

多障碍离散路径规划的遗传算法求解

杨 四 海

(华侨大学信息科学与工程学院, 福建 泉州 362021)

摘要 使用遗传算法求解多障碍离散路径规划问题时, 容易产生大量无效解. 通过计算个体的有效路径, 评价个体, 并在遗传操作中不断累积局部优势模式, 可以对无效解进行遗传操作并最终生成有效解. 无效解往往在有效路径的尾部陷入障碍. 针对此变异操作, 使得个体不仅可以保留前端累积的局部优势模式, 同时可通过尾部变异跳出环境障碍.

关键词 路径规划, 遗传算法, 迷宫问题, 变异算子

中图分类号 TB 114.1

文献标识码 A

路径规划是一类很经典的问题, 文献[1~6]对各种路径规划问题进行了深入细致的剖析, 对某些特定问题提出了有效的解决方法. 文[1]将真实路径栅格化后, 根据特定知识进行分段, 在分段后利用插入、删除、杂交和变异算子进行局部路径的搜索, 从而将环境特定知识引入操作中. 文[2]在随机产生可行的折线路径的基础上, 利用遗传操作“拉平”折线, 适于处理复杂情况下连续路径的规划. 文[3]详尽考察了遗传算法求解 TSP 在各个环节上的参数调节问题, 得到了一些有价值的结论. 文[4]则利用方向信息进行编码, 并在此基础上考察了迷宫问题的求解. 上述文献在解决特定问题上取得了较好的结果, 但不适于解决多障碍的离散路径规划问题, 本文针对此类问题展开研究.

1 问题描述

路径规划问题是指寻找指定两节点间总长度最短或费用最低的路径, 在运输、通信等实际应用中是一个基本问题. 设无向图 $G = (V, E)$ 由点集 $V = \{1, 2, \dots, n\}$ 和一组连接 V 中节点的边 $E \in V \times V$ 组成. 令对应每条边有非负数 c_{ij} 表示从 i 到 j 的距离(或其他指标), 指标变量为 x_{ij} . 如果边 (i, j) 在路径中 (1 为路径起始节点, n 为终止节点, $i \neq j, i, j \in V$), 有

$$x_{ij} = \begin{cases} 1, \\ 0, \end{cases} \quad \text{其他,}$$

则路径规划问题可以表述为 $\min Z(x) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ij}$. 其中, 路径中节点出现次数最多为 1.

2 求解策略

2.1 遗传算法

利用遗传算法求解路径规划问题, 主要有以下 3 个困难. (1) 确定初始节点和最终节点后, 路径通过的节点数不是固定的, 从而个体编码长度不能预先确定. (2) 没有统一适用的编码方式. 目前常用的编码方式, 主要有按节点的序号编码和按节点与其他节点的连接位编码两种方案. 前者在初始化和进行遗传操作时, 易产生无效解(并非任意两节点间都有边存在); 后者则在按连接位进行编码时, 丢失了节点的位置信息. (3) 遗传操作将产生无效解. 不论采用何种编码方式, 在交叉和变异操作时都可能产生

收稿日期 2005-12-20

作者简介 杨四海(1975), 男, 讲师, 硕士, 主要从事智能算法和图像处理的研究. E-mail: ysh_12@163.com

基金项目 福建省自然科学基金资助项目(A0540005)

无效解. 产生上述困难的原因在于遗传算法适于求解多因素下的全局最优解, 编码时要求这些因素的取值尽可能独立的^[7]. 因此, 如果某些编码位的取值受其他编码位影响, 路径问题要求构成路径后节点之间有连接存在, 这就限定了有效解中某一编码位的取值与相前一编码位有关. 因此, 采用遗传算法求解将产生无效解.

