

基于遗传模拟退火算法的移动机器人路径规划

杜宗宗, 刘国栋

(江南大学通信与控制工程学院, 江苏 无锡 214122)

摘要:针对移动机器人路径规划的难题,运用了一种基于遗传模拟退火算法的移动机器人最优路径规划方法,对移动机器人的路径规划进行了设计,采用了栅格法对环境进行建模。为了提高路径规划的效率,采用了一种改进的避障算法来生成初始种群。将遗传算法与模拟退火算法相结合形成遗传模拟退火算法,新算法具有较强的全局和局部搜索能力。仿真实验结果证明算法相对于基本遗传算法的收敛速度、搜索质量和最优解输出概率方面有了明显的提高。

关键词:移动机器人;遗传算法;模拟退火算法;路径规划

中图分类号:TP18 **文献标识码:**A

Path Planning of Mobile Robot Based on Genetically Simulated Annealing Algorithm

DU Zong-zong, LIU Guo-dong

(College of Communication and Control Engineering, Jiangnan University, Wuxi Jiangsu 214122, China)

ABSTRACT: Aimed at the path planning problem of mobile robot, a genetically simulated annealing algorithm of optimum path planning for mobile robots is proposed. In this paper, path planning of mobile robot is designed, grid is used to make environmental modeling. An improved obstacle avoidance algorithm is introduced to generate the initial population in order to improve the path planning efficiency. This paper develops a genetic simulated annealing algorithm by combining the genetic algorithm with simulated annealing algorithm. The new algorithm has better capability of searching globally and locally. The simulation results demonstrate that the proposed algorithm has achieved considerable improvements, in convergence speed, search quality and optimal solution output rate compared to the basic genetic algorithm.

KEYWORDS: Mobile robot; Genetic algorithm; Simulated annealing algorithm; Path planning

1 引言

在机器人学领域,移动机器人的路径规划问题就是使机器人在存在障碍物的工作空间中从起点到终点沿着一条最优(或次优)的路径行走。路径规划通常还需满足一定的最优化约束条件。这些条件包括但不限于:不与障碍物碰撞、运动路径最短、尽量远离障碍物等。还有一些限制条件(如机器人的速度、加速度、旋转半径等)需要满足。在本文中,路径规划的研究重点是使得移动机器人运动路径最短。

近年来,遗传算法由于它强大的优化能力已经被广泛应用于移动机器人路径规划的研究中^[1-3]。遗传算法把遗传算子引入到机器人学的研究领域,仿真结果表明它对机器人运动路径的改善具有良好的效果。尽管遗传算法应用于机

器人路径规划具有较快的搜索速度和较高的搜索质量,但是还是存在几个问题:初始种群包含着许多不可行的路径、收敛较慢、局部寻优能力差等。

本文将传统遗传算法进行改进^[4],运用一种基于遗传模拟退火算法的移动机器人路径规划方法可以有效解决上述问题。在本文中,将避开障碍物的初始种群生成方法、基于启发式知识的遗传算子的设计方法、运用模拟退火算法对遗传算法进行优化的方法应用于移动机器人的路径规划中。仿真结果表明使用该方法可以达到满意的规划效果和收敛速度,说明该遗传算法的环境适应性较强。

2 遗传模拟退火算法

2.1 遗传模拟退火算法的基本思想

模拟退火算法是将退火思想引入组合优化领域,提出的一种大规模组合优化问题的有效近似算法,该算法模仿

固体物质的退火过程。众所周知,高温物体降温时其内能随之下降,如果降温过程充分缓慢,则在降温过程中物质体系始终处于平衡状态,从而降到某一低温时其内能为最小。模拟退火过程的寻优方法称为模拟退火算法。

遗传算法虽然能从概率的意义上以随机的方式寻求到全局最优解,但它在实际应用过程中也可能会产生一些问题。这些问题中最主要的是局部寻优能力差、收敛速度较慢、易陷入局部极值点等。它们在路径规划中的典型表现是:所得到的路径虽然总体上是较好的,但存在着个别不必要的尖峰,全局上并非最优。引起这些问题的主要原因是,新一代群体的产生主要是依靠上一代群体之间的随机交叉重组来进行的。所以即使是在最优解附近,而要达到这个最优解,却要费一番功夫,甚至花费较大的代价。亦即路径上尖峰点的消除是随机进行的,所以无法保证完全消除。而另一方面,模拟退火算法却具有较强的局部搜索和摆脱局部最优点的能力。所以使用遗传算法与模拟退火算法相结合的方法,是解决上述问题的有效途径。

