

文章编号: 1001-0920(2009)07-1104-06

基于 GA 的网络最短路径多目标优化算法研究

阎啸天, 武穆清

(北京邮电大学 信息与通信工程学院, 北京 100876)

摘要: 针对现有基于遗传算法(GA)优化的网络最短路径算法存在优化目标单一、遗传编码质量低、搜索策略间平衡性差、适应度分配效率与灵活性较低等问题,建立一种多目标优化最短路径自适应 GA 模型. 提出了优先级编码和优先级索引交叉算子,引入了遗传算子参数的模糊控制机制和基于自适应加权的适应度分配方法. 实验结果表明,该算法的准确性和稳定性高、复杂度合理,实现了对网络设计优化中多目标最短路径问题的高质量求解.

关键词: 最短路径; 多目标遗传算法; 优先级编码; 模糊控制; 优先级索引交叉

中图分类号: TN967.2; TN929.5

文献标识码: A

Research on multi-objective optimization for shortest path algorithm based on GA

YAN Xiaotian, WU Muqing

(School of Information and Communication Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China. Correspondent: YAN Xiao-tian, E-mail: xiaotian.yan@gmail.com)

Abstract: The singleness of the optimization objective, poor performance of genetic representation, unbalance between searching strategies, and low efficiency of fitness assignment are main problems of the conventional shortest path (SP) genetic algorithms (GA). Therefore, an adaptive SP multi-objective (MO) GA is proposed. Priority-based genetic encoding and priority-indexed crossover are introduced. Fuzzy logic based genetic operator adaptation and adaptive weight fitness assignment methods are designed. Simulations of the model based on various scale of networks effectively show that the high requirement of SP problem is well fulfilled with high accuracy and stability of the proposed MOGA.

Key words: Shortest path; Multi-objective GA; Priority encoding; Fuzzy control; Priority indexed crossover

1 引言

最短路径问题模型是网络设计优化中最基础及核心的模型之一^[1],被广泛应用于通信网路由、智能交通规划、配电网重构、项目运筹管理等领域,是影响网络设计优化性能的关键技术^[1-4]. 满足各种路径权重约束条件的网络最短路径问题可以归结为多目标组合优化 NP-Hard 问题^[1,2]. 针对这类问题,传统基于图搜索策略的算法通常无法在多项式时间内完成求解^[4-6];当前较为常用的是基于软计算理论的方法. 其中,遗传算法相比神经网络具有更高的灵活性,更适用于多目标优化问题的求解^[1,2]. 现有基于遗传算法的网络多目标最短路径算法模型存在优化目标单一,染色体编码的可行性、继承性与位置相关性不足,搜索范围与搜索强度间的平衡性差,适应度

分配机制的效率与灵活性较低等缺点,使得该算法的多目标优化性能受到较大影响^[2,3,5].

本文基于最小费用和最小时延等优化目标,建立了网络多目标最短路径的自适应遗传算法模型. 以优先级编码替代传统定长、变长表达方式,并相应设计了优先级索引交叉算子,有效提高了遗传编码与交叉算子的质量;应用模糊系统理论,依据父子两代种群间平均适应度的变化量,引入对遗传算子参数进行模糊逻辑控制的自适应机制,有效改善了搜索策略间的平衡;综合与改进了基于 Pareto 等级与加权和的传统方法,通过引入自适应加权机制有效改善了适应度分配的性能. 仿真实验结果表明,该模型不仅精度较高,而且性能稳定、计算复杂度合理,实现了网络多目标最短路径的可靠求解.

收稿日期: 2008-08-28; 修回日期: 2008-12-30.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60772109).

作者简介: 阎啸天(1982—),男,河北保定人,博士,从事复合导航定位系统和自组织无线局域网等研究;武穆清(1963—),男,北京人,教授,博士生导师,从事宽带通信网、无线局域网以及业务质量控制等研究.

