

◎工程与应用◎

多启发因素改进蚁群算法的路径规划

李 理, 李 鸿, 单宁波

长沙理工大学 电气与信息工程学院, 长沙 410114

摘 要: 移动机器人的路径规划不仅要求路径路程短, 还要避免路径转弯过多, 颠簸程度严重, 环境适应性差等问题, 为此提出基于路径长度, 转弯次数及坡度平滑性三种因素共同影响的改进启发函数, 综合计算转移概率; 同时改进信息素更新方式, 根据三因素综合指标分配各路径上的信息素量, 指导蚂蚁向综合性能最好的路径靠近。并提出一种非均匀初始信息素方法, 防止过多蚂蚁走入死路。结合改进的地图建模障碍机制, 提高路径的安全性。仿真及实验结果表明, 改进算法得到的规划路径在三因素综合性能上具有较大提高, 且具有较好的全局搜索能力及收敛性, 适当调整参数还能得到某一特性表现突出的路径, 且迭代次数和计算时间均表现较优。

关键词: 蚁群算法; 启发函数; 路径规划; 移动机器人; 信息素

文献标志码: A **中图分类号:** TP242 **doi:** 10.3778/j.issn.1002-8331.1805-0175

李理, 李鸿, 单宁波. 多启发因素改进蚁群算法的路径规划. 计算机工程与应用, 2019, 55(5): 219-225.

LI Li, LI Hong, SHAN Ningbo. Path planning based on improved ant colony algorithm with multiple inspired factor. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(5): 219-225.

Path Planning Based on Improved Ant Colony Algorithm with Multiple Inspired Factor

LI Li, LI Hong, SHAN Ningbo

College of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China

Abstract: The path planning of mobile robots not only requires short path distances, but also avoids excessive turning of paths, serious bumps, and poor environmental adaptability. Therefore, this paper proposes improvement heuristics function based on three factors: path length, number of turns, and smoothness of gradient, comprehensively calculating of transition probability. While improving the pheromone update method, it allocates the pheromone amount on each path according to the three-factor comprehensive index, guides ants to approach the path with the best overall performance. And it proposes a non-uniform initial pheromone method to prevent excessive ants into the dead end. It combines improved map modeling barriers to improve path safety. Simulation and experimental results show that the planning path obtained by the improved algorithm has a great improvement in the overall performance of the three factors, and has a good global search capability and convergence. Adjusting the parameters appropriately can also obtain a path with a prominent characteristic. Both the number of iterations and the calculation time perform better.

Key words: Ant Colony Algorithm(ACA); inspired function; grid path planning; mobile robot; pheromone

1 引言

路径规划算法一直是移动机器人技术的核心问题和热点问题, 其研究目的主要在于找到一条连接起始点与目标点的最优路径或较优路径, 路径的优劣主要表现在路程长度, 平滑性, 时间长短, 安全性等方面^[1-2]。然而

现有的算法往往仅追求路程最优, 如经典的 Dijkstra 算法, 人工势场法^[3], A-star 算法^[4], 以及热点的智能算法如遗传算法^[5], 粒子群算法^[6], 神经网络^[7], 蚁群算法等。这些算法在寻求最短路径上的研究已非常完善, 但是在机器人的实际应用中存在较大问题, 这是因为移动机器人

作者简介: 李理(1993—), 男, 硕士研究生在读, 研究领域为智能交通, E-mail: 282228095@qq.com; 李鸿(1962—), 男, 博士, 教授, 研究领域为测控技术; 单宁波(1994—), 男, 硕士研究生在读, 研究领域为测控技术。

收稿日期: 2018-05-10 **修回日期:** 2018-10-18 **文章编号:** 1002-8331(2019)05-0219-07

CNKI 网络出版: 2018-10-26, <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20181025.1015.016.html>

通常需要在复杂环境中工作,要求规划的路径在路程、转弯次数以及坡度平滑性等方面都要适应,若只追求路程最短,或将导致多次转弯以及多次上下坡等情况发生,不仅增加行进成本,还可能影响机器人的性能及寿命。因此,寻找一种搜寻综合最优路径的规划算法已成为移动机器人研究的关键和热点。

