

文章编号: 1001-0920(2012)05-0708-05

多地貌环境下的移动机器人路径规划研究

巩敦卫, 耿娜, 张勇

(中国矿业大学 信息与电气工程学院, 江苏 徐州 221008)

摘要: 针对多地貌环境下的移动机器人路径规划问题, 建立多目标优化模型, 并采用微粒群算法解决该问题. 首先, 采用区域权值表示机器人在各种地形下的通行困难度; 然后, 结合局部优化准则计算机器人的通行时间, 通过计算机器人与危险源之间覆盖的面积来衡量路径的危险程度, 并将上述问题转化为两目标优化问题; 最后, 采用多目标微粒群优化算法优化上述问题. 仿真结果表明了所提出方法的有效性.

关键词: 移动机器人路径规划; 多地貌; 通行时间; 危险程度; 微粒群算法

中图分类号: TP301

文献标识码: A

Robot path planning in environment of many terrains

GONG Dun-wei, GENG Na, ZHANG Yong

(School of Information and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221008, China. Correspondent: GENG Na, E-mail: gengna@126.com)

Abstract: For the problem of robot path planning in an environment of many terrains, mathematical model of multi-objective is established. Particle swarm optimization algorithm is used to solve the problem. Firstly, region weight is used to represent the difficulty when the robot passes through the terrain. Then passage time is calculated by utilizing local optimal criterion, and the danger degree is calculated according to the area between the danger sources and the robot's path. Thus the problem can be converted into a bi-objective problem. Finally, particle swarm optimization algorithm is used to optimize the problem above, and the simulation results show the effectiveness of the proposed method.

Key words: mobile robot path planning; many terrains; passage time; the degree of risk; particle swarm optimization

1 引言

对于移动机器人路径规划方面的研究已有很多成果, 但多数方法考虑的是平面上的路径规划. 实际上, 机器人工作环境中存在很多不确定, 如环境地貌多变, 路径危险程度不确定等, 这些都会给移动机器人的路径规划带来困难. 随着机器人应用环境的不断扩展和工作任务的越来越复杂, 有必要研究机器人在复杂地形中的路径规划策略.

本文首先采用直线分割法表示多变地形, 将地形环境用直线划分为若干多边形区域, 并用区域权值描述机器人在各种地形下的通过困难度; 然后, 通过危险程度和通行时间两个性能指标评价路径的优劣, 并将上述规划问题转化为两目标优化问题; 最后, 采用多目标微粒群优化算法来优化上述问题.

2 相关研究工作

对于多地貌的研究, 目前已有许多方法, 如: 文献[1]等运用测地线方法和A*搜索算法, 获得了自然地形环境下距离时间最优路径; [2]提出一种基于红外线传感器的局部地形辩护检测方法, 并给出了当实际地形组合变化时机器人应采取的具体行为策略; [3]采用整数遗传算法来解决网格规则环境中的移动机器人路径规划问题; [4]提出采用共生矩阵从视觉感知功能中提取地形数据的纹理, 用来预测移动机器人在自然环境中的可通过性.

微粒群优化算法结构简单、易于实现, 目前已应用于机器人路径规划问题. 文献[5]提出了新的基于代理的启发式模型来开发机器人的运动规划, 并帮助机器人快速安全地完成任任务; [6]将面积扩展的微粒群应用于机器人, 结合已有的知识选择合适的行为,

收稿日期: 2010-11-10; 修回日期: 2011-02-22.

基金项目: 江苏省自然科学基金项目(BK2008125); 国家自然科学基金项目(61005089).

作者简介: 巩敦卫(1970-), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能优化和控制、机器人路径规划等研究; 耿娜(1985-), 女, 硕士生, 从事机器人路径规划理论与应用的研究.

并通过平衡智能行为获得好的性能; [7] 结合微粒群算法和流函数等为机器人在静态和动态环境中导航, 该方法可解决潜在流动中的驻点问题.

