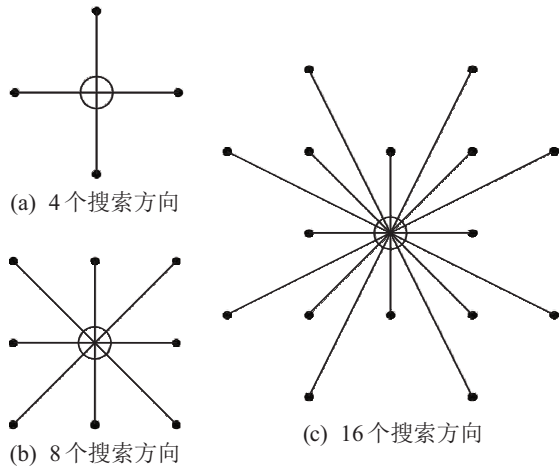


图2 蚂蚁搜索方向

2.1.2 蚂蚁视野范围

对于动物而言,长远的视野范围可以帮助它们提前发现目标、规划路线,有效地捕获猎物或者躲避捕食者. 同样的道理,蚂蚁在选择下一步节点前,长远的视野范围可以帮助蚂蚁更好地规划路径或者提前发现目标点. 在4个搜索方向的搜索方式中,蚂蚁每次只能查看当前位置的4个邻域,如图3(a)所示;在8个搜索方向的搜索方式中,蚂蚁每次可以查看当前节点的8个邻域,如图3(b)所示;而在本文研究的16个搜索方向的搜索方式中,蚂蚁每次可以查看当前节点的24个邻域,如图3(c)所示.

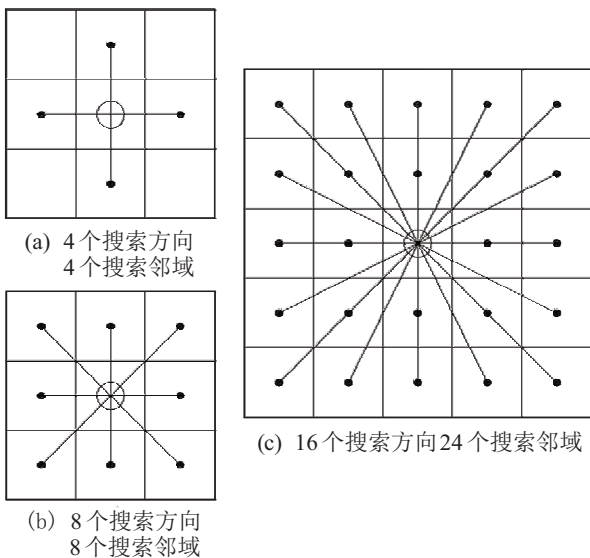


图3 蚂蚁搜索邻域点

2.1.3 本文搜索方法的优势

细化的搜索方向和大范围的搜索邻域有利于蚂蚁找到更短的路径. 下面通过一个简单的路径搜索例子介绍本文提出的蚂蚁搜索方式相对于传统蚂蚁搜索方式具有的优势. 如图4所示,现有一只蚂蚁要从左上角栅格到达右下角栅格,图4(a)和图4(b)为传

统蚂蚁搜索方式搜索到的路径,图4(c)为本文提出的蚂蚁搜索方式搜索到的路径. 假设单元栅格的边长为1,可以计算出蚂蚁采用不同的搜索方式搜索到的最优路径长度和找到最优路径的搜索次数,如表1所示. 通过表1的数据可知,本文提出的蚂蚁搜索方式可以通过更少的搜索次数找到更短的可行路径.

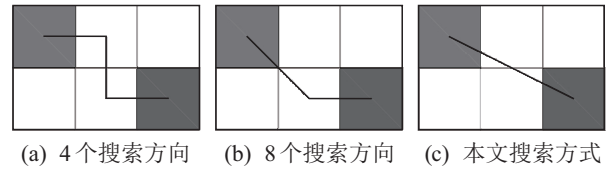


图4 蚂蚁采用不同搜索方式规划的路径

表1 不同搜索方式的路径规划结果

搜索方式	规划的路径长度	搜索次数
4个搜索方向	3.00	3
8个搜索方向	2.41	2
16个搜索方向	2.24	1

2.2 改进启发信息

标准蚁群算法中往往采用当前节点*i*的邻域*k*到终点*E*之间欧氏距离的倒数作为节点*k*的启发信息,本文基于向量夹角提出2种新的启发信息计算方法.

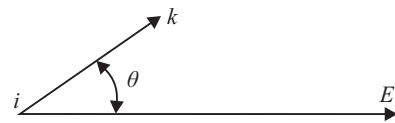


图5 蚂蚁搜索方向与理论最佳搜索方向之间的夹角

已知蚂蚁当前位置*i*的坐标为( $x_i, y_i$ ),蚂蚁当前位置*i*的邻域*k*的坐标为( $x_k, y_k$ ),蚂蚁的目标点*E*的坐标为( $x_E, y_E$ ). 因此,蚂蚁的理论最佳搜索方向可以表示为 $D_{iE} = (x_E - x_i, y_E - y_i)$ ,蚂蚁下一时刻的移动方向可以表示为 $D_{ik} = (x_k - x_i, y_k - y_i)$ ,通过计算可以得到向量 $D_{ik}$ 与向量 $D_{iE}$ 之间的夹角的弧度值 $\theta \in [0, \pi]$ ,如图5所示. 蚂蚁当前位置的任意一个邻域都有一个相应的 $\theta$ 值,因此以 $\theta$ 为变量设计2种启发信息计算方法.

