

遗传算法在移动机器人路径规划中的应用

徐 丁,朱擎飞,叶晓东

(常州先进制造技术研究所,江苏 常州 213164)

摘要:移动机器人的路径规划是机器人研究的重要领域。文中旨在研究遗传算法对于机器人路径规划问题的适用性。对于路径规划的目标,提出了基于路径长度、路径平滑度和路径安全度等因素综合衡量的方法,并在传统的遗传算法的交叉、变异操作的基础上,针对路径规划问题的特点,增加了捷径寻找、障碍避让、平滑优化等方法。实验表明,此算法在存在形状复杂的障碍物的静态环境中表现良好,其效率与准确性皆满足机器人路径规划的要求。

关键词:移动机器人;路径规划;遗传算法;静态环境

中图分类号:TP242

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2013)11-0112-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2013.11.028

Application of Genetic Algorithm in Mobile Robot Path Planning

XU Ding,ZHU Qing-fei,YE Xiao-dong

(Changzhou Institute of Advanced Manufacturing Technology,Changzhou 213164,China)

Abstract:Path planning is an important subject in mobile robot research area. It aims to verify the feasibility of genetic algorithm towards mobile robot path planning problem. The goal of path planning is measured by the combination of path length,path smoothness and path safety. Besides traditional operators of crossover and mutation in genetic algorithm,there are additional methods such as shortcut seeking, obstacle avoidance and smoothness optimization. Through experiments,the algorithm performs well in static environment with obstacles in complex shapes and its efficiency and accuracy satisfies the requirements of the problem.

Key words:mobile robot;path planning;GA (Genetic Algorithm);static environment

1 概 述

对于移动机器人的路径规划,可以归纳为:给定起始点,目标点以及带有障碍物的二维地图中,经过规划,得到从起始点到目标点的无碰撞的最优路径^[1]。其方法基本上要遵循以下的两个步骤:

- 1)建立环境模型,指对机器人运动环境进行抽象,建立与之对应的数学模型;
- 2)选择规划方法,指根据实际需求和衡量标准,确定合适的路径规划方法。

路径规划是一个比较复杂的问题,其复杂性与以下几个指标相关^[2]:

- 1)路径最优化的衡量标准;
- 2)移动环境的状态,静态或动态;
- 3)计算资源的约束。

文中主要探讨基于遗传算法的路径规划,其最优

路径的衡量标准为综合考虑路径长度、路径平滑度和路径安全度。并且验证其对于静态环境下的运行准确性。算法设定迭代次数上限,用于检验算法的性能和路径规划结果。

2 规划目标与适应度

总的来说,路径规划目标的前提是移动路径不能与任何障碍物发生冲突,即产生碰撞。其次,针对不同最优化需求,制定对应的衡量标准。除了最普遍的移动长度标准,还有以路径平滑度、路径安全性、移动时间、电量消耗等来考虑最优化的标准^[3]。这里针对移动长度、平滑度和安全度这3个标准综合考虑路径的最优化需求。移动长度自然是最优路径的一个重要指标。而考虑路径平滑度主要是针对路径规划算法对于各种机器人的通用性,有些机器人因为其底盘的运动

收稿日期:2013-01-23

修回日期:2013-05-07

网络出版时间:2013-08-28

基金项目:江苏省常州市科技支撑计划(工业)(CE20110054)

作者简介:徐 丁(1987-),男,江苏江阴人,助理工程师,硕士,研究方向为机器人技术、计算机网络;叶晓东,高级工程师,副研究员,研究方向为检测技术与自动化装置。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20130828.0829.018.html>

控制结构的设计,比如模仿车辆的四轮机器人,导致其存在最大的转向角度。另外,机器人本身具有体积,并且在移动中距离障碍物太近可能会导致一些意外的发生,因此在移动中始终保持机器人与最近障碍物的安全距离,也是衡量路径最优化的标准之一。为了表示最优化的程度,这里使用适应度 F , 其函数可以表示为:

$$F = \begin{cases} \frac{1}{\alpha D + \beta S + \gamma C}; & \text{路径可行} \\ -\rho; & \text{路径不可行} \end{cases}$$

