

# 遗传算法非效率操作的改进方法\*

黄昱珣 韩生廉 胡国四

(同济大学电子与信息工程学院 上海 200092)

**摘要** 在分析传统遗传算法性能的基础上, 提出模式控制方式 GA, 它能提高解的发现能力, 保证遗传操作过程中的“型质”遗传性, 并能解决控制收敛方向这一根本性问题。以路径规划问题为例, 验证了模式控制方式 GA 在复杂问题优化中的有效性。

**关键词** 遗传算法, 模式控制, 型质遗传

**分类号** TP 301

## Improvement of Ineffective Operation in GA

Huang Yushen, Han Shenglian, Hu Guosi  
(Tongji University)

**Abstract** Scheme control GA based on the analysis of GA performance is presented. The proposed method can improve the searching ability of algorithms, and assure the character-preserving in the genetic operation, and solve the substantial problem how to control the convergence direction. By proposing path planning as an example, this method in the complicated problem is validated.

**Key words** genetic algorithm, scheme control, character-preserving

## 1 引言

近年来, 遗传算法的卓越性能引起人们的关注。对于以往难以解决的函数最优化问题, 复杂的多目标规划问题, 工农业生产中的配管、配线问题, 以及机器学习、图象识别、人工神经网络的权系数调整和网络构造等问题<sup>[1-4]</sup>, 遗传算法是最有效的方法之一。

但是, 遗传算法和模糊理论、人工神经网络等一样, 也有被过分强调其有效的应用价值, 而忽视了在某些情况下遗传操作非效率的倾向。因此, 对遗传算法的性能加以分析, 研究对非效率的遗传操作的改进方法, 扩大遗传算法的应用范围, 具有重要的理论和现实意义。

## 2 遗传算法的性能分析

作为探索策略的遗传算法, 我们希望它能满足探索的高速性和探索结果精度的可信赖性。但由 GA 的性能可知, 遗传算法有如下性质不容忽视:

1) 在探索过程中有时会收敛于局部解, 称之为 premature convergence (早期收敛);

2) GA - hard problem, 最具代表性是 deceptive function problem。

为解决 1), 2) 的问题, 人们通常使用改进的变异操作, 或把损失的遗传子离散值 (allele) 作为多样性评价指标的方法, 以及类似于染色体间适合度分配方法, 适值函数定义方法等<sup>[5]</sup>。

但是, 这些为了提高解的发现能力的方法, 难以具有解决控制收敛方向问题的一般性, 且不能保证遗传操作过程中染色体的型质遗传性。所谓型质遗传性 (character-preserving), 即子辈应较好地继承父辈的性质。

为此, 本文提出模式 (scheme) 控制方式 GA, 它既能提高解的发现能力, 又能保证遗传操作过程中“型质”的遗传性, 同时还能解决控制收敛方向这一根本性问题。

## 3 模式控制方式 GA 的构造及算法

### 3.1 模式控制方式 GA 的构造

图 1 所示的模式控制方式 GA 中, 编码 GA 个

\* 1999-02-03 收稿, 1999-06-09 修回

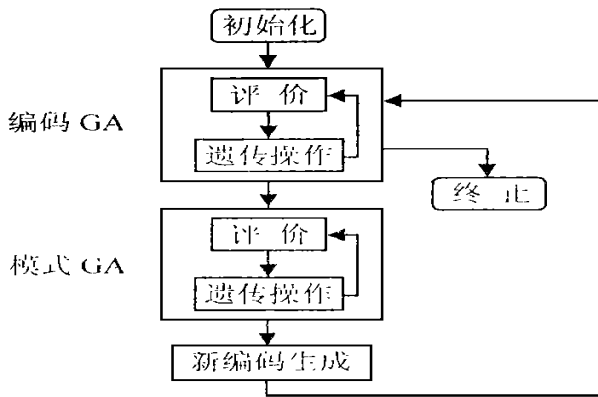


图 1 模式控制方式 GA 的构造

体均由编码构成, 模式 GA 的个体由模式构成。以二值编码为例, 编码 GA 中个体的遗传子离散值为{0, 1}, 而模式 GA 中个体的遗传子离散值则为{0, 1, \* }。

模式 GA 的作用是对编码 GA 各代的状态进行适应性评价, 为编码 GA 寻找有效的探索领域, 随着模式 GA 的进化便可获得有效的探索领域。对于模式控制方式 GA, 必须解决如下两个问题:

- 1) 把在模式 GA 中获得的信息反馈给编码 GA, 以避免其早期收敛;
- 2) 模式 GA 中包含符号“\*”, 这就存在如何设定模式 GA 的评价函数问题。

