

救灾物资发放问题的动态遗传算法求解^①

吕永波¹, 贾楠¹, 任锦鸾², 付蓬勃¹

(1. 北京交通大学交通运输学院, 北京 100044; 2. 中国传媒大学媒体管理学院, 北京 100024)

摘要: 与传统启发式优化搜索算法相比, 遗传算法的主要本质特征在于利用了群体搜索策略和简单的遗传算子. 群体搜索使遗传算法得以突破邻域搜索的限制, 可以实现整个解空间上的分布式信息探索、采集和继承. 这篇文章针对救灾物资发放问题进行了研究, 建立了此类问题的数学模型, 在分析标准遗传算法的基础上, 采用设置摆动适应度函数与条件交叉、变异概率的方式设计了动态遗传算法, 并通过求解实际问题对标准遗传算法与设计的动态遗传算法计算结果进行了对比. 结果表明该算法在一定程度上动态解决了群体由于缺乏多样性而陷入局部解的问题, 能够更大概率地得到最优解, 可以说是对遗传算法改进方面的一个尝试, 结论对于解决类似问题具有较大的参考价值.

关键词: 动态遗传算法; 摆动适应度函数; 条件参数

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2008)03-0029-06

1 问题的提出

进入夏季, 我国部分地区特别是长江、松花江流域易发生不同程度的洪涝灾害. 及时、准确地掌握受灾情况, 合理分配救灾物资, 能够有效地控制灾情蔓延, 保护受灾地区人民的生命与财产不受进一步损失, 因而救灾物资发放问题是抢险救灾工作的重中之重.

通过对实际情况进行分析, 救灾物资发放问题可以概述为以下形式: h 批救灾物资对 n 个受灾地区进行分发, 第 j 个受灾地区的灾情评估值为 w_j , 第 i 批救灾物资发放到第 j 个受灾地区会给该地区带来 p_{ij} 的求助程度值. 各批救灾物资对各灾区进行分发的效益值为 $a_{ij} = w_j \cdot p_{ij}$. 对物资分配进行优化要满足目标分配的基本原则, 追求总体效益值最高.

由此建立抽象的数学模型如下:

$$\max \sum_{i=1}^h \sum_{j=1}^n x_{ij} a_{ij} \quad (1)$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^n x_{ij} = 1 \quad (2)$$

$$a_{ij} = w_j \cdot p_{ij} \quad (3)$$

$$x_{ij} = 0 \text{ 或 } 1 \quad (4)$$

其中: w_j, p_{ij} 可以由不同的因素评判标准计算得出.

部分符号的含义如下:

h : 救灾物资的数量(以批计算);

n : 需配给救灾物资的受灾地区数量;

i : 救灾物资序号($1 \leq i \leq m$);

j : 受灾地区序号($1 \leq j \leq n$);

w_j : 第 j 个受灾地区的灾害情况评估值($0 < w_j < 1$);

p_{ij} : 第 i 批救灾物资发放到第 j 个受灾地区时, 对该地区的救助程度值($0 < w_j < 1$);

x_{ij} : 第 i 批救灾物资发放到第 j 个受灾地区, 取 1 时表示将第 i 批救灾物资发放到第 j 个受灾地区; 取 0 时表示不发放到该地区

① 收稿日期: 2006-12-29; 修订日期: 2008-04-03.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60673056).

作者简介: 吕永波(1961—), 女, 辽宁丹东人, 博士, 教授, 博士生导师. Email: lvyongbo@jtys.bjtu.edu.cn.

式(1)为目标函数,求得最大的可能得到的效益值;

式(2)表示对于每一个受灾地区,只能接受一批救灾物资;

式(3)表示各批救灾物资对各灾区进行分发的效益值;

这是一个典型的规划问题,当 h, n 达到足够大时就产生了所谓的“组合爆炸”问题,几乎不可能求得最优解。这正是分支定界法、整数规划法、巴拉斯法等对大规模的这类问题无能为力原因^[1,2]。于是促使人们寻求这类问题的近似最优解方法。近些年来兴起的遗传算法(genetic algorithm, GA)就是一种启发式算法。但采用传统的遗传算法易导致两个问题:其一是遗传算法的早熟现象,即在搜索到局部最优值后过早地停止运算,得不到全局最优解;其二是算法在快要接近最优解时在最优解附近左右摆动,收敛较慢^[3,4]。本文力图通过对适应度函数以及动态确定交叉、变异概率等的设计尽可能快地求得这类问题的近似解。