其中, α, β, γ 分别表示各衡量指标对于适应度的权值; D, S, C 分别表示路径长度、路径平滑度和路径安全度。假定 n 为组成路径的途径节点个数(包含起始点与目标点), 则 D, S, C 分别可表示如下:

$$D = \sum_{i=1}^{n-1} d(L_i)$$

$d(L_i)$ 表示从路径中第 i 条线段的长度。

$$S = \sum_{i=1}^{n-2} e^{a(R_i-r)}$$

r 表示最大转向角度; R_i 表示路径中第 i 个转向点的转向角度; a 表示离散系数(Coefficient)。

$$C = \sum_{i=1}^{n-1} e^{a(S_i-s)}$$

s 表示安全距离的最小值; S_i 表示路径中第 i 条线段距离所有障碍物的最近距离; a 表示离散系数(Coefficient)。

对于路径不可行的情况, ρ 可表示为:

$$\rho = \frac{m}{n-1}$$

m 表示路径中不可行线段的数量^[4]。

这样, F 越大, 则适应度越高, 并且任何一条可行路径的适应度都大于不可行路径, 从而确保了路径规划的准确性^[5]。

3 路径编码与初始化

通常, 使用二维坐标空间来表示机器人的运动环境^[6]。在其中, 点连通图来表示各个障碍物的大小与形状, 而机器人的移动路径则用节点列表来表示, 每个节点包括了机器人的坐标值, 首节点即为机器人的起始点, 尾节点即为机器人的目标点。中间点的位置和个数都是不固定的, 即机器人的移动路径采取了动态编码的方式来表示^[7]。这里, 一条路径的节点列表即为一个染色体, 而每个节点即为染色体的一个基因。

对于遗传算法, 必须有一个初始种群, 即必须首先随机生成一些染色体。这里, 在坐标空间内随机生成一些节点作为基因, 一组基因即为一条染色体, 染色体长度是任意的, 但必须遵守以下三条:

- 1) 包含起始点和目标点分别作为首基因和尾基因。
- 2) 任何基因坐标不与障碍物冲突。
- 3) 基因坐标不重合。

另外, 初始种群的染色体个数和遗传算法的准确度有很大的关联^[8]。一般, 种群越大, 在迭代过程中, 其多样性表现越优秀, 算法不容易早熟, 准确度也更高^[9]。

4 算法操作符

4.1 染色体选择与替换

假定染色体种群数量为 H , 首先对其中所有的染色体计算其适应度。并另外保存适应度最高的前 k 个染色体, k 可以设置为 $[1, 1/H]$ 之间的整数值。然后, 对种群中的所有染色体运用以下的各基因操作符改变各染色体的基因。一次迭代结束后, 把之前另保存的 k 个染色体加入新种群中, 并删除其中适应度最差的 k 个染色体。这样, 新的种群中染色体数量不变。之后, 种群继续下一轮迭代。

4.2 基因交叉

选择种群中任意两个染色体作为父染色体, 并对两个父染色体分别随机选择其交叉点。交叉点把两个父染色体各自分成两段, 然后第一个父染色体的前段与第二个父染色体的后段重新组合生成一个子染色体, 第二个父染色体的前段和第一个父染色体的后段重新组合生成一个子染色体。这样, 就完成了一次交叉操作。按照这样的方法, 对种群中所有剩余的父染色体两两执行上述的交叉操作, 则完成整个种群的染色体更新^[10]。

