

文章编号: 1000-5641(2020)04-0072-07

基于蚁群算法的滑移预测路径规划研究

周兰凤, 杨丽娜, 方 华

(上海应用技术大学 计算机科学与信息工程学院, 上海 201418)

摘要: 月球车是搭载探测任务的可移动多功能机器人. 月球车在实际地形行驶中, 从起点到目标点之间除了选择最优路径, 还应该将地形、障碍物等影响因素考虑进去. 地形的主要影响因素是陡坡方向和陡坡坡度, 其他因素归类为滑移, 这些在很大程度上增加了路径规划的长度和时间复杂度, 更影响了其安全性. 而传统蚁群算法只是单纯地寻求路径规划中的最优解, 存在收敛速度慢、时间复杂度高、寻优能力不平衡等问题, 且没有考虑滑移、地形等因素, 应用在月球车预测路径规划问题中极易陷入局部最优解. 提出了基于三维栅格地形环境下融合坡度、坡向的滑移预测改进蚁群算法路径规划; 通过设置相同的信息素启发因子和信息素挥发系数, 改变滑移预测地形参数, 得到了基于滑移预测的综合代价函数, 改进了传统蚁群算法; 分析了基于滑移预测的综合代价函数对改进蚁群算法路径长度、收敛速度、时间复杂度和迭代次数的影响. 最后利用实验仿真数据结果验证了本文改进后的蚁群算法在滑移预测路径规划问题中有更高的有效性.

关键词: 地形坡度; 路径规划; 蚁群算法; 综合代价函数

中图分类号: TP391.9 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1000-5641.201921010

Research on slip prediction path planning based on an ant colony algorithm

ZHOU Lanfeng, YANG Lina, FANG Hua

(School of Computer Science & Information Engineering, Shanghai Institute of Technology,
Shanghai 201418, China)

Abstract: The lunar rover is a multi-function, mobile robot equipped with a mission. Under real terrain driving conditions, in addition to selecting the optimal path from the start point to the target point, the robot should take into account the terrain, obstacles, and other influencing factors. The main influencing factors of the terrain are steep slope gradients and slope orientation; other factors are classified as slip. These greatly increase the length and time complexity of path planning as well as the overall safety of the robot. The traditional ant colony algorithm seeks the optimal solution in path planning, but it also encounters problems such as slow convergence speed, high time complexity, and unbalanced optimization. It does not consider factors such as slip and terrain when applied to lunar rover path prediction. It is easy to fall into a local optimal solution when dealing with path planning problems. This paper proposes an improved ant colony algorithm for path planning based on the slope gradient and slope orientation for 3D raster terrain. By applying a consistent pheromone heuristic factor and pheromone volatilization coefficient, changing the terrain parameters for slip prediction, and obtaining a comprehensive cost function based on slip prediction, the traditional ant colony algorithm is improved. The influence of the comprehensive cost function based on slip prediction on the path length, convergence speed, time complexity, and iteration number of the improved ant colony algorithm is analyzed. Finally, experimental simulation data is used to

收稿日期: 2019-08-06

基金项目: 国家自然科学基金 (41671402)

第一作者: 周兰凤, 女, 副教授, 研究方向为路径规划. E-mail: lfzhou@sit.edu.cn

verify that the improved ant colony algorithm is more effective in addressing slip prediction path planning problems.

Keywords: terrain slope; path planning; ant colony algorithm; comprehensive cost function

0 引言

文献[1]针对路径规划的环境不同,提出了基于模型的局部和全局路径规划,做出的路径规划技术研究也是路径规划发展的方向.全局路径规划是在已知的环境中,给机器人规划一条路径,路径规划的精度取决于环境获取的准确度.全局路径规划可以找到最优解,但是需要预先知道环境的准确信息,当环境发生变化,如出现未知障碍物时,该方法就无能为力了.而局部路径规划的环境信息完全未知或有部分可知,侧重于考虑机器人当前的局部环境信息,让机器人具有良好的避障能力.通过传感器对机器人的工作环境进行探测,以获取障碍物的位置和几何性质等信息,这种规划需要搜集环境数据,并且对该环境模型的动态更新能够随时进行校正.