下式为邻域*k*的第1种启发式信息计算方法(method 1):

$$\eta_{ik} = \frac{\cos \theta_{ik} + 1}{2} = \frac{D_{ik} \cdot D_{iE}}{|D_{ik}| |D_{iE}|} + 1 = \frac{F + 1}{2}, \quad (4)$$

其中

$$F = \frac{(x_k - x_i)(x_E - x_i) + (y_k - y_i)(y_E - y_i)}{\sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2} \sqrt{(x_E - x_i)^2 + (y_E - y_i)^2}}$$

式(4)在区间上的函数图像如图6中method 1标识的线条所示. 分析式(4)可知,当节点*k* = *E*时,函

数无解. 解决办法可以将特殊点(终点) $E$ 的启发信息设为一个较大常量.

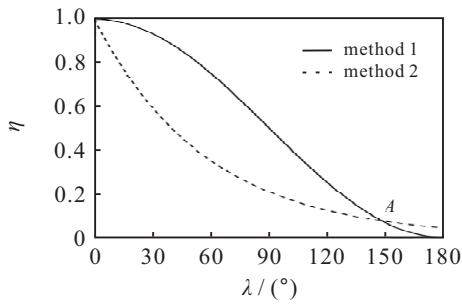


图6 两种计算方法的函数图

下式为邻域 $k$ 的第2种启发式信息计算方法(method 2):

$$\eta_{ik} = 1/e^{\theta_{ik}}, \quad (5)$$

其中 $\theta_{ik} = \arccos F$ .

启发信息是蚂蚁选择邻域的重要判断依据,邻域的启发信息值越大,该点被选择的可能性越高.下面对2种启发式信息计算方法的使用特点进行分析.为了便于分析,用 $\lambda_1$ 和 $\eta_1$ 表示method 1的夹角和启发信息值, $\lambda_2$ 和 $\eta_2$ 表示method 2的夹角和启发信息值.

此处的 $\lambda$ 表示度数,角度与弧度的转化关系为 $\lambda = \theta \cdot 180/\pi$ .式(5)在区间 $[0, \pi]$ 上的函数图像如图6中method 2标识的线条所示.

在图6中,两函数在A存在一个交点,在交点位置 $\lambda_1 = \lambda_2 = 148.1^\circ$ .可以发现在A之前,当 $\eta_1 = \eta_2$ 时, $\lambda_1 > \lambda_2$ ,也就是说在相同的启发信息值的情况下,采用method 1搜索的角度范围更大,有利于指导蚂蚁搜索更大的范围,采用method 2搜索的范围则更加集中,有利于指导蚂蚁朝着最佳搜索方向移动.例如:当启发信息值 $\eta_1 = \eta_2 \geq 0.5$ 时,采用method 1得到的蚂蚁搜索范围如图7(a)所示,采用method 2得到的蚂蚁搜索范围如图7(b)所示.因此,可以总结为method 1体现搜索的全局性,method 2体现搜索的方向性.

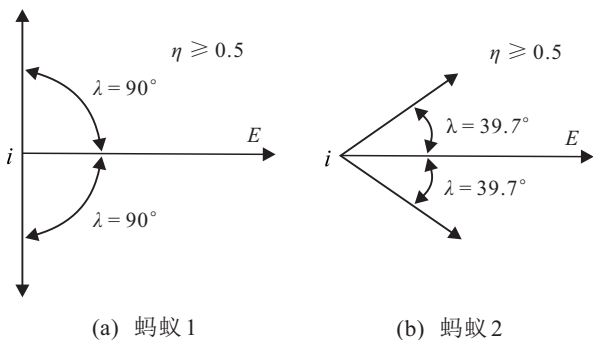


图7  $\eta \geq 0.5$ 时的搜索角度范围

### 2.3 蚂蚁移动规则

目前,已经知道蚂蚁的搜索方向、蚂蚁的视野范围和邻域的启发信息计算方法,接下来针对蚂蚁的移动规则进行介绍.

在本文研究的蚂蚁搜索方式中,可以将蚂蚁视野范围内的邻域栅格划分为1级视野范围栅格和2级视野范围栅格,如图8所示.其中:图8(a)为视野范围内的全部栅格,图8(b)为1级视野范围内的栅格,图8(c)为2级视野范围内的栅格.

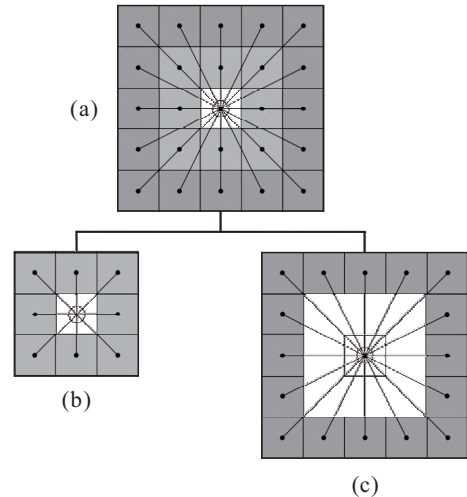


图8 蚂蚁视野范围

蚂蚁从当前位置可以直接查看1级视野范围的栅格是否存在障碍物;如果蚂蚁想查看2级视野范围的栅格是否存在障碍物,前提条件是在蚂蚁当前位置与2级视野范围内的栅格连线之间不存在障碍物.例如,如图9(a)所示,蚂蚁在节点*i*处若想查看2级视野区域的节点*k*处是否存在障碍物,必须保证1级视野区域的A栅格和B栅格处不存在障碍物.因此,若A栅格和B栅格任意一处存在障碍物均导致蚂蚁无法从节点*i*直接查看节点*k*处的情况,如图9(b)、9(c)、9(d)所示.