由上述出现的问题可以看出, 无效解问题是利用遗传算法求解路径规划不可避免的关键问题. 以前的研究集中于如何变动遗传操作以尽量避免产生无效解上, 从而大大局限了遗传算法的效能. 本文以一致的观点看待无效解和有效解, 在无效解中通过遗传操作逐步固定局部有效模式, 并最终生成适应度最高的有效解. 对于多障碍环境下的离散路径规划, 如果采用按节点序号编码不仅可能因路径障碍产生无效解, 而且可能因节点之间不存在连接路径产生无效解. 因此, 在随机初始化和进行遗传操作时将由于产生大量无效解而降低算法效率. 因此, 本文采用按节点连接位的方式进行编码. 为简便起见, 仅考虑连接数固定、各边长也固定的特殊多障碍环境——迷宫. 尽管迷宫问题是一个很特殊的问题, 其有效解数目非常有限(通常只有一个有效解), 但本文在利用遗传算法求解时, 对有效解和无效解不作区分, 进行统一操作. 因此, 在求解迷宫问题时和求解其他的路径规划问题在策略上是一致的. 如果该方法对迷宫问题是有效的, 有理由相信对多障碍路径规划的其他问题也将是有效的. 迷宫问题可以转化为路径规划问题, 它可以被看作路径规划问题的特例, 如图 1, 2 所示. 矩形迷宫可转化为最大连接数为 4 的路径规划问题, 而六边形迷宫可以转化为最大连接数为 6 的路径规划问题. 下面以图 1 为例, 说明具体的求解策略.

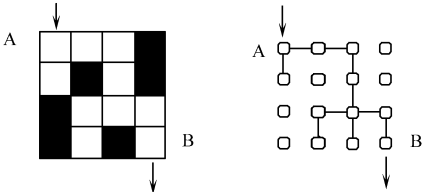


图 1 矩形迷宫

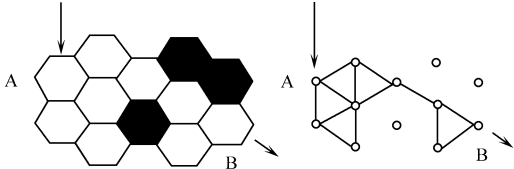


图 2 六边形迷宫

2.2 染色体编码及初始种群的产生

遗传算法中的一个首要问题是, 考虑如何通过染色体编码将问题的解空间映射到编码空间. 这样, 对问题解空间的搜索就转化为对编码空间的搜索. 对于矩形迷宫, 每一个节点可能的连接是上、下、左、右 4 个方向中的一个, 可以分别用数字 1, 2, 3, 4 表示. 由这些数字组成的编码串就构成了从开始节点出发的一个方向序列, 因为每走一个方向就到达一个新的节点, 于是此编码串就表征了一条可能的路径 (因障碍的存在, 这些路径不一定有效). 迷宫的任何一种走法都可以转化为一条唯一的编码串. 这样, 对路径的搜索就转化为对数码串搜索. 编码长度上, 本文采用定长染色体编码. 令构成矩形迷宫的行数和列数分别为 R 和 C , 设置编码串初始长度为 $2 \times (R + C)$, 当编码串长度不够时再进行扩充. 初始种群按种群规模、染色体长度, 由随机产生的 1, 2, 3, 4 进行填充.

2.3 评价函数的设计

评价函数在遗传算法中起着非常重要的作用, 因为它为整个计算指明了“方向”. 从而使算法在进行过程中始终保持清醒的方向感, 并逐渐向最终结果靠近. 为了计算个体的适应度, 首先计算个体的有效路径. 因为障碍物的存在, 个体染色体中的方向并非全部可行. 在计算时应该将不可行的方向全部去除, 将个体编码中的可行方向依次移动到前端. 则个体中有效的路径由这些编码位给出. 对于后面多出的编码位, 由随机产生的新码串填充. 这样, 尽管直接生成有效解非常困难, 可以逐步将有效编码位保留并在后续操作中不断扩充, 在此基础上最终生成有效解. 因此, 在种群初始化时, 就无需考虑解的有效性. 一般路径问题常用的评价函数为 $f = 1/L(G_i)$, 其中 G_i 为有效解. 本文旨在通过初始解逐渐生成有效解, 以有效路径考察个体, 同时需要找出多条路径中的较小者. 因而, 采用的评价函数需综合考虑两个指标: 有效路径终点与目标点的距离以及有效路径的长度. 对于迷宫问题, 设起始点坐标为 $[1, 1]$, 目标点坐标为 $[R, C]$, 令个体有效路径长度为 L_v 、有效路径终点处坐标为 $[x_e, y_e]$, 则评价函数使用 $f = [\alpha(x_e + y_e) + \beta(L_v)^\gamma]$, $\alpha + \beta = 1, \gamma > 0$. 其中, α, β 和 γ 的值可根据具体环境确定. 迷宫问题中充斥着大量的无效解, 最终的有效解往往只有一个. 这些无效解的共同特征是, 在个体有效路径终点处所有可能的