2 多目标最短路径问题模型

网络拓扑关系可以通过有向图 $G = (V, E)$ 来描述. 其中 $V = \{p\} (p = 1, 2, \dots, n)$ 是 n 个节点的集合; $E = \{(s_q, t_q)\} (q = 1, 2, \dots, m)$ 是 m 对节点构成的有向弧的集合. 令任意节点对 $(s_q, t_q) \in E$ 之间有且只有一条有向弧, 且弧 (s_q, t_q) 对应的费用和时延分别为 $c_q (c_q \geq 0)$ 和 $d_q (d_q \geq 0)$. 则以 s 和 t 为起止节点, 求解总费用 c_{tot} 与总时延 d_{tot} 最小的路径 R_s , 即节点 s, t 间最短路径的问题, 可以等效为如下多目标“0-1”整数规划问题^[1-3]:

$$\min c_{tot} = \sum_{i=s}^t \sum_{j=i}^t c_{ij} \cdot x_{ij}, \tag{1}$$

$$\min d_{tot} = \sum_{i=s}^t \sum_{j=i}^t d_{ij} \cdot x_{ij}. \tag{2}$$

$$s.t. \quad x_{ij} - x_{ki} = \begin{cases} 1, & i = s; \\ -1, & i = t; \\ 0, & i = s, i = t; \end{cases} \tag{3}$$

$$x_{ij} = \begin{cases} 1, & (i, j) \in R_s; \\ 0, & (i, j) \notin R_s. \end{cases} \tag{4}$$

其中: 由式(3)中约束条件, 经过最短路径 R_s 上除了起、止节点 s 和 t 以外各节点的网络流满足守恒原理, 即节点 i 的出度等于入度: $\sum_{j=1}^n x_{ij} = \sum_{k=1}^n x_{ki}$. 式(4)中 x_{ij} 为弧 (i, j) 对应的链路有效因子, 当 $(i, j) \in R_s$, 即最短路径 R_s 中含有弧 (i, j) 时, $x_{ij} = 1$; 反之 $x_{ij} = 0$.

3 多目标最短路径自适应遗传算法

3.1 优先级染色体编码

目前, 针对最大网络直径受限路径的染色体编码方式主要有定长和变长两种^[2,7]. 定长方式虽然能够对任意路径进行相应编码(即具有完备性), 但遗传算子通常会生成非法个体, 须借助特殊算子调整, 导致个体编码丧失可行性与继承性. 变长方式的优点是编码与路径满足 1-1 映射(即具有唯一性), 但某些情况下也会生成非法个体, 违反条件限制, 造成路径循环, 同样需对非法个体进行修复.

本文模型采用不同于上述两种方法的优先级排列编码表示方式, 唯一地确定网络中任意一条路径. 该方式使用基因位置(locus)标识节点序号, 以基因值(allele)标识节点在构建路径中相对于其他候选节点的优先级. 现举例说明其原理, 关于图 1 网络中优先级编码个体及其解码路径的实例如图 2 所示.

设某代种群中某遗传个体的基因排列方式如图 2 所示. 由图 1 中有向网络节点间的相邻关系可知, 与起始节点($s = 1$)相邻的下一节点有 2, 3, 4; 又由

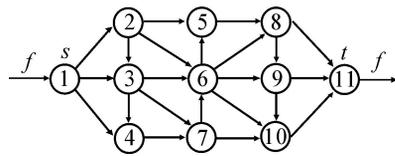


图 1 11 节点 / 22 弧有向网络示意图

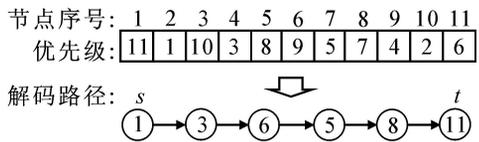


图 2 优先级编码染色体及其解码路径示意图

图 2 中基因值序列关系, 节点 2, 3, 4 中以节点 3 的优先级 10 为最高. 因此选节点 3 作为节点 s 的下一节点. 同理, 选节点 6 作为节点 3 的下一节点. 依此类推, 直至到达终点($t = 11$), 得到一条完整路径(1 3 6 5 8 11).