2 遗传算法研究现状综述

Holland 系统地提出遗传算法的完整结构和理论,多年来众多学者对其编码方式、控制参数的确定、选择方式和交叉机理进行了深入的探究,提出了各种变形的遗传算法。遗传算法及其改进情况^[5]如下。

2.1 标准遗传算法

遗传算法是一种基于生物进化原理构想出来的搜索最优解的仿生算法,它模拟基因重组与进化的自然过程,把待解决问题的参数编成二进制码或十进制码(也可以编成其他进制)即基因,若干基因组成一个染色体(个体),许多染色体进行类似于自然选择、配对交叉和变异的运算,经过多次重复迭代(即世代遗传)直至得到最后的优化结果^[6]。

标准遗传算法包括以下步骤:

- (1) 染色体编码与解码
- (2) 个体适应度的检测评估
- (3) 遗传算子的设计,其中包括选择运算、交叉运算和变异运算。

(4) 算法运行参数的设定

2.2 编码方式的改进

格雷编码克服了二进制编码的不连续问题,提高了遗传算法的局部搜索能力;动态参数编码克服了搜索效率与表示精度之间的矛盾,同时对过早收敛现象也有所帮助;浮点数编码改善了遗传算法的计算复杂性,提高了运算效率,此外还有多值编码、Delta 编码、混合编码、DNA 编码等多种编码。

2.3 遗传过程的改进

基因操作主要包括选择、交叉和突变。

选择操作的目的是为了避免基因缺失,提高全局收敛性和收敛效率,使高适应值的个体能够保留下来,选择的主要思想是个体的复制概率正比于其适应值,但按比例选择不一定能达到好的效果。因此从早期的轮盘赌选择到现在已出现很多种类型的选择,例如随机遍历抽样法、局部选择法、锦标赛选择法、柔性分段复制、稳态复制、最优串复制、最优串保留、适合度线性尺度变换等,都被证明各有优缺点。

交换操作的作用是组合出新的个体,在串空间进行有效搜索,同时降低对有效模式的破坏概率,不同的编码方式其交换策略也不同,目前发展的主要策略有双点交叉、均匀交换、多点交叉、基于位置交换等等。

突变的目的是为了产生新个体,克服因为有效基因缺失而造成的早熟收敛现象,但早期的常规位突变的效果是不明显的而且是很慢的,目前发展的主要有:有效基因突变、三次高斯近似突变等。

2.4 算法参数的改进

在遗传算法中有几个重要的参数:串的长度,种群大小,交换概率,以及变异概率。在简单遗传算法或标准遗传算法中,这些参数都是固定不变的,是靠经验确定的。1994 年 Srinivas 等人提出一种自适应遗传算法,保持了群体多样性的同时,保证了遗传算法的收敛性^[7]。但随后有关研究表明,这种对于进化的初期不利。

2.5 执行策略的改进

遗传算法适于与其它算法相结合,产生出更为优秀的优化算法。

遗传算法和模拟退火算法的结合是一种基于

热力学的优化算法,使遗传算法在理论上具有了全局收敛性.同时遗传算法具有天然并行性的结构,对遗传算法的并行性实现的研究由来已久,并且很有前景.此外还有近年来提出的混乱遗传算法等,都有效地增强了遗传算法的性能和品质.

3 动态遗传算法

在应用标准遗传算法进行计算时,容易出现群体由于缺乏多样性而陷入局部解的问题,本文在分析标准遗传算法的基础上,采用设置摆动适应度函数与条件交叉、变异概率的方式设计了改

进的遗传算法,同时由于设置了摆动适应度函数,克服了遗传算法进化初期不利的情况,可以在一定程度上以更大概率得到最优解.

3.1 编码方式的选定

本文采用自然数编码方式,把每一组分配方案用一组对应的自然数表示^[8].例如在表1中,第1批物资分配给9、14两个灾区;第2批物资分配给第4灾区;第3批物资分配给第1、12两个灾区;第4批物资分配给第6灾区;第5批物资分配给第11灾区;第6批物资分配给第7灾区;第7批物资分配给2、3、5、8、10灾区;第8批物资分配给13、15灾区.