前进方向上全部被障碍物阻挡(本文在计算个体有效路径时将走过的节点设置为障碍),这使得绝大多数无效解个体其有效路径长度小于有效解.因而对于迷宫这类特殊问题,可以取 α, β 为正值,本文取 $\alpha = \beta = 0.5$. γ 的取值用于控制不同个体间适应度的差异, γ 取得过小,会使收敛速度变慢;而若取得过大,则容易过早收敛于局部优势解. 本文取 $\gamma = 3$. 在计算评价函数的同时,可由有效路径的终点坐标是否等于目标坐标,来判断是否生成了有效解.就迷宫问题而言,一旦生成了有效解,将结束整个操作.

2.4 遗传算子的设计

(1) 选择算子的设计. 根据文[3]中对选择算子的性能比较,本文采用轮赌选择机制. (2) 交叉算子的设计. 在遗传算法中,交叉算子的作用是汇集局部的优势模式,从而产生出适应度更高的个体.对一般性的路径规划问题,可以理解为

将局部较短路径组织起来生成全局较短路径,如图 3 所示.因而路径的交叉操作应针对同一节点进行.对于只有一个有效解的迷宫问题,交叉后得到的新个体与原

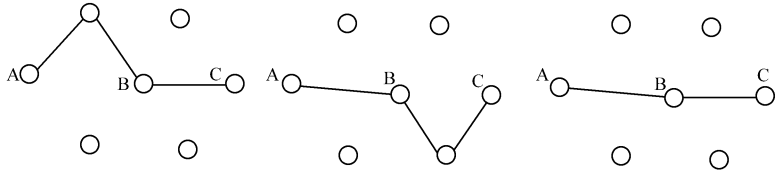


图 3 路径的交叉

个体是相同的,从而起不到应有的作用.文[4]使用了按染色体编码位进行交叉的一种新策略,但因为该方法没有保留原个体的局部模式,其效果与变异操作无异.本文以迷宫问题为例,考察一般性多障碍的离散路径规划问题,并仍然保留了针对同一节点的交叉操作.其过程如下:在个体 A 中随机选取一个编码位,计算此编码位所对应的节点编号 k .在个体 B 中根据编码表示的方向计算经过路径的节点编号,并从中查找节点编号及其对应的编码位 j ,交换个体 A 中编码位 i 与个体 B 中编码位 j 后面的码串.

超出编码长度时将多余位去除,少于编码长度时后面补充随机串. (3) 变异算子的设计. 变异算子在遗传算法中起着提高种群多样性的作用,局部的优势模式归根到底源自变异操作.因为变异操作在提升种群多样性的同时,也破坏了种群原有的局部模式,所以一般以小概率在染色体局部使用.由于采用节点的连接位进行编码时,一旦某一染色体位元发生变化,后续的节点将随之变动,从而使原有的后续连接信息失效.因此,本文采用很小的概率做传统的变异操作,以便于种群跳出局部优势解.除了进行传统的变异操作外,本文同时使用尾部变异策略.因为最终的有效解或优势解通过局部优势模式汇集而成,经过多代进化后个体前端的染色体都是局部的优势模式,而后端则多为未经淘汰的新产生的局部模式.在迷宫这类充满障碍物的环境下,有很多是走不通的无效解.这些无效解几乎都是在尾部陷入了障碍,很可能稍做修改就能跳出障碍.因而在染色体的有效路径尾部引入变异操作,能使个体在保留前期优势模式的基础上增加对后续路径的搜索能力.本文进行如下的尾部变异操作:在个体染色体中有效路径的尾部 N 个编码位中随机选取一位,将其后染色体位元用随机串代替. N 的取值视问题规模而定.

2.5 算法流程

根据以上描述,设计求解迷宫问题的算法流程有 8 个步骤. (1) 载入数据,初始化遗传算法的运行参数及初始种群. (2) 计算个体的有效路径、有效路径终点位置及适应度. (3) 根据评价函数计算个体的适应度,并根据个体适应度进行选择操作. (4) 根据交叉和变异概率执行交叉和变异操作,并进行尾部变异操作. (5) 根据适应度找出最佳个体,若其有效路径终点为目标点,转到步骤(8). (6) 若未到达指定循环次数,转到步骤(2). (7) 如果未找到最终路径,则在原有种群基础上扩充种群的染色体长度,转到步骤(2). (8) 输出最终个体.