应用在路径规划问题中的主要算法如A*算法[2]、遗传算法[3]、神经网络算法[4]等,都属于全局路径规划;而局部路径规划所使用的主要算法如模糊逻辑控制法、人工势场法[5]、混合法等,这些算法在二维环境中得到了很好的运用,但是由于它们本身的特点和不足,使得其在三维路径规划的问题上应用具有一定的限制.

蚁群算法的特点鲜明,有着分布式的思维、自发组织且有反馈结果的性能,在应用中有很强的鲁棒性.文献[6]就提出了传统蚁群算法应用在三维地形环境中路径规划长度较长、收敛速度较慢等缺点,于是使用了一种改进蚁群算法,它是基于梯度优化算法做的改进,规避了初始信息元素缺乏的弊端.文献[7]则添加了拐点参数,融入了不同期望值制度,使算法系数具有自适应能力,从而更新信息素,综合评价路径.文献[8]也融合最优和最差两个极值解,来增加全局变量的更新方法,从而大大提高效率.本文基于以上研究基础,对蚁群算法中的启发式搜索进行了设计,同时考虑到三维地形坡度和信息素的更新策略,引入滑移信息的综合代价函数 $f(p, n)$,将加入地形因素的滑移预测综合通过性代价函数与传统蚁群算法中的适应函数融合,得到改进蚁群算法.最后用实验仿真结果对比分析其他算法的实验数据结果,来证明其可行性和高效性.

1 蚁群算法概述

设蚁群中蚂蚁的个数为 m ,节点 i 与节点 j 之间的距离记作 $d_{i,j}$,蚂蚁 k 在运动过程中根据路径的信息素浓度选择下一步的移动点,初始时刻各个位置的路径信息素均为相同的常数,在某一时刻 t ,蚂蚁 k 从节点 i 到节点 j 的选择概率的计算公式为

$$p_{(i,j),k}(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{i,j}^{\alpha}(t) \eta_{i,j}^{\beta}(t)}{\sum_{z \in A_k} \tau_{i,z}^{\alpha}(t) \eta_{i,z}^{\beta}(t)}, & j \in A_k, \\ 0, & \text{其他}, \end{cases} \quad (1)$$

其中, $\tau_{i,j}^{\alpha}(t)$ 为在 t 时刻节点 i 到节点 j 路径上的信息素浓度, $\eta_{i,j}^{\beta}(t)$ 为节点 i 到节点 j 的启发信息,一般定义为 $\eta_{i,j}(t) = \frac{1}{d_{i,j}}$, α 为信息素启发因子, β 为期望启发因子,它们分别用来调整对决策影响的程度, A_k 表示下一可行节点的集合. $A_k = \{0, 1, \dots, n\} \setminus T_k$, $T_k (k = 1, 2, \dots, m)$ 是禁忌表的集合.

为了对路径信息进行不断的筛选,蚁群算法中引入了信息素挥发因子 $\rho (0 < \rho < 1)$,当蚂蚁完成一次循环后,路径上的信息素按照公式

$$\begin{cases} \tau_{i,j}(t+1) = (1-\rho) \tau_{i,j}(t) + \rho \Delta \tau_{i,j}(t), \\ \Delta \tau_{i,j}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{(i,j),k}(t), \end{cases} \quad (2)$$

进行更新. 式(2)中, $\Delta \tau_{(i,j),k}(t)$ 表示第 k 只蚂蚁在第 t 次循环后留在路径 (i,j) 上的信息素量, $\Delta \tau_{i,j}(t)$ 表示第 t 次循环所有蚂蚁留在路径 (i,j) 上的信息素量之和, 即

$$\Delta \tau_{(i,j),k} = \begin{cases} \frac{Q}{L_k}, & (i,j) \in l_k, \\ 0, & \text{其他}, \end{cases} \quad (3)$$

其中, Q 表示初始信息素量的一个常数, l_k 表示第 k 只蚂蚁在本次循环中走过的路径集合, L_k 表示第 k 只蚂蚁在本次循环中的路径长度.

