

蚁群算法在机器人路径规划中的应用研究

刘砚菊 杨青川 辜吟吟

(沈阳理工大学信息科学与工程学院 沈阳 110168)

摘要 针对传统机器人路径规划方法无法保证寻找全局最优路径的问题,本文提出了一种基于蚁群算法求解机器人路径规划的方法。在此基础上构建了移动机器人路径规划模型,并通过 Visual C++6.0 进行仿真。结果表明该算法能够在动态和静态环境中迅速找到机器人的最优路径,与基于遗传算法的路径规划方法相比具有较大的优势。

关键词 机器人,路径规划,蚁群算法,遗传算法

Research of Ant Colony Algorithm for Mobile Robot Path Planning

LIU Yan-ju YANG Qing-chuan GU Yin-yin

(Info Science and Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang 110168, China)

Abstract According to the optimization problem of traditional path planning for robot, a path planning algorithm for robot based on ant colony algorithm is proposed in this paper. On this basis, a path planning model is build for the robot, and the algorithm is certificated by Visual C++6.0. The results indicate that the proposed algorithm can find the optimal path of robot rapidly both in dynamic and static environment, and possesses more merits than the path planning algorithm based on Genetic Algorithm (GA).

Keywords Robot, Path planning, Ant algorithm, Genetic algorithm

1 引言

路径规划是自主式移动机器人的一个重要组成部分,它的任务就是在具有障碍物的环境内,按照一定的评价标准,寻找一条从起始状态到达目标状态的无碰路径。

移动机器人在环境信息完全已知情况下的路径规划研究,已经趋于较为成熟的阶段,近年来,人们更多地重视动态环境下和存在不确定障碍的路径规划问题。国内外在移动机器人动态路径规划方面已经作了大量的研究工作,最常用的路径规划方法主要是势场法^[1]、删格法^[2]、神经网络^[3]、遗传算法^[4]等,这些方法虽然计算的实用性很强,便于机器人的动力学优化控制和实时路径规划,但却保证不了能够寻找到全局最优的路径。蚁群具有适应环境变化的能力,当蚁群的运动路径上突然出现障碍物时,蚂蚁能及时的重新找到最优路径。基于蚂蚁的这个能力,我们将蚁群算法应用于机器人的动态路径规划中。

2 蚁群算法的原理

蚁群算法就是对自然界中蚂蚁的寻食过程进行模拟而得出的一种模拟进化算法,它具有正反馈、并行性及适应环境等优点。根据仿生学家的长期研究发现:蚂蚁虽没有视觉,但运动时会通过在路径上释放出一种特殊的分泌物—信息素来寻找路径^[5,6]。当它们碰到一个还没有走过的路口时,就随机地挑选一条路径前行,同时释放出与路径长度有关的信息素。蚂蚁走的路径越长,则释放的信息量越小。当后来的蚂蚁再次碰到这个路口的时候,选择信息量较大路径的概率相对较大,这样便形成了一个正反馈机制。最优路径上的信息量越来越大,而其他路径上的信息量却会随着时间的流逝而逐渐

消减,最终整个蚁群会找出最优路径。可见,在整个寻径过程中,虽然单只蚂蚁的选择能力有限,但是通过信息素的作用使整个蚁群行为具有非常高的自组织性,蚂蚁之间交换着路径信息,最终通过蚁群的集体自催化行为找出最优路径。

3 基于蚁群算法的路径规划

3.1 问题的描述及定义

如果把城市道路网中的道路起始点、目标点和交叉路口等表示为节点,把道路表示为连接节点的弧,把道路的长度、通行时间和拥塞程度等属性表示为弧的权,那么道路网就可以被抽象成为一个带权的有向图。给定一个带权的有向图 $G=(U, \{E\})$,其中 V 是包含 n 个节点的节点集, E 是包含 h 条弧的弧集, $\langle i, j \rangle$ 是 E 中从节点 i 至 j 的弧, d_{ij} 是弧 $\langle i, j \rangle$ 的非负权值。设 s, t 分别为 U 中的起始点和目标点,则所谓的路径规划问题就是指在带权有向图 G 中,寻找从指定的起始点 s 到目标点 t 的一条具有最小权值总和的路径。

