

基于可视图的移动机器人路径规划

许斯军 曹奇英

(东华大学计算机科学与技术学院 上海 201620)

摘 要 主要针对静态已知环境下的全局路径规划作了研究,在切线图的基础上,考虑安全性与路径最优化。采用一种改进的可视图法建立环境模型和确定机器人向目标点运动的有效路径。首先,使用切线图法对自由空间进行可视图法建模;其次,在可视图法建模的基础上,使用目标导向启发函数求解出一系列通路径;再次,应用遗传算法对这一系列通路径进行优化迭代计算。程序实现结果表明,由于目标导向函数的引入,不但求解迭代次数有所减少,而且所规划出的路径质量有所提高。

关键词 机器人 路径规划 最短路径 遗传算法

A VISIBILITY GRAPH BASED PATH PLANNING ALGORITHM FOR MOBILE ROBOT

Xu Sijun Cao Qiying

(School of Computer Science and Technology, Donghua University, Shanghai 201620, China)

Abstract A study has been made mainly aiming at the global path planning in static and known environment. Considering the security and path optimisation, based on tangential graph a modified visibility graph method is used to set up the environment model and to determine the valid path for robot moving to destination. First, by using the tangential graph method the visibility graph is modelled on free space. Secondly, based on modelling the visibility graph, a series of paths are generated by the goal-oriented heuristic function. Thirdly, the optimised iterative computation is executed on these paths with genetic algorithm. Program realisation results prove that, because of the introduction of the goal-oriented function, the number of iteration computation is decreased and the planned path qualities are getting better.

Keywords Robot Path planning Shortest path Genetic algorithm

0 引 言

路径规划技术是机器人研究领域中的一个重要分支。所谓机器人的最优路径规划问题,就是依据某个或某些优化准则(如工作代价最小、行走路线最短、行走时间最短等),在其工作空间中找到一条从起始状态到目标状态的能避开障碍物的最优路径。

机器人路径规划是机器人应用中的一项重要技术,例如,在执行装配、焊接及抢险救灾等任务时,采用良好的机器人路径规划技术可以节省大量机器人作业时间、减少机器人磨损,同时也可以节约人力资源、减小资金投入,为机器人在多种行业中的应用奠定良好的基础。将遗传算法、模糊逻辑以及神经网络等方法相结合,可以组成新的智能型路径规划方法,从而提高机器人路径规划的避障精度,加快规划速度,满足实际应用的需要。同时,多机器人协调作业环境下的路径规划技术也将是研究的热点及难点问题,越来越受到人们的重视,因此,这将是一个有意义的研究课题^[1]。

本文提出一种基于可视图的移动机器人路径规划的方法,该方法在对自由空间进行可视图建模的基础上,先使用目标导向启发函数找出有效路径,然后再使用遗传算法来优化,得到较优的行走路径。其染色体编码方法保证不会产生无效路径,从而大大地简化了问题,使得仅使用简单遗传算法就可解决路径规划问题。

连续空间模型假设:

- (1) 假设机器人工作空间可用二维平面图形表示。
- (2) 工作空间中障碍物的位置和大小已知,且在机器人运动过程中,障碍物的位置和大小不发生变化。
- (3) 移动机器人在二维平面环境中运动,不考虑高度的信息。
- (4) 机器人用点来表示,即所谓“点机器人”,障碍物的形状都为凸多边形,机器人可以沿着障碍物的边缘行走。
- (5) 当机器人处于某个障碍物的顶点时,假设机器人所能看到的所有障碍物的顶点信息(即顶点的坐标)是已知的。

1 环境模型建立

1.1 自由空间的可视图法建模

可视图法对自由空间建模过程是:

首先,在自由空间中,放入若干个位置和大小都已知的障碍物。

其次,点 P 的可视点 a 定义为连接 P 与障碍顶点 a 的线段不与所有障碍物相交。由起点 P 开始求其所有可视顶点。

再次,由这些顶点求其对应的可视顶点,一直求到终点,得到一个由可视边(由相邻两可视顶点构成的边为可视边)构成

收稿日期:2009-10-29。许斯军,硕士,主研领域:嵌入式系统应用技术。

的网络。

例如,如图1所示含有障碍物的规划空间,经过上述建模过程处理后,可得到图2所示的可视图网络。图中,阴影所示为障碍物, S 为起点, E 为终点。



图1 含有障碍物的规划空间

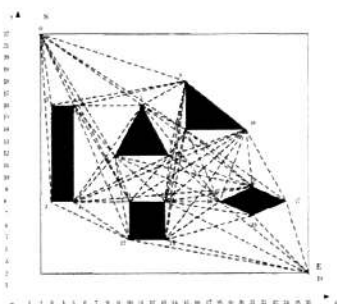


图2 链接图

1.2 连续空间的路径规划方法

经过上述自由空间建模之后,机器人路径规划问题转化为网络图的最短路径问题,利用现有的数学定理:在平面障碍为多边形的情况下,最短路径一定是一条由起点经过各可视障碍顶点到达终点的一条折线。根据这个数学定理,可以有如下求解最短路径思路:

第一步, n 个机器人同时从始点出发,利用目标导向启发函数搜索下一个将要到达的障碍顶点,一直搜索到目标点为止。

第二步,利用遗传算法对生成的 n 条路径进行优化。从而得出最优或较优路径。

2 遗传算法的描述与实现

2.1 遗传算法的基本原理与问题定义

遗传算法受 Darwin 的进化论和 Mendel 的遗传学理论的启发,是模拟生物进化过程与机制求解问题的自适应人工智能技术。它的核心思想源于这样的基本认识从简单到复杂、从低级到高级的生物进化过程。本身是一个自然的、并行发生的、稳健的优化过程,这一优化过程的目标是达到对环境的自适应性,而生物种群通过“优胜劣汰”及遗传变异来达到进化的目的。

为了叙述方便,作出如下约定和定义。

定义1 $Set_{robot} = \{1, 2, \dots, k, \dots, m\}$ 表示机器人的集合, $k \in Set_{robot}$ 表示机器人 k ,其中, m 为机器人的总数量。

定义2 机器人 k 在任意时刻所处的顶点位置为 p , $\forall p$ 在图2的链接图上都有确定的坐标 (x, y) ,机器人 k 在 t_i 时刻处于某顶点的位置为 $p(x_i(t_i), y_i(t_i))$,记为 $p(t_i)$ 。

定义3 任意两顶点间的距离指两顶点间的连线长度,记为 d_i 。

作 $d(v_i, v_j), i, j \in V$,在可视图中的连线则称一个边 *Edge*,边长记作 d_i 。

$$d(v_i, v_j) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (1)$$

定义4 连接顶点 v_i 与障碍物顶点 v_j 的线段不与所有障碍物相遇,则称 v_j 是 v_i 的可视顶点; v_i 的可视顶点集合称为机器人 k 在 v_i 处的可视域,记作 $VR_k(v_i(x_i, y_i))$ 。

定义5 设 t_i 时刻,机器人 k 处于顶点 $v_i, FR_k(v_i) = \{v | v \in VR_k(v_i(x_i, y_i)), \text{且 } v \notin tabu_k\}$ 称 t_i 时刻机器人 k 在 VR_k 的可行域;令 $tabu_k = \{p(t_0), p(t_1), \dots, p(t_i)\}, t_0 < t_1 < \dots < t_i$,为机器人 k 从 t_0 到 t_i 时刻已走的顶点位置的集合;对于 t_{i+1} 时刻,若 $\forall p(t_{i+1}) \in VR_k(p(t_i))$ 且 $\forall p(t_{i+1}) \notin tabu_k$,则称 $\forall p(t_{i+1})$ 为 t_{i+1} 时刻的可行点。

$tabu_k$ 中各位置点的连线称为 v_i 到 v_e 的通道,记作 $path^k(v_i, v_e)$,通道的长度记作路程 L ,由公式(2)计算。很显然, $tabu_k$ 是机器人 k 已走顶点的集合,它随机器人 k 的行走而动态调整。按该定义,这些位置不允许再走,因此,称 $tabu_k$ 为禁忌表^[2,3]。

$$L = \sum_{n=0}^i d(p(t_n), p(t_{n+1})) \quad (2)$$

其中, $p(t_{n+1})$ 是 $p(t_n)$ 的可视点。

定义6 目标导向启发函数的数学描述就是给出目标导向启发概率,具体定义为:设顶点 v_i 的可视顶点有 n 个,这 n 个顶点与顶点 v_i 连线的斜率,分别记为: k_1, k_2, \dots, k_n ,设顶点 v_i 与终点 E 连线的斜率为 k ,为位于顶点 i 的机器人选择顶点 v_j 为下一顶点的目标导向启发概率:

$$\eta_{ij} = \frac{|k_j - k|}{\sum_{i=1}^n |k_i - k|} \quad (3)$$

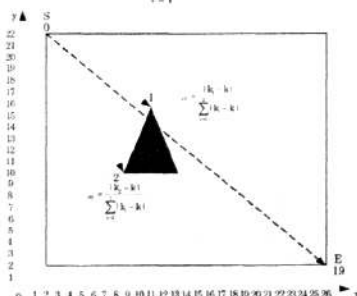


图3 目标导向启发函数

根据以上的原理和定义,机器人路径规划的遗传算法描述如下:先由起点开始求其所有可视顶点,再由这些顶点求其对应的可视顶点,一直求到终点,得到一个由可视边(由相邻两可视顶点构成的边为可视边)构成的网络,再按照目标导向启发函数生成一系列通路,然后,再对这一系列通路用遗传算法进行优化。

2.2 个体编码方法

由于本文的顶点编号都为整数,所以,本文采用整数编码方法。在本文中,起点编号和终点编号是固定的,中间路径的生成方法如下:

(1) 初始化 将 m 个机器人放置在出发点 v_0 ,并将出发点设置到禁忌表 $tabu_k (k = 1, 2, \dots, m)$ 中。

(2) $\forall k$,以当前所处顶点为始发点,按目标导向启发函数选择并走到下一顶点 $v_j, v_j \in FR_k(v_i), v_j \notin tabu_k$ 顶点选择如下: 设顶点 v_i 的可视顶点有 n 个,这 n 个顶点与顶点 v_i 连线的斜

率,分别记为: k_1, k_2, \dots, k_n ,设顶点 v_i 与终点 E 连线的斜率为 k_i 。首先,分别计算出顶点 v_i 与 n 个可视点间的目标导向启发概率 η_i ;其次,对于这 n 个顶点所对应的 n 个目标导向启发概率中选择概率数值最小的所对应的顶点作为机器人所选择的下一个顶点。

按照这种方法, m 个机器人可找到 m 条通路径,对这 m 条通路径用遗传算法进行优化,从而得到机器人在工作空间中的最优或近似最优的行走路径。

每个个体是由若干顶点号所组成的路径序列。例如机器人 k 找到的一条可通路径为:

$$path^k(v_0, v_{19}) = [v_0, v_2, v_5, v_9, v_{16}, v_{19}]$$

2.3 适应度函数

个体适应度评价函数直接影响到遗传算法的计算效率。

假设个体表示为: $p_0, p_1, p_2, \dots, p_{n-1}$,其中, $p_0 = S$ 为路径起点, $p_{n-1} = E$ 为路径终点。

选取如下所示的个体适应度评价函数:

$$F = \sum_{i=0}^{n-2} d(p_i, p_{i+1}) \quad (4)$$

分别计算每个个体的相邻两个顶点之间的距离,并且累加起来。数值越小表示路径越短,即个体被遗传的概率越大。

2.4 遗传算子设计

2.4.1 选择算子

本文采用比例选择算子,使个体按照与适应度成正比的概率向下一代群体繁殖。选择运算(又称复制运算)把当前群体中适应度较高的个体传到下一代群体中。其具体操作过程是:

第一步,计算出群体中所有个体的适应度的总和 $\sum F_i$;

第二步,计算出每个个体被遗传到下一代群体的被选择概率: $1 - F_i / \sum F_i$,即每个个体被选择的概率区域为 $[0, 1 - F_i / \sum F_i]$;

第三步,随机产生一个 $[0, 1]$ 之间的小数,并且随机选择一个个体。判断所生成的随机小数是否落在该个体的概率数值区域内,若落在该个体的概率数值区域内,则该个体被选中;若没有落在该个体的概率数值区域内,则继续顺序向下寻找符合条件的个体。

根据上述操作过程,可以保证个体路径的长度值 F_i 越小,个体被选择的概率 $1 - F_i / \sum F_i$ 就越大^[4]。

2.4.2 交叉算子

交叉运算(又称重组运算),是按较大的概率从群体中选择两个个体,交换两个个体的某个或某些部位。在遗传算法中,交叉运算是产生新个体的主要操作过程。在本文中,个体是由始点到终点所组成的通路路径顶点序列所组成,通过对个体的顶点基因进行替换重组即可生成新的个体,因此,交叉算子不仅可以产生优良的新个体,而且能增加个体空间分布的离散性,提高算法的全局搜索能力^[5,7]。

本文采用单点交叉算子。具体运算过程为:

① 对群体进行随机配对,种群规模大小为30,因此,可配为15对;

② 依次判断每对个体是否符合交叉运算条件,判断方法:生成一个 $[0, 1]$ 之间的随机小数,并判断该小数是否属于 $[0, 0.5]$ 数值区域,若属于该数值区域,则这对个体符合交叉运算条件。否则,不符合交叉运算条件,不进行交叉运算;

万方数据

③ 比较符合交叉运算的个体对,并找出个体对中所有相同的基因,记录下相应的位置;

④ 对于符合交叉运算的个体对,从候选的相同的基因集合中,任意选择一个基因,作为交叉运算的交叉点。

2.4.3 变异算子

变异运算是基因遗传算法的基本操作之一,按一定的概率随机改变某个个体的基因值,体现了生物变异产生新个体的原则。其目的是增强群体中的多样性,防止进化过程陷入局部优化。

本文采用均匀变异算子。具体操作过程是:

确定个体是否将发生变异,从第一个个体开始顺序往后确定,确定方法如下:随机生成一个 $[0, 1]$ 之间的小数,并判断该小数是否属于以下数值区域: $[0, 0.1]$,若属于该数值区域,则个体参与变异。否则,不参与变异。

若个体参与变异,则随机选择个体上的某个基因,将该基因删除,并且重新按照目标导向启发函数生成一个局部的路径序列用来连接被删除变异点的前一个顶点和后一个顶点,所生成的通路所含有的顶点必须不属于已经走过的顶点集合。若不存在这样的一个局部路径,则对该个体的变异失败,个体保持不变。

3 仿真实验

本文采用的环境模型如图2所示,起始位置为(2,22),目标点位置为(26,2)。仿真时遗传算法的四个控制参数如表1所示。约迭代7代后,得最优路径编码为:0,5,16,19,即图4中的粗线所示。结果数据及与混合遗传算法^[6]的比较如表2、图5分别所示。

表1 本文遗传算法中的参数设置

M:种群规模	30
T:遗传运算终止进化代数	500
Pc:交叉概率	0.5
Pm:变异概率	0.1

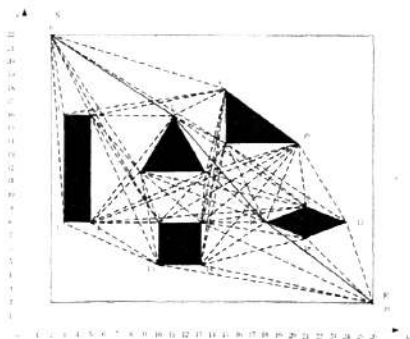


图4 最后仿真结果

表2 不同遗传算法的实验数据比较

	本文遗传算法	混合遗传算法 ^[6]
收敛迭代次数	7	20
最优路径长度	31.447	31.972

在仿真过程中,当初种群数 M 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

(下转第236页)

据合成,合成结果符合常规思维,能够得出目标为歼击机的正确结果。

考虑干扰和传感器性能的基础上,利用可信度矩阵合成方法,仿真过程对数据进行了环境可信度、识别率可信度和综合可信度融合,识别率可信度和环境可信度融合只考虑单一识别率或环境的可信度,综合可信度融合同时考虑识别率和环境的可信度。设 ESM、雷达和红外的目标识别率矩阵为 $I = \begin{pmatrix} 3 & 10 & 10 & 10 \\ 10 & 10 & 10 & 10 \\ 4 & 10 & 10 & 10 \end{pmatrix}$,假设在观测时受到干扰,干扰向量为 $r = (5, 10, 5)$,四种情况的融合结果如表 3 所示。

表 3 四种情况的融合结果

融合方法	歼击机 α_1	预警机 α_2	轰炸机 α_3	不确定性
DSmt 证据理论	0.822	0	0.099	0.079
环境可信度融合	0.2205	0.0025	0.2995	0.4775
识别率可信度融合	0.1058	0.0038	0.4711	0.4193
综合可信度融合	0.0265	0.0065	0.6859	0.2811

从四种情况的融合结果可以看出:不考虑各传感器证据可信度的情况下,合成结果为歼击机;单纯考虑环境可信度情况下,目标存在模糊性;单纯考虑识别率可信度融合和综合可信度融合情况下目标的模糊性有所降低,且结果为轰炸机,与不考虑可信度的融合结果相反。这也说明了实际系统中考虑证据的可信度与不考虑可信度对融合结果有很大影响,这也与实际运用是一致的。该仿真只是从一个方面反映了可信度对融合结果的影响,在实际系统中如果不考虑可信度的影响,特别是在传感器受到严重干扰的情况下,因此,有必要采用第 3 节提出的综合目标识别框架进行融合,以提高融合结果的准确性和有效性。