由上述原理及编码性质评估准则, 从编码性质角度将各编码方式的特点总结于表 1. 相比传统方法, 优先级染色体编码方式具有下述显著优点: 1) 任意编码排列都对应一条有效路径; 2) 任意路径都对应一个编码染色体; 3) 解空间所有点皆为遗传搜索可达, 大多数现有遗传算子可以方便地应用该编码. 因此, 基于优先级的染色体编码方式相比现有其他编码方式在保持原有计算复杂度、合法性和唯一性的基础上, 具有更好的可行性、位置相关性和继承性, 更加适用于网络设计优化问题遗传算法模型中的染色体编码表示. 其中编码的继承性为简单, 交叉操作(如单点交叉)所生成后代对应的解应兼有其父代个体的基本遗传特性.

表 1 优先级与传统编码方式的性质对比关系表

编码性质	染色体编码方式		
	变长编码	定长编码	优先级编码
空间复杂度	m	n	n
时间复杂度	$O(m \log m)$	$O(n \log n)$	$O(n \log n)$
可行性	较差	很差	好
合法性	较差	较好	好
唯一性	1-1 映射	$n-1$ 映射	$n-1$ 映射
位置相关性	很差	很差	较好
继承性	很差	很差	较好

3.2 优先级索引交叉算子

本文模型采用的优先级编码从染色体的表示方法角度讲应属于排列法. 针对排列式编码的交叉操作算子主要有: 部分映射交叉 (PMX)、顺序交叉 (OX) 和位置交叉 (PX) 等^[1,7]. 但是上述各种交叉算子通常会使得排列式编码个体产生非法后代, 而且

其生成的后代可能会遗失父代特性,使得演化进程受到阻碍,必须通过内嵌修复流程进行解决.

为保证子代对父代的继承性和优越性,本文模型提出优先级索引交叉 (PIX) 算子. 其操作原理如图 3 所示.

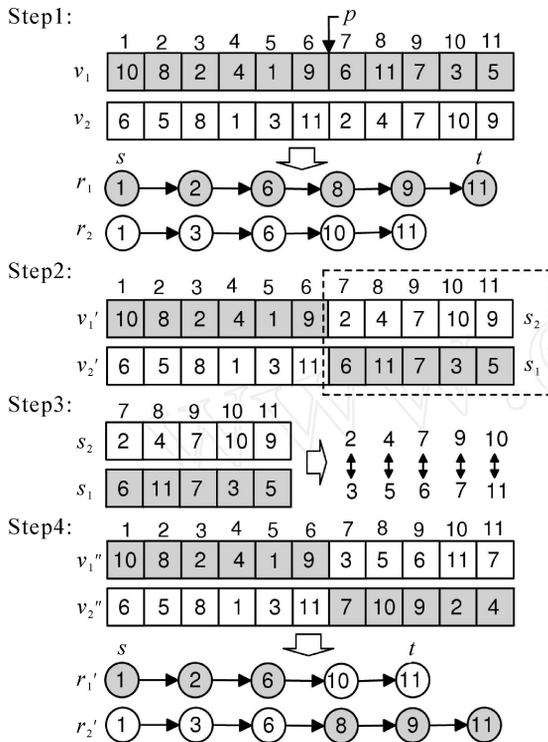


图 3 优先级索引交叉算子操作原理示意图

以图 1 中网络为例. 设种群中两例个体 v_1 和 v_2 在图 1 网络中的优先级解码路径为 r_1 和 r_2 . 对 v_1 和 v_2 执行 PIX 操作的主要步骤如下: 1) 在由 $n(n = 11)$ 个基因构成的染色体中随机选择一个切点 p ; 2) 将两例个体 v_1, v_2 中 p 点右侧的染色体片段 s_1, s_2 交叉互换, 得到两例新个体 v_1', v_2' ; 3) 对互换的染色体片段 s_1, s_2 按照基因值 (升序) 排序, 并建立排序后 s_1, s_2 基因值之间的索引映射关系; 4) 按照式 (3) 中建立的基因值索引映射关系, 逐位替换并重建 v_1, v_2 中染色体片段 s_2, s_1 , 生成交叉操作后的新一代个体 v_1, v_2 . v_1, v_2 对应的优先级解码路径分别为 r_1, r_2 . 如图 3 所示.

