

# 用遗传算法进行路径规划\*

吴晓涛, 孙增圻

清华大学 计算机科学与技术系; 智能技术与系统国家重点实验室

**文 摘:** 本文在一种基于网络结构的并行路径规划算法的基础上,为解决该算法的全局最优问题,引入了遗传算法。由于所针对具体的问题的特殊性,本文所使用的遗传算法和通常的遗传算法在某些方面有所不同。本文所用的遗传算法,采用了“远亲交配”的思想以获取新一代的成员,取得了较好的仿真结果。

**关键词:** 遗传算法; 人工势场法; 远亲交配

**分类号:** TP 18

## 0 引 言

无碰撞路径规划问题就是寻找一条从起点到终点的能够避开障碍物的尽量短的路径。在结构化空间中,可以采用如下的一种算法:将路径考虑成一系列的路径点,用人工势场法进行规划,用网络结构并行实现。在实时性方面,这种算法具有很大的优势。然而,这种算法对于全局最优解的寻找却无能为力。由于遗传算法在寻求全局最优解方面的高效性,因此引入了遗传算法。以往也有一些方法引入遗传算法进行路径规划,这些算法是将规划空间离散化,然后进行编码,按照常规的遗传算法进行寻优<sup>[6]</sup>,这种方法对于非常大的规划空间,要么以粗粒度离散化,使寻优结果不够精确;要么以细粒度离散化,但计算量大大增加。而本算法直接对连续的规划空间进行寻优,同时在将遗传算法引入并行路径规划算法的时候,考虑了不降低原算法的并行程度,并使算法的实现尽量简单,寻优的效率较高。

## 1 基于网络结构的并行路径规划算法

本算法的基本思想是构造规划空间的势函数,然后利用一阶梯度寻优来求得极短路径。势函数由碰撞罚函数和路径距离函数两部分组成。规划空间中每个点的罚函数是点到障碍物的距离的函数,此函数可表示为:

$$E_c = \frac{1}{1 + e^{-D/T}}$$

其中, $D$ 表示规划空间中点到障碍物的距离; $T$ 表示温度,是罚函数形状的一个重要参数。当温度高的时候,罚函数比较平缓;当温度低的时候,罚函数比较陡峭。根据这个特性,一般在开始的时候选择较高的温度以使路径尽快地避开障碍物,然后逐渐降低温度,使路径贴着障碍物走,从而使路径变短。将路径考虑成一系列路径点的连线,每个路径点的势函数将是由路径

收稿日期: 1995-01-03

\* 国防科技预研基金项目

寻优的。

基本的遗传算法分为复制和交叉重组两个步骤进行:复制就是对一组参数集中的每个参数集,根据其性能的好坏按概率进行复制。所复制出的参数集为交叉重组做准备。而交叉重组,就是将两个参数集的某一部分进行互换,产生一些新的参数集。复制和交叉重组后,通过优胜劣汰的机制,将性能差的参数集淘汰。从而改变了参数集的性能,然后,用新的参数集再进行新一轮的复制和交叉重组。

为了加快寻优的速度,遗传算法还引入了“变异”和“移民”等概念。变异就是对参数集中的某些参数进行人为的突变,以达到产生新品种的目的。移民就是人为地加入一些新的参数集。“变异”和“移民”都是以小概率进行的。

分析遗传算法的这些操作,“按概率复制”以及“优胜劣汰的机制”,是为了使参数集的性能提高;“交叉重组”、“变异”和“移民”这些操作,是为了产生新的品种,只有产生新的品种,才能为“优胜劣汰”提供原材料,才有可能找到最优解,才可以使算法跳出局部极值。将“按概率复制”和“交叉重组”结合在一起,则是为了产生好的新品种。如何能够不断地提供好的、新的品种,避免重复产生,这对算法的好坏有着很大的影响。

在本文所提到的路径规划问题中,避免路径的重复产生尤其显得重要,这是因为在新一代路径集的产生过程中,要对初始路径点序列进行一次收敛操作,使其收敛为一个避障路径,这导致了即使初始路径点序列不同,也可能收敛为同一条路径,从而产生重复路径。为了产生新路径,引入“远亲交配”的概念。