2.2 环境描述和编码方式

环境描述和编码方式是遗传算法的关键性问题,本文采用栅格法建立移动机器人的二维工作空间环境型,栅格的尺寸与数目大小直接影响着移动机器人环境信息存储量的大小和规划时间的长短,栅格大小以移动机器人能在其内自由运动为限,通过比较障碍物、移动机器人及工作空间的大小来确定栅格的尺寸与数目,这样既便于移动机器人在工作空间中灵活运动,又能尽可能地减少环境信息的存储量,有利于移动机器人进行路径规划。空白部分的栅格代表机器人可以自由移动的区域,阴影部分的栅格代表障碍物。在本文的机器人路径规划中,我们的目标是在一幅存在障碍物的二维地图上寻找一条最优路径使到达目标点距离最短,同时尽可能地最大化与障碍物的距离。为了简化讨论,移动机器人被作为一个质点来考虑。

栅格的标识方法有直角坐标法和序号法。本文将两种方法相结合,在进行遗传操作时运用序号法,在适应度函数和种群初始化过程中也将用到坐标法。

由于移动机器人的路径是由若干条落在栅格上的直线段构成的,所以每条路径可由起点到终点所经过的栅格编号构成。例如图 1 中的路径可编码为(0,63,66,47,48,99),即形成了种群中的一个个体。

2.3 适应度函数

每条路径的优劣评价通过适应度函数来给出。本文中,以路径长度和障碍物相交程度作为评价指标,并使所求解向这些指标渐小的方向进化,所以这里的适应度函数又被称为代价函数^[5]。本文路径规划要求满足 2 个条件:路径最短和路径在约束条件之内,采用各项评价函数加权求和的形式来确定适应度函数。下面分别介绍适应度函数各个部分的实现过程。

首先计算每一个路径点 (x_i, y_i) 与障碍物的距离,如果计

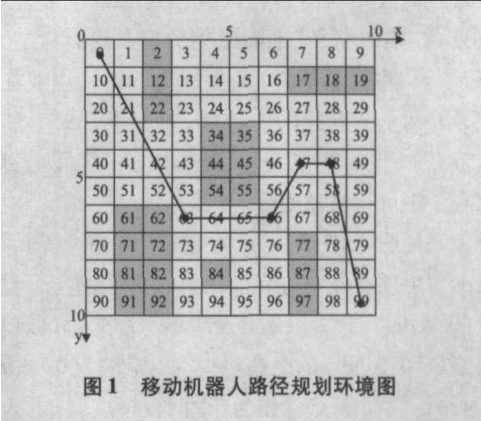


图 1 移动机器人路径规划环境图

算出的距离大于机器人的安全半径 d ,则该条路径的适应度就比较小,反之就比较大,可用如下的关系表示:

$$fit1 = \begin{cases} 1; \sqrt{(x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2} \leq d \\ 0; \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中 i 为路径上的所有点, (x_0, y_0) 为一障碍物的坐标,上式表明只要各个路径点与障碍物的距离在安全半径之内,则其适应度为 1,反之为 0。

其次,要求移动机器人的路径最短,可用如下的关系表示:

$$fit2 = \sum_{i=1}^{n-1} \rho_i \quad (2)$$

式(2)表示每条路径 $P_k(gen)$ 的总长度, ρ_i 表示路径 $P_k(gen)$ 中第 i 段直线段的长度。

最后,可以得到如下的适应度函数:

$$fit = \frac{a_1}{fit1} + a_2 fit2 \quad (3)$$

其中: a_1, a_2 为权重系数,分别强调了不同优化指标的重要性。

在后面的运行过程中,算法试图使代价函数最小化并认为使得该函数取得较小值的解为较优解。

2.4 初始种群的生成

大部分文献中的初始种群都是随机生成的^[6]。这种方法虽然简单,但会生成许多不可行路径。这些不可行路径会导致许多问题的产生,这些问题包括:为了区分可行与不可行路径,适应度函数中需要加入惩罚算子,毫无疑问这样会增加计算时间、降低搜索速度;对这些不可行路径进行遗传操作是毫无意义的;需要为这些不可行的编码个体设计专门的遗传操作等^[7]。

