

基于遗传模拟退火算法的机器人路径规划

周 明 孙树栋 彭炎午

(西北工业大学制造工程系, 西安, 710072)

PATH PLANNING OF MOBILE ROBOT VIA GENETIC SIMULATED ANNEALING APPROACH

Zhou Ming, Sun Shudong, Peng Yanwu

(Department of Manufacturing Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, 710072)

摘 要 探讨了利用遗传算法来进行机器人路径规划的方法, 分析了可能产生的问题及其产生原因, 并在此基础上提出利用遗传算法与模拟退火算法相结合的方法来解决机器人路径规划问题。仿真结果表明, 这种遗传模拟退火算法切实可行, 它能够有效地提高路径规划的计算速度和保证路径规划的质量。

关键词 路径规划 机器人学 遗传算法 模拟退火

中图分类号 TP18

Abstract Path planning method of mobile robot by means of genetic algorithm has been discussed. On the basis of analyzing the disadvantages and their cause of genetic algorithm approach, a new path planning method has been proposed, which is a hybrid of genetic algorithms and simulated annealing. The results of simulation show that this method, which is called genetic simulated annealing approach, is feasible and efficient for improving the computing performance and path quality of path planning for mobile robot.

Key words path planning, robotics, genetic algorithms, simulated annealing

所谓机器人的最优路径规划问题, 就是依据某一个或某一些优化准则(如工作代价最小、行走路线最短等), 在其工作环境中找出一条从起点到终点的能避开障碍物的最优行走路线。目前常用到的路径规划方法主要有人工势场法、栅格法等, 这些方法虽然计算的实时性很强, 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求到全局最优的路径。为解决全局最优路径的规划问题, 也有一些文献探讨了利用遗传算法来进行路径规划^[1, 2], 取得了一定的效果。遗传算法由于其具有优良的全局寻优能力和隐含的并行计算特性^[3], 所以是一个较好的路径规划方法, 越来越受到重视。但由于常规遗传算法本身所存在着的一些缺陷(如解的早熟现象、局部寻优能力差等), 保证不了对路径规划的计算效率和可靠性的要求。为提高路径规划问题的求解质量和求解效率, 本文在利用遗传算法进行路径规划的基础上, 引入模拟退火算法^[4], 抑制了遗传算法的早熟现象, 克服了其局部寻优能力较差的缺点, 形成一种遗传模拟退火算法来解决机器人路径规划问题。

1 路径规划的遗传算法

利用遗传算法进行机器人路径规划时, 需要解决的问题及解决方法如下:

(1) 规划环境的表示 用栅格方法来表示机器人的移动空间。

(2) 路径编码 用路径点上的一系列栅格序号的顺序排列来表示机器人的一条可行移动路径的遗传编码。使用了变长度的染色体。

(3) 适应度函数 以路径长度作为适应度函数。

(4) 选择算子 比例选择操作。

(5) 交叉算子 重叠路径点或邻近路径点上的交叉操作。

(6) 变异算子 路径点上的邻近随机变异操作。

2 路径规划的遗传模拟退火算法

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早熟现象、局部寻优能力差等。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,局部上并非最优。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,所以无法保证能完全消除。而另一方面,模拟退火算法却具有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。特别是在多机器人的控制集成与实时路径规划中,对路径规划的效率和解的质量有较高的要求。使用这种遗传模拟退火算法来进行路径规划是满足这个要求的有效手段。

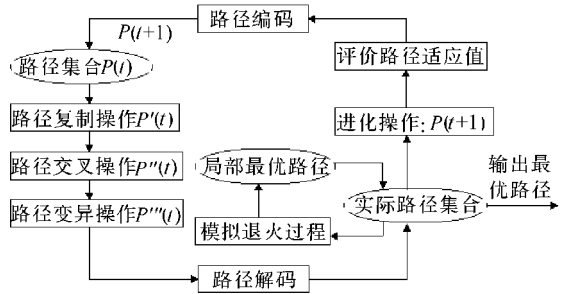


图 1 基于遗传模拟退火算法的机器人路径规划问题求解过程

图 1 所示为基于遗传模拟退火算法的路径规划问题的求解过程示意图。该过程可用下述算法描述。

算 法 PathPlanning——GSA:

STEP 1. 遗传代数计数器初始化: $t = 0$; 随机生成初始路径集合 $P(t)$ 。

STEP 2. 设置初始温度参数: $T = T_{max}$ 。

STEP 3. 评价 $P(t)$ 中各条路径的适应值: $\{f_{P1}, f_{P2}, \dots, f_{PM}\}$ fitness[$P(t)$]。