2 地形因素提取

地形坡度是描述地形特征信息的一种重要指标. 地形坡度一定程度上反映了地形形态特征、结构特点和坡面的倾斜度. 路径规划过程中任意一个三维地形之间的坡度趋势都与最终路径的确定密切相关.

本文采用基于分析窗口的邻域分析法, 以特定尺寸为分析窗口对三角网进行滚动分析和评估(如图1所示). 分析窗口的形状一般可以为圆形、矩形等几何形状, 窗口的大小根据实验要求定. 考虑到月球车行驶过程中的安全问题, 本文选用月球车的车体在月面的投影面积(用 Patch 表示)作为分析窗口的大小, 并采用最小二乘法对窗口所覆盖区域进行平面拟合. 这样, 在进行最优路径规划时, 就可以将月球车缩小为一个质点, 从而简化了问题的求解.

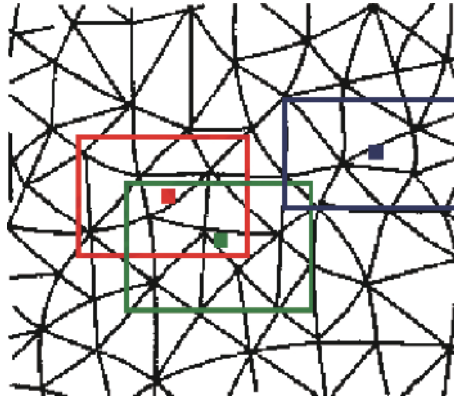


图1 窗口分析法

Fig. 1 The method of analysis windows

假设分析窗口内包含 N 个高程点 (x_i, y_i, z_i) , $i = 1, 2, \dots, N$, 其中 $(x_i, y_i) \in P$ 是平面坐标, z_i 是 (x_i, y_i) 对应的高程值, 拟合方程为

$$z_i = ax_i + by_i + c. \quad (4)$$

使用最小二乘法求参数 a, b, c 的拟合值.

2.1 地形坡度的提取

坡度是描述局部月表坡面在空间的倾斜程度, 它可以通过分析窗口所对应的最佳拟合平面与基准水平面的夹角 θ (如图2所示) 来表示.

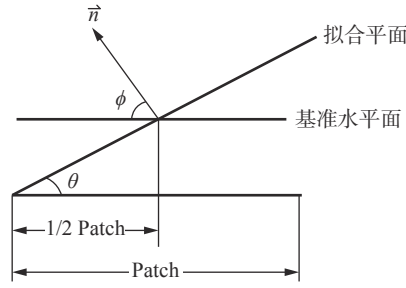


图 2 拟合平面图

Fig. 2 The picture of the fitting plan

由于拟合平面 $z_i = ax_i + by_i + c$ 的法向量为

$$\vec{n} = (a, b, -1), \quad (5)$$

又基准水平平面的方程为

$$z = 0. \quad (6)$$

据此, 坡度 θ 可表示为

$$\theta = \frac{\pi}{2} - \phi. \quad (7)$$

式 (7) 中, ϕ 为拟合平面的法向量与基准水平面之间的夹角, 且有

$$\sin \phi = \frac{|0 \cdot a + 0 \cdot b + 1 \cdot (-1)|}{\sqrt{0^2 + 0^2 + 1^2} \sqrt{a^2 + b^2 + (-1)^2}} = \frac{1}{\sqrt{a^2 + b^2 + 1}}. \quad (8)$$

2.2 地形粗糙度的提取

地形粗糙程度一定程度反映了月表地形的高低变化, 可以通过拟合平均偏差来表示, 具体表示为

$$\overline{D}_{\text{patch}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_i. \quad (9)$$

式 (9) 中, d_i 为所分析区域中每一个高程点到拟合平面的距离, 且有

$$d_i = \frac{|ax_i + by_i + c - z_i|}{\sqrt{a^2 + b^2 + (-1)^2}}, i = 1, 2, \dots, N. \quad (10)$$

同理可求得预分析区域的拟合平均偏差 $\overline{D}_{\text{triangle}}$.