3.2 方法的描述

给定一个有 n 个节点的城市道路网的路径规划问题,我们可以把指定的起始点 s 假设为人工蚁群(以下简称为蚁群)的巢穴,把目标点 t 假设为要寻找的食物,则此路径规划问题就可以转化为蚁群寻找食物的路径寻优问题。假定人工蚂蚁(以下简称为蚂蚁)的数量为 m 只,则每只蚂蚁的行为要符合以下的规则:

- (1) 能够释放出两种类型的信息素:“食物”信息素和“巢穴”信息素;
- (2) 根据与当前节点相连接的各个路径上的信息素浓度和路径长度,以相应的概率来随机选择下一个节点;
- (3) 不再选择已经走过的节点为下一个节点,这可以通

过一个结构数组来实现;

(4) 在寻找食物时,通过“食物”信息素寻找下一个节点,同时释放“巢穴”信息素;

(5) 在寻找巢穴时,通过“巢穴”信息素寻找下一个节点,同时释放“食物”信息素;

(6) 按一定的路径长度释放相应的信息素浓度,并且所释放的信息素浓度会随着时间的推移而逐步减少,用 $\tau_{ij}(t)$ 来表示 t 时刻路径 (i,j) 上的信息素浓度,则 $t+1$ 时刻信息素浓度^[7]为:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t) \quad (1)$$

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t) \quad (2)$$

其中, ρ 表示信息素挥发系数,则 $1-\rho$ 表示信息素残留因子, ρ 值越大说明信息素浓度挥发的越慢,反之越快。为了防止信息的无限积累, ρ 的取值范围为: $\rho \in [0,1]$; $\Delta\tau_{ij}(t)$ 表示本次循环中路径 (i,j) 上的信息素增量,初始时刻 $\Delta\tau_{ij}(0) = 0$, $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ 表示第 k 只蚂蚁在本次循环中留在路径 (i,j) 上的信息量。

本文采用的是 ant-quantity 算法^[7]来实现 $\Delta\tau_{ij}^k$ 的算法,

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \frac{Q}{d_{ij}}, \text{若第 } k \text{ 只蚂蚁在 } t \text{ 和 } t+1 \text{ 之间经过 } (i,j) \quad (3)$$

其中, Q 是一个常量,用来表示每只蚂蚁所释放的信息素总量, d_{ij} 表示节点 i 和节点 j 之间的路径长度。

定义在 t 时刻位于节点 i 上的第 k 只蚂蚁选择节点 j 作为下一个目标节点的状态转移概率为 P_{ij}^k ^[7]。

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{jk}(t)]^\beta}{\sum_{s \in allowed_k} [\tau_{is}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{sk}(t)]^\beta}, & \text{if } j \in allowed_k \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (4)$$

其中, $allowed_k = \{C - tabu_k\}$ 表示蚂蚁 k 下一步允许选择的节点。 $\eta_{jk}(t)$ 表示节点 i 转移到节点 j 的启发信息,本文取 $\eta_{jk}(t) = \frac{1}{d_{ij}}$ 。参数 α 和 β 分别用来控制信息素浓度和启发式信息的相对重要程度。

参数 $m, \rho, Q, \alpha, \beta$ 的最佳组合由实验确定。

3.3 求解步骤

1) 产生初始时刻的蚂蚁种群移动路径。

2) 信息素的调整:对所产生的每一条可行移动路径,分别计算路径的长度和所对应信息素的增量,再采用信息素更新公式(1),对路径上各点所对应的信息素进行更新。

3) 对产生的每一可行路径与记录的目前最短路径进行比较,如果路径长度更小,则用该路径替换最短路径,对路径上所有点的信息素也根据第2)步中的方法进行更新。如果当前时刻已达到预先设定的终止时刻,则跳转到第5)步。