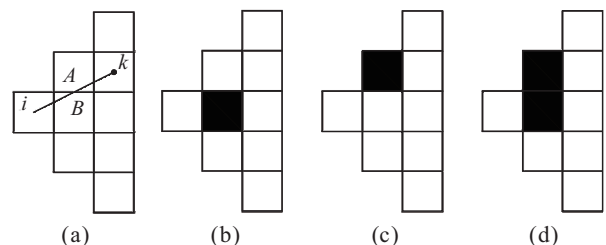


图9 蚂蚁查看2级视野范围内栅格分析图

通过上述分析可知,如果某个1级视野范围内的栅格为障碍物时,会导致2级视野范围内的部分栅格不可见.图10给出了所有2级视野范围内栅格不可见情况,黑色代表障碍物栅格,灰色代表不可见栅格.

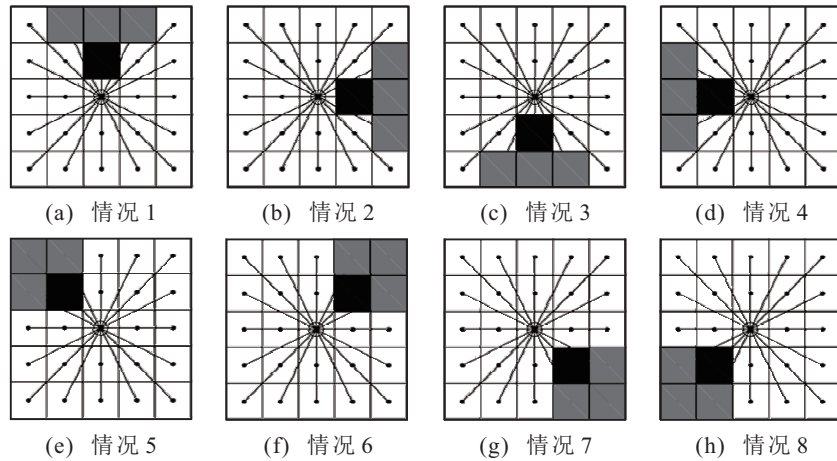


图 10 2级视野范围内栅格不可见情况

在本文提出的2种启发信息计算方法中,无论使用式(1)还是(2)计算邻域启发信息值,都会发现栅格中心位于同一连线上的邻域栅格(如图11所示)的启发信息值始终是相同的.如果在蚂蚁移动的方向上存在两栅格启发信息值相同,则规定蚂蚁选择1级视野范围内的邻域栅格作为下一时刻到达位置.

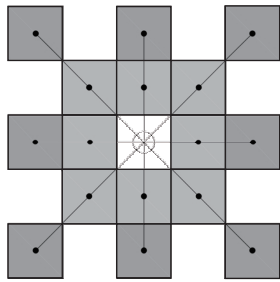


图 11 栅格中心位于同一连线的情况

### 2.4 转移概率控制参数

栅格的转移概率大小是蚂蚁决定是否选取某邻域栅格作为下一时刻到达位置的最终判断依据.本文借鉴文献[11]提出的动态诱导搜索算子的思想,通过设置参数 $\delta \in [0, 1]$ 对蚂蚁的转移策略进行调控.

具体操作:在蚂蚁每次选择邻域栅格作为下一步到达位置之前,生成一个随机数 $\omega \in [0, 1]$ ,如果 $\omega < \delta$ ,则通过轮盘赌策略选择邻域栅格作为蚂蚁下一时刻到达位置;否则,选择转移概率最大的邻域栅格作为蚂蚁下一时刻到达位置.

通过分析可知:当 $\delta = 0$ 时,算法类似于贪心算法;当 $\delta = 1$ 时,算法采用的是轮盘赌策略;当 $\delta \in (0, 1)$ 时,算法兼具上述两种情况的特点.

### 2.5 算法步骤

本文算法的流程如图12所示,具体步骤如下.

step 1: 使用栅格法建立环境地图,确定起点 $S$ 和终点 $G$ ,栅格信息素浓度初始化,设置转移概率控制参数 $\delta$ 、算法迭代次数 $N$ 、蚂蚁投放数量 $M$ 、信息启发