2.3 地形起伏度的提取

地形起伏度一定程度上反映了月表地形的高程差, 通过分析区域内所有三角形中的最大高程与最小高程的差值来表示, 具体为

$$RF = Z_{\max} - Z_{\min}. \quad (11)$$

式 (11) 中, RF 为分析区域内月面地形起伏度, Z_{\max} 和 Z_{\min} 分别是分析窗口内的最大高程值和最小高程值.

3 基于滑移预测的综合代价函数

月球车因为受到月球复杂地形的影响, 偏离预计的方向或者速度, 都称之为滑移. 规定方向为正

方向,在正方向上产生的滑移称为正滑移,否则为负滑移.滑移是对月球车移动能力的衡量标准之一,地形环境的不同,产生的滑移程度不同,产生的滑移特征也不同.根据不同地形可设置不同的滑移预测模型.

根据地形纹理和色彩给地形进行分类,采用基于分析窗口的邻域分析法,提取更深层次的地形因子、地形坡度,得出滑移模型 $S = S(X_{\text{longit}}, X_{\text{lateral}})$, 其中, X_{longit} , X_{lateral} 分别表示地形基于月球车移动方向的水平和垂直坡度.

在路径导航中,蚁群算法是一种常用的三维路径规划算法.设置由起点 p 到终点 n 为一条路径,综合可通行代价函数、潜在危险代价函数、路径指向性代价函数、平滑性代价函数,得到基于滑移预测的综合代价函数 $f(p, n)$ 为

$$f(p, n) = f_1 \cdot f_{\text{trav}}(p, n) + f_2 \cdot f_{\text{risky}}(p, n) + f_3 \cdot f_{\text{guide}}(p, n) + f_4 \cdot f_{\text{smooth}}(p, n), \quad (12)$$

$$f_{\text{trav}}(p, n) = d(p, n) \cdot (c_{p, \text{trav}} + c_{n, \text{trav}}), \quad (13)$$

$$f_{\text{risky}}(p, n) = d(p, n) \cdot (c_{p, \text{risky}} + c_{n, \text{risky}}), \quad (14)$$

$$f_{\text{guide}}(p, n) = d(p, n) \cdot (c_{p, \text{guide}} + c_{n, \text{guide}}), \quad (15)$$

$$f_{\text{smooth}}(p, n) = f_{pn, \text{smooth}}(\omega) = c_{i, \text{smooth}}, \quad i = 4\omega/\pi, \quad (16)$$

$$d(p, n) = \begin{cases} \frac{1}{2}, & \text{当节点 } p \text{ 和节点 } n \text{ 为水平或垂直相邻时,} \\ \frac{\sqrt{2}}{2}, & \text{当节点 } p \text{ 和节点 } n \text{ 为对角相邻时.} \end{cases} \quad (17)$$

式(12)—(16)中, $f_{\text{trav}}(p, n)$ 为从节点 p 到节点 n 的可通行代价函数,可以通过为 1, 不通过为 0; $f_{\text{risky}}(p, n)$ 为潜在危险性代价函数; $f_{\text{guide}}(p, n)$ 为路径指向性代价函数,它与地形的坡度角度有关; $f_{\text{smooth}}(p, n)$ 为路径平滑性代价函数,取值为固定常数值; f_1 、 f_2 、 f_3 和 f_4 分别为 $f_{\text{trav}}(p, n)$ 、 $f_{\text{risky}}(p, n)$ 、 $f_{\text{guide}}(p, n)$ 和 $f_{\text{smooth}}(p, n)$ 的权值,一般将它们取为同一固定的常数值.其取值遵循的约束条件是

$$f_1 + f_2 + f_3 + f_4 = 1, \quad 0 \leq f_1, f_2, f_3, f_4 \leq 1. \quad (18)$$

显然,在满足式(18)的约束条件下, f_1 越大表示路径规划越以地形的可通行性为导向, f_2 越大表示路径规划越朝着远离障碍物的区域搜索, f_3 越大表示路径规划越以人的决策为导向, f_4 越大则表示规划的路径越平滑.