蚁群算法是路径规划中经常用到的算法,是意大利学者 M.Dorigo 于 1991 年首次系统提出的新型优化算法,该算法模拟了自然界蚂蚁群体觅食的行为特征,是一种群智能的并行计算方法,具有较强的鲁棒性和较好的搜索最优解的能力,但也存在搜索效率低,容易陷入局部最优等缺点^[8]。针对这些问题,学术界提出了非常多的改进方法,如动态挥发系数^[9],即随着迭代次数增加,挥发系数增大,从而扩大搜索范围;有界限的信息素^[9],防止信息素过多或过少而使算法停滞;最大最小蚂蚁系统^[9],仅在每次迭代的最优路径上更新信息素,避免其他路径对蚂蚁的错误引导;带精英策略的蚁群算法^[10],对每次迭代的最优路径进行额外信息素增强;动态 α , β 权重^[8],使初期以局部启发信息为重,后期以信息素为重。蚁群算法还可以与其他算法相结合,如文献[11]将蚁群算法与人工势场结合,先用人工势场法计算每个自由栅格到目标栅格的路程,再将这一路程数据作为启发信息加入启发函数中,从而更好地指导蚂蚁行进,并引入动态挥发系数,不均衡初始信息素,最优最差蚂蚁路径等策略加快算法收敛而又避免陷入局部最优;文献[12]将人工势场产生的力作用到蚁群的信息素上,使信息素扩散到远离障碍栅格的区域,提高了蚂蚁搜索能力;文献[13]将蚁群算法与遗传算法结合,把每次迭代产生的可行路径作为父代种群,通过选择交叉变异得到本次迭代最优路径;文献[14-15]将蚁群算法与免疫算法融合,通过克隆选择算法有效克服了抗体种群“早熟”问题;文献[16]将传统蚁群算法得到的路径进行局部拉直,提高了路径的平滑度。

以上改进算法大多致力于提高蚁群算法的搜索效率,得到尽可能短的路径,但并没有在路径的其他最优因素上进行研究。本文在前人的研究基础上,提出一种多因素的蚁群算法,利用路程长度、转弯次数以及坡度大小三种启发信息,使蚂蚁以多类型信息为基础寻找合适栅格,使搜索的路径在综合多种因素的基础上表现最优,并且结合多因素的信息素更新模型,综合评价各可行路径的优劣,并分配信息素,再结合改进的栅格地图建模法,利用非均匀初始信息素加快算法的收敛,可以得到较好的结果。

2 蚁群算法核心思想

蚁群算法可以认为是蚂蚁种群要从一起始点出发,到未知位置寻找食物的过程,蚂蚁经过的路径上会留下

信息素,来引导后续蚂蚁的行进,决定每只蚂蚁走向的有两个因素,即信息素和局部启发式信息,信息素相当于群体发出的指向信息,路径上信息素越多,越能引导蚂蚁沿该路径行走,而启发式信息则是每只蚂蚁根据自身所处环境进行自我判断的信息,结合个体和群体的信息确定下一步如何转移。信息素模型和启发式函数的构建是蚁群算法优劣的关键^[8,17-18]。

蚂蚁如何选择下一步的行进方向是依据转移概率得出的,即

$$p_{ij}^m(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{s \in allowed_i} [\tau_{is}(t)]^\alpha [\eta_{is}(t)]^\beta}, & j \in allowed_i \\ 0, & j \notin allowed_i \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中, m 表示蚂蚁编号, i 表示当前位置标号, j 表示待转移的下一位置标号, t 表示当前迭代次数, τ 表示信息素, η 表示启发式函数, α , β 分别表示信息素和启发式因素的相对重要性, $allowed_i$ 表示标号为 i 的栅格处可行邻接栅格标号的集合。通常取:

$$\eta_{ij}(t) = 1/d(i,j) \quad (2)$$

式(2)中, d 为两栅格 i, j 中心的欧氏距离。

信息素是蚂蚁在行进过程中留下的指导后续蚂蚁行进的化学信息,蚂蚁行进的路径越短,信息素就越浓,越能引导蚂蚁走较短的路径,随着迭代次数的增长,信息素会不断累积,也会不断地挥发,因此,需建立信息素更新模型,即

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

$$\Delta \tau_{ij}^m(t) = \begin{cases} Q/L_m, & \{i,j\} \subset visited_{i,q}^m \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

式(3)(4)中, ρ 表示信息素挥发剩余度, Q 为信息素常数,两者根据需要进行赋值, L_m 为第 m 只蚂蚁在本次循环中走过的路径总长度, W 为蚂蚁总数, $visited_{i,q}^m$ 表示第 m 只蚂蚁在第 t 次迭代中到第 q 号栅格为止所访问过的栅格标号的有序集合, q 表示目标点的栅格标号。式(4)即蚂蚁在本次迭代中若经过路径 $i \rightarrow j$ 则留下信息素,否则无信息素。通常设 $\tau_{ij}(0) = C$, C 为初始信息素常数。该信息素更新方式为蚁周模型,此外还有蚁量模型和蚁密模型^[19-20]。下文提到的传统蚁群算法均指以上模型的蚁群算法。