3 问题与建模

多地貌环境下的移动机器人路径规划问题的解决思想如下: 首先, 划分整个环境; 然后, 通过计算危险源与机器人的通过点覆盖的面积来衡量路径的危险程度; 同时, 结合局部优化准则计算通行时间, 并建立问题的两目标优化数学模型.

3.1 环境建模

机器人的工作空间可由一个二维平面图形表示. 采用直线分割方法, 将地貌相似的任意相连子区域归为同一区域. 假设将环境分为 n 份, 划分后的机器人工作空间如图1所示. 在全局坐标系 XOY 中, 圆形实点表示危险源, S 表示起始点, T 表示目标点, 以线段 ST 作为 x 轴, 垂直于 x 轴且经过 S 点的直线为 y 轴.

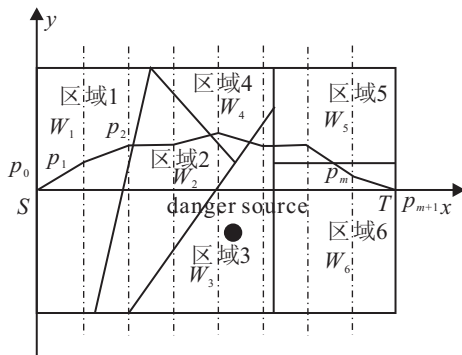


图1 环境建模

为建立问题的环境模型, 将线段 ST 进行 $m + 1$ 等分, 并在每个等分点处作垂直于 ST 的直线, 得到平行直线簇 $\{l_1, \dots, l_j, \dots, l_m\}$. 该直线簇与任一路径的交点将对应一个点序列 $\{p_1, p_2, \dots, p_m\}$, 则机器人路径规划问题可进一步表示为寻找点序列 $\{p_1, p_2, \dots, p_m\}$, 使得由这些点构成的路径

$$PH = \overline{Sp_1p_2 \dots p_mT} \quad (1)$$

的欧氏距离最短, 其中 p_i 为非障碍点, 并且与相邻点的连线不存在障碍点.

3.2 地貌区域权值的确定

若地貌不同, 则机器人通行的困难程度也不同, 如: 穿越沙漠地带要比光滑地面耗时, 机器人下坡要比上坡省时等. 地形环境可由地面的平滑度和倾斜度表示. 本文采用 Mamadani 规则近似确定一个地形的通过困难程度, 即区域权值.

将区域的平滑度和倾斜度作为模糊系统的两个输入, 模糊系统的输出为地貌的区域权值. 模糊系统的规则库如表1所示, 由此可得不同地貌的区域权值.

表1 模糊控制规则库

倾斜度	光滑度		
	小	中	大
小	0.2	0.4	0.8
中	0.4	0.6	0.8
大	0.8	0.8	1.0

3.3 通行时间

机器人要完成任务, 必须规划出一条合理的路径, 该路径由折线构成, 即

$$PH = \{ph_1, ph_2, \dots, ph_i, \dots, ph_m\}.$$

构成机器人路径的折线中, 有的在同一个区域内, 即 $ph_i \in \text{the same region}$; 有的在两区域上, 即 $ph_i \notin \text{the same region}$. 由于地貌情况不同, 上述两种情况的处理方法也不同.

区域划分并不能保证同一区域的地貌都相同, 因此即使机器人在同一个区域行驶, 机器人的速度也不恒定, 而是在一个值附近上下浮动. 本文将其定义为一个区间范围, 假设机器人在平滑度为0, 倾斜度为0的平面地形中匀速运动, 记速度为 v_o , 则机器人在区间 i 上的速度为

$$[v_i^-, v_i^+] = [v_o - \delta w_i, v_o + \delta w_i]. \quad (2)$$

其中: $\delta > 0$; v_i^-, v_i^+ 分别为机器人在区域 i 上的最小速度和最大速度.

首先考虑折线在同一区域上的情况. 在区域 i 中, 机器人的通行时间为一个区间函数, 记为

$$[t_i^-, t_i^+] = [P_i/v_i^-, P_i/v_i^+]. \quad (3)$$

其中: t_i^-, t_i^+ 分别为机器人在区域 i 中通行时间的最小值和最大值; P_i 为机器人在区域 i 的路径长度, 近似由式(1)得到. 然后, 考虑折线在不同区域上的情况. 机器人在两个不同区域上行驶, 由于地貌不同, 机器人并不能按照原来的路径行驶, 如图2所示.



