

机器人全覆盖最优路径规划的改进遗传算法

刘松¹,李志蜀¹,李奇²

LIU Song¹,LI Zhi-shu¹,LI Qi²

1.四川大学 计算机学院,成都 610064

2.四川师范大学 软件重点实验室,成都 610066

1.Department of Computer Science,Sichuan University,Chengdu 610064,China

2.Key Lab of Software,Sichuan Normal University,Chengdu 610066,China

E-mail:sliu21222@gmail.com

LIU Song,LI Zhi-shu,LI Qi.Improved Genetic Algorithms optimal area covering path planning for family robot.Computer Engineering and Applications,2009,45(31):245-248.

Abstract: A special kind of path planning is complete coverage path planning. There are a lot of algorithms on this problem have been developed, e.g. template based, cellular decomposition. But these algorithms just cover the complete area; they are not designed to optimize the process. This paper presents a method of complete coverage path planning based on genetic algorithms, which combine the advantages of cellular decomposition and template algorithm. The environment is divided in sub-regions as in rectangular decomposition method, and then Genetic Algorithms (GA) is used to compute and find the order of the sub-regions and the appropriate template for each region. The algorithm is tested in the virtual environment; the simulation results confirm the feasibility of this method.

Key words: complete coverage path planning; Genetic Algorithms(GA); rectangular decomposition method; template algorithm

摘要: 全区域覆盖是一种特殊的路径规划,要求遍历环境中所有的可达区域。目前已经提的许多算法,如模板算法、分块算法等,都只能保证覆盖所有的区域,对于寻找全局最优解却无能为力。提出了一种基于遗传算法的全区域覆盖算法,结合分块算法和模板算法的优点。先采用矩形分解法将环境划分成若干个相邻的子模块,并为每一个子模块选用相应的模板,从而生成覆盖路径,然后采用遗传算法找出最优的路径。算法在虚拟环境中进行了实验,实验结果证明了其可行性和有效性。

关键词: 全区域覆盖路径规划;遗传算法;矩形分解法;模板算法

DOI:10.3778/j.issn.1002-8331.2009.31.073 文章编号:1002-8331(2009)31-0245-04 文献标识码:A 中图分类号:TP24

1 引言

目前较为成熟的路径规划算法一般是以终点为目标的,并不能覆盖全部区域。在现实生活中,如战场侦察、排雷、室内外清洁、修剪草坪、喷绘机器人等,全区域路径规划都有着广泛的应用,特别是许多家用机器人都要求具有全区域覆盖的能力,因此具有重要的研究意义。

全区域覆盖方式总体可以分为两种:随机式全区域覆盖和规划式全区域覆盖,随机式全区域覆盖即移动机器人无法直行时就随机旋转一定的角度继续直行。该方法简单,但效率比较低^[1]。规划式全区域覆盖采用某种性能评价函数来控制机器人的遍历运动,以使性能评价函数达到最优。性能评价函数通常为覆盖面积百分率、重叠率或能量消耗等^[2]。

目前,在规划式全覆盖领域,国内外学者做了大量的研究工作。而关于全覆盖寻优方法,研究工作和实用成果要少得多,

而该文所要研究的内容就是全覆盖寻优方法,所谓全覆盖寻优路径规划是指机器人合理而高效地走遍一个区域内除障碍物以外的全部地方。

2 相关工作

由于全区域覆盖在现实生活中有广泛的应用,近年来,国内外的学者进行了大量的研究。针对不同的应用提出了一些方法,如人工势场法^[3],模板法,基于传感器的覆盖方法,精确单元分解法,近似单元分解法。

分块法可保证区域的完全覆盖,是目前全区域覆盖算法中运用最广的方法之一。它以障碍物为边界,将空闲区域分解为一些互不重叠的单元。用邻接图表示单元的连接关系,其中结点表示单元,边表示单元之间的连接关系,区域的全覆盖就转变为从一个单元到另一个单元的运动规划。常见的有

基金项目:科技部科技型中小企业创新基金(No.06CC26225101730);四川省科技攻关计划(the Key Technologies R&D Program of Sichuan Province),China under Grant No.05GG021-003-2)。

作者简介:刘松(1985-),女,硕士生,主要研究方向为:计算机应用;李志蜀(1969-),男,教授,博士生导师,主要研究方向:计算机网络,智能控制,软件测试。

收稿日期:2008-06-18 修回日期:2008-10-22

Trapezoidal 分解法, Boustrophedon 分解法^[9], 矩形分解法^[9]等。

基于模板的算法预先定义的 5 种模板, 分别是: TM(向前)、UT(U 型转弯)、SS(边切换)、BT(原路返回)、UTI(U 型交错转弯)。根据已覆盖区域所获取的先前信息, 将当前环境信息与各个模板进行匹配: 重复的预测新区域并执行区域覆盖, 从而整个覆盖路径就转换成执行一系列不同的模板。