3 改进蚁群算法路径规划

3.1 多因素的综合启发函数

传统蚁群算法的转移概率由信息素和局部启发式函数构成,而两者的评判标准都是基于路程长度。实际上,决定一条路径优劣的因素不止一种,除距离之外,路

径的曲折程度,颠簸程度都是影响因素。因此,本文提出一种多因素的综合转移概率,利用综合启发函数计算转移概率。

算法初期,由于信息素的差别较小,蚂蚁的运动可能非常混乱,从而影响算法的收敛速度,这时启发式函数就起到了关键作用。为了使启发式函数具有更好的引导作用,本文做以下更改:

$$\eta_{i,j}^m(t) = \varphi(i,j,q) + r_{i,j}^m(t) + v(i,j) \quad (5)$$

3.1.1 路程因素

路程因素即当前栅格的各个邻接栅格中心到目标栅格中心的欧式距离。由于各个邻接栅格中心到目标栅格中心的距离差别很小,为了体现目标栅格的吸引力,扩大距离的差别,引入修正距离函数 $\varphi(i,j,q)$,定义如下:

$$\varphi(i,j,q) = \frac{MAX_d - d(j,q)}{MAX_d - MIN_d + 0.01} \times \omega + \mu \quad (6)$$

$$MAX_d = \max\{d[allowed_i(a), q]\} \quad (7)$$

$$MIN_d = \min\{d[allowed_i(a), q]\} \quad (8)$$

$(a = 1, 2, \dots, card(allowed_i))$

式(6)~(8)中, $\varphi(i,j,q)$ 表示 i 号栅格的某一邻接栅格 j 的中心到目标栅格中心的修正距离,其中 ω, μ 为修正参数,可随环境情况不同而改变取值, MAX_d 、 MIN_d 为各邻接栅格中与目标栅格距离的最大最小值, a 表示集合中的元素的序数, $card$ 表示求集合中元素的个数, 0.01 为一常数,防止最大最小值出现相等时分母为 0 的情况。

3.1.2 二维平滑性因素

考虑到二维平滑性的问题,希望路径的转弯数尽可能得少,引入二维平滑性启发函数,即

$$r_{i,j}^m(t) = \begin{cases} u / card(allowed_i), & i = visited_{t,i}^m \\ \eta u, & dir_{g,i}^m(t) = dir_{g,j}^m(t) \\ (1 - \eta)u / card(allowed_i), & dir_{g,i}^m(t) \neq dir_{g,j}^m(t) \end{cases} \quad (9)$$

$(j \in allowed_i, g = visited_{t,i}^m(end - 1))$

式(9)中, u 为二维平滑性启发常量, η 为一百分比,表示直行的重要程度,二者根据需要进行赋值, $visited_{t,i}^m$ 表示第 m 只蚂蚁在第 t 次迭代中到第 i 号栅格为止所访问过的栅格标号的有序集合, g 表示标号为 i 的栅格的前一个蚂蚁走过的栅格的标号, $end - 1$ 表示集合中的倒数第二个元素, $dir_{g,i}^m(t)$ 表示第 m 只蚂蚁在第 t 次迭代中由第 g 号栅格转移到第 i 号栅格的转向标号, $dir_{i,j}^m(t)$ 表示第 m 只蚂蚁在第 t 次迭代中由第 i 号栅格转移到第 j 号栅格的转向标号,若当前转向与上次转向相同,则按该转向前进的启发函数就较大,反之就较小,

从而可引导蚂蚁尽可能沿直线运动,避免像素点过密时产生曲折路径。

3.1.3 三维平滑性因素

实际中通常会用到三维模型,此时还要考虑坡度的平滑性,为使路径坡度尽可能平缓,引入三维平滑性启发函数,即

$$v(i,j) = \frac{MAX_h - |h(i) - h(j)|}{MAX_h - MIN_h + 0.01} \times \lambda + \sigma \quad (10)$$

$$MAX_h = \max\{|h(i) - h[allowed_i(a)]|\} \quad (11)$$

$$MIN_h = \min\{|h(i) - h[allowed_i(a)]|\} \quad (12)$$

$(a = 1, 2, \dots, card(allowed_i))$

式(10)~(12)中, $v(i,j)$ 表示三维平滑性启发函数, h 表示栅格高度矩阵, λ, σ 为高度修正参数, MAX_h 、 MIN_h 表示邻接栅格中与当前栅格高度差的最大最小值, 0.01 为一常数,作用同上。

3.2 改进信息素更新方式

3.2.1 改进 $\Delta\tau$

传统信息素更新方式为蚁周模型,实际中最优路径不仅要求路径短,还要更加平滑,因此,本文做以下更改:

$$\Delta\tau_{i,j}^m(t) = \begin{cases} Q / S_m(t), & \{i,j\} \subset visited_{t,q}^m \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

$$S_m(t) = xL_m(t) + yF_m(t) + zT_m(t) \quad (14)$$

式(13)(14)中, $S_m(t)$ 为第 t 次迭代中第 m 只蚂蚁走过路径的综合指标,根据综合指标进行信息素分配,指标越小,路径越优, $L_m(t)$ 为路径长度, $F_m(t)$ 为走过栅格高度的均方差, $T_m(t)$ 为转弯次数, x, y, z 为各因素的调节系数,根据需要的路径性质适当取值。