表1 编码实例

Table 1 The example of coding

灾区编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
物资编号	3	7	7	2	7	4	6	7	1	7	5	3	8	1	8

3.2 摆动适应度函数设计

在初始群体中可能存在特殊个体的适应度值超常.为了防止其统治整个群体并误导群体的发展方向而使算法收敛于局部最优解,需限制其繁殖.在计算临近结束,遗传算法逐渐收敛时,由于群体中个体适应度值比较接近,继续优化选择较为困难,造成在最优解附近左右摇摆,此时应将个体适应度值加以放大,以提高选择能力,这是理想条件下选择适应度函数的标准.针对这个标准,本文采用以下的式子为适应度函数:

$$f = \frac{J}{f_{\max} - f_{\min} + \sigma} \quad (5)$$

式中: f 为设计后的适应度值; J 为原目标函数值; f_{\max} 为本代中适应度函数值的一个上界; f_{\min} 为本代中适应度函数值的一个下界; σ 是为了防止分母为零以及维护遗传算法的随机性,在(0,1)开区间内取值.图1表明了摆动适应度函数设置的原理.随着 f_{\max} 和 f_{\min} 差值的增大, α 的度数会越来越小,所以计算后得出的适应度值范围也就越小;这样做可以防止出现超级个体控制整个群体;反之适应度值范围变大,可以根据群体适应度值的放大或缩小来更有效地控制算法的实现.

3.3 条件确定重要参数

本文采用了动态确定交叉与变异概率的方法.交叉与变异操作是遗传算法中两个起重要作用的算子.交叉操作的作用是组合交叉两个个体中有价值的信息产生新的后代;变异操作的作用

是保持群体中基本的多样性.

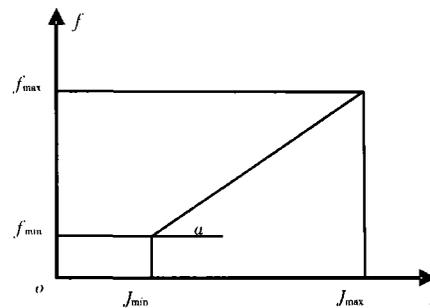


图1 摆动适应度函数设置原理

Fig. 1 The elements of pendular fitness function

在遗传算法的计算过程中,根据个体的具体情况,动态地改变两种概率的大小,将进化过程分为渐进和突变两个不同阶段:渐进阶段强交叉,弱变异,强化优势型选择算子;突变阶段弱交叉,强变异,弱化优势型选择算子.这样对提高算法的计算速度和效率都是很有利的.在这里选取 $\delta = f_{\max} - \bar{f}$.当 δ 小于根据实际情况给定的一个值时,说明进化过程进入突变阶段,在这时减小交叉概率,增大变异概率;当 δ 大于或等于根据实际情况给定的一个值时,说明进化过程处于渐进阶段,在这时增大交叉概率,减小变异概率.

3.4 三种算子的选定

首先,在选择操作上采用轮盘赌选择法,所有选择是从当前种群中根据个体的适应度值,按照某种准则挑选出好的个体进入下一代种群;交叉方式采用两点交叉法在个体编码串中随机设置了

两个交叉点,然后再进行部分基因交换;变异方式采用单点变异法,对个体编码串中以变异概率、随机指定的某一位基因座上的值做变异运算^[9].

4 实例与分析

下面将分别采用标准遗传算法与改进遗传算法来解决如下的问题.

有 8 批救灾物资将要分配给 15 个受灾地区,每个受灾地区的灾情评估值如表 2;第 i 批救灾物

资发放到第 j 个受灾地区时,对该地区的救助程度值如表 3.

本文用标准遗传算法和改进后的遗传算法来进行求解,两种算法各单独计算 30 次,所得到的部分结果比较如表 4. 在本实例中:改进的遗传算法中个体数量取为 40;最大迭代次数取为 100;代沟取为 0.9;在 $\delta = f_{\max} - \bar{f} < 0.1$ 时取交叉概率为 0.7、变异概率为 0.2;其余取交叉概率为 0.9、变异概率为 0.1. 两种运算都在 MATLAB6.5.1 环境下进行.