对于那些不可行路径,本文提出一种将不可行路径转化为可行路径的初始路径生成方法。如图 2 所示,在 10×10 的栅格地图中存在一个障碍物,节点 0 代表起点,节点 99 代表终点,节点 0 与节点 99 的连线与障碍物区域相交。因为此栅格地图为静态地图,所以障碍物区域各顶点坐标都已知。把障碍物区域的各个顶点分别与节点 0、节点 99 相连接,这样又将形成由起点到终点的若干条路径,选取其中路

径长度最短而且不与障碍物区域相交的路径作为“临时路径”，而这条“临时路径”上障碍物的顶点我们称之为“中间目标点”。设“中间目标点”的坐标为 (x,y) ，由此在栅格中可产生另外两个节点： $[(y-1)(x-1)]$ 与 $[yx]$ 。将这两个节点与节点1、节点99相连接，就形成了一条可行路径。这样就实现了不可行路径的可行化。

举例来说明，如图2所示，在栅格中存在一个障碍物，将障碍物的四个顶点分别与节点1、节点99相连接。这其中只有路径 $(0,A,99)$ 与路径 $(0,B,99)$ 不与障碍物区域相交，但很显然路径 $(0,A,99)$ 的距离更短，所以路径 $(0,A,99)$ 就作为“临时路径”，而A点就作为“中间目标点”。由A点的坐标 $(2,5)$ 可推得另外的两个节点，分别为节点41与节点52。这样就由原来的一条不可行路径 $(0,99)$ ，转化为一条可行路径 $(0,41,52,99)$ 。

若栅格地图中存在多个障碍物时，可把“中间目标点”作为起点，然后重复以上操作即可。

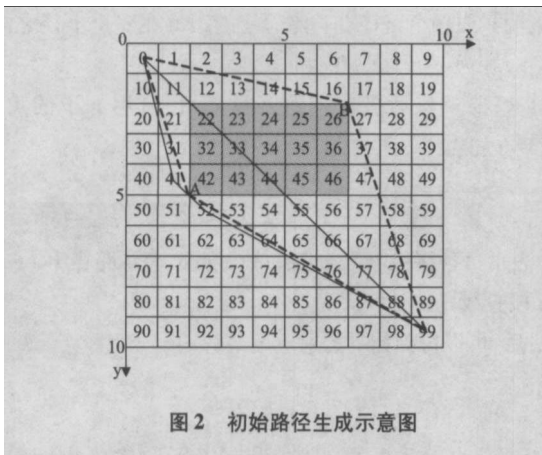


图2 初始路径生成示意图

2.5 模拟退火算法的参数设置

2.5.1 初始温度的选取

通常初温 T_0 需要足够高，以确保算法从一开始就具有较强的遍历性，避免陷入局部最优解；然而初温过高，又会大大增加运行时间，降低运行效率^[8]。初始温度的选取主要思想是为了平稳分布中每一状态的概率相等，这样容易估计一个值为 $T_0 = k\delta$ ， k 充分大， $\delta = \max\{f(u_c) | c \in D\} - \min\{f(u_c) | c \in D\}$ ， D 为状态空间。

2.5.2 温度更新函数的选取

温度更新函数，即温度的下降方法，用于在外循环中修改温度值。遗传算法的理论一般要求温度下降到零，整个系统以概率1收敛到全局最优解^[9]。本文采取的温度更新函数为： $T(t) = \frac{T_0}{1 + \alpha t}$ 。这种温度下降的特点是开始时，温度下降是比较快的，越往后，降温速率较小，因此寻优重点在低温区。式中 α 可以改善退火曲线形态。