综上可知, 与切点交叉算子类似, PIX 算子通过交叉互换父代的染色体片段, 并进一步通过建立优先级索引映射关系重构后代个体中的互换染色体片段, 最终生成继承了父代遗传特性的而且更加优秀的后代个体. 因此, 基于优先级索引的交叉算子更加适用于排列式编码的交叉操作, 是对现有排列式编码交叉算子的改进与完善.

3.3 启发式变异和内迁算子

本文模型选用启发式算子^[11]进行遗传变异操作. 启发式变异操作通过交换已有个体中 (相邻系

数) 个基因的相对位置产生 $! - 1$ 个新个体, 这些新生个体组成已有个体的相邻候选集 N , 最后将 N 中选出的最佳元素作为启发式变异生成的后代个体.

另外, 本文模型还引入了基于随机搜索策略的内迁算子^[11]. 对多数类型的适应度函数, 该算子能够在保持搜索强度基本不变的同时, 扩大搜索范围.

3.4 遗传算子参数的自适应模糊逻辑控制

遗传算法是整合了启发式与随机搜索策略的全局搜索优化技术. 启发式搜索通过缩小范围、集中力量寻找最优解; 而随机搜索则牺牲方向性、扩大范围, 随机寻找整个搜索空间. 遗传算法中随机和启发式搜索的概率分别决定了适应度函数优化搜索中的搜索范围和搜索强度, 两者共同影响算法的搜索速度和质量. 一方面, 若片面强调搜索强度, 高质量个体在种群重组中被重复选择, 虽然可能会加快较优个体的演化进程, 但往往使种群过早收敛于局部最优解; 另一方面, 过分扩大搜索范围会严重降低解的收敛速度, 影响算法性能. 因此, 对搜索范围与搜索强度之间关系的协调处理是串行遗传算法设计中需要解决的最关键问题之一^[1,8].

现有遗传算法主要通过局部搜索或算子参数的确定性调整等策略来改进搜索强度与搜索范围间的均衡关系^[1,9]. 局部搜索往往因陷入局部最优而无法寻得全局解或收敛速度过慢. 另一方面, 确定性调整策略由于使用固定规则使其灵活性较低.

本文模型基于相邻两代种群间平均适应度的变化量, 提出了结合前述优先级索引交叉、启发式变异和内迁算子操作, 针对交叉、变异和内迁算子参数的自适应模糊逻辑控制机制. 其主要原理如下: 设在发生概率分别为 p_c, p_m, p_i 的优先级索引交叉、启发式变异和内迁算子操作的影响下, 若遗传个体的质量在连续的 u 代种群进化过程中持续提高, 则相应上调变异操作的发生概率 p_m , 并同时下调交叉和内迁操作的发生概率 p_c, p_i , 即缩小搜索范围, 增大搜索强度, 搜索更优解; 反之则上调 p_c, p_i , 下调 p_m , 即扩大搜索范围.

设第 t 轮进化中的父、子两代种群的规模分别为 $size P, size C$, 其中遗传个体 i 的适应度函数分别为 $f_{par}^i(t), f_{chi}^i(t)$, 其平均适应度分别为 $\overline{f_{par}}(t), \overline{f_{chi}}(t)$. 则可得第 t 轮进化中种群平均适应度的变化量为

$$\overline{f}(t) = \overline{f_{par}}(t) - \overline{f_{chi}}(t) = \frac{1}{size P} \sum_{i=1}^{size P} f_{par}^i(t) - \frac{1}{size C} \sum_{j=1}^{size C} f_{chi}^j(t). \quad (5)$$