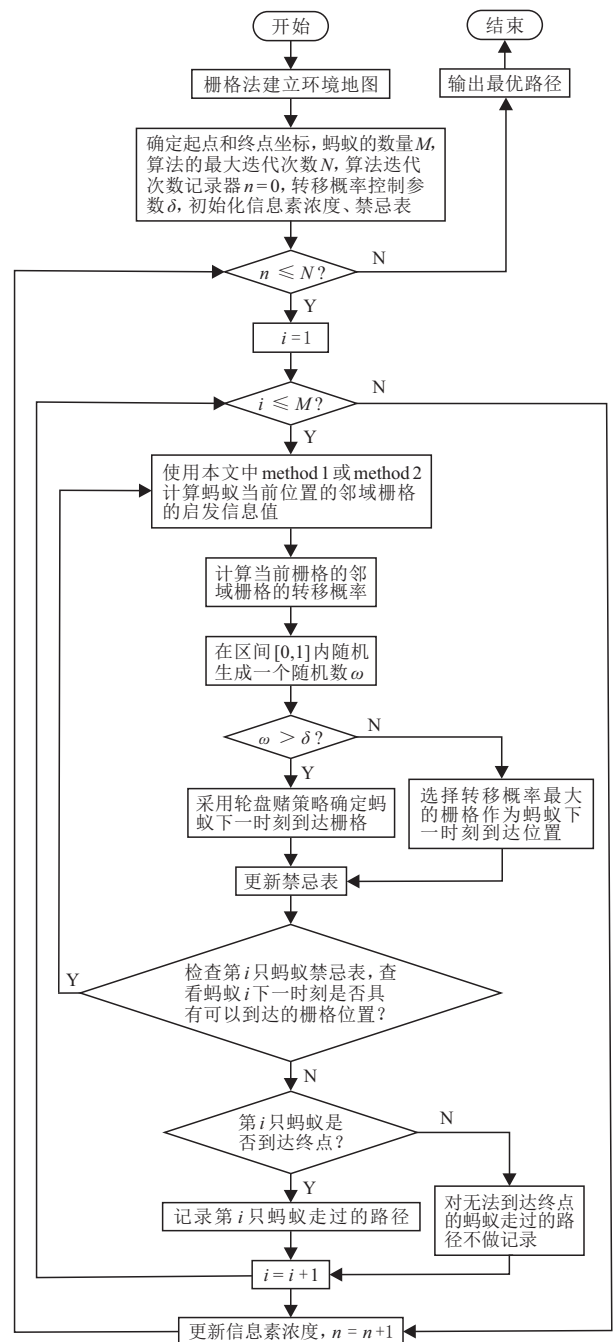


图 12 本文算法流程

发式因子 $\alpha$ 、期望启式因子 $\beta$ 、信息素挥发系数 $\rho$ ;

step 2: 将  $M$  只蚂蚁投放至起点  $S$ , 初始化禁忌表, 依据本文提出的移动规则, 使用式(4)或者(5)计算邻域节点的启发信息值  $\eta_{ik}$ ;

step 3: 计算邻域节点转移概率  $p_{ik}$ , 生成随机数  $\omega$ , 判断  $\omega$  与  $\delta$  的大小关系, 确定转移概率策略, 选择蚂蚁下一步到达栅格, 更新禁忌表;

step 4: 所有蚂蚁完成一次路径搜索迭代后, 更新成功抵达终点的蚂蚁走过的路径上的信息素;

step 5: 循环 step 2 ~ step 4, 算法迭代  $N$  次, 输出最优路径序列.

### 3 实验仿真

为了验证本文算法的有效性和可行性, 通过仿真实验对算法的相关性能进行实验分析, 并与标准蚁群算法和文献[10]中提出的改进蚁群算法进行实验对比. 仿真实验运行环境: 操作系统 Windows 10 (64位), 处理器 Inter(R) Core (TM) i5-3337U, CPU 1.80 GHz, 内存 4 GB, 仿真平台 Matlab R2016a.

### 3.1 启发函数的仿真分析

下面, 对本文提出的两种启发信息计算方法的使用特点进行仿真分析. 仿真环境采用规模为  $30 \times 30$  的栅格地图, 在栅格地图中随机生成障碍物, 用  $\xi$  表示地图中障碍物的分布比例, 算法仿真中的相关参数设置见表2.

表2 仿真参数

$N$	$M$	$\alpha$	$\beta$	$\rho$	$\delta$
50	30	1.5	6.0	0.4	0.8

仿真结果如图13所示, 左上角栅格为起点, 右下角栅格为终点, 栅格地图中的线条表示蚂蚁搜寻过程中走过的路径轨迹. 图13(a)、图13(b)、图13(c)为使用 method 1 得到的蚂蚁搜索路径轨迹, 图13(d)、图13(e)、图13(f)为使用 method 2 得到的蚂蚁搜索路径轨迹. 对比蚂蚁的搜索路径分布特点可以发现, method 1 搜索到的路径范围比 method 2 更加广泛. 因此, 仿真实验说明了 method 1 相对于 method 2 具有搜索全局性, method 2 相对于 method 1 具有搜索方向性.

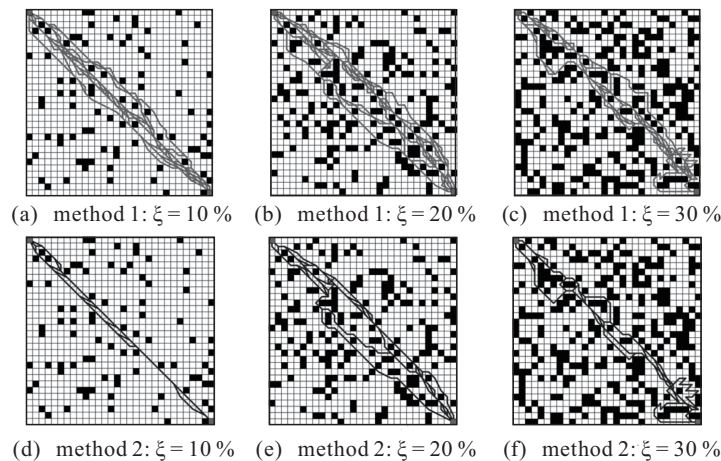


图13 2种启发函数对应的蚂蚁爬行路径轨迹

### 3.2 $\delta$ 的仿真分析

下面, 对转移概率控制参数进行仿真分析. 仿真环境采用规模为  $30 \times 30$  的栅格地图,  $\xi = 10\%$ , 左上

角栅格表示起点, 右下角栅格表示终点,  $\delta$  分别取值  $\{0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1\}$ , 算法仿真中的其他相关参数见表2. 此处, 采用 method 1 作为启发信息的计算方式.

