

文章编号: 1005-0523(2008)06-0073-05

全局路径规划中基于改进可视图法的环境建模

李善寿^{1,3}, 方潜生^{1,3}, 肖本贤², 齐东流²(1. 安徽建筑工业学院 电子与信息工程学院, 安徽 合肥 230022; 2. 合肥工业大学 电气与自动化工程学院, 安徽 合肥 230009;
3. 安徽省智能建筑重点实验室, 安徽 合肥 230022)

摘要: 主要针对静态已知环境下的全局路径规划作了研究, 在切线图 and Voronoi 图的基础上, 考虑安全性与路径最优化, 论文采用一种改进的可视图法建立环境模型和确定 AGV 向目标点运动的有效路径. 与传统的可视图法把障碍物的顶点作为图的节点、把障碍物的边作为弧相比, 这种改进的方法把障碍物顶点连线的中点作为节点, 把这些节点间的某些边线作为弧. 最后使用遗传算法进行全局路径规划, 并对规划出的各节点采用十进制任意编号, 把路径编码成定长的十进制染色体串, 通过 MATLAB 仿真, 结果证明了该方法的可行性.

关键词: 全局路径规划; 改进可视图法; 遗传算法; 定长十进制编码; 仿真
中图分类号: TP24, TP273 **文献标识码:** A

AGV 的路径规划对于保证其安全航行有着重要意义, 多年来一直受到研究工作者的重视, 也一直是机器人学中的研究热点之一. 它研究的是在有障碍物的环境中, 如何为机器人寻找从起点到目标点避开障碍的合理、有效的路径^[1].

路径规划的第一步就是要建立适当的环境模型. 建模的方法有很多, 如栅格法、顶点图像法、广义锥法等, 这些方法在路径规划时可得到精确解, 但模型建立与更新的计算量相当大, 实际应用当中存在不小困难. 而采用链接可视图法建立的 AGV 工作空间模型会大大减少建模的复杂性^[2], 且能够得到优化路径. 因此, 这里对 AGV 在静态已知环境下进行全局路径规划时, 采用该方法进行环境建模. 首先, 对环境空间作如下假设: (1) AGV 在二维平面环境中运动, 不考虑高度信息; (2) 用多边形来描述环境的边界及障碍物轮廓; (3) 把障碍物径向扩张, AGV 缩成一个点. 最终在存在扩张了的障碍物的地图上, 可以规划出点 AGV 的路径.

1 链接可视图的概念

在静态已知的全局路径规划中, 障碍物位置已知, AGV 与障碍物共同模型组成地图, 一般有地图的全局路径规划称为基于模型的路径规划. 在基于模型的全局路径规划中, 用所谓图的数据结构表示地图, 如图 1. 图中节点表示 AGV 的位置, 弧表示两个位置间的移动. 在图上给出距离、工作量或时间等, 把希望的最佳值作为费用赋予弧上. 能在两个方面移动的用无向弧, 否则用有向弧. 一个障碍物顶点到其它障碍物顶点之间的连线称为链接线, 链接线不与任何障碍物相交. 传统的链接可视图法可归纳为 3 个步骤: (1) 用直线划分自由空间为多边形区域; (2) 将所有障碍物的顶点和 AGV 的起始点及目标点用直线相连, 把这些顶点、起始点、目标点作为节点, 把他们的连线作为弧; (3) 对这些弧加上权值.

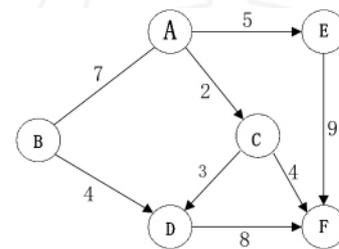


图 1 用节点和弧表示图

收稿日期: 2008-08-31

基金项目: 安徽省自然科学基金资助项目(070414176)

作者简介: 李善寿(1979-), 男, 安徽金寨人, 讲师, 研究方向为嵌入式系统.