表 2 受灾地区灾情评估值

Table 2 The result of evaluating the situation of a disaster

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
0.24	0.69	0.93	0.74	0.46	0.54	0.26	0.68	0.54	0.65	0.92	0.44	0.36	0.64	0.85

表 3 受灾地区救助程度值

Table 3 The result of salvation in disaster area

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	0.47	0.36	0.64	0.27	0.68	0.44	0.94	0.72	0.88	0.53	0.53	0.42	0.31	0.55	0.66
2	0.95	0.86	0.96	0.88	0.38	0.33	0.94	0.32	0.76	0.65	0.65	0.42	0.24	0.86	0.46
3	0.32	0.43	0.27	0.65	0.96	0.26	0.54	0.64	0.84	0.73	0.22	0.63	0.77	0.54	0.32
4	0.58	0.33	0.65	0.94	0.44	0.64	0.94	0.85	0.46	0.75	0.53	0.66	0.53	0.65	0.77
5	0.92	0.54	0.83	0.33	0.85	0.48	0.66	0.35	0.53	0.63	0.33	0.27	0.54	0.84	0.88
6	0.87	0.52	0.11	0.78	0.72	0.69	0.94	0.72	0.43	0.28	0.27	0.74	0.24	0.78	0.45
7	0.62	0.87	0.7	0.22	0.8	0.42	0.43	0.9	0.13	0.95	0.18	0.19	0.12	0.61	0.35
8	0.48	0.2	0.42	0.16	0.43	0.58	0.69	0.03	0.34	0.72	0.15	0.24	0.29	0.3	0.75

表 4 算法结果对比

Table 4 Compare dynamic genetic algorithm with GA

标准遗传算法		动态遗传算法	
优化值	分配方案	优化值	分配方案
7.464 6	2 7 2 4 3 4 1 4 1 7 2 2 3 8	7.645 0	8 7 2 4 3 4 4 7 1 7 2 6 3 2 8
7.362 8	2 7 2 2 8 1 6 7 1 7 2 4 3 6	7.632 2	8 7 2 4 3 4 1 7 1 7 2 6 3 8 8
7.450 5	2 7 8 4 3 5 4 7 1 7 2 3 3 2	7.557 2	2 7 2 2 8 4 1 7 1 7 2 6 3 2 8
7.221 5	4 2 2 4 3 4 1 7 1 3 2 2 3 6	7.637 1	2 2 2 4 3 6 4 7 1 7 2 6 3 2 8
7.296 2	7 7 2 2 3 4 1 4 1 7 2 6 3 1	7.644 0	2 7 2 4 3 6 1 7 1 7 2 4 3 2 8
7.381 3	2 2 2 4 6 4 4 7 1 7 2 2 3 8	7.617 0	2 7 2 4 3 4 1 7 1 7 2 4 3 2 8
7.333 4	2 7 2 2 1 4 4 7 1 7 1 4 3 2	7.634 8	2 7 2 2 3 6 4 7 1 7 2 6 3 2 8
7.375 2	1 7 2 2 3 6 6 4 1 7 1 6 3 2	7.634 8	2 7 2 2 3 6 1 7 1 7 2 6 3 2 8
7.479 0	2 7 2 4 3 5 4 7 1 7 2 2 3 2	7.609 8	8 7 2 4 3 4 6 7 1 7 2 4 3 2 8
7.394 8	6 2 8 4 3 4 1 7 1 7 1 6 3 2	7.679 2	2 7 2 4 3 6 2 7 1 7 2 6 3 2 8

对 300 组计算结果利用 SPSS 软件进行统计分析,结果如表 5 所示. 从中可以看到,无论是从

结果的稳定性方面,还是从最优结果、平均值等方面对比来看,改进后的算法均比原有算法性能良好.

表5 算法结果统计分析
Table 5 Statistical analysis of the result
Descriptive Statistics

	N	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
标准值	300	7.221 5	7.479 0	7.375 930	0.075 371 1
优化值	300	7.557 2	7.679 2	7.629 110	0.029 734 5
Valid N(listwise)	300				

从结果中可以发现,简单遗传算法在进行优化计算时不是全局收敛,而是局部收敛^[5]. 尽管遗传算法的基本作用对象是多个可行解且隐并行操作^[10,11],仍然需要对其进行适当的改进^[12]. 改进后的遗传算法得到的值更优秀、而且更具稳定性. 由此可见,本文采用的算法能够明显地以较大的概率找到全局最优解或接近全局最优解,并在一定程度上动态解决群体由于缺乏多样性而陷入局部解的问题. 对于相关问题具有参考价值.

5 结束语

本文针对救灾物资发放问题进行了研究,采

用设置摆动适应度函数与条件交叉、变异概率的方式设计了动态遗传算法,并通过求解实际问题对标准遗传算法与本文设计的动态遗传算法计算结果进行了对比. 该算法在一定程度上动态解决了群体由于缺乏多样性而陷入局部解的问题,能够更大概率地得到最优解. 本文设计的算法可以说是一个初步的尝试,只是对小型的实例进行了求解与分析,还没有针对较大规模的实际问题进行仿真实验. 在今后的研究中,将着眼于对算法参数的进一步改进,以使本文提出的算法模型更加完善.