3.2.2 改进初始信息素

传统初始信息素均为一定值,蚂蚁的行进方向可能非常杂乱,走入死路的可能性极大,不利于引导后续蚂蚁找到最优路径。为了使初始信息素更好地指导蚂蚁前进,做以下改进:

$$\tau_{i,j}(0) = C + f(j) \quad (15)$$

$$f(j) = 1 / card(C_U(allowed_j)) \quad (16)$$

式(15)(16)中, C 为常数, $f(j)$ 为避障安全度函数, C_U 为补集符号, U 为当前栅格的邻接栅格集合,该函数用于计算转移栅格的邻接障碍栅格个数的倒数,即转移栅格离障碍物越近,该路线的初始信息素越小,反之就越大,从而能快速指导蚂蚁行进和避障,防止蚂蚁走入死路,避免蚂蚁走向错误的路线,加快算法收敛速度。图 1 为一地图的初始信息素分布示意图,蓝色越深表示信息素越浓,可以看到死角的位置信息素稀少,而空旷的位置信息素浓烈(边界自动设为最小信息素浓度)。

3.3 改进算法流程

步骤 1 地图障碍信息及参数的初始化。

步骤 2 根据地图及障碍物的情况,由公式(16)计算

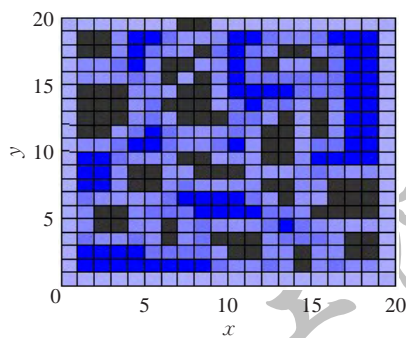


图1 初始信息素分布示意图

每个栅格的避障安全度函数,进而根据公式(15)初始化信息素。

步骤3 判断是否有蚂蚁未放入地图(记为 $m \leq W?$),若是,将一只蚂蚁放入初始栅格,否则,跳至步骤6。

步骤4 由公式(5)计算启发函数,由公式(1)计算基于信息素和多启发因素的转移概率,利用轮盘赌选择蚂蚁下一步要走的栅格。

步骤5 判断蚂蚁是否走到终点栅格(记为 $i=q?$),若是,返回步骤3,否则,返回步骤4。

步骤6 计算所有蚂蚁走过的路径的长度 $L_m(t)$ 、转弯次数 $T_m(t)$ 及高度均方差 $F_m(t)$,根据公式(14)计算综合指标 $S_m(t)$ 。找出本次迭代的最优路径。

步骤7 比较各次迭代的最优路径,找出当前最优路径。

步骤8 判断是否达到最大迭代次数(记为 $N_c = N_{c_{\max}}?$),若是,则输出当前最优路径,结束算法,否则,继续执行算法。

步骤9 根据公式(3)(13)计算各路径上新增的信息素,进而更新地图的信息素,重置蚂蚁,返回步骤3。

4 算法仿真及评价

本文用 matlab R2011a 仿真软件对传统蚁群算法和本文的改进算法进行仿真,模拟了移动机器人在一片具有障碍物和高度差的地面上的路径规划过程。由于蚁群算法的模拟过程用到了轮盘赌,因此每次的结果会有不同,仿真中对各个实验里的每个算法进行多次仿真,取其居中的结果来验证算法的优劣性。仿真环境为:Windows 7_32 位操作系统;Intel® Core™ i5-3210M CPU @ 2.50 GHz 处理器;4 GB 内存。

4.1 蚁群算法改进栅格地图

地图建模方法通常有栅格法,可视图法,拓扑法,自由空间法等。由于机器人常用于野外作业,环境复杂多变,精确定位较困难,栅格法具有创建简单,便于维护,方便更新等优点,而且可以控制精度,因此本文采用栅格法进行地图建模。

鉴于机器人野外作业对于安全方面的要求非常高,因此规划出的路径应尽量远离障碍物,即使顶点也不能

触碰。因此,本文提出改进地图信息存储方式,蚂蚁的运动可以看作从当前栅格的中心向下一个栅格中心转移的累积过程,可转移的栅格为当前栅格邻接的八个方向的栅格,八个邻接栅格转向标号如图2所示,其中偶数标号为直向转移栅格,奇数标号为斜向转移栅格。为了避免碰撞,这里规定,只有斜向栅格和与该方向垂直的两个直向栅格均为自由栅格时,蚂蚁才能向该斜向栅格转移,如图3所示。