常用的图有切线图与 Voronoi 图. 切线图是管理从起始节点 n_s 到目标节点 n_g 的最短路径; Voronoi 图是连接节点的安全路径, 即管理尽量离开障碍物的路径. 图 2、图 3 分别表示切线图与 Voronoi 图. 在切线图上虽然可选择 n_s 到 n_g 的最短路径, 但 AGV 几乎接近障碍物行走, 即切线图是把障碍之间的切线图形化得到的; 它用节点表示切点, 用弧线表示连接两切点的路径, 这时弧上可附加两端点间距离作为费用. Voronoi 图可选择从 n_s 到 n_g 的安全路径, AGV 能够在离障碍物足够远的路径上行走; 即 Voronoi 图可用弧表示距两个以上障碍物和墙壁表面等距离的点阵, 用节点表示它们的交叉位置. 这时, 弧费用可用连接节点点阵距离给出.

对于切线图, 如果在控制过程中产生位置误差, AGV 碰撞障碍物的可能性会高; 对于 Voronoi 图即使产生位置误差, AGV 也不会碰撞障碍物, 但会增加距离.

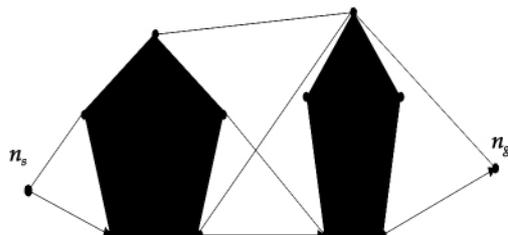


图 2 切线图

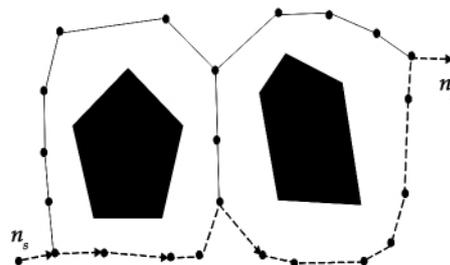


图 3 Voronoi 图

2 环境模型的建立

考虑安全性与路径最优化, 论文采用一种改进的可视图法. 与传统的可视图法把障碍物的顶点作为图的节点、把障碍物的边作为弧相比, 这种改进的方法则把障碍物顶点连线的中点作为节点, 把这些节点间的某些边线作为弧. 与切线图相比, 这种方法虽然从起始点到目标点的路径有些加长, 但即便误解了自己的位置, 偏离了规定的路径, 也可避免碰撞障碍物; 与 Voronoi 图相比, 其路径又有所减小. 改进后的方法如下:

(1) 作各障碍物的链接线;

(2) 删去多余的链接线, 使链接线与边界、障碍物边线围成的每一个自由空间均是凸多边形, 且凸多边形面积最大;

(3) 链接线的中点作为 AGV 的路径点(即为节点), 考虑可能存在的路径, 连接这些节点, 从而形成节点间的弧;

(4) 增加起始点和目标点, 并将它们作为新的节点, 考虑它们与其他节点间若可能存在弧, 则把它们连接起来;

(5) 对弧加上权值(一般假设 AGV 作匀速运动, 把路径长度作为其权值).