图2 机器人在区域边界上移动示意图

为了使通行时间最短, 两个区域的临界部分遵守如下局部优化准则^[8-10]:

- 1) 优化路径为直线段, 它只在区域的边界上发生弯曲.
- 2) 优化路径在穿越区域边界时, 应遵循如下规律:

$$\omega_1 \cdot \sin \theta_1 = \omega_2 \cdot \sin \theta_2. \quad (4)$$

其中: ω_1, ω_2 分别为两个相邻区域的权值; θ_1, θ_2 分别为直线 IP_1, IP_2 与边界 B 的法线 C 的夹角, 如图3所

示. P_1, P_2 之间的局部路径为两直线段 $P_1 - I - P_2$, 记为该路径的有权长度为 IP_1, IP_2 之间的局部距离.

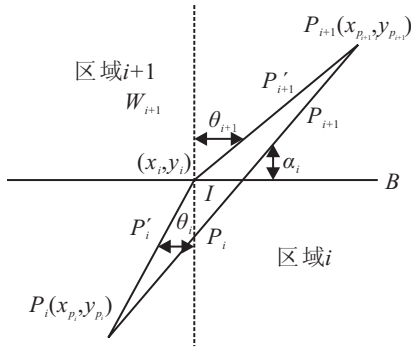


图 3 局部优化准则下的机器人路径

机器人穿越不同区域, 角度在两个通过点之间变化, 如图 2 所示.

机器人在两个不同地貌区域中移动的距离分别记为 P'_i 和 P'_{i+1} . 由图 3 可得

$$P'_i = P_i \sin \alpha_i / \cos \theta_i,$$

$$P'_{i+1} = P_{i+1} \sin \alpha_i / \cos \theta_{i+1}.$$

则机器人从区域 i 到区域 $i+1$ 的通行时间可描述如下:

$$[t_{i \rightarrow i+1}^-, t_{i \rightarrow i+1}^+] = [t_i^- + t_{i+1}^-, t_i^+ + t_{i+1}^+] = [(P'_i/v_i^+) + (P'_{i+1}/v_{i+1}^+), (P'_i/v_i^-) + (P'_{i+1}/v_{i+1}^-)]. \quad (5)$$

其中

$$\theta_{i+1} = \arcsin(\omega_i \sin \theta_i / \omega_{i+1}),$$

$$\theta_i = \arctan\left(\frac{y_{p_i} - y_i}{x_{p_i} - x_i}\right),$$

且

$$\alpha_i = \arctan\left(\frac{y_{p_{i+1}} - y_{p_i}}{x_{p_{i+1}} - x_{p_i}}\right),$$

则有

$$\begin{cases} x_i = (b_i - b)/(k - k_i), \\ y_i = (kb_i - k_i b)/(k - k_i). \end{cases}$$

这里各个参数可由已知信息通过直线知识简单求得, 具体步骤省略. 由此可得机器人完成任务所用的通行时间, 即两种情况下的通行时间之和.

3.4 危险程度的数学模型

在机器人行驶的过程中, 环境中存在障碍物等危险源, 如果不能很好地躲避危险源, 则会导致系统无法完成任务, 损坏机器, 甚至危及人身安全. 因此有必要考虑环境中存在危险源的情况.

通过计算通过点与危险源所围成的面积和直线 ST 与危险源围成面积的比值来决定危险程度的大小, 相对于用距离来计算危险程度, 这种方法比较准确. 考虑到机器人和危险源大小, 本文将危险源的半径膨胀 β_0 倍.