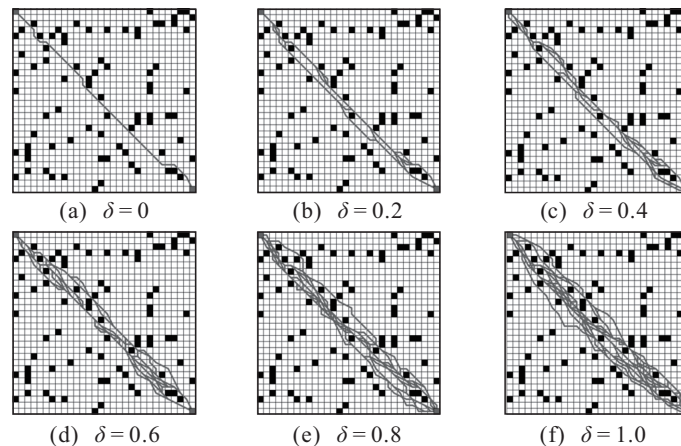


图14  $\delta$ 取不同值时的蚂蚁爬行路径轨迹

仿真结果如图14所示,可以发现,随着 $\delta$ 取值的增大,蚂蚁的搜索范围也随着增大,验证了 $\delta$ 的有效性.因此,可以通过设置参数的值,实现对算法搜索范围的调控.

为了探寻 $\delta$ 取何值时,算法的路径寻优效果最佳,对 $\delta \in \{0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1\}$ 的每一个取值进行10次仿真,记录每次仿真的最短路径值.图15为仿真结果最短路径记录图,图16为 $\delta$ 取不同值时10次仿真结果的平均值.从仿真结果可以发现,当 $\delta = 0.8$ 时算法路径寻优效果最好.

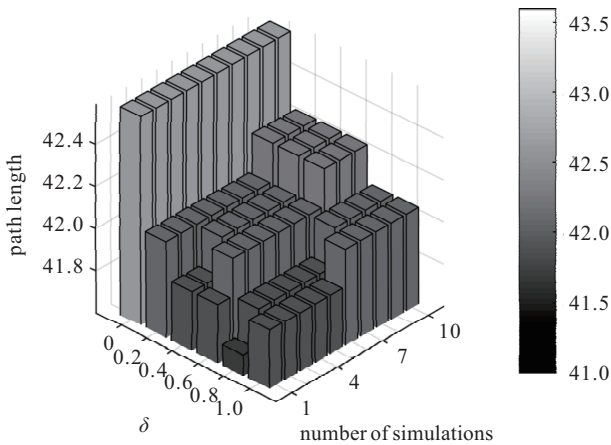


图15  $\delta$ 取不同值时的本文算法的仿真结果

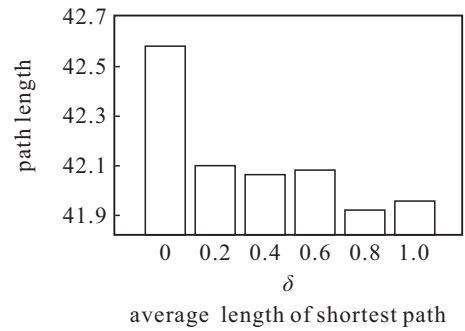


图16  $\delta$ 取不同值时10次仿真结果的平均值

### 3.3 算法仿真对比实验

为了检验本文算法(ACO-D16)提出的搜索方式和启发信息计算方法的路径搜索效果,分别在规模为 $15 \times 15, 30 \times 30, 60 \times 60, \xi = 20\%$ 的栅格地图中与标准蚁群算法进行仿真对比分析.其中,标准蚁群算法搜索方式为8方向(ACO-D8)和4方向(ACO-D4),采用当前节点到终点的距离倒数作为启发信息的计算方式.算法仿真中的相关参数见表2,采用method 1作为启发信息的计算方式.

在不同规模的地图环境中对3种算法各进行10次仿真,记录算法每次搜索到的最短路径值,数据统计结果如图17所示.