这些算法都能实现全区域覆盖, 但对于寻找最优解却无能为力, 而且实现代价较高。为了寻找最优解, 文章提出了一种基于改进后遗传算法的全区域路径规划算法, 将遗传算法和矩形分解法以及模板法相结合寻找最优解。先采用矩形分解法将环境划分成若干个相邻的子模块, 并为每一个子模块选用相应的覆盖模板, 再采用遗传算法找出合适子模块覆盖路径。

3 遗传算法原理描述

遗传算法(Genetic Algorithms)是由 John Holland 于 1975 年提出的, 用于用传统方法求解的复杂问题^[6-7], 如组合优化、模式识别、计算机网络优化等, 能得到令人满意的解。其核心过程可描述如下: (1)个体编码; (2)随机产生初始群体; (3)适应度评价函数; (4)选择; (5)交叉(重组); (6)变异。

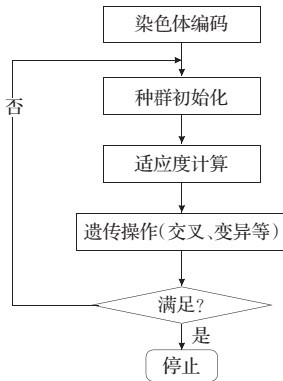


图1 遗传算法原理图

4 算法实现

4.1 环境建模

文章采用了栅格法来建立栅格地图, 表示环境情况。

(1) 设环境的最大长度为 L , 宽度为 W , 栅格的尺度(长, 宽)均为 B , 则栅格数目: $TotalNumber=L/B \times W/B$;

(2) 移动机器人的大小设为 $A \times A (B < A < 1.4B)$;

(3) 每个矩形栅格有一个 $Cellvalue$ 值。

$Cellvalue$ 值表示单元栅格的状态。根据需要, 该文对栅格的取值如下:

$$Cellvalue = \begin{cases} 0 & \text{有障碍物的栅格} \\ B & \text{无障碍物的栅格} \\ i \times B & \text{已经遍历过 } i \text{ 次的栅格} \end{cases}$$

这样, 覆盖完全全部区域所走路程之和就可以用式(1)表示:

$$D(R) = \sum_{i=0}^{i=L/B} \sum_{j=0}^{j=W/B} Cellvalue[i][j] \quad (1)$$

4.2 矩形分解法

假设有待规划区域 R , R 代表有多边形障碍物的一个室内环境。采用矩形分解法将 R 分解为一系列的多边形子区域, 从而将无障碍区域和有障碍区域划分开来。

(1) 找到每个障碍物 x 值最小的栅格, 如果 x 值最小的栅格

不止一个, 则找出这些点中 y 值最小的栅格, 标记为 $M(x_1, y_1)$ 。

(2) 找出每个障碍物中 x 值最大的栅格, 如果 x 值最大的栅格不止一个, 则找出这些点中 y 值最大的栅格, 记为 $N(x_2, y_2)$ 。这样, 每个障碍物以其 M 、 N 点为对角线虚拟成一个矩形障碍, 如图 2(a)。

(3) 按从左至右, 从上而下的顺序依次对障碍矩形化的栅格地图进行分块。以 M 点为起点, 沿纵向做割线直到边界或其它分割线。以 N 点为起点, 沿纵向做割线直到边界或其它分割线, 如图 2(b)。

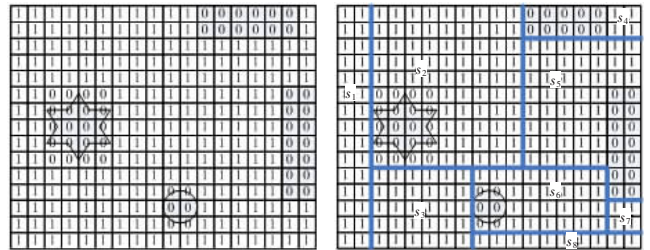


图2 栅格地图的建立和矩形分解

采用矩形分解后, 得到一个拓扑图: $G=\{S, L\}$ (如图 3), 其中, S 表示子模块, L 表示各分块间的连接情况。图 2(b) 被分解为 8 个子模块, 从左到右, 从上到下分别用 $s_1, s_2, s_3, s_4, s_5, s_6, s_7, s_8$ 表示。