1	2	3
8		4
7	6	5

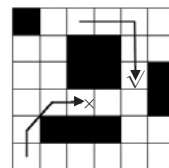


图2 邻接栅格转向标号 图3 蚂蚁转弯示意图

为了便于存储蚂蚁可行的信息,构建转移矩阵 $D_{n^2 \times 8}$,其中行号 i 对应栅格标号,列号 j 对应转向标号,元素值表示当前栅格按该方向转移到下一栅格所需的距离,即

$$D(i,j) = \begin{cases} l, & G(i)=0 \text{ \& } \text{mod}(j,2)=0 \text{ \& } G(\hat{i})=0 \\ \sqrt{2} \times l, & G(i)=0 \text{ \& } \text{mod}(j,2)=1 \text{ \& } \\ & G(\hat{i})=0 \text{ \& } G(i') + G(i'')=0 \\ \infty, & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

式(17)中, l 表示栅格粒径, mod 为求余函数,用于判断奇偶性, \hat{i} 表示直向转移栅格的标号, \hat{i} 表示斜向转移矩阵的标号, i' 和 i'' 分别表示与斜向栅格垂直的两个直向栅格标号, ∞ 表示不可转移(包括出界的情况)。

本文采用三版栅格地图进行仿真:20×20 规模的规则障碍栅格地图,30×30 规模的,将障碍物以 20% 的比例随机分布的栅格地图,以及 10×10 规模的特殊障碍地图,利用绝对值 peaks 函数模拟地图高度变化,绿色深浅表示高度大小,越深表示高度越高。

4.2 参数选取

蚁群算法的参数选取目前没有特别完美的理论方法,通常做法是根据经验取值,通过实验进行对比,得出较优的参数值。以 20×20 规模的地图进行参数选取实验,由于蚁群算法最主要的参数是 α 和 β ,所以本文仅展现 α 和 β 的取值过程。其余参数根据经验及实验仿真对比,取值如表1所示。

表1 初始化参数表

参数名	数值	参数名	数值
$N_{c_{\max}}$	30	W	50
ρ	0.3	Q	100
C	10	ω	10
μ	1	λ	5
σ	1	u	20
η	50%	x	1
y	100	z	1
l	1		

在以上取值的基础上变化 α 和 β 。 α 反映的是前代蚁群对当前蚂蚁的启发的重要性, β 反映的是当前局部环境对该蚂蚁的启发的重要性,两者的值是相对的,所以必须组合变化。先将 β/α 的值作为自变量,以综合指标 S_{\min} 和走入死路的蚂蚁数 m_s 为因变量,得出最优比例。为了方便实验,设 $\alpha=1$, β/α 的值即为 β 的值。仿真结果表明,当 α 较大, β 较小时,蚂蚁搜寻路径混乱,走入死路的蚂蚁非常多,走向目标栅格的蚂蚁数量较少,算法易陷入局部最优;当 β/α 的值在8左右时,算法搜寻范围较广,得到的结果较好(如图4);当 β/α 的值继续增大时,算法收敛速度变慢,并且仅以局部启发信息为指导,也容易陷入局部最优情况。因此取 $\alpha=1$, $\beta=8$ 。

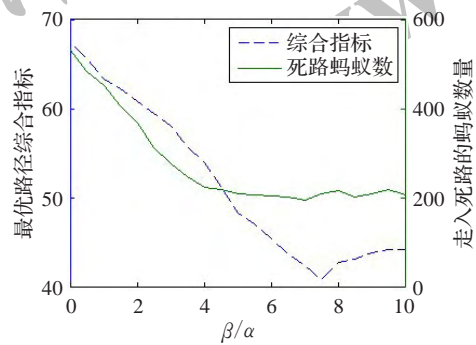
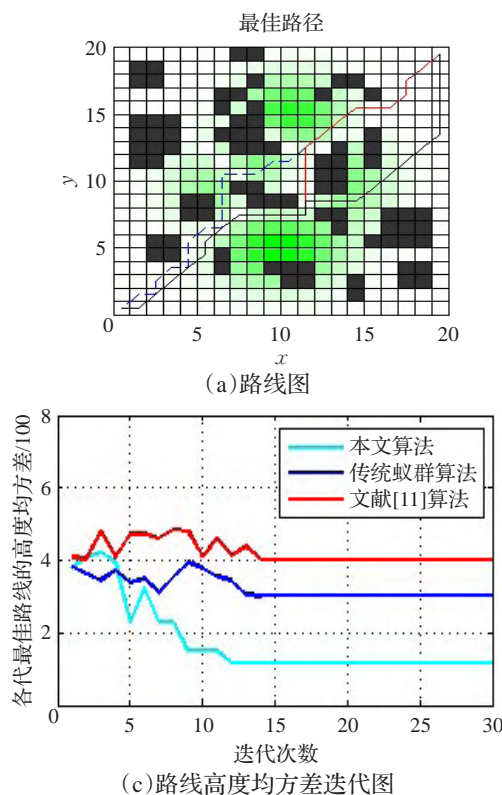