设计变异、交叉发生概率的模糊隶属度 p_m, p_c 函数如图 4 所示, 且有 p_m, p_c, p_i 的表达式分别

为^[1,5,8]

$$p_m = \begin{cases} 0.2, & f \in (-\infty, \alpha]; \\ 0.2 + m(f - \alpha), & f \in [\alpha, 2^u - \alpha]; \\ 0.8, & f \in [2^u - \alpha, +\infty). \end{cases} \quad (6)$$

$$p_c = \begin{cases} 0.8(1 - p_m) - c(f - \alpha), & f \in [\alpha, 2^u - \alpha]; \\ 0.8(1 - p_m), & f \in (-\infty, \alpha) \cup [2^u - \alpha, +\infty). \end{cases} \quad (7)$$

$$p_i = 1 - (p_c + p_m). \quad (8)$$

其中参数 m, c, f 的表达式分别为

$$m = \frac{0.1}{2^{u-1} - \alpha}, \quad [0, 2^{u-2}]; \quad (9)$$

$$c = \frac{0.4(1 - p_m)}{2^{u-1} - \alpha}, \quad [0, 2^{u-2}]; \quad (10)$$

$$f = \sum_{i=1}^u \{2^{i-1} [\text{sgn}(\bar{f}(t - i)) + 2]\}, \quad t = u. \quad (11)$$

式中 u 的取值范围一般为 $u \geq 1$; u 与 α 的推荐取值分别为 $u = 2, \alpha = 0.5$. u 的取值对算法性能没有直接影响. 在 u 取值确定的条件下, 若 α 较大, 则遗传算子参数在进化过程中调整变化的幅度相应较大, 一般会加快算法的搜索和收敛速度, 但在某些情况下会导致算法早熟收敛于局部最优解; 反之若 α 较小, 则个体的进化速度会相应减慢, 但在某些复杂情况下会提高所得最优解的质量. 综上可知, 自适应模糊逻辑控制机制通过对变异、交叉和内迁算子 (对应启发式和随机搜索) 发生概率的自适应模糊控制, 可有效实现搜索范围与搜索强度之间的均衡, 进而改善算法性能.

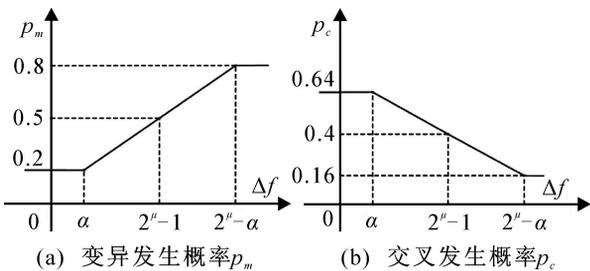


图 4 p_m, p_c 隶属度函数示意图

3.5 适应度的自适应加权分配

当前通用的多目标优化遗传算法适应度分配方法主要有: 基于 Pareto 等级和基于加权和两种^[10,11]. 第 1 类方法虽然可以对所有个体实现支配与非支配解间的清晰分类, 但解内部却难于实现较好区分. 加权和虽计算简单并可弥补第 1 类方法的缺陷, 但通常会出现适应度分配不合理的情况^[1,10,11].

针对上述问题, 本文提出自适应加权适应度分配机制. 设算法优化目标为 z_1, z_2, \dots, z_q (针对本文问题, $q = 2$, 即 z_1, z_2 分别为路径费用和时延). 当前种群 P 中个体 v 关于目标 i 的适应度函数为 $f_i(v)$. 在目标空间中为 P 的解定义正、负极点 z^+ 和 z^- 如下:

$$z^- = \{z_1^{\min}, z_2^{\min}, \dots, z_q^{\min}\}, \quad (12)$$

$$z^+ = \{z_1^{\max}, z_2^{\max}, \dots, z_q^{\max}\}. \quad (13)$$

其中 v 关于 z_i 的适应度极值 z_i^{\max} 和 z_i^{\min} 定义如下:

$$z_i^{\max} = \max\{f_i(v) \mid v \in P\}, \quad i = 1, 2, \dots, q; \quad (14)$$

$$z_i^{\min} = \min\{f_i(v) \mid v \in P\}, \quad i = 1, 2, \dots, q. \quad (15)$$