然后,将基于滑移预测的综合代价函数 $f(p, n)$ 加入到蚁群算法的信息素函数中,形成改进蚁群算法的信息素函数 $f'(p, n)$, 其公式为

$$f'(p, n) = f(p, n) + f_0(p, n), \quad (19)$$

其中, $f'(p, n)$ 为改进蚁群算法的信息素函数, $f(p, n)$ 为基于滑移预测的综合代价函数, $f_0(p, n)$ 为基本蚁群算法信息素函数,其值等于式(2)和式(3)的推导结果.

4 实验与分析

实验步骤如下.

步骤 1: 对程序进行初始化, 建立三维地形的环境模型.

步骤 2: 在三维模型中设置路径搜索的起点、终点, 确定蚂蚁的搜索方向, 将所有蚂蚁置于起始点. 初始化蚂蚁群算法的最大迭代次数 NC_{\max} , 蚂蚁的个数 m .

步骤 3: 将基于滑移预测的综合代价函数应用到算法的适应度值函数中, 计算每条路径的适应度值. 蚂蚁开始搜索下一节点, 每当完成一次搜索, 对路径上的信息素进行相应的迭代更新.

步骤 4: 重复执行以上步骤, 判断是否达到最大迭代次数. 若是, 结束搜索, 并输出最优的三维路径, 否则继续执行.

本文中, 为了验证加入基于滑移预测的综合代价函数到蚁群算法中的可行性, 进一步优化路径算法, 采用 MATLAB 软件对其进行仿真. 仿真环境为一个 $21 \times 21 \times 21$ 的三维地形图. 如图 3 所示, 设置相应的搜索起始点和目标点, 结合蚁群算法的参数选择思想, 将种群个数设置为 21, 最大迭代次数为 200, α 取值为 1, β 取值为 1.5, ρ 值都为 0.25.

通过图 3 和图 4 的两种算法的路径规划效果图来看, 基本算法的路径效果图没有考虑地形坡度和滑移度, 搜索到的路径极其不规则, 而且路径波动十分强烈. 而与此相比, 改进算法的路径规划效果图, 得到的路径是一个集中于平坦地形区域的一条较为平缓的曲线, 说明在综合考虑地形坡度和滑移度的情形下, 规划出来的路径更加符合实际需求.

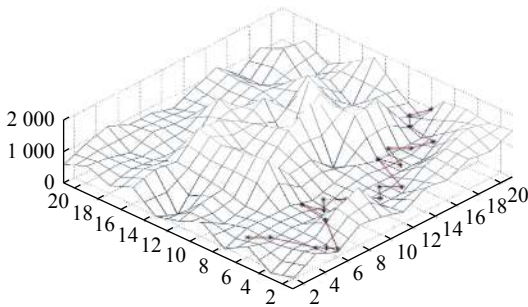


图 3 基本算法的路径规划图

Fig. 3 Path planning diagram of the basic algorithm

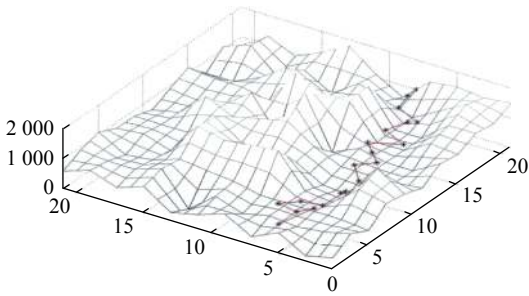


图 4 改进算法的路径规划图

Fig. 4 Path planning diagram of the improved algorithm

随机选择 4 组实验的数据进行对比, 通过表 1 的两种算法获得的最优路径长度的比较可以看出, 改进算法的路径长度缩短, 而且加入基于滑移预测的综合代价函数后, 使得算法在寻找路径的过程中, 更加注重路径的长度缩短和避免机器人搜索产生无效的移动. 由表 2 还可以看出, 算法在找到最优路径的时间效率上也得到了一定的提高.