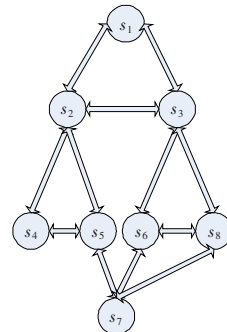


图3 分块拓扑图

每个子区域可以用加权拓扑图 $s=\{v, l, w\}$ 表示, 其中:

$v=\{v_1, v_2, \dots, v_n\} (n \geq 3)$ 是顶点集合

$E=\{e_{ij}|v_i, v_j \in V\}$ 是边的集合

$W=\{w_{ij}|w_{ij} > 0 \wedge w_{ij} = 0, \forall i, j \in N(n)\}$ 是代价集合

v_i 是第 i 个顶点; e_{ij} 是连接 v_i 和 v_j 之间的边; w_{ij} 是走 e_{ij} 需要的代价; $N(n)$ 表示 $\{0, 1, 2, \dots, n\}$ 自然数子集。

如果要测试 N 个结点的每一种路径规划可能性, 这将会是一个 $N!$ 的问题, 需要消耗大量的时间和资源。因此, 该文采用遗传算法来优化整个过程。

4.3 遗传算法

(1) 染色体编码

遗传算法求解问题的一个重要步骤是确定它的表示方式, 即编码。染色体编码不能仅仅是待访问栅格(点)的序列, 需要一种更高效的编码方式。

染色体由两部分组成: 头部和主体。头部包含子区域的顺序以及起点和终点。主体包含各子区域内节点的访问顺序, 由两节点之间的连线表示。如图 4 所示。

(2) 初始种群的产生

传统的遗传算法一般采用随机方式产生初始种群, 虽然这

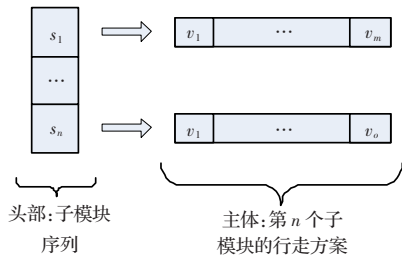


图4 染色体编码

样很简单,但导致出现大量不可行的路径,不仅消耗计算资源,而且使算法收敛速度很慢。因此,文章选择相邻区域生成初始路径序列,即染色体的头部。为了尽早优化,还采用启发式最近邻算法(Nearest Neighbourtour, NN),生成初始子区域序列加入初始种群中。对于图3,可以生成若干初始路径序列,如:

$$head_1=s_1, s_2, s_4, s_5, s_7, s_8, s_6, s_3$$

$$head_2=s_1, s_3, s_6, s_8, s_7, s_5, s_4, s_2$$

$$head_3=s_1, s_2, s_3, s_6, s_8, s_7, s_5, s_4$$

为了处理每个子模块复杂的局部情况,该文采用了模板算法。模板算法共引入了5套模板:TM(Towards Marker)、UT(U Turn)、SS(Side Shift)、UTI(U Turn Interlaced)和SCOO(Steer Clear of Obstacle),见图5。

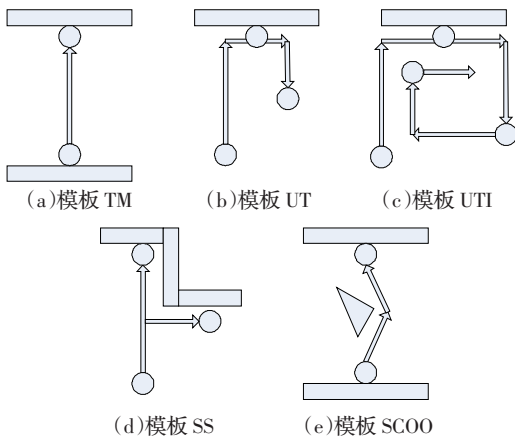


图5 模板示意图

根据移动平台行驶的方向,还可以变换UT和UTI模板,这些丰富的模板对染色体的多样化有很大的好处,有利于寻找最优解。

(3) 适应度函数

由于遗传算法的每种操作都是根据适应度值的信息对群体进行遗传操作和迭代更新的,因此适应度函数的选取将直接影响到遗传算法收敛速度的快慢和算法的成败。该文的染色体适应度函数主要由两个约束条件构成:总距离和总时间。时间由移动平台在环境中转弯的次数决定。距离和时间值越大,适应度值越小,所以将适应度函数的形式如下:

$$Fi = \frac{c}{w_{dist} \sum dist + w_{time} \sum time} \quad (2)$$

式中, c 是调整常数,使得适应度值在0~1之间,更利于分析。 w_{dist} 和 w_{time} 分别代表了距离和时间的权重比例。

$$w_{dist} + w_{time} = 1 \quad (3)$$

在文中,由于转弯时间消耗和转弯个数是成正比的,可以把转弯所用时间消耗转换为转弯个数,适应度函数可转换为:

$$Fi = \frac{c}{w_{dist} \sum dist + w_{turn} \sum turn} \quad (4)$$

根据移动平台行走速度和转弯难度,假设 $w_{dist}=0.7, w_{turn}=0.3$ 是合理的。

(4) 选择

选择操作是遗传算法中的一个重要环节,在选择过程中,每个个体按照适应度值的大小决定其能否被选择到下一代的概率,选择算子可使群体中的优秀个体数目逐渐增加,使进化过程向更优解的方向发展。

轮盘赌是一个很经典的选择算子,而且容易实现,同时它对适应度低的个体给予选择的机会但适应度高的个体也有被淘汰的机会,因此它对于保持种群的多样性是一个很好的方法。锦标赛法最能体现适者生存的原理,在众多的个体中只有几个最好的个体能生存参与下一代的交配操作,它向最优解靠拢的速度是最快的,其不足之处在它可能在进化的过程中会陷入局部最优。为了避免收敛速度太慢和种群“早熟”的问题,该文使用一种改进选择策略,将最优保存策略和轮盘赌法结合,对种群个体进行选择。

设种群大小为 N :

用锦标赛原则选中适应度最大的 k 个个体,以保证最优个体不被淘汰, k 一般为1、2、3;

选出最优个体后,对剩下的个体采用轮盘赌算法。

先根据本代群体中各个体的适应度值 F_i^j ,通过式(5)计算出第 i 条路径被选中的概率 P_i^j :

$$P_i^j = \frac{F_i^j}{\sum_{i=1}^{N-k} F_i^j} \quad (5)$$

然后根据 P_i^j 进行轮盘赌操作,直到所复制的个体达到种群规模 N 为止。

(5) 交叉、变异操作

交叉和变异是遗传算法中最重要的两个遗传算子,可以把优良的信息传到下一代。在遗传算法的寻优过程中,由于随机产生的初始群体具有多样性,为了提高收敛速度,交叉概率应比较大,而变异概率则应较小;随着寻优过程的进行,为避免初期收敛,应减小交叉的概率,而增大变异概率,以保证群体的多样性。

根据上述算法的基本思想,该文采用如下方法进行交叉变异操作。

①在交叉重组的过程中,根据交叉概率 p_c 选出适应度值最大的 k 组染色体:

$$k = G_n \times p_c \quad (6)$$

其中, G_n 为种群大小。接着将这 k 组染色体随机配对。

②完成配对操作后,对于每一对,产生 $[0, n]$ 间和随机数以确定交叉的位置。例如:设在第4位,交叉操作如下。

交叉前:

$$head_m = s_1, s_2, s_4, s_5(UT), s_7, s_8, s_6, s_3$$

$$head_k = s_1, s_3, s_6, s_8(UTI), s_7, s_5, s_4, s_2$$

交叉后:

$$head_m = s_1, s_2, s_4, s_5(UTI), s_7, s_8, s_6, s_3$$

$$head_k = s_1, s_3, s_6, s_8(UT), s_7, s_5, s_4, s_2$$

③完成交叉操作后,进行变异操作。对于群体中的每一个元素,变异的概率为 p_m (一般0.001~0.100)。文中变异就在交叉位置进行。将变异位置前后的两个分块交换位置,操作如下。

变异前: $head_m=s_1, s_2, s_4, s_5, s_7, s_8, s_6, s_3$

变异后: $head_{new}=s_1, s_2, s_7, s_5, s_4, s_8, s_6, s_3$

5 仿真结果

仿真实验的目标是生成一条可行性的路径,从开始点出发,覆盖整个区域。该仿真系统由两大部分组成:第一部分是遗传算法路径生成器,用于生成不同的解决方案。第二部分是用于绘制移动平台行走路径的虚拟环境。

实验中,先导入一个环境位图,按照4.1小节中的方法被处理成大小为 18×15 个栅格,图中共有4个障碍物,其中左上角红点为起始点。种群规模设为50,交叉概率设为0.5,变异概率设为0.1。在进化过程中,在交叉和变异算子的作用下,算法对各种可行覆盖路径进行了搜索与比较;同时在选择算子的作用下,算法使种群的演化逐渐向最优解逼近。经过80代进化后,得到了如图6所示的最终收敛结果。

