

# 用基于知识的遗传算法实现移动机器人路径规划

周兰凤, 洪炳熔

(哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院, 山东威海 264209)

**摘要:** 提出了一种基于知识的遗传算法, 该算法采用特定的遗传算子、把领域知识并入初始种群及自适应调整控制参数, 克服了传统遗传算法的早熟收敛问题, 提高了遗传算法的效率. 实验结果表明该算法在移动机器人路径规划中的可行性和有效性.

**关键词:** 遗传算法; 移动机器人; 路径规划

**中图分类号:** TP24      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2006) 05-0911-04

## A Knowledge Based Genetic Algorithm for Path Planning of a Mobile Robot

ZHOU Lan-feng HONG Bing-rong

(School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Weihai Shandong 264209, China)

**Abstract** This paper presented a knowledge based genetic algorithm. This algorithm used the specialized genetic operator and adjusted adaptively the parameter. In addition, it incorporated the domain knowledge into its initial population. This method increases greatly the efficiency of the algorithm and overcomes the problem of premature convergence of the simple genetic algorithm. Experimental results show the feasibility and effectiveness of the algorithm in path planning for mobile robot.

**Key words** genetic algorithm; mobile robot path planning

## 1 引言

路径规划是移动机器人运动规划中的基本问题之一. 它的任务是在具有障碍物的环境中, 按照一定的评价标准, 寻找一条从起始点到达目标点的无碰路径<sup>[1]</sup>. 机器人路径规划分为环境信息完全已知的全局路径规划和环境信息完全未知或部分未知的局部路径规划<sup>[2]</sup>. 对于环境信息完全已知的全局路径规划问题, 已经提出了许多有效的解决方法, 其中, 栅格法<sup>[3,4]</sup>以方格作为环境构成的基元, 算法简单, 但空间分辨率、时间复杂度与内存容量、实时性要求之间的矛盾限制了它的使用; 可视图法<sup>[5]</sup>能够求得最短路径, 但是缺乏灵活性, 且存在组合爆炸问题; 人工势场法<sup>[6,7]</sup>是路径规划研究的常用方法, 结构简单, 易于实现, 得到了广泛应用. 但人工势场法主要存在如下缺点: 陷阱区域, 在相近障碍物之间不能发现路径, 在障碍物前面振荡, 一些参数需通过实验调整; 遗传算法 (GA) 是一种借鉴生物界自然选择和自然遗传机制的随机化的搜索算法, 对于传统搜索方法难以解决的复杂和非线性问题具有良好的适用性. 但是, 用传统的遗传算法 (SGA)<sup>[8]</sup>求解移动机器人路径规划问题, 存在早熟收敛问题, 且路径规划的效

果不稳定.

目前, 对于静态障碍物的全局路径规划研究得较多, 而对于动态障碍物的局部路径规划研究得较少. 比较有代表性的局部路径规划方法有: 神经网络法<sup>[9]</sup>, 该方法避障速度快, 但是神经网络中的权值设定困难; 模糊推理法<sup>[10]</sup>, 该方法最大的优点是实时性非常好, 但是模糊隶属函数的设计、模糊控制规则的制定主要靠人的经验, 如何得到最优的隶属函数以及控制规则是该方法最大的问题.

本文提出了一种基于知识的遗传算法 (knowledge based genetic algorithm), 采用特定的遗传算子, 把领域知识并入初始种群及自适应调整控制参数, 克服了传统遗传算法的早熟收敛问题, 提高了遗传算法的效率; 该方法应用于移动机器人路径规划, 在复杂的静态环境和动态环境下均可以找到优化路径.

## 2 路径规划方法

### 2.1 问题描述

移动机器人工作在一个具有障碍物的环境中, 要求从起始点, 无碰撞地移动到目标点. 为研究方便, 本文做如下几点假设: (1) 移动机器人在二维有限空间中能朝各个方

向移动并且不考虑高度信息; (2)在机器人运动过程中,障碍物的几何形状、大小均不发生变化; (3)把障碍物边界向外扩展机器人本体在长、宽方向上最大尺寸的 1/2, 机器人可看作质点忽略不计.

### 2.2 模型的建立

路径规划是移动机器人研究中的一项关键技术, 而路径规划的第一步就是要建立适当的环境模型.