3 仿真实验

利用随机产生的二维点数据稍作修改得到的迷宫,如图 4 所示. 设定运行时参数如下:起止点为 A, B. 迷宫规模为 60×80 ,染色体最大扩充次数为 2,种群规模为 60,最

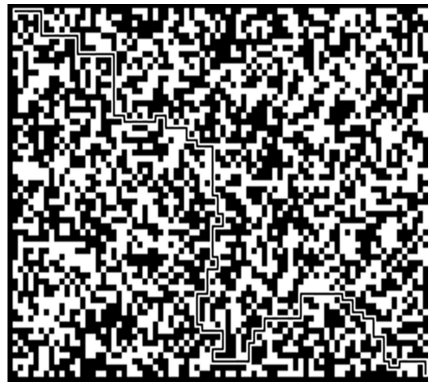


图 4 迷宫图示(线条为一有效解)

大演化代数 为 400, 交叉概率为 0. 2, 变异概率为 0. 05, 尾部变异概率为 1. 0, 尾部变异对比计算结果, 如表 1 所示. 表中, n 表示运行次数, p 为有效解概率, g_{\min} 为有效解最小代数, g_{\max} 为有效解最大代数, g_{avg} 为平均代数. 仿真实验后结果说明, 采用尾部变异技术可以提高有效解的求解速度. 采用较低的尾部变异位数对个体破坏较小, 有利于在前期优势模式的基础上发现新的优势模式, 所以求解的速度很快; 但因为变异位数较少的同时导致了种群不易从局部优势模式中跳出, 因而存在不收敛的情况.

表 1 尾部变异和不同尾部变异长度对比计算结果

尾部变异	n	$p / (\%)$	g_{\min}	g_{\max}	g_{avg}
有	10	100	45	228	112. 3
无	5	0	—	—	—
8	10	80	20	48	27
10	10	90	33	84	45. 1
15	10	100	45	228	112. 3

4 结束语

对于多障碍离散路径规划问题, 利用传统遗传算法很难在开始构造出有效的初始种群. 即使构造出了有效的初始种群, 在遗传操作中也极易产生无效解. 针对该类情况, 本文使用有效路径来评价个体, 并引入了尾部变异技术. 对迷宫问题进行的仿真实验说明, 该策略是有效的, 可以应用于复杂曲面及三维情况下的路径规划问题.

参 考 文 献

1 梁晓辉, 吴 威, 赵沁平. 大规模真实地形数据中的全局路径规划方法 —— 基于遗传算法的研究[J]. 计算机研究与发展, 2002, 39(3): 301~ 306

2 罗 熊, 樊晓平, 易 晟, 等. 具有大量不规则障碍物的环境下机器人路径规划的一种新型遗传算法[J]. 机器人, 2004, 26(1): 11~ 16

3 冯文镛, 杨灿军, 陈 鹰. ACR 原型系统的全局路径规划遗传算法的研究[J]. 控制理论与应用, 2002, 19(4): 282~ 286

4 王 斌, 李元香. 用遗传算法解迷宫问题[J]. 微型机与应用, 2002, 21(10): 58~ 60

5 孙树栋, 曲彦宾. 遗传算法在机器人路径规划中的应用研究[J]. 西北工业大学学报, 1998, 16(2): 79~ 83

6 Gen M, Cheng R. Genetic algorithm and Engineering design[M]. New York: Wiley, 1977. 134~ 140

7 刘志宏, 施 工, 胡永明. 一种新的全局优化算法 —— 统计归纳算法[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2002, 42(5): 580~ 583

Path Planning in the Environment Containing Large Numbers of Obstacles Using Genetic Algorithm

Yang Sihai

(College of Information Science and Engineering, Huaqiao University, 362021, Quanzhou, China)

Abstract It is very easy to generate a mass of invalid solution while solving path planning in environment containing large numbers of obstacles using genetic algorithm. By computing valid path to evaluate individuals and cumulate local advantage modules in the procedure of genetic operations, invalid individuals can be processed and formed valid individuals at last. Because invalid individuals are always barricaded in the end of its chromosomes, end mutation is proposed to solve this problem. Simulation results show the validity of this method.

Keywords path planning, genetic algorithm, labyrinth, mutation operator