首先假设环境中存在一个危险源的情况. 危险源所在的位置为 Q , 通过点用 p_i 表示, 机器人路径与危险源的距离用 Dis 表示, 则危险程度为

$$D(m) = \begin{cases} 0, & Dis \geq Dis_{\max}; \\ \sum_{i=1}^m \frac{S_{\Delta Q p_i p_{i+1}}}{S_{\Delta QST}}, & Dis_{\min} < Dis < Dis_{\max}; \\ 1, & Dis \leq Dis_{\min}. \end{cases} \quad (6)$$

其中: Q 为危险源, $S_{\Delta QST}$ 为危险源与直线 ST 所围面积, $S_{\Delta Q p_i p_{i+1}}$ 表示危险源与相邻两个通过点所围面积, 且

$$S_{\Delta QST} = \frac{1}{2} |QS| |QT| \sin \angle SQT.$$

其中: $|QS|$ 与 $|QT|$ 由欧氏距离公式计算求得. 同理可得

$$S_{\Delta Q p_i p_{i+1}} = \frac{1}{2} |Q p_i| |Q p_{i+1}| \sin \angle p_i Q p_{i+1},$$

$$Dis = \min\{Dis(Q, p_m)\} =$$

$$\min\{\sqrt{(x_Q - x_m)^2 + (y_Q - y_m)^2}\}.$$

其中

$$Dis_{\min} = r, \quad Dis_{\max} = \beta r, \quad \beta > 1,$$

这里 Dis_{\min} 和 Dis_{\max} 分别表示危险距离的下界和上界.

由式 (6) 可知, 当 $Dis \geq Dis_{\max}$ 时, 机器人的路径是绝对安全的; 当 $Dis \leq Dis_{\min}$ 时, 机器人的路径是绝对危险的; 当 $Dis_{\min} < Dis < Dis_{\max}$ 时, 机器人的路径的危险程度采用上述面积比值方法衡量, 比值越大说明危险程度越高, 比值越小说明危险程度越小, 如果比值大于 1, 则记为 1.

对于多个危险源同时存在同一环境中的情况, 危险程度依次累加.

3.5 优化问题描述

综合考虑通行时间与危险程度, 本文的多目标问题可定义如下:

$$\text{Min} = [T(X), D(X)]^T;$$

$$\text{s.t. } g_i(X) \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, k. \quad (7)$$

其中: $T(X)$ 为关于通行时间的函数, $D(X)$ 为关于危险程度的函数, $g_i(X) \geq 0$ 表示危险源与路径不发生碰撞.

通行时间是一个区间函数问题, 本文考虑将区间函数转换为一般函数的形式, 分别赋予 t_i^+ 与 t_i^- 一个权重 ω_i^+ 与 ω_i^- , 且 $\omega_i^+ + \omega_i^- = 1$. 则机器人完成任务所用的时间为

$$T = \sum_i^n \omega_i^+ t_i^+ + \omega_i^- t_i^-. \quad (8)$$

4 算法分析与描述

4.1 算法分析

通过与不考虑地貌的情况比较, 所提方法的性能包括两个方面: 一是算法的复杂性; 二是机器人的通行时间。

首先, 分析考虑地貌后算法的复杂性. 与不考虑地貌情况相比, 复杂性主要体现在性能指标的计算上, 多地貌是每个地貌性能指标的累加. 加入局部优化准则后, 变量增加, 但变量的增加并没有明显增大算法的运算规模, 而且本文是采用微粒群算法来解决问题, 鉴于该算法的优越性, 因此这种复杂性变化是微乎其微的。

其次, 看采用局部优化准则后算法的通行时间是否减少. 局部优化准则是根据光的折射原理, 即光在传播的过程中, 遇到两种不同的介质便会发生折射. 光的折射原理来源于光在介质里寻找通行时间最短的路径这一事实. 因此, 在区域权值不一的地形中的通行时间最短也一定遵循光的折射定律. 具体的证明过程可以参见文献[11-12].

4.2 算法描述

本文解决上述优化问题的具体步骤如下:

Step 1: 根据 S, T 的位置, 进行坐标变换, 获得新地图, 并对危险源进行膨胀。

Step 2: 初始化粒子的速度和位置, 根据式(6)和(8)计算各粒子的危险程度和通行时间。

Step 3: 计算粒子间相互支配关系, 根据拥挤度准则删除拥挤粒子, 并更新全局极值和各粒子的局部极值。

Step 4: 分别更新种群中所有粒子的速度和位置, 读取种群各粒子在各目标方向上的适应度值, 根据变异规则对种群中的部分粒子进行更新, 生成下一代种群。

Step 5: 判断是否达到最大进化代数, 若是, 则退出并输出最优集; 否则, 转 Step 2.