已有的建模方法, 例如链接图法、顶点图像法、广义锥法等, 虽然在路径规划时也能得到精确解, 但模型建立与更新的计算量非常大, 实际应用困难. 本文采用 Simon 和 Yang 提出的栅格法进行环境建模<sup>[1]</sup>. 该方法



图 1 机器人工作环境及路径表示

采用简单有效的路径表示, 机器人的工作环境由标识有序数字的栅格表示, 其中, 每一个数字代表环境中的一个位置. 机器人工作环境及路径表示如图 1 所示. 图 1 中 S 点是起始点, T 点是目标点. 图 1 中的实线为一条从起点到终点的可行路径, 虚线为不可行路径.

### 2.3 基于知识的遗传算法

#### 2.3.1 编码方法

取路径点的标识序列数作为路径编码. 规定每条路径中不能出现重复的标识序列号. 在图 1 的情况下, 一条路径可以表示为: 0-24-36-66-74-84-99 其中 0 为起点, 99 为目标点, 而 36 66 74 和 84 为中间结点.

#### 2.3.2 初始种群的产生

如图 1 所示, 机器人的初始路径产生过程如下: 从起始点出发, 利用领域知识和局部搜索技术, 随机选取与起始点相邻的一个非障碍物点作为下一路径点, 如此反复, 直到找到终点为止. 设机器人的初始路径集表示为  $P = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ . 其中  $a_n$  为路径个体, 采用变长度染色体.

#### 2.3.3 适应值的确定<sup>[1]</sup>

设初始种群  $P(0)$  中个体  $a_n$  的路径长度为  $L(a_n)$ . 对于图 1 中路径“0-36-66-74-84-99”可以表示为  $L(a_n) = \sum_{i=1}^N d_i + \beta_i C$ , 其中  $d_i$  表示路径点  $i$  和路径点  $j$  之间的距离,  $N$  为路径  $a_n$  中线段的个数;  $\beta_i$  是表示与障碍物相交深度的系数, 其定义如下:

$$\beta_i = \begin{cases} 0 & \text{线段与障碍物不相交} \\ \sum_{j=1}^M a_j & \text{线段与障碍物相关} \end{cases}$$

其中,  $M$  是与线段相交障碍物的个数,  $a_j$  是障碍物与线段之间的最短距离. 将每条路径的长度作为其适应值  $f(a_n)$ ,

即  $f(a_n) = L(a_n)$ .

### 2.3.4 遗传算子

参考文献[1], 本文设计了六个遗传算子, 它们不仅并入领域知识, 还结合了局部搜索技术, 大大提高了遗传算子的效率, 如图 2

交叉算子 (cross-over operator): 从两个父代个体中随机选择两个结点, 交换这两个结点后的部分, 如图 2 中的 (a) 图.

变异算子 (mutation operator): 从一条路径中随机选择一个结点, 用一个非路径点替换该结点.

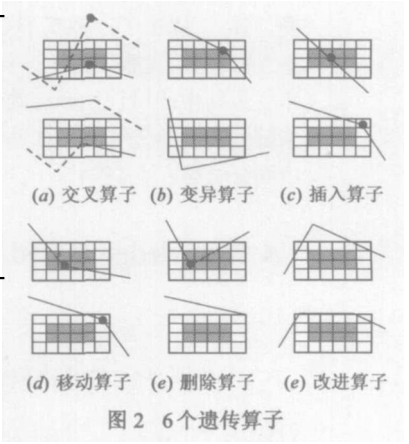


图 2 6 个遗传算子

变异算子在增加种群多样性方面起着关键的作用, 因此, 变异后的个体不必优于变异前的个体, 如图 2 中的 (b) 图.

插入算子 (input operator): 应用局部搜索技术, 选择一个与障碍物相邻的最好的结点, 插入不可行线段的两个结点之间, 如图 2 中的 (c) 图.

移动算子 (mobile operator): 该算子可应用于可行路径和非可行路径. 随机选择一个结点, 应用局部搜索技术, 将该结点移至邻区最好的栅格处, 如图 2 中的 (d) 图.

删除算子 (delete operator): 该算子可应用于可行路径和非可行路径. 随机选择一个结点, 检查与它相邻的两个结点, 并将这两个结点连接起来, 如果所选择的结点删除后是有益的, 就删除它, 如图 2 中的 (e) 图.