4) 下一时刻蚂蚁路径的产生:按公式(4)计算所有未走过的节点的概率,并按此概率随机选择下一个节点,产生由起点到终点的可行路径,并跳转到第2)步。

5) 算法结束:将当前路径作为最短路径输出。

3.4 动态路径规划

在实际的路径规划问题中,用户不仅需要出发前寻求一条从起始点到目的地之间的最佳路线,而且还需要在机器人的行驶过程中,随时接收路况信息,并动态地调整当前所在位置到目的地之间的最佳路线,这就是动态路径规划所要解

决的问题。动态路径规划的流程如图1所示。

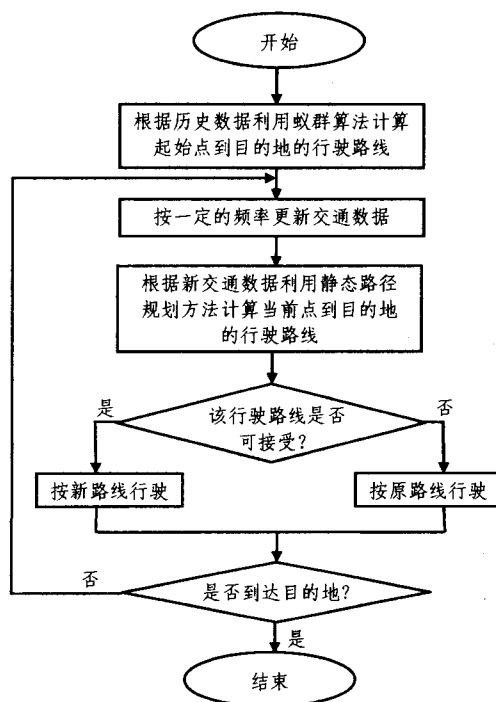


图1 动态路径规划流程图

1) 机器人根据行驶前接收到的交通数据利用蚁群算法计算起始点到目的地的行驶路线;

2) 按照一定的频率进行交通数据的更新;

3) 根据实时交通数据以蚁群算法重新计算当前点到目的地之间的行驶路线;

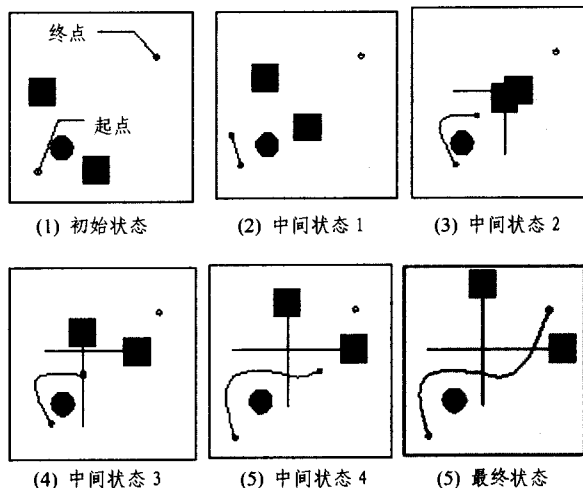


图2 动态路径规划仿真结果

4) 若计算得到的行驶路线与原来的行驶路线不同,并且新路线的通行时间比原路线的通行时间要少到用户可接受的程度(如至少节省10%的通行时间),那么新的行驶路线可被接受,车辆按新的路线行驶;否则,仍维持原路线行驶;