2.5.3 算法的终止准则

本文采用零度法，即遗传模拟退火的最终温度为零，因而最为简单的原则是：给定一个比较小的正实数 ε ，当温度 T

$\leq \varepsilon$ 时，算法停止。

2.6 遗传算子

2.6.1 选择算子

选择算子采用确定式采样选择的基本思想是按照一种确定的方式来进行选择操作^[10]，假设种群规模为 M ，其具体的操作过程如下：

1) 计算种群中各个个体在下一代种群中的期望生存数目

$$N_i = M f u_i / \sum_{i=1}^M f u_i \quad (i = 1, 2, \dots, M) \quad (4)$$

其中 $f u_i$ 为每个个体的适应度。

2) 用 N_i 的整数部分 $[N_i]$ 确定各条对应个体在下一代种群中的生存数目。其中 $[x]$ 表示取不大于 x 的最大整数，由该步共可确定出下一代中的 $\sum_{i=1}^M [N_i]$ 个个体。

3) 按照 N_i 的小数部分对个体进行降序，顺序取前 $M - \sum_{i=1}^M [N_i]$ 个个体加入到下一代群体中。至此可完全确定出下一代种群中的 M 个个体。

2.6.2 交叉算子

交叉操作采取单点交叉，然后随机的相互交换两个配对个体的部分染色体，交叉点可在个体非首尾端的任何位置来进行。若交叉之后产生的新个体为不可行路径，则放弃此次交叉操作。

2.6.3 变异算子

在变异操作中，变异点可以在个体非首尾端的任何位置以概率 p_m 进行变异操作。变异节点可以变异为其他非障碍物区域上的节点，并要求变异后仍为可行路径。

2.6.4 修复算子

若一个个体上的两个节点的连线不与障碍物区域相交，即可进行修复操作。例如在图1中，节点66即可进行修复操作，因为节点65与节点47的连线不与障碍物区域相交。这样原来的路径 $(0, 63, 66, 47, 48, 99)$ ，经过修复操作后就变为 $(0, 63, 65, 47, 48, 99)$ ，这样使得路径长度明显缩短。

2.7 模拟退火算法操作流程

操作流程采取内外双层循环，模拟退火部分采用 Metropolis 机制来接受和舍弃新解。

Step1: 设置种群规模大小 M 。遗传代数计数器初始化： $gen = 0$ ；设置初始温度参数 $T = T_0$ ；按照2.4节中的方法生成初始种群 $P(gen)$ 。

Step2: 评价 $P(gen)$ 中各条路径的适应值： $f u_1, f u_2, \dots, f u_M$ 。

Step3: 对现有种群实施如下操作，直到产生出下一代新的种群：

1) 由2.6.1节中定义的选择算子从父代路径中进行子代路径选择操作： $P_i(gen) \leftarrow selection[P(gen)]$ 。

2) 由2.6.2节中定义的交叉算子进行子代路径交叉操

作:由 $P_i(gen)$ 中第 i 个个体 $P_{si}(gen)$ 和第 j 个个体 $P_{sj}(gen)$ 交叉得到新个体 $P_{ci}(gen)$ 和 $P_{cj}(gen)$, 并计算 $P_{ci}(gen)$ 和 $P_{cj}(gen)$ 的适应度函数值。

3) 根据式(5)和(6)的接受概率 p_i 和 p_j 来确定是接受 $P_{ci}(gen)$ 、 $P_{cj}(gen)$ 还是拒绝 $P_{ci}(gen)$ 、 $P_{cj}(gen)$, 最后得到交叉退火之后的新种群 $P_c(gen)$ 。

$$p_i = \begin{cases} 1 & , \text{fit}(ci) \leq \text{fit}(si) \\ \exp\left(\frac{\text{fit}(si) - \text{fit}(ci)}{T}\right) & , \text{fit}(ci) > \text{fit}(si) \end{cases} \quad (5)$$

$$p_j = \begin{cases} 1 & , \text{fit}(cj) \leq \text{fit}(sj) \\ \exp\left(\frac{\text{fit}(sj) - \text{fit}(cj)}{T}\right) & , \text{fit}(cj) > \text{fit}(sj) \end{cases} \quad (6)$$