### 3.2 模式控制方式 GA 的算法

#### 3.2.1 模式 GA 的评价与收敛方向控制

设编码 GA 的第  $i$  个个体为  $u_i$ , 模式 GA 的第  $j$  个个体为  $v_j$ , 则模式个体  $v_j$  作用于编码个体  $u_i$  的表现形式为按位设定的遗传操作(见图 2), 其操作结果生成新的编码  $s_{ij}$ 。用  $F(u_i), G(v_i), F(s_{ij})$  分别表示  $u_i, v_i, s_{ij}$  的评价函数, 但由于  $v_j$  是模式, 其评价函数不能象编码  $u_i$  那样直接求出。这里, 我们把模式  $v_j$  的评价值  $G(v_j)$  映射为模式  $v_j$  对编码  $u_i$  的影响度  $E(i, j)$ , 收敛方向可由下式进行控制。

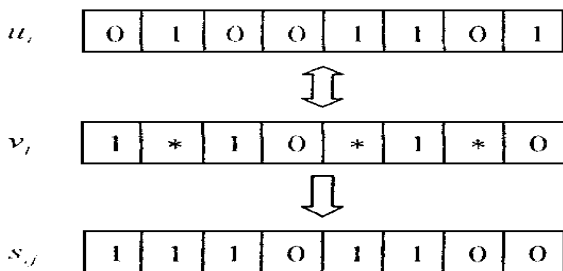


图 2 模式个体与编码个体的相互作用

$$E(i, j) = F(s_{ij}) - F(u_i) \quad (1a)$$

$$E(i, j) = F(u_i) - F(s_{ij}) \quad (1b)$$

式(1a)表明, 模式 GA 中能探索到使编码 GA 的评价值提高的模式被高度评价; 式(1b)则与之相反, 模式  $v_j$  的评价值由下式计算。

$$G(v_j) = \sum_{i=1}^n E(i, j) \quad (2)$$

其中  $n$  为 GA 群体的个体数。为控制收敛方向, 根据不同情况,  $E(i, j)$  的评价值可采用(1a), (1b)之一。

#### 3.2.2 模式 GA 的信息反馈

反馈的目的是为了防止 GA 的早期收敛, 但如果模式 GA 对编码 GA 干涉过多, 又会影响编码 GA 的搜索能力。因此, 本研究把模式 GA 中生成的评价价值高的新编码  $s_{ij}$ , 用一定概率  $p_r = 0.5$  置换编码 GA 中  $\min[F(u_i)]$  的  $u_o$ 。

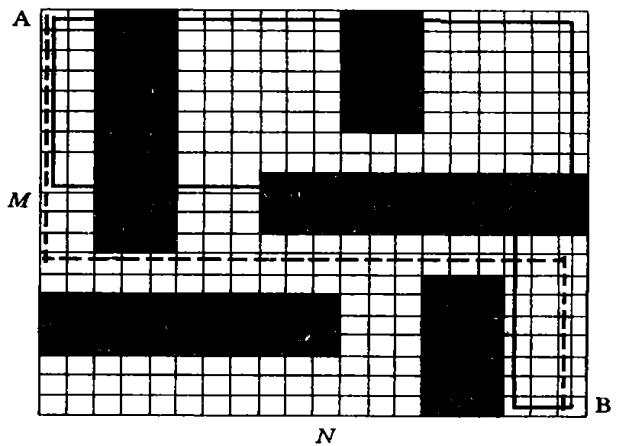
## 4 应用说明及模拟结果

### 4.1 问题描述

#### 4.1.1 最优路径的条件

在障碍物回避的路径优化问题中, 最优路径应满足以下条件:

- 1) 必须回避障碍物;
- 2) 配管、配线的转弯次数应尽量少;
- 3) 配管、配线的长度尽量短, 并应满足一定的安全准则;
- 4) 现场的可操作性良好。



chromosome1:  
 RRRRRRRRRRRRRRRRRRRRRDDDDDDDDDDDDDDDDDDDDDD  
 chromosome2:  
 DDDDDDDRRRRRRRRRRRRRRRRRRRRDDDDDDDDDDDDRR

图 3 现场、路径编码图解

#### 4.1.2 编码化

1) 空间编码化: 如图 3 所示, 规划路径从 A 到 B, 以图中一格作为一个最小现场单位。若  $(i, j)$  处有

障碍物, 则权重  $W_{ij} = 1$  (阴影部分); 在没有障碍物的  $(i, j)$  处, 权重  $W_{ij} = 0$ 。

2) 路径编码化: 路径有上, 下, 左, 右 4 个方向, 分别以 U, D, L, R 表示, 并用它们作为遗传子。第  $k$  个个体在任一遗传子座  $p$  上的遗传子  $V_{kp}$  表示其下一步行进的方向。以图 3 的  $M \times N = 20 \times 20$  的现场为例, 每个个体表示一条路径, 以一串字符表示。