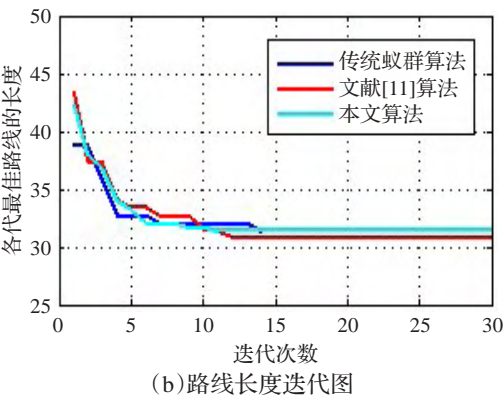
图4 β/α 变化曲线

4.3 算法仿真对比

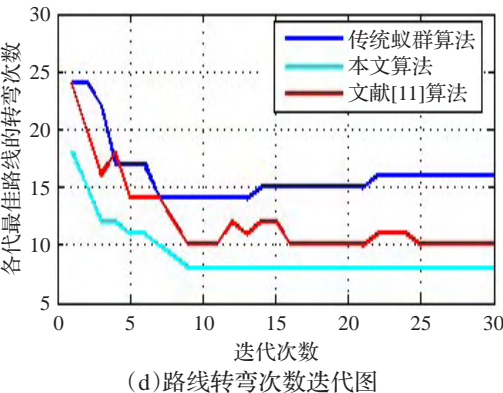
将本文改进蚁群算法、传统蚁群算法及文献[11]的



(a) 路线图



(b) 路线长度迭代图



(c) 路线高度均方差迭代图

(d) 路线转弯次数迭代图

图5 20×20地图规模仿真结果

人工势场改进蚁群算法在 20×20 规模的地图上进行对比实验,仿真结果如图5及表2所示。

表2 20×20 地图规模仿真结果

最优路径的各项指标	传统蚁群算法	文献[11]算法	本文算法
长度	31.4	30.8	31.4
高度均方差(×100)	3.01	3.98	1.18
转弯次数	16	10	8
综合指标	50.41	44.78	40.58
迭代稳定次数	14	12	11
程序运行时间/s	1.935	4.435	3.622
迭代稳定估计时间/s	0.903	1.774	1.328

图5(a)中,蓝色虚线、红色实线、黑色实线分别为传统蚁群算法、文献[11]算法、本文算法计算出的最优路径。迭代稳定次数取三因素的均值。结果表明,在路径长度上,三者差别不大,文献[11]算法稍优于本文算法;在路径高度波动性上,可以明显看出,传统蚁群算法和文献[11]算法的前期迭代非常不稳定,而本文算法由于加入了高差启发信息及高度均方差指标,迭代曲线整体呈下降趋势,后期稳定后,本文算法找到的最优路径的高度均方差明显小于另外两种算法;在路径的转弯次数上,本文算法转弯次数的优势非常明显,而另外两种算法的收敛曲线较不稳定。本文算法的综合指标及迭代稳定次数也表现最好,而所需时间也仅稍逊于传统蚁群算法。因此,在追求路径各方面性能都较好时,本文算法优势明显。