4) 由 2.6.3 中定义的变异算子进行子代路径变异操作, 对第 i 个个体变异得到 $P_{mi}(gen)$ 新个体, 再以下面公式(7)的概率接受 $P_{mi}(gen)$ 个体。最后得到变异退火之后的新种群 $P_m(gen)$ 。

$$p(i \Rightarrow i') = \begin{cases} 1 & , \text{fit}(i') \leq \text{fit}(i) \\ \exp\left(\frac{\text{fit}(i) - \text{fit}(i')}{T}\right) & , \text{fit}(i') > \text{fit}(i) \end{cases} \quad (7)$$

其中, i 为变异前状态, i' 为变异后状态。

5) 遗传代数终止条件是否满足, 若不满足, 则: $P(gen + 1) = P_m(gen)$, $gen = gen + 1$, 转到步骤 1); 若满足则转动步骤 Step4。

Step4: 温度终止条件判断。若不满足终止条件, 则: $P(gen) = P_m(gen)$, $gen = 0$; 按温度更新函数来更新温度参数 T , 转向步骤 Step3; 若满足终止条件, 则转向 Step5。

Step5: 按 2.6.4 节中给出的方法来修复路径。

3 仿真实验结果及分析

本文通过两幅地图情况下的计算机仿真证明改进算法的性能。在仿真中, 算法相关参数设定如下: 种群规模 M 为 100, 进化代数 gen 为 200, a_1 、 a_2 分别为 100、1, 染色体交叉概率 p_c 为 0.5, 变异概率 p_m 为 0.01, 起始温度参数 k 为 100, 温度更新参数 α 为 0.1, 温度终止参数 ε 为 0.1。

运用 Matlab7.0 在环境不同的两幅 10 × 10 的图中仿真多次, 典型结果如图 3 与图 4 所示。

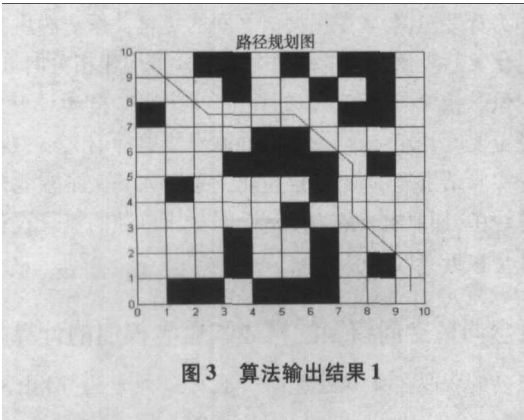


图 3 算法输出结果 1

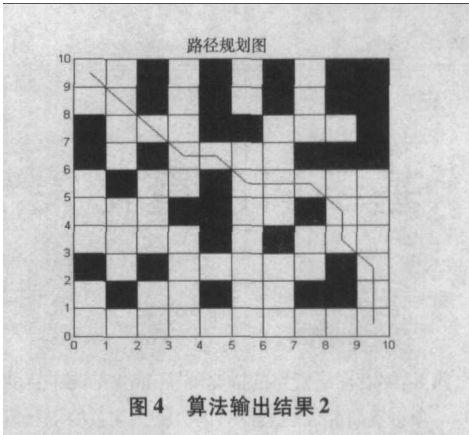


图 4 算法输出结果 2

统计结果如表 1 ~ 表 3 所示。

表 1 成功率对比

	图 3	图 4
标准算法	73%	76%
改进算法	91%	93%

表 2 平均代价对比

	图 3	图 4
标准算法	67.8225	71.0627
改进算法	65.9136	69.7691

表 3 路径长度对比

	图 3	图 4
标准算法	59.5117	62.7609
改进算法	58.3942	61.3853

4 结束语

本文介绍了一种基于遗传模拟退火算法的移动机器人路径规划方法。为了提高路径规划的效率, 本文采用了一种新型的初始种群的生成方法。为了适应机器人的路径规划, 本文还采用了局部搜索能力较强模拟退火算法对遗传算法进行优化。从而避免了遗传算法收敛较慢、局部寻优能力差、易陷入局部极值点等缺点, 使得遗传算法和模拟退火算法在路径规划中达到优势互补的目的。在仿真环境不同的两种情况下, 各地图的成功率都高于标准算法, 体现了该算法对不同复杂度的地图的更好的适应能力。在种群规模较大且进化代数充足的情况下, 改进遗传算法的成功率更高、平均代价值更小、路径长度更短。仿真结果表明相比一般的遗传算法, 使用这种遗传模拟退火算法可以达到满意的规划效果和收敛速度。