#### 4.2 适应度函数的定义

根据上述路径规划的要求来定义适应度函数。分别以  $F_k, W_k, T_k, I_k$  表示第  $k$  个个体的适应度, 穿越障碍物的次数, 弯曲次数和路径长度; 以  $a, b, c$  表示评价  $W, T, I$  三个指标重要性的系数。由经验值给出

$$F_k = 1 / (aW_k + bT_k + cI_k) \quad (3)$$

其中

$$W_k = \sum v_{ij}, \quad \forall (i, j) \in K \quad (4)$$

$$T_k = \sum_{p=1}^{I_k} t_{kp}, \quad t_{kp} = \begin{cases} 0, & v_{k,p-1} = v_{k,p} \\ 1, & v_{k,p-1} \neq v_{k,p} \end{cases} \quad (5)$$

$$I_k = \sum R_k + \sum U_k + \sum L_k + \sum D_k \quad (6)$$

#### 4.3 遗传操作

本文采用上述模式控制方式 GA, 在两个 GA 空间分别进行 GA 操作。模式 GA 选用标准 GA; 编码 GA 阐述如下:

1) 选择策略: 采用排位序法 (ranking selection)。

2) 交叉与变异操作: 交叉操作采用一点交叉, 交叉概率取 0.8; 变异概率取 0.01。

3) 可达性判别: 本例中染色体的长度不定, 而且对立遗传子种类较多 (非二值遗传子)。为此, 本文提出一种可达性判据, 即各对立遗传子应满足下列条件

$$\sum R_k - \sum L_k = N, \quad \sum U_k - \sum D_k = M \quad (7)$$

其中,  $\sum R_k$  表示第  $k$  个个体 R 的总数,  $\sum L_k, \sum U_k, \sum D_k$  与此类同。

#### 4.4 二元现场模拟结果

对图 3 现场进行规划, 经过寻优得出的路径如图 3 中“—”所示。Fitness = 0.02564, 弯曲次数为 2, 遗传子长度为 37。计算机模拟结果如图 4 所示。

本文方法也适用于立体空间的配管、配线等实际寻优问题的求解。

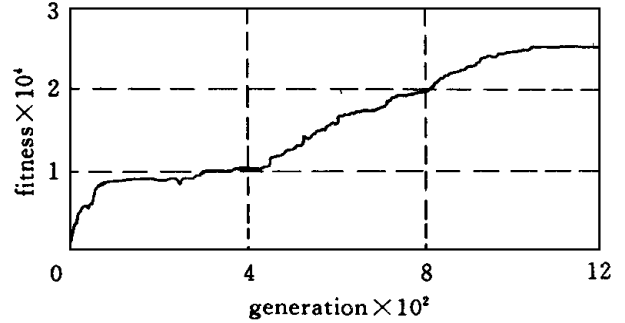


图 4 各代平均适应度模拟结果

## 5 结 语

本文针对遗传操作存在非效率的缺点, 提出一种模式控制方式 GA 的方法。将其应用于路径规划问题, 计算机模拟结果表明效果良好。所提出的方法适合于复杂的寻优问题求解。

## 参 考 文 献

- 1 H Kitano. Designing neural networks using genetic algorithms with graph generation system. *Complex System*, 1990, 4(1): 27—38
- 2 小长谷. GA の遗传子情报への处理应用. *机测と制御*, 1993, 32(1): 76—81
- 3 竹内裕幸. 遗传的アルゴリズムによる机械学习. *机测と制御*, 1993, 32(1): 24—30
- 4 D E Goldberg. Genetic algorithms in search. In: *Optimization and Machine Learning*. Addison: Wesley Publishing Company Inc, 1989
- 5 稻川芳时, 荒川胜典, 山川永雄. 二次元构造物遗传的アルゴリズムを用いた最適研究トポロジーに関する研究. 见: *日本机械学会第 3 回设计工学论文集*. 东京, 1993. 37—42

## 作 者 简 介

黄昱珩 女, 1974 年生。同济大学硕士研究生。研究领域为模糊控制与模糊决策, 模糊控制与遗传算法结合技术等。

韩生廉 男, 1943 年生。1989 年于日本横滨国立大学获工学博士学位, 现为同济大学电气工程系教授。研究领域为模糊控制与模糊决策, 模糊控制与遗传算法结合技术等。

胡国四 男, 1974 年生。1999 年于同济大学获硕士学位。研究领域为模糊控制与模糊决策, 模糊控制与遗传算法结合技术。