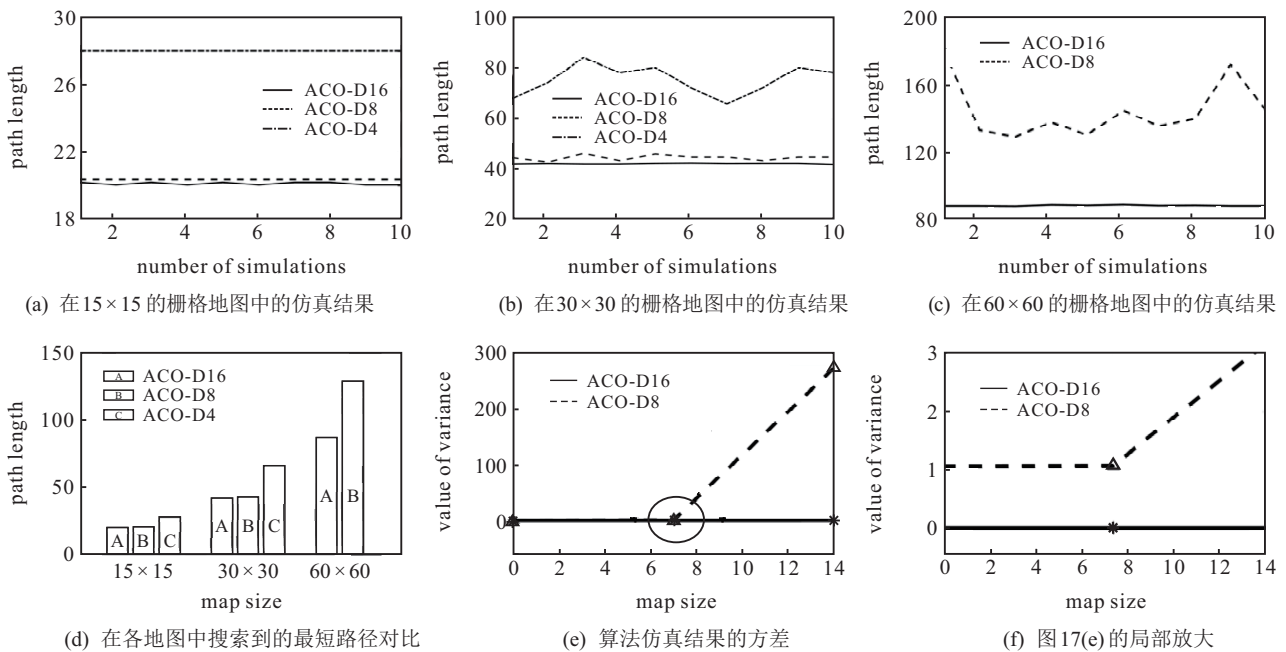


图17 3种算法仿真结果统计数据分析

分析统计结果发现:1)在路径寻优有效性方面,ACO-D4搜索性能最差,当栅格地图规模大到一定程度时,存在无法搜索到有效路径的情况.对比ACO-D8与ACO-D16规划的最优结果发现,随着地图规模的增大,ACO-D16在搜索最短路径方面具有更加明显的优势.在3种地图规模( $15 \times 15, 30 \times 30, 60 \times$

$60$ )下,ACO-D16搜索到的最优路径较ACO-D6搜索到的最优路径依次缩短了1.78%、2.13%、48.1%.2)路径寻优稳定性方面,通过图17(e)和图17(f)的方差图可以发现,在各种规模下的地图环境中,ACO-D16均具有较好的求解稳定性.3)此外,观察图17(a)~图17(c)可以发现,在同一地图环境中,即便是ACO-D16

规划得到的最差路径值,亦比ACO-D8和ACO-D4规划得到的最优路径值短.

算法搜索到的路径长度迭代结果如图18所示,

本文算法和标准蚁群算法搜索到的最短路径如图19所示.由图18可知,ACO-D16的迭代收敛速度更快;由图19可知,ACO-D16规划的路径更加平滑.