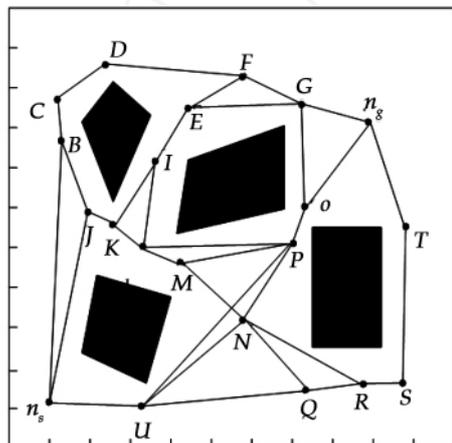


图 4 AGV 工作空间链接图

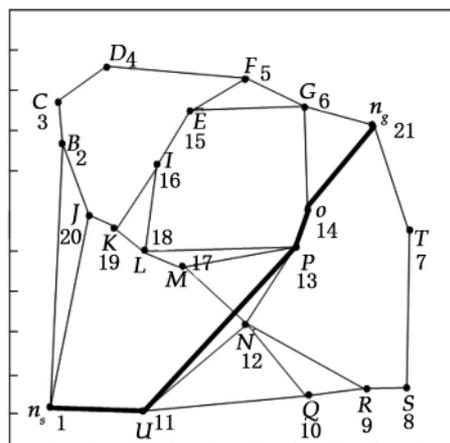


图 5 路径规划结果

对于图4所示含有障碍物的AGV工作空间,经过上述算法处理后,得到图5.图中,黑色表示障碍物 n_s ,为起始点 n_g 为目标点.对于静态已知环境,用此方法建立环境模型后,AGV路径规划的任务就是在所有有效路径中寻找一条最短的无碰路径.

3 基于遗传算法的全局路径规划

3.1 遗传算法简介

遗传算法中,将 n 维决策向量用 n 个记号 $X_i(i=1, 2, \dots, n)$ 所组成的符号串 X 来表示: $X = X_1 X_2 \dots X_n \Rightarrow X = [X_1 X_2 \dots X_n]^T$.把每一个 X_i 看作一个遗传基因,其所有可能取值称为等位基因,这样, X 就可看作是由 n 个遗传基因所组成的一个染色体且染色体的长度是固定的.每个染色体称之为遗传的一个个体,个体的适应度与 X 的目标函数值相关联, X 越接近于目标函数的最优点,其适应度越大.

遗传算法的运算对象是由 M 个个体所组成的群体,其运算过程是一个反复迭代过程,第 t 代群体记做 $P(t)$,经过一代遗传和进化以后,得到 $t+1$ 代群体,记做 $P(t+1)$.这个群体不断的经过遗传和进化操作,按照优胜劣汰的规则将适应度较高的个体更多的遗传到下一代,这样最终在群体中将会得到一个优良的个体 X ,它就是问题的最优解 X^* .遗传算法的运算过程如图6.

3.2 AGV全局路径规划算法步骤

由于遗传算法在寻求全局最优解方面的高效性,这里将其引入到AGV全局路径规划中^[3,4],采用定长十进制编码机制^[5,6]对路径进行编码,并给出了相应此编码的遗传算法中控制参数及遗传操作算子的设置,主要由以下几个步骤组成.

(1) 编码

用遗传算法求解任何优化问题,关键的步骤是对问题的潜在解进行编码.二进制编码类似于生物染色体的组成,从而算法易于用生物遗传理论解释.但对于高维优化问题,二进制编码串太长,而导致算法的搜索效率降低,同时位串结构毕竟不是问题潜在解的直接表示.因此,对于待求解问题的变量是实数的情况,可直接采用十进制编码,它能保证直接在解空间进行遗传操作,便于引入问题领域相关的启发式信息以增加遗传算法的搜索能力.基于此,论文采用如下定长十进制编码.

首先,将AGV所处环境中的障碍物表示成多边形的形式,设所有节点总数为 n (这里 $n=21$),然后对所有节点用十进制进行任意编号,取值为 $[1, n]$ 之间的整数,继而将AGV的路径编码成长度为 n 的十进制染色体串.串中非0位上的十进制整数值表征AGV的路径经过了环境中相应编号的节点,各非0位在串中的顺序即相应编号的顶点在路径中的顺序,为避免路径经过重复的顶点,在同一串中非0值不允许重复.

(2) 初始解群的产生

众所周知,进化群体的大小会影响遗传算法的收敛性,本算法中,令初始种群由 $P=20$ 个个体组成.如图5所示,AGV的初始路径产生过程为:从起始点出发,随机选取与起始点相邻的一个点作为下一路径点,如此反复,直到找到终点为止.在一条路径的产生过程中,为避免产生重复路径,规定当一个路径点选中以后,随后的随机选点操作将忽略该点,即认为该点与其它点的边长为无穷远.为编码方便,规定起始点为第一点,目标点为终点,依据上述编码方法,所有经过节点数之和最大为 n ,如不足在串中以0值填充. AGV的初始路径集表示为: $R = \{R_1, R_2, R_3, \dots, R_{20}\}$.