为了进一步验证算法的可靠性,使用 30×30 规模

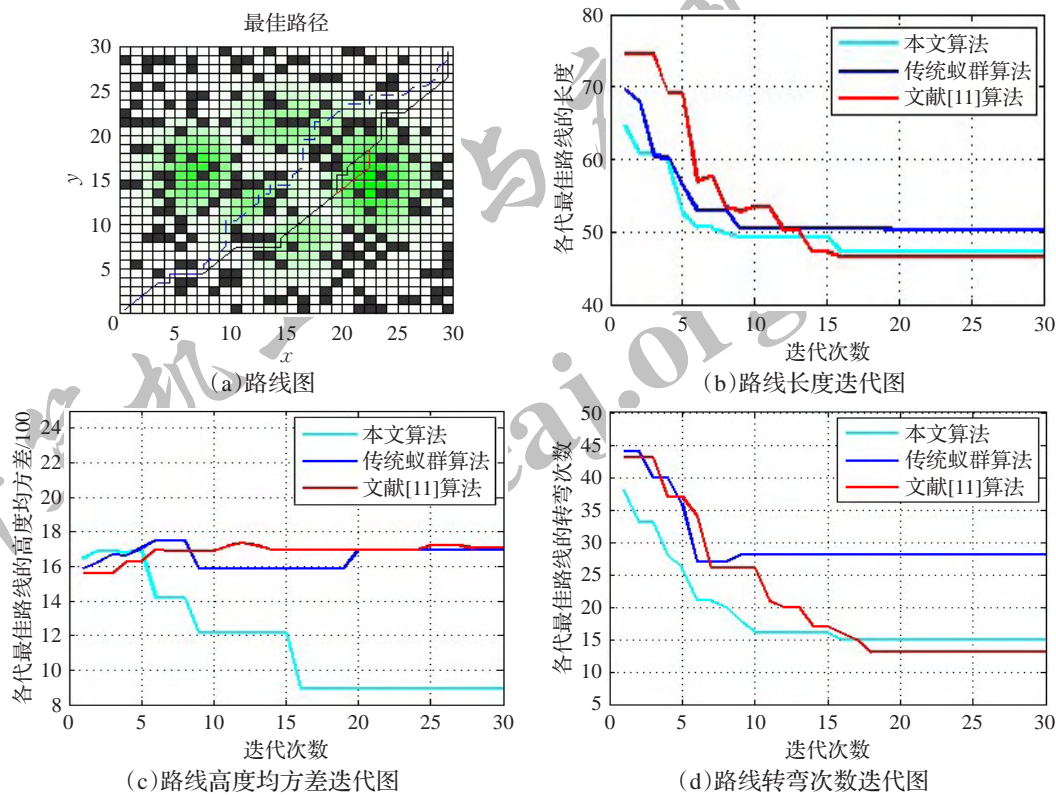


图6 30×30地图规模仿真结果

的,将障碍物以20%的比例随机分布的栅格地图,得到的结果如图6及表3所示。

表3 30×30地图规模仿真结果

最优路径的各项指标	传统蚁群算法	文献[11]算法	本文算法
长度	50.2	46.6	47.2
高度均方差(×100)	16.97	17.05	8.90
转弯次数	28	13	15
综合指标	95.17	76.65	71.1
迭代稳定次数	20	15	16
程序运行时间/s	2.395	8.455	5.886
迭代稳定估计时间/s	1.600	4.228	3.139

结果表明,虽然本文在路径长度和转弯次数上稍逊于文献[11]算法,但在高程波动性上明显优于另外两种算法,由路线图可以看出,本文算法绕过了点(20.5, 14.5)至点(22.5, 21.5)中间的较高高度区域,综合性能上表现更好。迭代稳定次数稍大于文献[11]算法,但本文算法程序较精简,执行较快,所以真正稳定的时间要短。本文算法虽然时间上长于传统蚁群算法,但各方面均明显较优。

4.4 特性路径规划仿真

为了进一步验证算法在特性方面的优势,采用特殊地形的10×10规模的地图进行对比实验,结果如图7所示,其中蓝色实线表示传统蚁群算法和文献[11]算法计算出的最优路径,红色实线表示本文算法计算出的最优路径。对比结果表明,前两者仅追求路程最短而选择了一条极其曲折的路径,而后者则避开了狭窄迂回的区域。

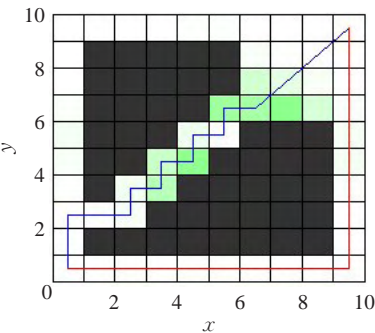


图7 特殊障碍地图实验结果示意图

本文算法还可以让路径在其中一种性能上发挥极致。例如要使图5(a)中路线转弯次数继续减小,只需增大与转弯次数有关的参数,减小其他因素的权重,就能达到预期效果。现将有关参数做以下两组更改,其余参数不变,如表4所示。

表4 减小转弯次数参数更改表

参数名	原数值	更改1	更改2
u	20	30	50
$\eta/\%$	50	70	75
x	1	0.2	0.05
y	100	50	10
z	1	3	5

以该两组参数进行仿真,结果如图8及表5所示。

图8中,蓝色虚线表示第一组参数计算的最优路径,红色实线表示第二组参数计算的最优路径。结果表明,路径的转弯次数在进一步减小,这是因为增大与转

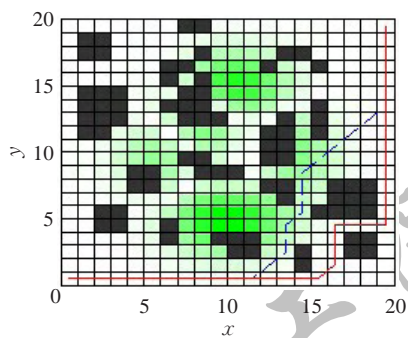


图8 减小转弯次数结果示意图

表5 减小转弯次数的数据结果

最优路径的各项指标	第一组参数结果	第二组参数结果
长度	33.2	35.4
高度均方差($\times 100$)	0.905	0
转弯次数	6	4
迭代稳定次数	9	10

弯相关的启发参数 u 和 η ,使得蚂蚁在选择转移栅格时会以是否转弯为主要依据,并且大大减小 x 和 y ,使得在分配信息素时,路径长度和高度将近似被忽略,增大 z 使得转弯次数的差异被放大,转弯较少的路径上的信息素量将明显突出。