改进算子 (improve operator): 该算子可应用于可行路径. 从路径中选择一个结点, 在与该结点相连的两线段中分别插入一个新的结点, 把两个新结点连接后, 如果这条路径是可行的, 就删除所选择的结点, 如图 2 中的 (f) 图.

### 2.3.5 自适应参数调整<sup>[11]</sup>

种群最优个体的适应值与种群平均适应值的关系, 反映了平均适应值的稳定性. 令  $f_{min}$  代表某一种群中最优个体的适应值, 令  $f_{mean}$  代表此种群的平均适应值, 则  $d = f_{mean} - f_{min}$ . 若  $d$  越小, 表示种群个体之间的适应值差别较小, 说明此种群达到局部最优的可能性越大, 过早收敛的可能性也越大; 相反,  $d$  越大, 表示个体特性分散, 适应值差别较大, 因此可以近似地用平均适应值与最优适应值之间的差异来反映种群的收敛性程度. 这样交叉概率  $p_c$  与变异概率  $p_m$  参数也就由  $f_{mean} - f_{min}$  来决定. 事实上  $p_m$ 、 $p_c$  值应与  $f_{mean} - f_{min}$  成反比, 表示如下:

$$p_c = k_1 / (f_{mean} - f_{min}) \tag{1}$$

$$p_m = k_2 / (f_{mean} - f_{min}) \tag{2}$$

其中,  $k_1$  和  $k_2$  为比例系数. 同时, 为了保护优良个体, 在同

一代中,对不同的个体,其  $p_m$ 、 $p_c$  也相应不同。对适应低的个体应加以保护,其  $p_m$ 、 $p_c$  应减小,而对适应值高的个体,其  $p_m$ 、 $p_c$  也相应增加,因此  $p_m$ 、 $p_c$  不仅与  $f_{mean} - f_{min}$  有关,而且也应与  $f_{min} - f$  和  $f_{min} - f'$  有关系,其中  $f$  为变异个体的适应值,  $f'$  为两个交叉个体中适应值小的一个,即:

$$p_c = k_1 (f' - f_{min}) / (f_{mean} - f_{min}), f' \leq f_{mean} \quad (3)$$

$$p_c = k_3, f' > f_{mean} \quad (4)$$

和  $p_m = k_2 (f - f_{min}) / (f_{mean} - f_{min}), f \leq f_{mean} \quad (5)$

$$p_m = k_4, f > f_{mean} \quad (6)$$

式中  $0 \leq k_1, k_2, k_3, k_4 \leq 1.0$  并为常数。本算法中,  $k_3 = 0.75$ ,  $k_4 = 0.5$

另外,本文所提出的其它算子在进化初期,由于平均适应值变化较大,可以选择较大的概率 0.9 在进化中期,选择适中的概率 0.5 在进化后期种群趋于收敛,选择较小的概率 0.1 以实现适应算子的设计。

### 2.4 本文所提出的路径规划方法(以下简称 KBGA 法)

下面是基于本文所提出的遗传算法的路径规划的具体步骤:

Step 1 环境建模。采用 Simon 和 Yang 提出的栅格法进行环境建模。

Step 2 编码并初始化。将可行路径进行编码,设置进化代数计数器  $t \leftarrow 0$  设置最大进化代数  $T$ ; 随机生成  $n$  个个体作为初始群体  $P(0)$ 。

Step 3 个体评价。利用等式  $L(a_n) = \sum_{i=1}^N d_i + \beta_i C_i$  计算群体  $P(t)$  中各个个体的适应值。

Step 4 判断环境是否改变。如果环境改变,执行 Step 5 否则转到 Step 6

Step 5 重新评价种群  $P(t)$ 。

Step 6 锦标赛选择和精英选择运算。父代群体进行锦标赛选择,保留父代中最佳个体。

Step 7 交叉运算。将自适应单点交叉算子作用于群体。

Step 8 变异运算。将自适应变异算子作用于群体。

Step 9 其它运算。将其它算子作用于群体。群体  $P(t)$  经过选择、交叉、变异等运算之后得到下一代群体。

Step 10 判断是否动态环境。如果是动态环境,转到 Step 4 否则执行 Step 11

Step 11 是否满足结束条件。若  $t \leq T$ , 则:  $t \leftarrow t + 1$  转到 Step 3 若  $t > T$ , 则以进化过程中所得到的具有最小适应值的个体作为最优解输出,终止计算。