(3) 适应度函数定义

遗传算法中,个体适应度的大小决定该个体被遗传到下一代群体中的概率,适应度函数的选择在遗传算法中是相当重要的,它是引导遗传算法问题最优解逼近的关键因素,其选取直接影响遗传算法的计算效率和时间.在AGV路径规划研究中,考虑要求AGV从起始点出发并以较短的时间绕过障碍物,最后到达终点,因此这里的适应度函数取路径长度的倒数.

设 R 中个体 R_i 路径长度为 $L(R_i)$,将每条路径的长度倒数作为其适应值,适应函数 $f(R_i) = 1/L(R_i)$.适应值大的保留,适应值小的淘汰.路径越长,适应值越小.

(4) 复制(选择)

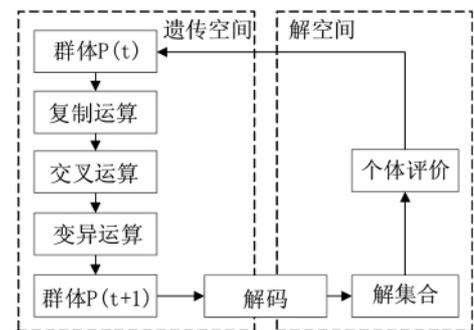


图6 遗传算法示意图

复制是根据个体的适应值决定哪些个体进入下一代,这里采用“轮盘选择法”。基本思想是:根据各个体适应值大小与全部个体适应值之和的比值,确定各个体被选择进入下一代的概率,适应值越大进入下一代的可能性就越大。具体作法是:将所有个体的适应值之和看作一个轮盘,每个个体根据其适应值的大小划分在轮盘中所占据的范围,然后,旋转轮盘,当轮盘停下时,指针所对应的个体被选中,完成一次选种。不断旋转轮盘和选种,直到选择到所需要的个体数。整个过程分概率计算和选择两部分。

概率计算过程可分为四个步骤。

步骤1 计算每个个体的适应值

$$fit(R_i) = f(R_i); i = 1, 2, \dots, P$$

步骤2 计算种群中所有个体的适应值之和

$$sum = \sum_{i=1}^P fit(R_i)$$

步骤3 计算每个个体的选择概率

$$p_i = \frac{fit(R_i)}{sum}; i = 1, 2, \dots, P$$

步骤4 计算每个个体的累积概率

$$q_i = \sum_{j=1}^i p_j; i = 1, 2, \dots, P$$

选择过程可分为两个步骤:

步骤1 在[0, 1]区间产生一个均匀分布的随机数 r 。

步骤2 若 $r \leq q_1$, 则选择第一个个体 R_1 ; 否则选择第 k 个个体 R_k , 使得 $q_{k-1} < r \leq q_k$ 成立。

该选择方法可保证适应度较大的一些个体能被保留在下一代群体中,且操作简单。

(5) 交叉

交叉又分为单点交叉和重合点交叉两种方式。

单点交叉是指在个体编码串中只随机设置一个交叉点,然后在该点相互交换两个配对个体的部分染色体。本文不指定交叉点的位置是同一位置,也就是说交叉点不必在同一位置上。在路径 R_A 中随机选择交叉点 $i_1 = rand[1, n]$, 在路径 R_B 中随机选择交叉点 $i_2 = rand[1, n]$ 互相交换之后的路径部分,得到两个新的路径个体。

重合点交叉是指对随机选取的两个个体,选择路径中节点序号完全相同的点进行交叉操作(不含起始点和目标点),当重合点多于一个时,随机选择其一进行交叉,当无重合点时,不进行交叉操作。由于常规交叉可能产生间断路径,而重合点交叉不会产生新的断点,为此本文采用重合点交叉。

(6) 变异

采用均匀性变异,即在父代个体中随机选择一位,然后在定义区间[1, n]内均匀产生一个新的整数来替代该分量,变异后产生的后代个体中若有重复顶点存在,也是只保留该顶点在个体中第一次出现的位上的位置,而相应的其它位置为0。