参考文献:

[1] 刘国栋, 谢宏斌, 李春光. 动态环境中基于遗传算法的移动

(下转第 125 页)

- [D]. 上海交通大学, 2001.
- [3] 李行健. 现代汉语规范词典[M]. 北京: 外语教学与研究出版社, 2004.
- [4] 刘群, 李素建. 基于《知网》的词汇语义相似度的计算[C]. 台北: 第三届汉语词汇语义学研讨会, 2002-5.
- [5] 李纯, 等. 基于语义相关和概念相关的自动分类方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2003-12.
- [6] 刘功申, 等. 基于概念粘合度(CC)的多主题分析[J]. 情报学报, 2002, (1).
- [7] K K Bun, M Ish Izuka. Top ic extraction from news archives using TF * RDF algorithm[C]. The Third International Conference on Web Information Systems Engineering, Singapore, 2002. 73-82.
- [8] Hideki Kozima. Similarity between Words—Computed by Spreading Activation on an English Dictionary[D]. Doctoral Thesis. , December 13, 1993.
- [9] K Lagus, S Kaski. Keyword selection method for characterizing text document maps[C]. In Proceedings of ICANN'99, 1999, 1: 317-376.

- [10] Jaime Carbonell and Jade Goldstein. The use of MMR, diversity based re ranking for reordering documents and producing summarization[C]. In : Proceedings of SIGIN298, Melbourne, Australia, August 1998.
- [11] L I H Yaman, I K Ish. Topic analysis using a finite mixture model[J]. Information processing and management, 2003, 39 (3): 521-541.
- [12] D B Leake, A Magu Itman, T Reichherzer. Topic Extraction and Extension to Support Concept Mapping [C]. Proceeding of FLA IRS22003, 2003. 325-329.



[作者简介]

蒋建慧(1982.8-), 女(汉族), 安徽人, 硕士研究生, 主要研究方向: 中文信息处理。

陈玉泉(1968.10-), 男(汉族), 江苏人, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向: 中文信息处理。

(上接第 121 页)

- 机器人路径规划的方法[J]. 机器人, 2003, 25(4): 327-329.
- [2] J Tu, S Yang. Genetic algorithm based path planning for a mobile robot[C]. Taiwan: Proceedings of IEEE Intelligent Conference on Robotics and Automation, 2003. 1221-1226.
- [3] Yanrong Hu, Simon X Yang. A knowledge based genetic algorithm for path planning of a mobile robot[C]. New Orleans: Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Robotics Automation, 2004. 4350-4355.
- [4] K Sugihara, J Smith. Genetic algorithms for adaptive motion planning of an autonomous mobile robot[C]. Monterey: Proceedings of the 1997 IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation, 1997.
- [5] 唐国新, 陈雄, 袁杨. 基于改进遗传算法的机器人路径规划[J]. 计算机工程与设计, 2007, 28(18): 4446-4449.
- [6] Qing Li, Wei Zhang, Yixin Yin, Zhiliang Wang. An improved genetic algorithm of optimum path planning for mobile robots[C]. Jinan: Proceedings of the Sixth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications, 2006.

- [7] 郑秀敏, 顾大鹏, 刘向术. 基于栅格法-模拟退火法的机器人路径规划[J]. 微计算机信息, 2007, 23(2): 274-279.
- [8] 黄席樾, 蒋卓强. 基于遗传模拟退火算法的静态路径规划研究[J]. 重庆工学院学报, 2007, 21(6): 53-57.
- [9] 李同涛. 基于粗糙集理论与遗传算法的机器人路径规划方法研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2005.
- [10] 孙秀云. 移动机器人的路径规划及其运动控制器的研究[D]. 济南: 山东大学, 2005.



[作者简介]

杜宗宗(1983-), 男(汉族), 山西太原人, 硕士研究生, 研究方向为机器人路径规划。

刘国栋(1950-), 男(汉族), 辽宁沈阳人, 教授, 博导, 研究方向为机器人控制、智能控制等。