## 3 实验结果及其分析

为了验证上述遗传算法的有效性,给出了在 PC 机上利用上述遗传算法规划出的实验结果。实验的主要参数设置如下:机器人环境为  $20 \times 20$  的栅格,群体规模  $M = 40$ ,  $k_1 = 0.8$ ,  $k_2 = 0.05$  最大进化代数  $T = 500$

### 3.1 在静态和动态障碍物环境下的路径规划

静态和动态障碍物环境下的仿真结果如图 3 中的图 (a) 和 (b)。从图中可以看出,利用本文提出的路径规划方法,在静态和动态障碍物环境下均能找到一条安全无碰撞的机器人最优运动路径。

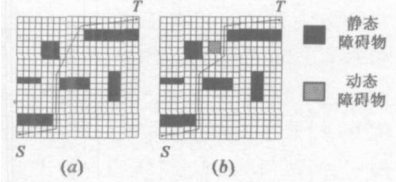


图 3 仿真结果 1

### 3.2 在复杂的障碍物环境下的路径规划

在复杂的障碍物环境下,种群规模  $M$  取不同的值,其它参数同上,进行实验。

对于每组参数,运行算法 20 次,仿真结果如图 4 和图 5 从图 4 可以看出,随着规模的增大,最优适应值(即路径长度)平均值总的趋势是降低的,即随着规模的增大,可以提高算法的全局寻优能力,然而,却会增加每次迭代的时间。因此,种群规模  $M$  在一定范围内宜取较小的值。图 5 给出了其中的一些典型结果。 $f_{min}$  为最优适应值平均值。

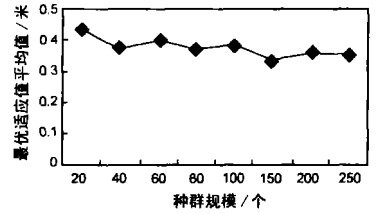


图 4 种群规模的影响

表 1 给出了采用不同的  $k_1$  和  $k_2$  组合值进行路径规划的最优适应值平均值,对于每种组合值,运行算法 20 次。

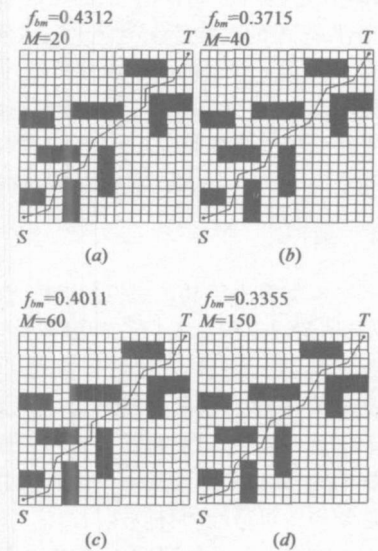


图 5 仿真结果 2

根据式 (3) 和 (5),  $p_c$ 、 $p_m$  均不是定常值,而是随着个体的不同在不断变化。通过控制  $k_1$  和  $k_2$  值的大小,即可控制  $p_c$ 、 $p_m$  的变化范围,同时种群也在不断克服收敛与发散的矛盾,保证了算法收敛到最优解。 $k_1$  和  $k_2$  取较大的值,可以使

表 1 不同  $k_1$  和  $k_2$  组合的最优适应值平均值

$k_1 \setminus k_2$	0.09	0.07	0.05	0.03	0.01
1	0.3917	0.3802	0.3739	0.3851	0.3855
0.8	0.3908	0.3731	0.3715	0.3773	0.3850
0.6	0.3935	0.3822	0.3811	0.3885	0.3898
0.4	0.3913	0.3843	0.3784	0.3864	0.3861
0.2	0.3967	0.3869	0.3857	0.3893	0.3922

$p_c, p_m$  相应较大, 使算法更易探测到新的超平面, 从而增大探测最优个体的可能性, 克服过早收敛;  $k_1$  和  $k_2$  取较小的值, 使  $p_c, p_m$  相应较小, 因此使算法更易保持个体的稳定性, 更易在局部范围内(某一超平面内)寻找到优秀个体, 并可将优秀个体保存下来。从表中数据可以看出,  $k_1 = 0.8$  和  $k_2 = 0.05$  为较好的组合。