4.5 算法收敛性分析

蚁群算法收敛性的理论分析目前仍较缺乏,比较权威的分析有文献[21]提出的在马尔科夫过程分析中运用鞅理论对算法具体分析。本文算法仅对启发函数和信息素分配依据进行改进,在框架和过程上与传统蚁群算法是相同的,因此有理由确定算法在有限步内以概率1收敛。

通过仿真实验也能说明该算法具有较好的收敛性,图9(a)表示图6仿真实验得到的最佳综合指标和平均综合指标的迭代曲线,图9(b)表示10次仿真中迭代后

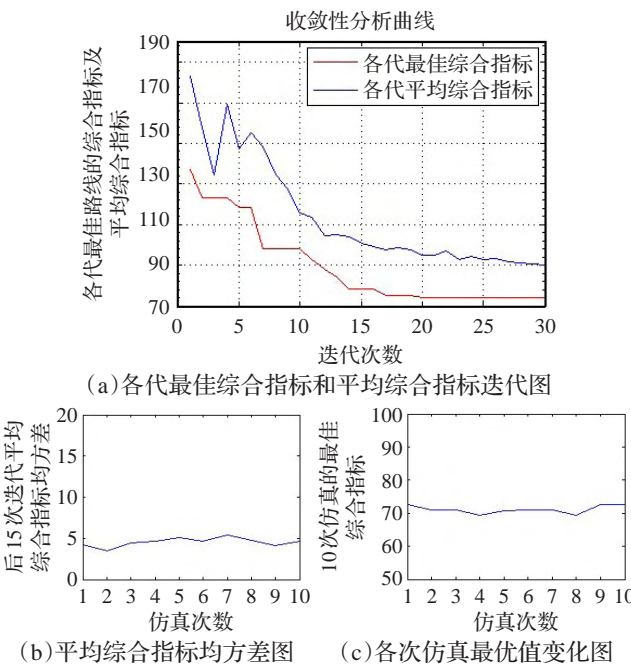


图9 算法收敛性分析图

期平均综合指标的稳定情况,图9(c)表示各次仿真得到的最优值变化情况。结果表明,算法后期的收敛性较稳定,且算法稳定性较好,没有出现异常最优值的情况。

5 结束语

本文针对移动机器人野外作业环境复杂,传统方法规划的路径不能满足长度、平滑性等多方面的要求的问题,提出了改进的多启发因素蚁群算法。在蚁群算法的启发函数及信息素更新方式中都加入了路程、曲折性和平缓性三种因素的影响,从而引导蚂蚁找出一条多方面都较优的路径。为了解决蚁群算法收敛速度慢的问题,提出了非均一初始信息素方法,根据各自自由栅格与周围障碍栅格的距离关系分配初始信息素,从而快速、准确、安全地引导蚂蚁走向目标点。

本文算法还可以用于找出某一方面最优的路径,只需控制启发函数中各参数的大小以及三种因素的重要性权值,就能得出需要的结果。实际上,将启发函数中 u, λ, σ 设为0,将综合指标中 y, z 设为0,则算法只与路径长度有关,可近似变为传统蚁群算法。在今后研究中,还可以利用神经网络动态计算各参数与权重,使规划更加智能。

参考文献:

[1] 孙奇. AGV 系统路径规划技术研究[D]. 杭州:浙江大学, 2012.

[2] 张辰贝西,黄志球. 自动导航车(AGV)发展综述[J]. 中国制造业信息化, 2010, 39(1): 53-59.

[3] 朱大奇,颜明重. 移动机器人路径规划技术综述[J]. 控制与决策, 2010, 25(7): 961-967.

[4] 李冲,张安,毕文豪. 基于方向约束的A*算法[J]. 控制与决策, 2017, 32(8): 1395-1402.

[5] 刘二辉,姚锡凡,蓝宏宇,等. 基于改进遗传算法的AGV动态路径规划及其实现[EB/OL]. [2018-05-25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20171030.0925.004.html>.

[6] 张万绪,张向兰,李莹. 基于改进粒子群算法的智能机器人路径规划[J]. 计算机应用, 2014, 34(2): 510-513.

[7] 赵德云,杨厚华,王哲. 基于模糊神经网络控制的AGV避障路径规划仿真[J]. 机电工程, 2010, 27(9): 27-31.

[8] 李士勇. 蚁群算法及其应用[M]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社, 2004: 181-185.

[9] 姚艳. 一种最大最小蚂蚁系统的改进算法[J]. 数学的实践与认识, 2014, 44(15): 242-247.

[10] 刘天孚,程如意. 带精英策略和视觉探测蚁群算法的机器人路径规划[J]. 计算机应用, 2008(1): 92-93.

[11] 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[EB/OL]. [2018-03-17]. <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.0639>.

(下转第250页)