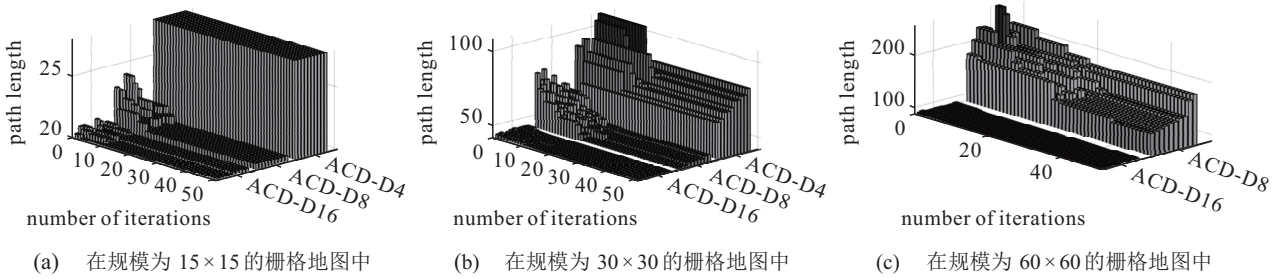


图18 本文算法(ACO-D16)和标准蚁群算法(ACO-D8、ACO-D4)路径长度迭代收敛对比

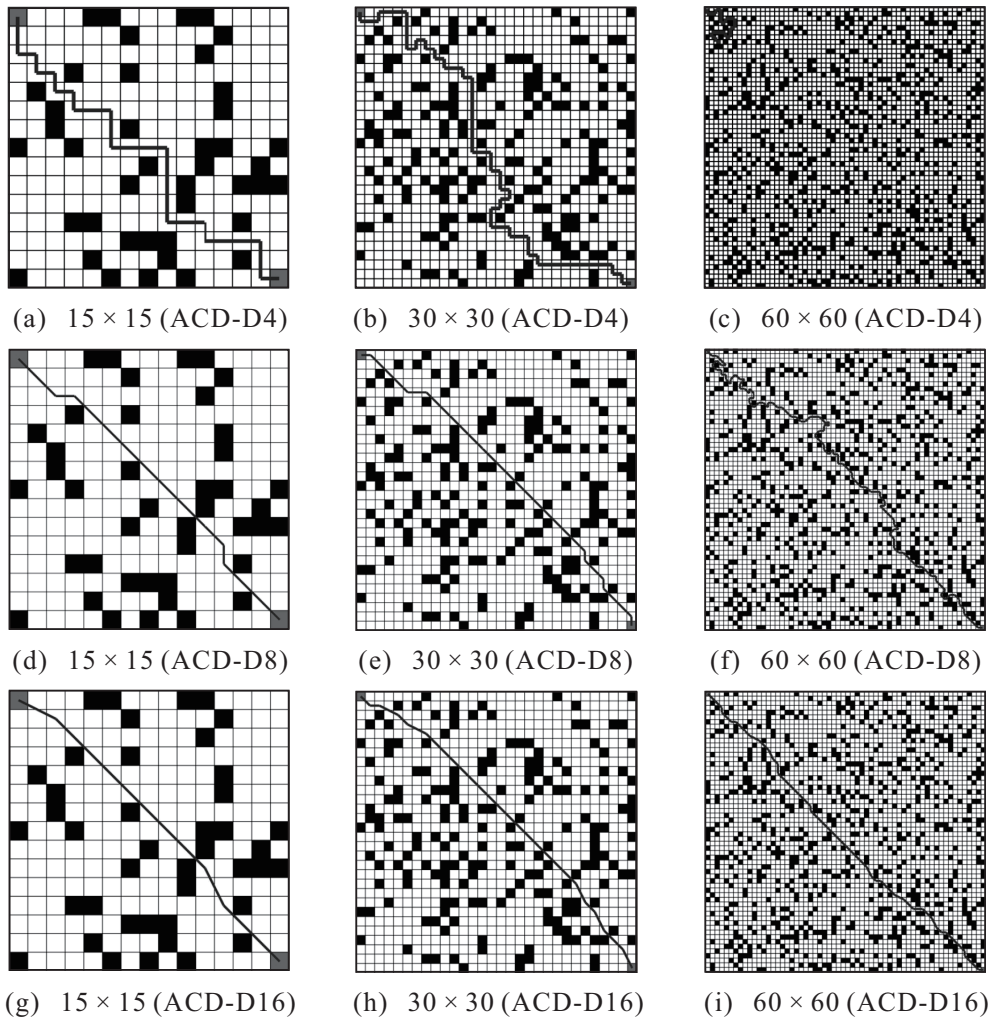


图19 本文算法和传统蚁群算法搜索到的最短路径

### 3.4 与文献[10]算法仿真对比实验

为了进一步验证本文算法的优越性,采用文献[10]提供的栅格地图进行路径规划.文献[10]提出的改进蚁群算法仿真结果如表3所示.

为了降低实验的随机性,采用本文算法在文献[10]提供的栅格地图中进行10次仿真实验,得到的仿真实验结果如表4所示.本文算法搜索到的最短路径为43.8657.通过图20(a)可以清晰地发现,本文

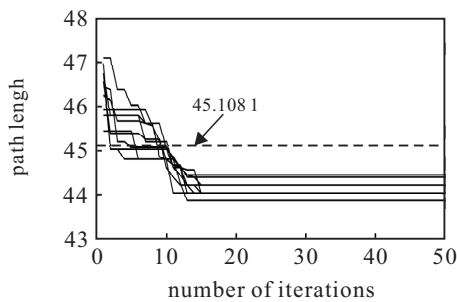
表3 文献[10]算法仿真结果

项目	参数
最大迭代次数	50
蚂蚁数量	50
搜索到的路径长度	45.108
收敛迭代次数	13
运行时间/s	8.4196

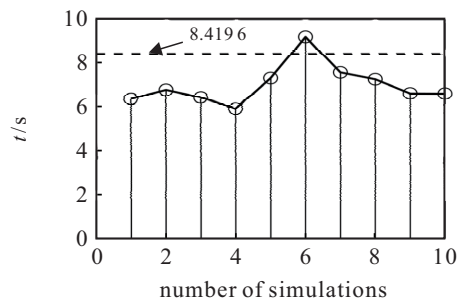
算法在仿真中搜索到的路径值均比文献[10]中的算法搜索到的路径值短. 此外,在绝大多数情况下,本文算法在平均收敛迭代次数和运行时间两项指标上也均优于文献[10]提出的算法. 图20中,虚线表示文献[10]中算法的结果. 本文算法搜索到的最优路径如图21(b)所示,对应的搜索轨迹如图21(a)所示.

表4 本文算法10次仿真结果

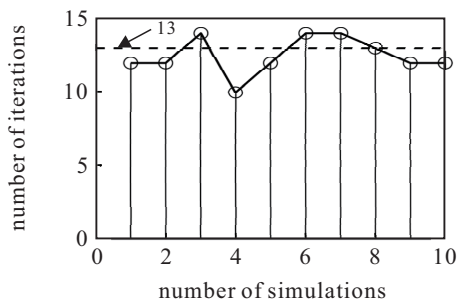
仿真实验编号	最大迭代次数	蚂蚁数量	搜索到的最优路径	收敛迭代次数	运行时间/s
1	50	50	44.2220	12	6.3844
2			44.4515	12	6.7851
3			44.0438	14	6.4456
4			44.0438	10	5.9340
5			44.4001	12	7.3093
6			44.2220	14	9.1820
7			44.0438	14	7.5606
8			44.0438	13	7.2555
9			44.0438	12	6.6242
10			43.8657	12	6.6154
最优值	—	—	43.8657	10	5.9340
最差值	—	—	44.4515	14	9.1820
平均值	—	—	44.1380	12.5	7.0096



(a) 本文算法10次仿真迭代收敛

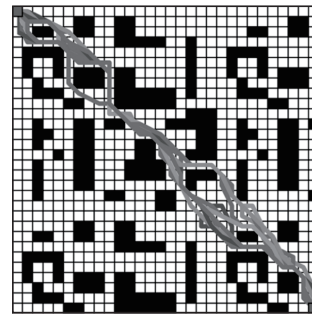


(b) 本文算法10次仿真搜索到最优路径的运行时间

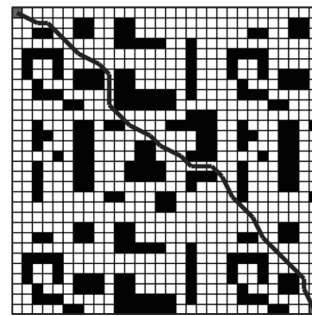


(c) 本文算法10次仿真收敛次数

图20 本文算法与文献[10]算法仿真结果对比



(a) 本文算法路径搜索轨迹



(b) 本文算法搜索到的最优路径

图21 本文算法路径图搜索到的最优路径

### 3.5 算法参数推荐值

基于文献[9]中的栅格地图,采用控制变量法分析各参数在不同取值情况下对本文算法性能的影响. 设置20只蚂蚁,对每个参数分别进行10次仿真,统计规划得到的路径长度的平均值和平均耗时. 通过分析得到,初始信息素浓度 $Q$ 推荐值为1~20,信息启发式因子 $\alpha$ 推荐值为0~3,期望启发式因子 $\beta$ 推荐值为8~18,信息素挥发系数 $\rho$ 推荐值为0.68~0.79.