参考文献:

- [1] Reeves C R, Rowe J E. Genetic Algorithms: Principles and Perspectives: A Guide to GA Theory[M]. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2003. 51—56.
- [2] Pashish G, Heinz M. Univariate marginal distribution algorithms for non-stationary optimization problems[J]. International Journal of Knowledge-based and Intelligent Engineering Systems, 2004, 8(3): 129—138.
- [3] Stefan D. A rigorous analysis of the compact genetic algorithm for linear functions[J]. Natural Computing, 2006, 5(3): 257—283.
- [4] Bogdan G, Dymitr R. Genetic algorithms in classifier fusion[J]. Applied Soft Computing, 2006, 6(4): 337—347.
- [5] 文杰,倪勤. 改进遗传算法求解 TSP 问题[J]. 数学的实践与认识, 2005, 35(2): 129—133.
Wen Jie, Ni Qin. Improved genetic algorithm for solving traveling salesman problem[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2005, 35(2): 129—133. (in Chinese)
- [6] 李建武,李敏强. 测试实数编码遗传算法的困难度[J]. 管理科学学报, 2004, 7(4): 40—44.
Li Jian-wu, Li Min-qiang. Analyzing GA-hardness for real encoding in genetic algorithms[J]. Journal of Management Sciences in China, 2004, 7(4): 40—44. (in Chinese)
- [7] Srinivas M, Patnaik L M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms[J]. IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, 1994, 24(4): 656—667.
- [8] 王金祥,吴育华,张慎峰. 基于遗传算法的前沿生产函数构造及其应用[J]. 管理科学学报, 2004, 7(2): 13—17.
Wang Jin-xiang, Wu Yu-hua, Zhang Shen-feng. Construction of frontier production function with genetic algorithm and its application[J]. Journal of Management Sciences in China, 2004, 7(2): 13—17. (in Chinese)
- [9] 王来军,史忠科. 航班离场排序问题的遗传算法设计[J]. 系统工程理论与实践, 2005, 25(9): 119—125.
Wang Lai-jun, Shi Zhong-ke. The implement of genetic algorithms in departure sequencing problem[J]. Systems Engineering—Theory & Practice, 2005, 25(9): 119—125. (in Chinese)
- [10] 张建勇,李军,郭耀煌. 具有模糊预约时间的 VRP 混合遗传算法[J]. 管理科学学报, 2005, 8(3): 64—71.

- Zhang Jian-yong, Li Jun, Guo Yao-huang. Hybrid genetic algorithm to vehicle routing problem with fuzzy due-time[J]. Journal of Management Sciences in China, 2005, 8(3): 64—71. (in Chinese)
- [11] 谢胜利, 唐敏, 董金祥. 求解 TSP 问题的一种改进的遗传算法[J]. 计算机工程与应用, 2002, 38(8): 58—60.
Xie Shengli, Tang Min, Dong Jinxiang. An improved genetic algorithm for TSP problem[J]. Computer Engineering and Applications, 2002, 38(8): 58—60. (in Chinese)
- [12] 周明, 孙树栋. 遗传算法原理及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2002. 44—46.
Zhou Ming, Sun Shu-dong. Genetic Algorithms Theory and Applications[M]. Beijing: Defence Industry Press, 2002. 44—46. (in Chinese)

Dynamic genetic algorithm for problems of distributing goods to disaster areas

LÜ Yong-bo¹, JIA Nan¹, REN Jin-luan², FU Peng-bo¹

1. Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China;
2. Communication University of China, Beijing 100024, China

Abstract: Compared with conventional searching arithmetic, the primary character of GA is the colonial searching resource and the simple GA operator. Colonial searching breaches the restriction of neighborhood searching. And it can realize exploring, collection, and inheriting. In this paper, we discuss the problem of distributing goods to disaster areas, and establish the optimizing model. On the basis of analyses of standard GA, we design an advanced GA by using pendular fitness function and conditional dominate parameters. We compare dynamic GA with standard GA by making some experiments by Matlab. The result demonstrates that our method can solve the problem of partial convergence, and can give the best result by bigger probability.

Key words: dynamic genetic algorithm (DGA); pendular fitness function; conditioned parameter