5 实验

为了验证本文算法的可行性, 对实际环境中的地形情况进行采样. 考虑到通常情况下, 移动机器人在光滑的路面的最快移动速度为 6 km/h ^[13], 在沙地上移动的最快速度为 30 cm/s ^[14], 根据以上两种情况, 本文假设机器人在草地上的移动速度最快为 40 cm/s .

本文选取中国矿业大学某一路段, 如图4所示. 图中有平坦的水泥路, 自然的土地, 还有茂密和稀疏的草地, 可看成一个多地貌的环境. 根据不同的地貌, 将图4划分为7个区域, 其中区域5和区域6地貌相似, 具体的划分情形如图5(a)所示。



图4 实际采样地图

图5(a)中, 区域1是相对平坦的水泥路面, 区域2是略显凹凸的水泥路面, 区域3是比前两个区域稍显崎岖的水泥路面, 区域4是被践踏成路面的土地, 区域5和区域6是稀疏的草地, 区域7是茂密的草地. 整个环境的行驶困难程度为: 水泥路面 < 土地 < 稀疏的草地 < 茂密的草地。

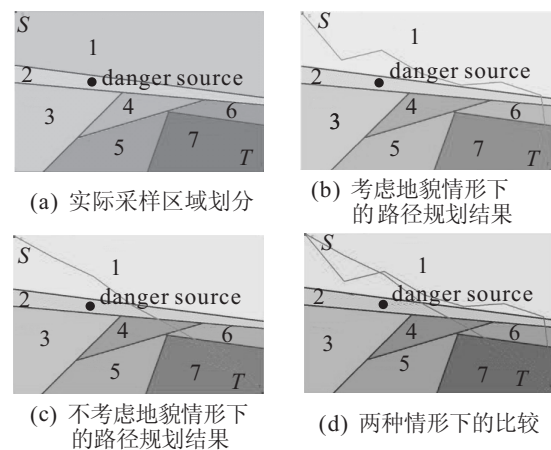


图5 仿真结果

图5(b)~图5(d)为两种情况下的仿真结果与比较. 由图中可以看出, 不考虑地貌情况下的机器人的路径长度优于考虑地貌情况下的路径长度. 表2为运行30次取平均得到的数据. 由表2可知, 不考虑地貌环境的路径长度与通行时间明显占优势, 它考虑的只是光滑的平面; 但在实际情况下, 由于地貌复杂, 要从多个区域中经过, 则不考虑地貌环境情况下的通行时间更长; 至于危险程度的比较, 两种情况下, 机器人都能避开危险源, 而且危险程度也大体相同. 对于要求机器人快速完成任务的情况下, 考虑地貌的方法相对而言更合适。

表2 两种情况下的优化结果

	路径长度/像素	危险程度	通行时间/s	实际考虑地貌的通行时间/s
考虑地貌	1153.57	0.4093	597.27	597.27
不考虑地貌	1011.62	0.3892	504.64	605.76

考虑地貌不仅在通行时间上占优势, 而且在机器人电能消耗上也占优势. 针对上述两种情况, 在考虑地貌情况下, 机器人多是行驶在地形较好的区域中, 且经过的区域明显少于第二种情况. 而在第二种情况下, 机器人越过多个区域, 即使行驶的路径短, 电能消耗也明显多于考虑地貌环境的情况。

6 结 论

本文研究多地貌环境下的移动机器人路径规划问题,通过直线划分方法对环境进行划分,建立多地貌环境;同时将危险程度和通行时间作为该优化问题的两个性能指标,建立多目标优化问题的数学模型;最后采用微粒群算法解决该优化模型。