4.3 基因变异

为了避免算法的早熟现象, 设置一定概率对各染色体中的基因运用变异^[11]。变异方法是随机改变各染色体中任意 i 个基因(除首尾基因)的坐标, i 的数值与当前可行路径数量 f 与染色体种群大小的比值相关。

$$i = k \times \frac{H}{f}$$

k 为系数。

即种群中不可行路径越多, 在染色体中改变越多基因的坐标位置。

4.4 捷径寻找

由于染色体中基因坐标选取的随意性, 会使路径交错往复, 对算法效率影响很大, 因此, 在算法中适当运用捷径寻找操作来优化路径, 以提高种群中路径的适应度, 从而提高算法的性能。采取的方法如下:

对于一条路径, 按尾节点至首节点的顺序选择节

点,依次与路径中从首节点至尾节点中的每个节点相连接成一条线段,如果此线段可行则删除初始路径中这两点之间的所有中间节点和线段,如果不可行,则删除此线段。然后,对于当前路径,继续执行上述过程直至遍历所有节点,如图 1 所示。

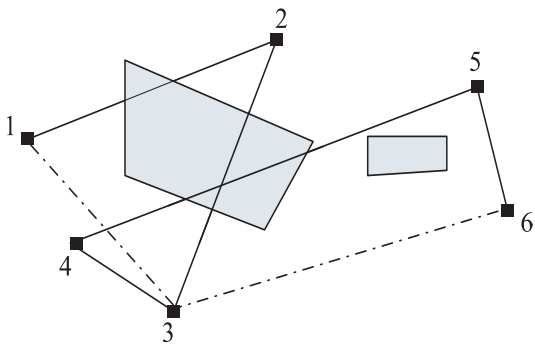


图 1 捷径寻找

1-2-3-4-5-6 初始路径(图中实线部分),算法从 6 开始,与 1,2,3,4,5 依次连接为线段,检验是否线段可行,在此图中,6 与 3 之间线段可行,则删除原始路径中 6,3 之间的 4,5 两节点与之间的线段,路径优化为 1-2-3-6。接着从 3 开始,对 1,2 执行上述操作,发现 3,1 之间线段可行,则删除节点 2,得到优化路径 1-3-6,即是最终捷径(图中虚线部分)。

4.5 障碍避让

如果地图中存在大型障碍物,可能会导致种群中绝大多数路径都与其冲突,并且难以通过其他基因操作来优化种群^[12]。因此采用以下算法,会对种群中不可行路径的适应度有明显的提高。首先对路径中线段经过的障碍物生成最小包围矩形(如有多个障碍物,则视为整体生成最小包围矩形),之后在最小包围矩形外围间隔机器人移动安全距离生成一个外围矩形。选择外围矩形中离线段起点最近的顶点加入路径,并判断更新后的路径是否可行,如果可行,则完成路径修复,否则继续加入距离之前加入顶点最近的另一顶点,直到路径可行。对不可行路径中的不可行线段依次采取上述障碍避让算法,可以很大程度上提高不可行路径的适应度,如图 2 所示。

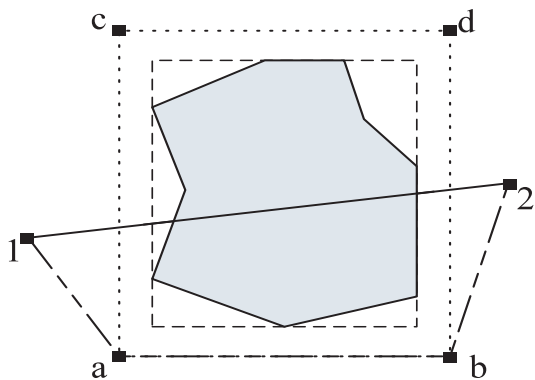


图 2 障碍避让

1,2 为路径中的一条线段,矩形 $abcd$ 为 1,2 之间障碍物的外围矩形,经过上述算法,得到 1,2 之间的优化路径 $1-a-b-2$ 。

4.6 平滑优化

对于可行路径,通过平滑优化算法,对路径的长度和平滑度都进行一些优化,提高种群中可行路径的适应度,从而提高了算法的准确性。对于初始路径上的每个中间节点,选择以其为端点的两相接线段,分别在两线段上加入一节点(两加入节点与路径中间节点的距离应相等并且不宜过长),如果两加入节点间的连线线段可行,则在路径中加入此两节点,并删除路径中的此中间节点,从而生成一条新的更优化的路径,如图 3 所示。