最后,采用 $M = 20$ 、 $Q = 5$ 、 $\alpha = 0.5$ 、 $\beta = 6$ 、 $\rho = 0.79$ 的参数设置,与文献[9]中的改进蚁群算法进行仿真对比,本文算法得到的路径值30.0798明显优于文献[9]中算法中得到的路径值35.0798. 本文算法搜索规划的路径如图22所示.

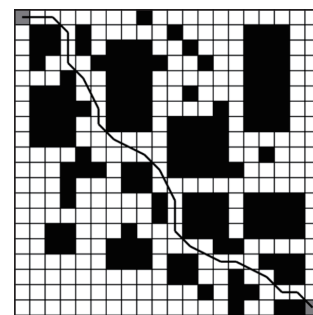


图22 搜索到的路径

## 4 结论

在标准蚁群算法中,蚂蚁的搜索方式一般采用4搜索方向4邻域或者8搜索方向8邻域的搜索方式,本文在此基础上提出了一种16个搜索方向24邻

域的蚂蚁搜索方式,给出了蚂蚁的移动规则;针对启发信息结合向量夹角的思想设计了两种启发信息的计算方法,通过实验分析了两种计算方法的使用特点;在转移概率部分引入了转移概率控制参数,通过调整转移概率控制参数可以调节算法的搜索范围.最后,通过实验仿真验证了本文算法的有效性,并给出了算法参数选择的推荐值区间.

#### 参考文献(References)

- [1] Khatib O. Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots[C]. IEEE International Conference on Robotic and Automation. St. Louis: IEEE, 1985: 500-505.
- [2] Hart P E, Nilsson N J, Raphael B. A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths[J]. IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics, 1968, 4(2): 100-107.
- [3] Ma Y N, Gong Y, Xiao C F, et al. Path planning for autonomous underwater vehicles: An ant colony algorithm incorporating alarm pheromone[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(1): 141-154.
- [4] Zhang D, Xian Y, Li J, et al. UAV path planning based on chaos ant colony algorithm[C]. International Conference on Computer Science & Mechanical Automation. Hangzhou: IEEE, 2015: 81-85.
- [5] Jabbarpour M R, Zarrabi H, Jung J J, et al. A green ant-based method for path planning of unmanned ground vehicles[J]. IEEE Access, 2017, 5: 1820-1832.
- [6] Sangeetha V, Ravichandran K S, Shekhar S, et al. An intelligent gain-based ant colony optimization method for path planning of unmanned ground vehicles[J]. Defence Science Journal, 2019, 69(2): 167-172.
- [7] 王沛东, 冯祖洪, 黄新. 一种改进的机器人路径规划蚁群算法[J]. 机器人, 2008, 30(6): 554-560.  
(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.)
- [8] 康冰, 王喜辉, 刘福. 基于改进蚁群算法的搜索机器人路径规划[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2014, 44(4): 1062-1068.  
(Kang B, Wang X H, Liu F. Path planning of searching robot based on improved ant colony algorithm[J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2014, 44(4): 1062-1068.)
- [9] Liu J, Yang J, Liu H, et al. An improved ant colony algorithm for robot path planning[J]. Soft Computing, 2016, 21(19): 5829-5839.
- [10] 王晓燕, 杨乐, 张宇, 等. 基于改进势场蚁群算法的机器人路径规划[J]. 控制与决策, 2018, 33(10): 1775-1781.  
(Wang X Y, Yang L, Zhang Y, et al. Robot path planning based on improved ant colony algorithm with potential field heuristic[J]. Control and Decision, 2018, 33(10): 1775-1781.)
- [11] 游晓明, 刘升, 吕金秋. 一种动态搜索策略的蚁群算法及其在移动机器人路径规划中的应用[J]. 控制与决策, 2017, 32(3): 552-556.  
(You X M, Liu S, Lv J Q. Ant colony algorithm based on dynamic search strategy and its application on path planning of robot[J]. Control and Decision, 2017, 32(3): 552-556.)
- [12] Chen X, Kong Y, Fang X, et al. A fast two-stage ACO algorithm for robotic path planning[J]. Neural Computing and Applications, 2013, 22(2): 313-319.
- [13] Deng W, Chen R, He B, et al. A novel two-stage hybrid swarm intelligence optimization algorithm and application[J]. Soft Computing, 2012, 16(10): 1707-1722.

#### 作者简介

徐菱(1965—),女,教授,博士生导师,从事智能物流、物流与供应链管理等研究, E-mail: xl\_xnjd@163.com;

付文浩(1995—),男,硕士生,从事智能物流移动机器人路径规划的研究, E-mail: 1658901721@qq.com;

江文辉(1992—),男,博士生,从事智能物流、物流与供应链管理的研 究, E-mail: jiangwh123456@163.com;

李忠涛(1995—),男,硕士生,从事特种机器人与新型功能关节的研究, E-mail: zhongtao\_li@foxmail.com.

(责任编辑: 齐 霖)