为了比较 KBGA、Simon 和 Yang 提出的遗传算法(简称 GA)和 SGA 的性能, 在同一环境下对移动机器人路径规划进行了仿真实验, 实验参数设置如下: 最大进化代数  $T = 500$  群体规模  $M = 40$  SGA 交叉概率  $p_c = 1.0$  变异概率  $p_m = 0.05$  GA 的变异概率  $p_m = 0.2$  其余各个遗传算子概率均为 0.9

图 6 给出了进行路径规划的性能比较曲线图, 横坐标是遗传算法进行的代数, 纵坐标是适应值, 即路径长度。从图中可以得出, SGA 在进行到 450 代左右时收敛到 0.8113 米; GA 在进行到 420 代左右时收敛到 0.4372 米, 而 KBGA 在进行到 250 代时收敛到 0.3715 米。从曲线图中可知, KBGA 的收敛速度明显比 GA 和 SGA 快, 而且 KBGA 和 GA 的适应值的变化比较平稳, 而 SGA 曲线波动大, 收敛不稳。总之, KBGA 采用特定的遗传算子、把领域知识并入初始种群及自适应调整控制参数, 不仅提高了遗传算法的全局寻优能力, 同时使遗传算法的收敛速度大大提高。

#### 4 结论

本文提出了基于知识的遗传算法, 采用特定的遗传算子, 把领域知识并入初始种群及自适应调整控制参数, 不仅克服了传统遗传算法的早熟收敛问题, 保证了算法收敛到最优解, 而且提高了遗传算法的效率, 该方法应用于移动机器人路径规划时, 对提高路径规划的质量和效率有较好的效果。仿真结果进一步说明该方法在移动机器人路径规划中的可行性和有效性。

本文下一步的研究工作将致力于在动态障碍物环境下, 把环境改变的信息并入初始种群, 这将会进一步提高遗传算法的效率, 从而使移动机器人路径规划的效果更好。

#### 参考文献:

- [1] Hu Y, Yang S X, et al A knowledge based genetic algorithm for path planning of a mobile robot[A]. Proc of the 2004 IEEE Intl Conference on Robotics & Automation[C]. New Orleans 2004 4350-4355
- [2] Tu J Yang S X. Genetic algorithm based path planning for a mobile robot[A]. Proc of IEEE IntlConf on Robotics and

Automation[C]. Taipei Taiwan, September 2003 14-19

- [3] Lozano-Pérez T. Spatial planning a configuration approach [J]. IEEE Trans on Computer 1983, 32 (2): 108-120
- [4] Sharir M. Algorithmic motion planning in robotics [J]. Computer 1989 22(3): 9-20
- [5] Khosla P, Volpe R. Superquadric artificial potentials for obstacle avoidance and approach [A]. Proc IEEE Intl Conf on Robotics and Automation [C]. Philadelphia PA, 1988 1778-1784
- [6] Deng X, Mirzaian A. Competitive robot mapping with homogeneous markers [J]. IEEE Trans on Robotics and Automation, 1996 12(4): 532-542
- [7] Rimon E, Koditschek D E. Exact robot navigation using artificial potential fields [J]. IEEE Trans on Robotics and Automation, 1992, 8(5): 501-518
- [8] Ashim I, Czarniecki C, Routen T. Characteristics of a genetic based approach to path planning for mobile robots [J]. Journal of Network and Computer Applications 1996, 19(2): 149-169
- [9] Yang S X, Meng M. Realtime collision-free path planning of robot manipulators using neural network approaches [J]. Autonomous Robots 2000, 9(1): 27-39
- [10] Zavlangas P G, Tzafestas S G. Industrial robot navigation and obstacle avoidance employing fuzzy logic [J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems 2000 27(1-2): 85-97.
- [11] 周远晖, 等. 基于克服过早收敛的自适应并行遗传算法 [J]. 清华大学学报, 1998, 38(3): 93-95  
Zhou Yuanhui et al Adaptive and parallel genetic algorithm based on solving premature convergence [J]. Journal of Tsinghua University Science and Technology 1998, 38(3): 93-95 (in Chinese)

#### 作者简介:



周兰凤 女, 1966年出生, 讲师, 博士生, 主要研究方向: 智能机器人、智能控制。

E-mail: Ezhou@hit.edu.cn



洪炳焯 男, 1937年出生, 博士生导师, 主要研究方向: 智能机器人、虚拟现实技术等。