根据式 (12) ~ (15), 由正、负极点 z^+ 和 z^- 定义的超平行四边形是包含所有当前解的最小超平行四边形. 由式 (14), (15) 可得目标 i 的自适应权重为

$$w_i = \frac{1}{z_i^{\max} - z_i^{\min}}, \quad i = 1, 2, \dots, q. \quad (16)$$

综合式 (14) ~ (16), 可得关于当前种群 P 中给定个体的加权和函数为

$$z(v) = \sum_{i=1}^q w_i (z_i^{\max} - f_i(v)), \quad \forall v \in P. \quad (17)$$

在式 (17) 基础上引入惩罚函数 $p(v)$, 当 v 为非支配解时 $p(v) = 0$; 反之 $p(v) = 1$. 从而可得当前种群 P 中个体 v 的自适应加权适应度函数为

$$F_p(v) = z(v) + p(v) = \sum_{i=1}^q \frac{z_i^{\max} - f_i(v)}{z_i^{\max} - z_i^{\min}} + p(v), \quad \forall v \in P. \quad (18)$$

由此可见, 基于加权和函数并引入自适应惩罚机制的自适应加权适应度分配方法, 在弥补现有方法缺陷的同时改善了遗传个体适应度分配的质量.

4 仿真实验结果与分析

仿真环境为: P4 1.7 GHz CPU, 512 MB RAM, Linux 操作系统. 仿真算法基于 Python 语言的科学计算仿真程序库 Scipy 实现. 实验结果取 50 次测试的均值. 使用文献 [12] 中节点数 100, 200, 500 的 6 种网络模型作为仿真对象, 其网络配置如表 2 所示. 其中: n, m , 分别代表网络中节点和弧的数量; unif,

表 2 仿真网络模型配置参数表

序号	n	m	弧费用(c) 分布	弧延时(d) 分布
1	100	955	unif($m, 10, 50$)	unif($m, 5, 100$)
2	100	959	norm($m, 50, 10$)	norm($m, 50, 5$)
3	200	1971	norm($m, 50, 10$)	norm($50, 5$)
4	200	2080	lnorm($m, 1, 1$)	lnorm($m, 2, 1$)
5	500	4978	norm($m, 50, 10$)	norm($m, 50, 5$)
6	500	4868	10exp($m, 0.5$)	10exp($m, 2$)

norm,lnorm 与 exp 分别代表统一、正态、对数正态和指数型分布. 算法的终止条件为: 遗传代数达到 1000, 或最优解在连续 200 代进化后仍无改进.

4.1 优先级染色体编码性能

在单目标优化 ($q = 1$) 和不使用遗传算子参数模糊控制的情况下, 对本文提出的优先级编码和通用的变长编码^[2]进行了比较: 在两种固定遗传算子参数配置(初始种群皆为 20)条件下, 分别使用两种编码的遗传算法, 得出的最优解与通过 Dijkstra 算法得到的标准解之间的对比关系如表 3 所示.

表 3 优先级(priority)与变长(var-len)编码性能对比

序号	标准解	$p_c = p_m = 0.3$		$p_c = p_m = 0.5$	
		var-len	priority	var-len	priority
1	42.75	42.75	42.75	42.75	42.75
2	218.53	359.62	242.47	232.93	224.91
3	254.45	308.27	292.71	288.14	260.58
4	1.72	3.44	2.55	2.50	2.16
5	337.57	x	390.44	x	372.19
6	42.63	x	92.51	x	77.47

表 3 中符号“x”代表内存不足, 算法求解失败. 由表 3 可见, 基于优先级的编码表示方法不仅空间复杂度低, 而且在两种遗传算子参数配置条件下的优化结果精度全部高于变长编码方式.