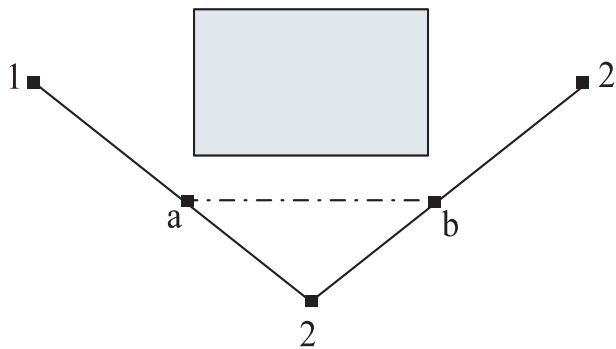


图 3 平滑优化

2 为路径的一中间节点,现在 1-2,2-3 两线段中取 a, b 两节点并连接成新的线段加入路径,并删除节点 2,从而得到优化路径 $1-a-b-3$ 。

5 算法过程

算法的过程如下:

BEGIN;

Initialization(); //确定起始点和目标点,随机生成多条染色体组成初始种群

CalculateFitness(); //计算当前种群每条染色体的适应度

RankFitness(); //对染色体的适应度排序

KeepGoodChroms(); //另保存适应度最高的前 k 个染色体

WHILE NOT(Maximum Iteration) DO

IF(Possibility for CrossOver)

CrossOver(); //运用交叉操作

ELSE

Mutation(); //运用变异操作

IF(Possibility for ShortPathSeek)

ShortPathSeek(); //运用捷径寻找操作

IF(Possibility for ObstacleAvoidance)

FOR(Infeasible Paths)

ObstacleAvoidance(); //运用障碍避让操作

IF(Possibility for SmoothnessOptimization)

FOR(Feasible Paths)

SmoothnessOptimization(); //运用平滑优化操作

```
AddGoodChroms(); //把另保存的 k 个染色体加入当前种群
CalculateFitness(); //计算当前种群每条染色体的适应度
RankFitness(); //对染色体的适应度排序
DropBadChroms(); //删除适应度最差的后 k 个染色体
KeepGoodChroms(); //另保存适应度最高的前 k 个染色体
END WHILE
GetOptimalPath(); //选取当前种群中适应度最高的染色体
作为最优路径
END
```