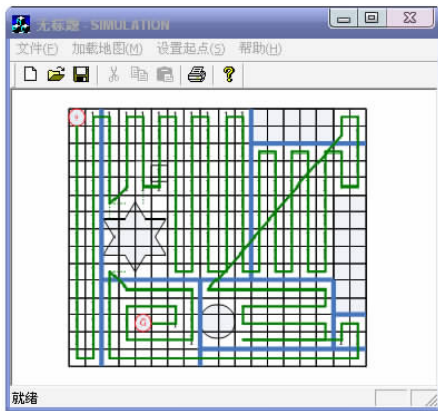


图6 进化到第80代时得到的最终路径

由图6,可以看出移动平台遇到障碍物时的表现。如果在行走过程中,遇到突发性的障碍物,移动平台将原路返回上一个栅格,往下一个规划好的栅格行走。实际情况下,移动平台还装有IR传感器,用于检测和避开障碍物。除此之外,为了顺利通过狭隘的路径,移动平台还装有接近式传感器。每当机器不能到达某个栅格时,移动平台也将原路返回上一个栅格,往下一个规划好的栅格行走。

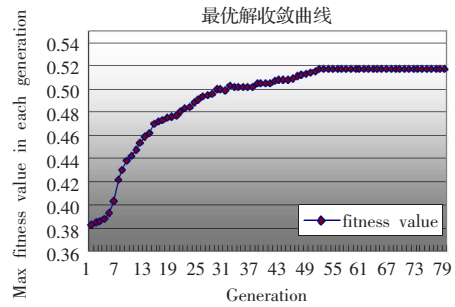


图7 算法最优解的收敛曲线图

图7是进化过程中每一代种群中的最大适应度函数的收敛曲线图。由图可知,算法开始时收敛速度较快,到第55代时已经得到了较好的覆盖路径解,之后的收敛效果趋于稳定。

6 总结

文章为普通家用移动平台提出了一种新的全区域覆盖的优化方案,方案基于遗传算法。首先,算法将待覆盖区域划分成子模块,用拓扑图表示这些子模块及其邻接关系。然后,结合不同的子模块遍历序列和模块内行走模板,生成可能的覆盖路径。最后用总路径长度和行走时间作为评估函数,用遗传算法找到最佳路径。仿真结果证明了该方案的可行性。

参考文献:

- [1] 李开生,张慧慧,费仁元,等.具有遍历特性的移动机器人规划方法的研究[J].机器人,2001(11):486-487.
- [2] Xu Xinying.Path planning and obstacle-avoidance for soccer robot based on artificial potential field and genetic algorithm [C]// Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation, June, 2006:21-23.
- [3] Choset H.Coverage of known spaces:the boustrophedon cellular decomposition[J].Autonomous Robots,2000,9(3):247-253.
- [4] 田春颖,刘瑜.基于栅格地图的移动机器人完全遍历算法-矩形分解法[J].机械工程学报,2004(10):56-61.
- [5] 张宏烈.移动机器人全局路径规划的研究[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2002.
- [6] 何小燕,费翔,罗军舟,等.Internet中一种基于遗传算法的QoS路由选择策略[J].计算机学报,2000,23(11):1171-1178.
- [7] 徐丽佳,蒲海波,蒋宏健.改进遗传算法的路径规划研究[J].微计算机信息,2006,22(5):251-253.
- [16] Liu H,Zou X,Shao H,et al.Impact of 837 GPS/MET bending angle profiles on assimilation and forecasts for the period[J].J Geophys Res,1995,106(D23):31771-31786.
- [17] Zou X,Liu H,Anthes R A,et al.A statistical estimate of errors in the calculation of radio-occultation bending angles caused by a 2D approximation of ray tracking and the assumption of spherical symmetry of the atmosphere[J].Oceanic Technol,2002,19:51-64.
- [18] Shao H,Zou X.The impact of observational weighting on the assimilation of GPS/MET bending angle[J].J Geophys Res,2002,107(D23):4717.
- [19] Poli P,Joiner J,Kursinski E R.1DVAR analysis of temperature and humidity using GPS radio occultation refractivity data[J].J Geophys Res,2002,107(D20).
- [20] Syndergaard S,Kursinski E R,Herman B M,et al.A refractive index mapping operator for assimilation of occultation data[J].Mon Wea Rev,2005,133(9):2650-2668.
- [21] Sokolovskiy S,Kuo Y H,Wang W.Assessing the accuracy of a linearized observation operator for assimilation of radio occultation data:case simulations with a high-resolution weather model[J].Mon Wea Rev,2005,133(8):2200-2212.

(上接240页)