STEP 4. 由选择算子从父代路径中进行子代路径复制操作: $P'(t)$ selection[$P(t)$]。

STEP 5. 由交叉算子进行子代路径交叉操作: $P''(t)$ crossover[$P'(t)$]。

STEP 6. 由变异算子进行子代路径变异操作: $P'''(t)$ mutation[$P''(t)$]。

STEP 7. 评价 $P'''(t)$ 中各条路径的适应值: $\{f_{C1}, f_{C2}, \dots, f_{CM}\}$ fitness[$P'''(t)$]。

STEP 8. 假设上述遗传操作是由 $P(t)$ 中的父代路径 PI 和 PJ 生成 $P'''(t)$ 中的子代路径 CI 和 CJ ($I, J = 1, 2, \dots, M$), 则分别以概率 p_i 和 p_j 接受 PI 和 PJ 为新一代路径, 分别以概率 $(1 - p_i)$ 和 $(1 - p_j)$ 接受 CI 和 CJ 为新一代路径, 由此可形成经过一代遗传后的新路径集合: $P(t+1)$ annealing[$P(t)$ $P'''(t)$]。

其中: $p_i = \frac{1}{1 + \exp\left(\frac{f_{PI} - f_{CI}}{T}\right)}$, $p_j = \frac{1}{1 + \exp\left(\frac{f_{PJ} - f_{CJ}}{T}\right)}$, ($i, j = 1, 2, \dots, M$)。

STEP 9. 由择优选择模型保留最佳路径: $P(t+1) = \text{elitist}[P(t), P(t+1)]$ 。

STEP 10. 终止条件判断。若不满足终止条件, 则: 按降温表更新温度参数 $T, t = t+1$, 转向 STEP 3。

若满足终止条件, 则: 输出当前最优路径, 算法结束。

3 仿真结果

下面给出使用遗传模拟退火算法进行机器人路径规划的 2 个仿真结果。

在图 2 和图 3 所示规划环境下, 经过一定代数的遗传模拟退火计算后分别寻找到了各自的最优路径长度。根据 10 次路径规划运算的统计, 图 2 找到最优路径所用的平均遗传代数为 12 代, 图 3 找到最优路径所用的平均遗传代数为 19 代, 并且所产生的路径上都没有尖峰点。图中分别显示出了各自的一条具体的最优行走路径, 其中黑色方块代表障碍物。

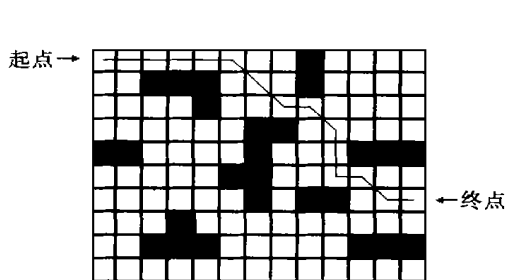


图 2 仿真结果之一

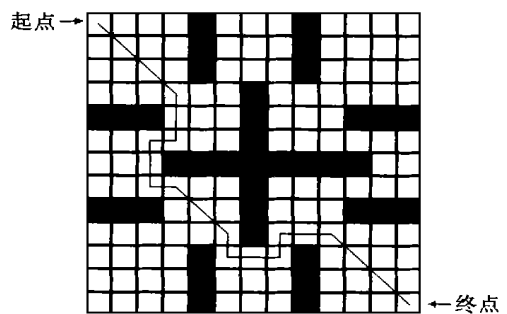


图 3 仿真结果之二

4 结论

(1) 遗传算法是解决机器人路径规划问题的一个有效手段。遗传算法所具有的全局寻优能力和隐含并行性, 保证了该方法应用于机器人路径规划的可能性和有效性。

(2) 由模拟退火算法与遗传算法的混合所形成的遗传模拟退火算法可以克服单独使用遗传算法进行路径规划的不足之处, 它对提高路径规划的质量和效率有较好的效果, 是机器人实时路径规划与控制的重要基础。

参 考 文 献

- Shibata T, Fukuda T. Coordination in evolutionary multi-agent robotic system using fuzzy and genetic algorithm. Control Engineering Practice, 1994, 2(1): 103 ~ 111
- Sun Shudong, Morris A S, Zlazala A M S. Trajectory planning of multiple coordinating robots using genetic algorithms. Robotica, 1996, 14(2): 227 ~ 234
- Goldberg D E. Genetic algorithms in search, optimization and machine learning. Massachusetts: Addison-Wesley, 1989. 27 ~ 58
- Kirkpatrick S, Gelatt C D Jr, Vecchi M P. Optimization by simulated annealing. Science, 1983, 220(4598): 671 ~ 680