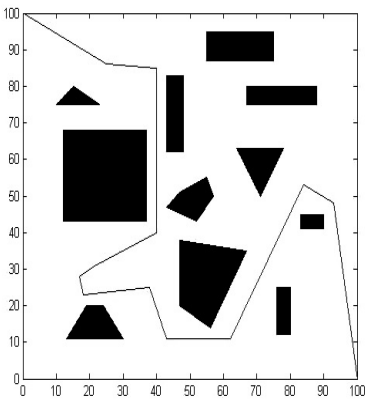


图 4 40 次迭代后最优路径

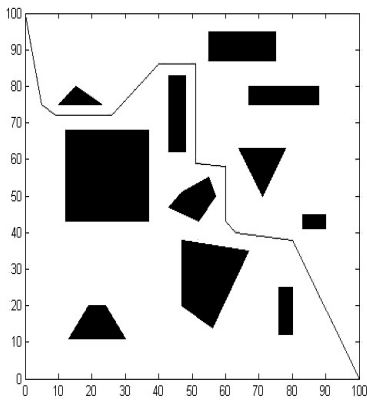


图 5 60 次迭代后最优路径

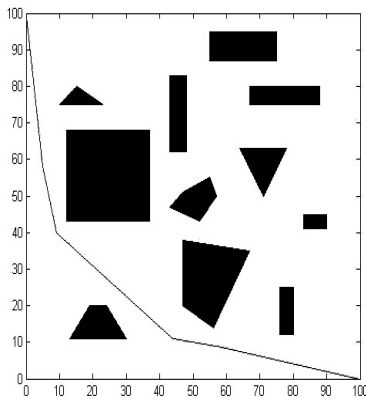


图 6 80 次迭代后最优路径

实验结果显示,此算法在静态地图环境中对于机器人的路径规划问题是有效的。算法随着迭代次数的增加,其最优线路的优化程度不断得到提高;同时,由于迭代次数的增加,算法计算量也随之增大,因此在实际应用中,必须根据需求,做到线路优化程度与运算时间之间的平衡。

7 结束语

文中以适应度作为评估机器人路径规划算法的优化程度标准,采用遗传算法的思想,除采取传统的交叉变异等基因操作之外,根据机器人路径规划的特点与实际需求,加入捷径寻找、障碍避让、平滑优化等基因优化操作符,优化了路径规划的算法,并提高了其效率和准确性。

在实际应用中,可根据具体需求,设置迭代次数,以实现效率和优化度的平衡。因此,文中所述的机器人路径规划算法是一种科学的、准确的、并符合实际的规划算法。

参考文献:

[1] 蒋新松. 机器人学导论[M]. 沈阳:辽宁科学技术出版社, 1993.

[2] 李 磊,叶 涛,谭 民,等. 移动机器人技术研究现状与

6 实验结果

设置各操作符的发生几率为:交叉(90%),变异(10%),捷径寻找(8%),障碍避让(8%),平滑优化(8%)。

在 Matlab 中测试算法的表现,其在迭代次数为 40,60 以及 80 的情况下,分别得到测试结果,如图 4 ~ 6 所示。

未来[J]. 机器人,2002,24(5):475-480.

[3] 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.

[4] 郝 博,秦丽娟,姜明洋. 基于改进遗传算法的移动机器人路径规划方法研究[J]. 计算机工程与科学,2010,32(7):104-107.

[5] 陈 刚,沈林成. 复杂环境下路径规划问题的遗传路径规划方法[J]. 机器人,2001,23(1):40-44.

[6] Latombe J C. Robot motion planning[M]. Boston, MA:Kulwer academic publishers,1991.

[7] 崔建军,魏 娟,刘 坤. 基于遗传算法移动机器人的路径规划研究[J]. 煤矿机械,2009,30(9):58-60.

[8] Sedighi K H, Ashenayi K, Manikas T W, et al. Autonomous local path planning for a mobile robot using a genetic algorithm [C]//Proc of CEC2004. [s. l.]:[s. n.],2004:1338-1345.

[9] Lozano-Perez T, Wesley M. An algorithm for planning collision-free paths among polyhedral obstacles[J]. Commun of the ACM,1979,22(10):560-570.

[10] 孙树栋,曲彦宾. 遗传算法在机器人路径规划中的应用研究[J]. 西北工业大学学报,1998,16(1):79-83.

[11] David E G. Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning[M]. Massachusetts: Addison-Wesley publishing company, Inc, 1989.

[12] 雷英杰,张善文,李续武. 遗传算法工具箱及应用[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,2005.

遗传算法在移动机器人路径规划中的应用

作者：[徐丁](#)，[朱擎飞](#)，[叶晓东](#)，[XU Ding](#)，[ZHU Qing-fei](#)，[YE Xiao-dong](#)

作者单位：[常州先进制造技术研究所, 江苏 常州, 213164](#)

刊名：[计算机技术与发展](#)

英文刊名：[Computer Technology and Development](#)

ISTIC

年，卷(期)：2013(11)

本文链接：http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfz201311029.aspx