5 结束语

对于在实际环境下工作的多传感器目标识别系统,其融合决策除了由传感器的性能决定,也由环境所决定,将可信度矩阵与 DSmt 证据推理相结合的方法,确保了系统对目标识别的准确性和有效性。证据推理与融合技术结合是处理综合目标识别的有效方式,这也是数据融合技术的发展趋势^[7]。由于可信度矩阵的获取还存在一定的难度,这在一定程度上限制了它的全局应用,因此还有待于研究改进。

参考文献

- [1] 何友,王国宏,陆大鑫,等.多传感器信息融合及应用[M].北京:电子工业出版社,2001:1-5.
- [2] Dezert J. Foundations for a New Theory of Plausible and Paradoxical Reasoning, Information & Security[J]. An Int Journal, 2002, 45(9): 13-57.
- [3] 柳毅,高晓光,卢广山,等.基于加权证据组合的多传感器目标识别[J].系统工程与电子技术,2003,25(12):1475-1477.
- [4] 梁旭荣,姚佩阳,储萍.一种基于 ESM 和红外传感器决策层信息融合的目标识别方法[J].传感技术学报,2008,21(1):66-69.
- [5] 王杰贵,靳学明.基于 ESM 与 ELINT 信息融合的机载辐射源识别[J].电子学报,2006,34(3):424-428.

- [6] 关成斌,王国宏,李宇,等.基于多级模糊综合评判的雷达组网目标识别技术[J].海军航空工程学院学报,2006,21(2):241-244.
- [7] Dezert J, Smarandache F. Advances and Applications of DSmt for Information Fusion[M]. American Research Press, Rehoboth, 2009: 15-20.
- [8] 叶清,吴晓平,宋业新.引入权重因子的证据合成方法[J].火力与指挥控制,2007,32(6):21-24.

(上接第 222 页)

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,因为在进行生成初始种群时,已经利用了目标导向启发函数生成了较有效的路径,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。

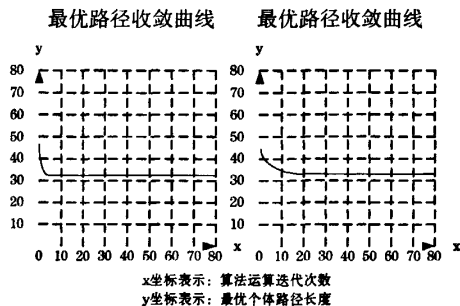


图 5 本文遗传算法寻优过程和混合遗传算法^[6]寻优过程

4 结语

本文在对自由空间进行可视图法建模的基础之上,用遗传算法进行优化,加入了能改善算法性能的目标导向启发函数,不但有效地缩短了搜索有效路径的时间,而且,还提高了算法的全局收敛性和收敛速度。

遗传算法是一种群体智能算法,在某些方面还缺乏有效的理论指导(如交叉率和变异率参数的选取),需要今后不断的完善,从而进一步提高算法的可靠性。

本文在路径规划中没有考虑机器人形状和机器人的运动学约束条件对路径选择的影响,可以将机器人运动学约束条件等加以研究,提出合适的目标函数用遗传算法进行路径规划,这能更进一步地提高系统的实用性。

参考文献

- [1] 宋彩云,王明磊.基于环境模型的移动机器人路径规划[J].电光与控制,2006,13(3):102-104.
- [2] 朱庆保.动态复杂环境下的机器人路径规划蚂蚁预测算法[J].计算机学报,2005,28(11):1899-1906.
- [3] 岳富占,崔平远.基于改进蚁群算法的星球探测机器人路径规划技术[J].控制与决策,2006,21(12):1438-1440.
- [4] 蔡菲,崔健,丁宁,等.基于 GIS 和改进遗传算法的最优路径规划[J].工程勘察,2009(10):62-65.
- [5] 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):58-59.
- [6] 刘彩虹,胡吉全,齐晓宁.基于混合遗传算法的连续空间下机器人的路径规划[J].武汉理工大学学报,2003,27(6):820-821.
- [7] 郑延斌,岳明.基于遗传算法的团队 CGA 路径规划方法[J].河南师范大学学报,2009,37(4):171-173.