4.2 遗传算子参数模糊控制性能

在 4.1 节实验配置的基础上, 使用本文模型提出的遗传算子参数的模糊控制机制, 对交叉、变异和内迁操作概率进行自适应调控. 得到对 6 种网络中多目标最短路径的求解结果如表 4 所示. 从表 3 和表 4 的对比中可见, 引入遗传算子参数自适应模糊控制后, 算法解的精度进一步得到提高. 另外, 给出表 2 中第 1 种仿真网络(经过 30 代收敛)环境中, 两种遗传算子参数 p_c 和 p_m 在自适应模糊控制下随遗传代数的变化关系, 如图 5 所示.

表 4 本文模型使用遗传算子参数自适应控制后的性能

序号	1	2	3	4	5	6
算法解	42.75	223.07	275.26	1.98	366.24	72.31

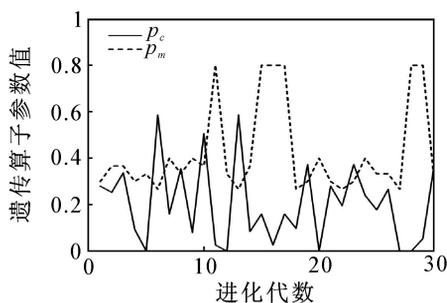


图 5 算子参数模糊控制

4.3 多目标自适应加权适应度分配性能

为验证本文多目标遗传算法自适应加权(AW)适应度分配机制的有效性, 针对算法返回解数量, Pareto 最优解平均距离等适应度分配性能评估参数, 与通用的强度 Pareto(SP)、随机加权(RW)、非支配(NS)等^[10,11]3种多目标遗传算法适应度分配机制进行了比较测试, 结果如表 5 所示. 由表 5 可见, 基于 AW 的适应度分配机制具有更多的返回解数量和更小的 Pareto 最优解平均距离, 因而更适用于多目标遗传算法中种群个体的适应度分配.

表 5 自适应加权适应度分配性能对比关系表

序号	算法返回解数量				Pareto 最优解平均距离			
	SP	RW	NS	AW	SP	RW	NS	AW
1	1.64	1.63	1.7	1.84	0.00	0.00	0.00	0.00
2	5.00	4.90	5.18	5.74	0.10	0.17	0.23	1.10
3	1.74	1.55	1.40	1.96	0.16	0.15	0.23	0.11
4	4.16	4.09	3.85	4.33	0.40	0.39	0.43	0.09
5	2.61	2.49	2.37	2.61	1.17	0.69	0.75	0.54
6	5.82	6.12	6.04	6.25	0.17	0.17	0.15	0.15

4.4 遗传算子组合性能

结合本文提出的优先级索引交叉(PIX)和当前通用的部分映射、位置、顺序交叉(PMX, PX, OX)、启发、插入变异(HM, IM)和内迁(IO)等^[1,7]遗传算子, 设计了 7 种遗传算子组合, 如图 6 所示.

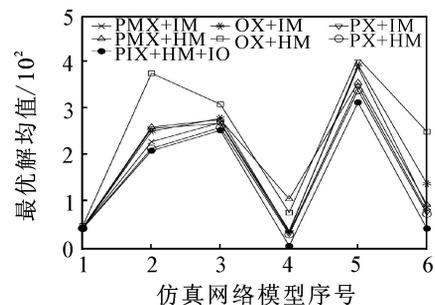


图 6 算子组合性能对比

实验中在其他配置相同的条件下, 分别使用这 7 组遗传算子对表 2 中 6 种网络模型的最短路径进行仿真求解. 测试 50 次后, 各种组合所得最优解均值之间的对比关系如图 6 所示. 由图 6 可见, 本文提出的遗传算子组合(PIX + HM + IO)经过 50 次测试, 在表 2 中的 6 种仿真网络环境下得到的最优解均值皆为最小, 因而具有最佳的遗传操作性能.