“远亲交配”是相差较大的参数集进行交叉重组的概率比相差较小的要高(两个参数集相差的程度可以用它们的距离来表示。距离的定义可以根据具体情况来定)。于是在交叉重组时,要根据距离来按概率进行配对。下面具体介绍如何应用遗传算法解决路径规划中的局部极值问题。

1) 初始路径集的产生。利用前面所介绍的基于网络结构的并行路径规划算法,由不同的初始路径点序列产生一系列的路径。初始路径点序列是这样选择的:第一条路径的初始路径点序列选择从起点到终点所连的直线上的均匀分布的点列作为初始路径点序列。其它路径的初始路径点序列选择规划空间内随机分布的路径点集作为初始路径点序列。用基于网络结构的并行路径规划算法使初始路径点序列收敛为不同的避障路径。由此,产生一组路径集。

令 PPP(Parallel Path Planning)代表前面所介绍的并行路径规划算法。

$r_i^1$  表示第一代第  $i$  个初始路径点序列集,  $r_i^1 = \{(x_{i1}^1, y_{i1}^1), (x_{i2}^1, y_{i2}^1), \dots, (x_{in}^1, y_{in}^1)\}$ ,  $R_i^1$  表示第一代第  $i$  条避障路径,  $R_i^1 = \{(x_{i1}^1, y_{i1}^1), (x_{i2}^1, y_{i2}^1), \dots, (x_{in}^1, y_{in}^1)\}$ 。

$r_i^1$  和  $R_i^1$  的关系为:  $r_i^1 \xrightarrow{\text{PPP}} R_i^1, i=1, 2, \dots, N$

令  $\Psi^1 = \{(R_1^1, R_2^1, \dots, R_N^1)\}$  表示第一代路径集。

2) 计算出这组路径集中每条路径的长度,并求出这组路径中的最短路径。

$L_i^1 = \|R_i^1\| = \sum_{j=1}^{n-1} \sqrt{(x_{i,j+1}^1 - x_{i,j}^1)^2 + (y_{i,j+1}^1 - y_{i,j}^1)^2}$  为第  $i$  条路径的长度

$L_{\min}^1 = \min_{i=1}^N (L_i^1)$  为第一代路径中最短路径的长度。

3) 初始路径点序列集产生后,将对这一序列集进行“复制”的操作。复制操作是这样进行的:根据路径长度初步确定各序列的适配值。求得适配值之后,根据适配值按概率进行复制。复

点所处的点的罚函数加上和相邻路径点的距离的函数所构成, 即:

$$E_R = E_A + \beta E_C$$

其中,  $E_A$  表示距离函数,  $E_C$  表示罚函数,  $\beta$  是加权系数。每个路径点可以独立地寻找各自的最低势能位置, 由于路径点之间的相互独立性, 所以可以用一种网络结构来并行地实现。算法分 3 层来实现。各个路径点寻优使用人工势场法。最底层所求的是第  $k$  个路径点到第  $i$  个障碍物的第  $j$  条边的距离; 中间层所求的是第  $k$  个路径点在第  $i$  个障碍物的罚函数场中的梯度值; 最上层计算求出每个路径点在规划空间中的势能函数的梯度, 这一层的计算分为两部分, 一是吸引函数梯度的计算, 另一是罚函数梯度的计算。

经过以上 3 层计算, 可以得到各个路径点在势场中的梯度值, 沿负梯度方向以一定的步长移动路径点, 即可使整个路径的势能值趋于极小。在算法的实现过程中, 还可引入模拟退火算法和一些启发性知识以避免某些局部极值, 使路径达到避障的目的<sup>[5]</sup>。

以上所介绍的算法的仿真结果如图 1 和图 2 所示:

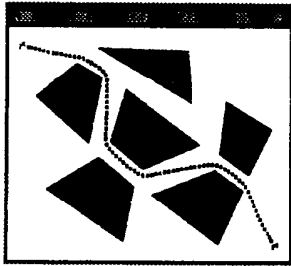


图 1 避障路径一

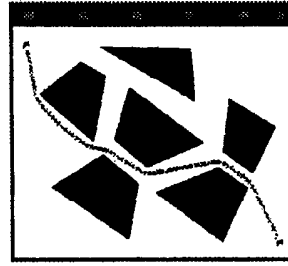


图 2 避障路径二

图 1 所示的是初始路径点序列为起点到终点的连线上均匀分布的点列, 通过梯度下降法收敛成的路径。这种方式一般可以得到较好的解, 然而, 有时会陷入局部极值。图 2 所示的是初始路径点序列为规划空间随机分布的点集, 通过梯度下降法, 收敛到图 2 所示的路径, 该路径较图 1 所示的路径要短。然而, 由这种方式所得到的路径的性能是随机的, 只能以不大的概率寻找到最短的路径。为了进行全局范围内的最短路径寻优, 引入了遗传算法。

## 2 遗传算法

遗传算法最早是由密执根大学的 John H. Holland 教授提出来的<sup>[7]</sup>。这种算法模仿达尔文的生物进化论而创建, 它可用于解决诸如控制及函数的优化、机器学习等许多方面的问题。它模仿生物遗传及进化的步骤, 引入了如选择、复制、交叉重组和变异等方法。并将进化论中适者生存的概念引入到算法中。

从微观的角度看, 遗传算法是一种随机算法; 从宏观的角度看, 它又具有一定的方向性。因此, 它不同于一般的随机算法, 它所使用的随机选择只是在有方向的搜索过程中的一种工具。正是由于它的方向性, 使得它比一般的随机搜索算法的效率要高。

基本的遗传算法是对参数集的有限长度编码进行操作, 并为每一个编码产生一个适配值来评价该编码的好坏。通过编码和适配值使得算法不需要考虑问题的具体情况, 从而容易适应各种情况。然而, 对于具体的问题, 并不一定必须对问题进行编码操作, 当很难对问题进行编码时, 完全可以直接对问题的参数集进行操作。本文也正是通过直接对路径点序列集操作而进行

制出  $2m$  条路径, 将所产生的复制品放到一个缓冲区, 复制品将在这个缓冲区中完成交叉重组的操作, 可称这个缓冲区为交叉区。  $A_i^1 = \alpha L_i^1$  表示第一代的第  $i$  条路径的适配值。

第  $i_0$  条路径被选中的概率为:  $P_{i_0}^1 = A_{i_0}^1 / \sum_{i=1}^N A_i^1$ , 按概率  $P$  对路径集进行选择, 复制出  $2m$  条路径,  $2m < N$ 。

4) 复制操作完成后, 对交叉区中的路径进行“交叉重组”操作。交叉重组操作是将交叉区中两个路径进行部分互换产生两个新的初始路径点序列, 然后用势场法使新的序列收敛成避障路径并计算其长度。路径的配对方法是对交叉区中的路径进行根据距离按概率配对。这一步骤中, 在交叉区中任选一条路径, 设为  $R_{i_0}^1$ , 求出它与交叉区中别的路径的距离:

$$D_{i_0, i}^1 = \sum_{j=1}^n \sqrt{(x_{i_0, j} - x_{i, j})^2 + (y_{i_0, j} - y_{i, j})^2}, (i = 1, \dots, N, i \neq i_0)$$

第  $i_0$  路径被选中的概率为:  $q_{i_0, i_0}^1 = D_{i_0, i_0}^1 / \sum_{i=1}^N D_{i_0, i}^1$ 。

按概率  $q$  选择一条路径与  $R_{i_0}^1$  配对, 就完成了一条路径的配对操作。然后, 对交叉区中的剩余路径进行以上配对操作, 最后得到了  $m$  对路径。产生  $m$  个小于  $n$  ( $n$  为路径中路径点的个数) 的随机正整数。然后, 将这  $m$  对路径以这些随机正整数为交叉点进行交叉重组, 就可以得到  $2m$  个路径点序列  $r_k^2$ , 其中  $k = 1, \dots, 2m$ , 对这  $2m$  个路径点序列运用势场法, 从而得到了  $2m$  个新的路径  $(R_k^2)'$ , 其中  $k = 1, \dots, 2m$ 。即:  $r_k^2 \xrightarrow{PPP} (R_k^2)'$ , ( $k = 1, \dots, 2m$ )