表 1 两种算法的路径长度结果比较

Tab. 1 Comparison of path length results for the two algorithms

算法	路径长度/km				
	实验1	实验2	实验3	实验4	平均
基本蚁群算法	48.23	47.38	46.59	48.65	47.71
改进蚁群算法	37.32	36.42	34.31	37.56	36.40

表 2 两种算法的寻找路径时间的结果比较

Tab. 2 Comparison of finding path time results for the two algorithms

算法	寻找路径时间/s				
	实验1	实验2	实验3	实验4	平均
基本蚁群算法	43.27	44.38	43.59	44.65	43.97
改进蚁群算法	34.21	32.42	30.20	35.46	33.07

算法得到的路径长度所需要的迭代次数一定程度上反映了算法的收敛性能,通过表3的两种算法所获得的最优路径长度的迭代次数可以看出,本文算法在收敛速度上也得到了极大的提高.

表 3 两种算法寻找路径迭代次数的结果比较

Tab. 3 Comparison of finding path iterations for the two algorithms

算法	迭代次数				
	实验1	实验2	实验3	实验4	平均
基本蚁群算法	211	209	205	206	208
改进蚁群算法	172	168	163	166	167

结果表明,加入基于滑移预测的综合代价函数后的改进蚁群算法,能有效地获得最优路径,能有效地考虑两点之间路径的可通过性能力,而且改进后的蚁群算法有效降低了运行时间和迭代次数,提高了对最优路径的搜索能力.

5 结 论

本文对基于三维栅格地形环境下融合坡度、坡向的滑移预测改进蚁群算法路径规划问题进行了探索,在基于蚁群算法路径规划的基础上进行研究.针对基于蚁群算法路径规划的过程中存在搜索时间较长、最优路径长的问题,考虑三维地形中地形坡度、坡向和机器人移动过程中产生的滑移,建模得到基于滑移预测的综合代价函数,然后应用到蚁群算法路径规划中.实验结果也表明了改进后的蚁群算法在路径搜索时间、迭代次数上都得到了有效的提高.

[参 考 文 献]

- [1] 谢志鹏,蔡灿辉. 游戏地图最短路径搜索设计与实现 [J]. 计算机工程与应用, 2005(24): 115-117. DOI: [10.3321/j.issn:1002-8331.2005.24.035](https://doi.org/10.3321/j.issn:1002-8331.2005.24.035).
- [2] 王殿君. 基于改进A*算法的室内移动机器人路径规划 [J]. 清华大学学报(自然科学版), 2012, 52(8): 1085-1089.
- [3] 石铁峰. 改进遗传算法在移动机器人路径规划中的应用 [J]. 计算机仿真, 2011, 28(4): 193-195. DOI: [10.3969/j.issn.1006-9348.2011.04.048](https://doi.org/10.3969/j.issn.1006-9348.2011.04.048).
- [4] 钱夔,宋爱国,章华涛,等. 基于自适应模糊神经网络的机器人路径规划方法 [J]. 东南大学学报(自然科学版), 2012, 42(4): 637-642. DOI: [10.3969/j.issn.1001-0505.2012.04.012](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-0505.2012.04.012).
- [5] BIBER P, FLECK S, DUCKETT T. 3D Modeling of indoor environments for a robotic security guard [C]// 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2005: 21-23.
- [6] 王康乐,党淑雯,何法江,等. 基于改进蚁群算法的自主移动机器人三维路径规划研究 [J]. 工业控制计算机, 2017, 30(11): 85-87. DOI: [10.3969/j.issn.1001-182X.2017.11.040](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-182X.2017.11.040).
- [7] 万晓凤,胡伟,方武义,等. 基于改进蚁群算法的机器人路径规划研究 [J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(18): 63-66. DOI: [10.3778/j.issn.1002-8331.1311-0106](https://doi.org/10.3778/j.issn.1002-8331.1311-0106).
- [8] 张成,凌有铸,陈孟元. 改进蚁群算法求解移动机器人路径规划 [J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(11): 1758-1764.

(责任编辑: 林 磊)