(7) 终止条件

当适应函数值的最小值不再变化或进化到一定代数,算法结束。

4 仿真

在 MATLAB 上对 AGV 进行路径规划^[7],采用的环境模型如图 5 所示,起始位置为(2, 2),目标点位置为(18, 16)。仿真时选择交叉率 $p_c = 0.1$,变异率 $p_m = 0.1$,初始种群数 $P = 20$ 。约迭代 100 代后,得最优路径编码为:1, 11, 13, 14, 21; 即图 5 中的粗线:

$n_s \rightarrow U \rightarrow P \rightarrow O \rightarrow n_g$, 对应十进制编码为:

[1 11 13 14 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 21]。

在仿真过程中,当初始种群数 P 值取的越大,求得最短路径所需迭代代数越小,因为在随机选取初始种群时,种群数越大,取得最短路径的可能性亦越大。交叉与变异率取值不宜过大,因为在进行环境建模时,已经确定了有效路径,当交叉率、变异率大时,产生无效路径的可能性也大,获得最短路径所需迭代代数也会增

多.

5 结论

通过将 AGV 所处环境中的障碍物表示成多边形的形式,用改进方法规划出 AGV 可以经过的节点,并对规划出的各节点用十进制任意编号,把路径编码成定长的十进制染色体串,染色体串长度为所有节点个数之和.此定长十进制编码机制的优点表现在,首先个体是定长的,不需设计特殊的遗传操作算子;其次此实数编码,是最优路径潜在解的直接表示,避免了解码,克服了变长编码及其它定长二进制编码机制需特殊遗传操作算子和特殊解码的缺陷,算法简单有效并具有很好的通用性.

参考文献:

- [1] Atsushi Fujimori, Peter N Nikiforuk, Madan M Gupta. Adaptive navigation of mobile robots with obstacle avoidance [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1997, 13(4): 596-602.
- [2] Matthieu Neus, Salah Maouche. Motion planning using the modified visibility graph [C]. Tokyo: IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 1999. 651-655.
- [3] Yanrong Hu, Simonx Yang. A knowledge based genetic algorithm for path planning of a mobile robot [C]. New Orleans, USA, LA: IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2004 (5): 4350-4355.
- [4] Ahmed Elshamli, Hussein A Abdullh, Shawki Areibi. Genetic algorithm for dynamic path planning [C]. Canadian: IEEE Electrical and Computer Engineering Conference, 2004 (2): 0677-0680.
- [5] 蔡自兴, 彭志红. 一种新的路径编码机制在移动机器人路径规划中的应用 [J]. 机器人, 2001, 23(3): 230-233.
- [6] 孙树栋, 林茂. 基于遗传算法的多移动机器人协调路径规划 [J]. 自动化学报, 2000, 26(5): 672-676.
- [7] 齐东流. 基于智能控制的 AGV 路径规划研究 [D]. 合肥: 合肥工业大学电气工程学院, 2006.
- [8] 徐凤生, 李天志. 所有最短路径的求解算法 [J]. 计算机工程与科学, 2006, 28(12): 83-84.

Environment Modeling in Global Path Planning Based on Modified Visibility Graph

LI Shan_shou^{1,3}, FANG Qian_sheng^{1,3}, XIAO Ben_xian², QI Dong_liu²

(1. School of Electronics and Information Engineering, Anhui University of Architecture, Hefei 230022, China; 2. School of Electrical and Automation Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China; 3. Key Laboratory of Intelligent Building of Anhui Province, Hefei 230022, China)

Abstract: Based on tangential graph and Voronoi graph, a method for global path planning is analyzed for static and known environment. Considering security and path optimization, a modified visibility graph method is used to establish environment model and determine valid path to destination for AGV (Automated Guided Vehicles). By contrast with traditional visibility graph in which obstacle peak is regarded as graph node and obstacle border serves as arc, this modified method regards the connection midpoint between obstacle peaks as node and regards some sidelines between these nodes as arc. Finally, genetic algorithm is used for global path planning, random decimal numbering is adopted for these planning nodes, and path is coded fixed length decimal chromosome string. AGV global path planning simulation is carried out in the environment with static known obstacle by MATLAB, and the simulation result indicates that the method is feasible.

Key words: global path planning; modified visibility graph; genetic algorithm; fixed length decimal coding; simulation

(责任编辑:周尚超)