通过两个实验场景对本文方法进行了验证,结果表明本文算法在多地貌并且要求机器人快速作业的情况下优势突出。仿真实验验证了本文算法的可行性与有效性。然而本文的环境相对简单,机器人在每个地貌中的确切速度和区域划分方式还有待进一步研究。

参考文献(References)

- [1] 王宏,王学福,张钺. 自然地形环境下移动机器人的一种路径规划方法[J]. 软件学报, 1995, 6(3): 173-178.
(Wang H, Wang X F, Zhang B, et al. A method for planning the path of mobile robot moving on general terrain[J]. J of Software, 1995, 6(3): 173-178.)
- [2] 许宏岩,付宜利,王树国. 局部地形变化检测与移动机器人的行为决策[J]. 控制与决策, 2005, 20(8): 951-954.
(Xu H Y, Fu Y L, Wang S G. On local terrain changes detection and reactive behavior of mobile robot[J]. Control and Decision, 2005, 20(8): 951-954.)
- [3] Mohammad Mansouri, Mehdi Aliyari Schoorehdeli, Mohammad Tesnehlab. Path planning of mobile robot using integer ga with considering terrain conditions[C]. 2008 IEEE Int Conf on System, Man and Cybernetics. Singapore, 2008: 208-213.
- [4] SoundraPandian K K, Iaeng Priyanka Mathur. Traversability assessment of terrain for autonomous robot navigation[C]. Proc of the Int Multi-Conf of Engineers and Computer Scientists. Hong Kong, 2010: 1286-1289.
- [5] Ellips Masehian, Davoud Sedughizadeh. Multi-objective robot motion planning using a particle swarm optimization model[J]. J of Zhejiang University: Computers and Electronics, 2010, 11(8): 607-619.
- [6] Li Xiao-dong. Better spread and convergence: Particle swarm multiobjective optimization using the maximin fitness function[C]. Proc of the Genetic and Evolutionary Computation Conf. Washington, 2004: 117-128.
- [7] Hu Cheng-yu, Wu Xiang-ning, Liang Qing-zhong, et al. Autonomous robot path planning based on swarm intelligence and stream functions[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2007, 4684: 277-284.
- [8] Mitchell J S B. An algorithmic approach to some problems in terrain navigation[J]. Artificial Intelligence, 1988, 37(2): 184-189.
- [9] Richbourg R F, Rowe N C, Zyda M J, et al. Solving global two-dimensional routing problems using Snell's Law and A* search[C]. Proc of IEEE Conf Robotics and Automation. Washington DC, 1987: 1631-1636.
- [10] Rowe N C. A new method for optimal path planning through nonhomogeneous free space[R]. Nava: Nava Postgraduate School, 1987.
- [11] Mitchell J S B, Papafimitriou C H. The weight region problem[R]. New York: Stanford University, 1986.
- [12] Mitchell J S B. Planning shortest paths[D]. California: Stanford University, 1986.
- [13] 蒋黎黎. 移动速度世界之最——日立新型机器人亮相. [2005-03-16]. <http://www.neworiental.org/publish/portal0/tab451/info65365.htm>.
- [14] 锋格. 美国科学家研制出可在沙地上快速行走的机器人[J]. 今日科苑, 2009, (3): 53.
(Feng G. Amercian scientist has developed the robot which can moving in sand with quick speed[J]. Today Panorama of Modern Sciences, 2009, (3): 53.)

(上接第707页)

- [12] 何贵青,陈世浩,田云,等. 多传感器图像融合效果综合评价研究[J]. 计算机学报, 2008, 31(3): 486-492.
(He G Q, Chen S H, Tian Y, et al. Synthesis performance evaluation of multi-sensor image fusion[J]. Chinese J of Computers, 2008, 31(3): 486-492.)
- [13] 胡良梅,高隼,何柯峰. 图像融合质量评价方法的研究[J]. 电子学报, 2004, 32(12A): 218-221.
(Hu L M, Gao J, He K F. Research on quality measures for image fusion[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(12A): 218-221.)
- [14] Xydeas C S, Petrovic V. Objective image fusion performance measure[J]. Electronics Letters, 2000, 36(4): 308-309.