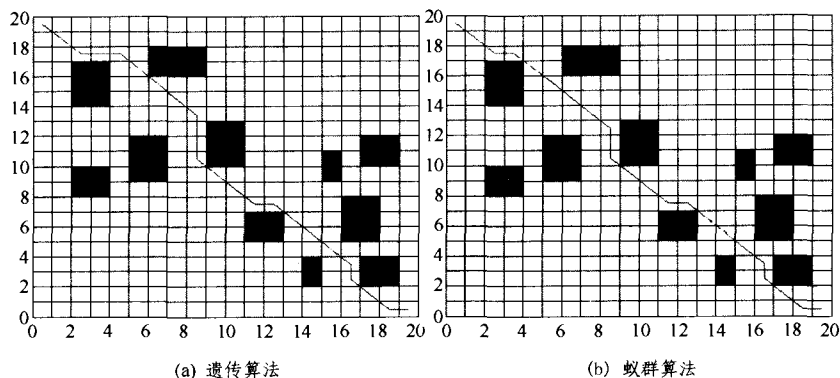
5) 循环以上过程直至车辆到达目的地为止。

4 仿真结果

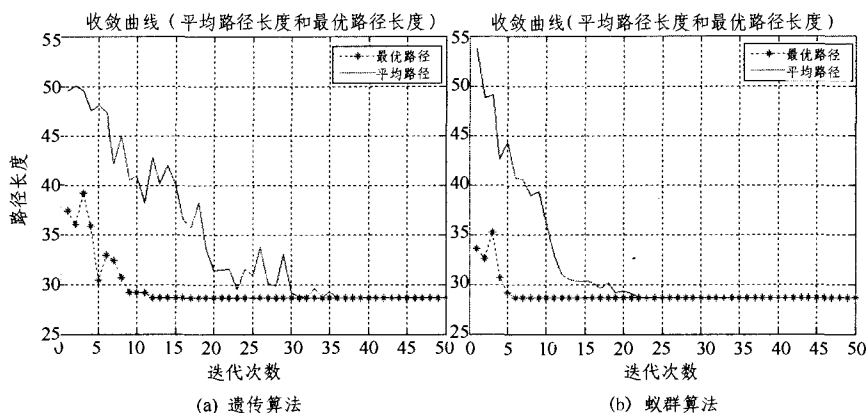
为了验证本文算法在动态路径规划中的正确性和有效

性,在 Visual C++6.0 仿真环境下对算法进行了仿真实验。图 2 显示的是动态避障的仿真结果,其中方块表示动态障碍物,假设其做匀速运动,圆表示静态障碍物,该路径是采用上述方法进行的路径规划,经过一定代数的蚁群算法后寻找到

的一条从起点到达终点的最优路径。该仿真结果是根据 50 次路径规划运算的统计,找到最优路径所用的平均迭代次数为 15 代。



(1)最优路径的比较



(2)收敛曲线比较

图 3 与遗传算法在静态路径规划中的仿真比较

图 3 则显示了本文算法与基于遗传算法的静态路径规划仿真结果。其中,图(1)为最优路径的比较,图(2)为收敛曲线的比较。通过多次实验,基于遗传算法得到的最优路径长度为 28.8450,收敛迭代次数为 6;基于本文所提出的路径规划方法得到的最优路径长度为 28.6240,收敛迭代次数为 12。通过比较可以看出,基于本文所提出的方法所得到的最优路径长度跟基于遗传算法得到的差不多,但是收敛的迭代次数明显小于遗传算法,即搜索路径的时间上至少可以节约 5% 的时间。综上所述,可以看出本文提出的路径规划方法在动态路径规划和静态路径规划上都要优于基于遗传算法的路径规划方法。

结束语 本文提出了基于蚁群算法的机器人路径规划方法,并通过 Visual C++ 6.0 对该算法进行了仿真验证,仿真结果显示,本文提出的算法是正确和有效的,在动态和静态路径规划问题上具有较好的实用性。但是,障碍物运动状

态更复杂的情形以及实际环境中的一些不确定因素如摩擦力、机器人的结构限制等没有考虑进去,还有待进一步研究和解决。

参考文献

- [1] 张乐杰,杨国胜,侯增广,等. 基于融合和人工势场的自主移动机器人路径规划研究[J]. 山东大学学报,2005,3(35):28-31
- [2] Kehtarnavaz N, Grisworld, Lee J. Visual control for an autonomous vehicle (BART)-the vehicle following problem[J]. IEEE Transaction on Vehicular Technology, 1991, 40(3): 654-662
- [3] Fierro R, Lewis F L. Control of a nonholonomic mobile robot using neural networks[J]. IEEE Transaction on Neural Networks, 1998, 9(4): 589-600
- [4] 刘国栋,谢宏斌,李春光. 动态环境中基于遗传算法的移动机器人路径规划的方法[J]. 机器人, 2003, 4(25): 327-330