5 结论

通过对网络多目标最短路径自适应遗传算法的建模分析和仿真测试, 可得到如下结论:

- 1) 本文提出的优先级编码在保持原有合法性和唯一性基础上, 改善了可行性、位置相关性和继承性, 因而更适用于网络设计优化问题遗传算法中的

染色体编码表示. 优先级索引交叉算子相比现有交叉操作改善了后代的继承性和优越性.

2) 本文提出的自适应模糊逻辑控制机制有效实现了搜索策略间的均衡. 基于加权和函数并引入自适应惩罚机制的自适应加权适应度分配方法, 在弥补现有方法缺陷的同时改善了多目标遗传算法中个体适应度分配的质量.

3) 通过仿真测试验证, 本文所述多目标自适应遗传算法与现有最短路径遗传算法相比, 能够比较精确、快捷及稳定地对网络多目标最短路径问题进行求解. 在实际应用中, 本算法为 Ad-hoc 网络路由、交通路径动态诱导等问题的可靠求解与优化打下了良好基础.

参考文献 (References)

[1] Gen M, Cheng R W, Lin L. Network models and optimization[M]. London: Springer-Verlag, 2008: 30-82.

[2] Ahn C W. A genetic algorithm for shortest path routing problem and the sizing of populations[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6(6): 566-579.

[3] Wen H Y. Genetic algorithm based computation of shortest path in discrete-time networks[J]. J of South China University of Technology, 2008, 36(2): 13-16.

[4] 陈洁, 陆锋. 一种基于双端队列的交通网络最短路径优化算法[J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(3): 419-424. (Chen J, Lu F. An optimization algorithm of pallottino implemented with two queues in transportation network

[J]. J of Image and Graphics, 2006, 11(3): 419-424.)

[5] 李擎, 张伟. 一种新的调节交叉和变异概率的自适应算法[J]. 控制与决策, 2008, 23(1): 79-82. (Li Q, Zhang W. A new adaptive algorithm for regulating the probabilities of crossover and mutation [J]. Control and Decision, 2008, 23(1): 79-82.)

[6] 李得伟, 韩宝明. 一种逆向改进型 A* 路径搜索算法[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(22): 5175-5177. (Li D W. Conversely improved A* route algorithm[J]. J of System Simulation, 2007, 19(22): 5175-5177.)

[7] Retvari G, Biro J. On shortest path representation[J]. IEEE Trans on Networking, 2007, 15(6): 1293-1306.

[8] Wang Y, Cai Z X. An adaptive tradeoff model for constrained evolutionary optimization[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2008, 12(1): 80-92.

[9] Whitley D, Gordan V. Lamarckian evolution, baldwin effect and function optimization[M]. Berlin: Springer-Verlag, 1994: 133-152.

[10] Zitzler E. Improving strength pareto evolutionary algorithm for multi-objective optimization[C]. Proc of the EURO GEN Conf. Barcelona, 2002: 95-100.

[11] Deb K, Pratap A. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm NSGA-II [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.

[12] Beasley J. An algorithm for resource constrained shortest path problem[J]. Networks, 1999, 19(6): 379-394.

下 期 要 目

鲁棒线性优化问题研究综述 邓鹏华, 等

基于网络控制系统平均时延的模糊控制器设计 王国敬, 穆志纯

DS-CDMA 系统中结合串行干扰消除的资源分配 周朝荣, 等

一种新的动态关联规则及其挖掘算法 沈 斌, 姚 敏

一种基于 PFSP 性质的深度优先搜索算法 李文超, 严洪森

基于混合双种群差分进化的电力系统经济负荷分配 王 凌, 等

基于 DSP/ FPGA 的反步法阻抗控制柔性关节机械臂 熊根良, 等

具有数据包丢失的网络控制系统主动容错控制 黄 鹤, 等

基于节点协同覆盖的传感器网络寿命最大化模型 贾 杰, 等

随机系统输出概率密度函数的有限时间镇定 栾小丽, 刘 飞