5) 交叉重组之后, 需进行优胜劣汰的操作。将上一代中较长的路径淘汰, 更新为一组新的路径。这一步骤表示为:

设  $R_j^1 (j = 1, 2, \dots, N - 2m)$  为  $\Psi^1 = \{R_1^1, R_2^1, \dots, R_n^1\}$  中的较短的  $N - 2m$  条路径。则:  
 $\Psi^2 = (R_1^2, R_2^2, \dots, R_n^2) = \{R_1^1, R_2^1, \dots, R_{N-2m}^1, (R_1^2) ', (R_2^2) ', \dots, (R_{2m}^2) '\}$

对新一代的路径集重复 2) ~ 5) 的操作, 直至最短路径符合要求或连续几代最短路径没有改变。

### 3 仿真结果

下面给出初始路径集中路径的数目为 6 时的仿真结果。

初始路径点序列分两种情况, 一种为起点到终点所连直线上均匀分布的点列, 另一种是路径点随机分布。6 个路径点序列设为:  $r_1^1, r_2^1, r_3^1, r_4^1, r_5^1, r_6^1$ 。由初始路径点序列可收敛成初始路径, 初始路径集里的路径有可能会有重复, 在这里考虑不重复的情况。这 6 条路径分别设为  $R_1^1, R_2^1, R_3^1, R_4^1, R_5^1, R_6^1$ 。图 3、图 4 表示  $R_2^1$  和  $R_4^1$ , 这 6 条路径的集合组成第一代路径集为:  $\Psi^1 = \{R_1^1, R_2^1, \dots, R_n^1\}$ , 由表 1 得  $L_{\min}^1 = 739.66$ 。然后进行交叉重组, 得路径点序列  $r_1^2, r_2^2, r_3^2$  和  $r_4^2$ , 图 5、图 6 表示  $r_1^2, r_2^2$ 。

路径点序列进一步收敛成的路径如图 7、图 8。即  $r_k^2 \xrightarrow{PPP} (R_k^2)'$ , ( $k = 1, \dots, 4$ ), 长度见表 1。

表 1 第一代路径集及其交叉重组后的各路径长度

$R_1^1$	$R_2^1$	$R_3^1$	$R_4^1$	$R_5^1$	$R_6^1$	$(R_1^2)'$	$(R_2^2)'$	$(R_3^2)'$	$(R_4^2)'$
795.28	851.44	739.66	773.34	911.51	761.70	703.26	738.89	738.27	703.31

于是,可以得到  $\Psi^2 = \{R_1^2, R_2^2, R_3^2, R_4^2, R_5^2, R_6^2\} = \{R_3^1, R_5^1, (R_1^1)', (R_2^1)', (R_3^1)', (R_4^1)'\}$ 。由表 1 得  $L_{\min}^2 = 703.26$ 。

$\Psi^1$  和  $\Psi^2$  相比最短长度由 739.66 变为 703.26, 平均长度由 805.49 变为 730.85。

以上是进行一次交叉重组后的情况,实际上已找到了最短路径。在有些情况下,也许要进行多次交叉重组,如果连续几次的结果没有改变,则认为寻优结束,否则,每次结果都会有所改进,也可以很快地找到最优解。

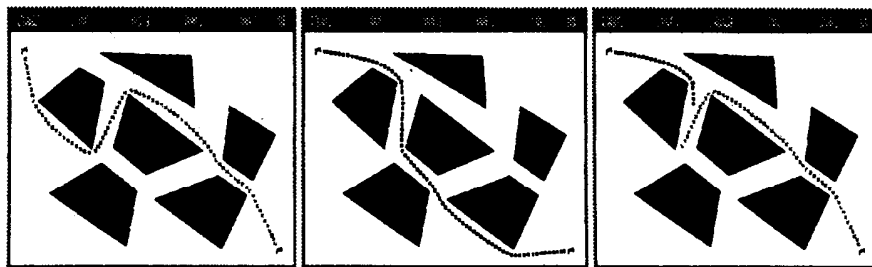


图 3 初始路径 2

图 4 初始路径 4

图 5 路径 2,4 交叉

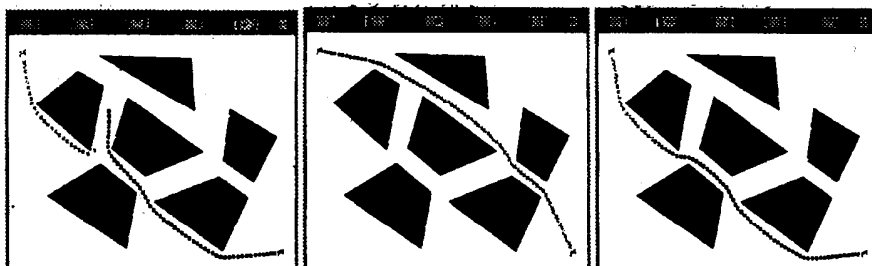


图 6 路径 4,2 交叉

图 7 图 5 收敛结果

图 8 图 6 收敛结果

## 4 结 束 语

本文利用遗传算法的思想对连续规划空间的避碰路径规划问题进行了讨论,在规划过程中保证了算法实现的高度并行性。本文所使用的是遗传算法的最基本思想,一些新的遗传算法操作如变异、移民等尚待引进,这将进一步保证所寻路径的最优性和寻优效率。

### 参 考 文 献

- 1 Lee Sukhan, Bekey G A. Applications of neural network to robots. Control and Dynamic Systems, 1991, 39: 1~69
- 2 赵瑞安, 吴 方. 非线性最优化理论和方法. 杭州: 浙江科学技术出版社, 1992
- 3 Jean C L. Robot motion planning. Boston: Kluwer Academic Publishers, 1991
- 4 David E G. Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning. Massachusetts: Addison-Wesley Publishing Company, Inc, 1989
- 5 吴晓涛, 孙增圻, 邓志东. 基于网络结构的并行路径规划算法. 第二届全国智能控制专家讨论会, 1994
- 6 邵世煌, 熊 宁. 用遗传算法求解机器人多变地形问题. 第二届全国智能专家讨论会, 1994
- 7 Holland J H. Adaptation in natural and artificial systems. Ann Arbor: The University of Michigan Press, 1975

## Using genetic algorithm for path planning

Wu Xiaotao, Sun Zengqi

National Laboratory of Intelligent Technology and Systems  
Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University

**Abstract:** Based on massively parallel connectionist network, to find the collision free paths, the algorithm was developed. Because of the local minimum value in this algorithm, the collision free path perhaps is not the shortest. To avoid local minimum value, the simulated annealing and some heuristic methods are used, however these methods can only ensure the collision free path, the global shortest path is not sure to be found, so the genetic algorithm is introduced into the algorithm for its efficiency on optimization. Because of the specific property of the real question, the genetic algorithm used in this paper is different from the general genetic algorithm in some aspects. For example, in this algorithm, the problem is in continuous planning space, the coded string for the path is difficult to generate, so the path points are directly used as genetic units, and the idea "distant relatives can pair" to create next generation is used to improve the efficiency of the algorithm. The simulation shows good results.

**Key words:** genetic algorithm; potential field method; distant relatives can pair

简 讯

### 博士生方菲的研究成果在美国获奖

从1995年美国陶瓷学会年会上传来喜讯。清华大学材料科学与工程系无机非金属材料专业博士生方菲在张孝文教授指导下的一项研究成果在年会上展出并获二等奖。一年一度的美国陶瓷学会年会,是国际陶瓷界规模最大的学术会议,每年在年会期间举办对陶瓷材料显微结构研究分析技术成果的竞赛,参赛项目要求把对陶瓷材料显微结构研究在科学上的新发现用近代实验技术拍摄出来并加以解释。这次博士生方菲和她导师张孝文的研究成果是在一种称为钛酸铅钙的复合陶瓷材料中发现三种不同类型的有序结构可以共存,而且用高分辨电子显微镜清晰地拍摄出了这三种不同类型有序结构在无序基体上共存的原子水平的图象,这在国际上还是第一次。这一成果也证实了张孝文教授和顾秉林教授三年前对这一体系可能存在的有序结构类型在理论上的预见,表明我国学者在复合钙钛矿结构的有序无序转变理论及实验上都达到了国际先进水平。