

基于自适应的多类型物流配送改进遗传算法研究^{*}

林雪云

(福建师范大学福清分校, 福建 福清 350300)

摘要: 对目前常见的物流配送过程中优化调度算法进行研究总结, 分析了物流配送抽象流程, 以求取优化配送效率、降低算法的时间和空间复杂度为目标, 设计了基于自适应的多类型物流配送改进遗传算法。将基于自适应遗传算法的多类型物流配送优化算法应用到实际物流配送过程中, 针对处理结果进行科学评价。通过实例的应用验证了提出算法的可行性和高效性。

关键词: 亚启发式算法; 遗传算法; 物流配送; 数学模型; 优化策略

中图分类号: TP317 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)05-1670-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.05.018

Research on adaptive genetic algorithm for logistics distribution of multiple types goods

LIN Xue-yun

(Fuqing College, Fujian Normal University, Fuqing Fujian 350300, China)

Abstract: This paper did research summaries on the currently common in the optimized controlling algorithm of logistics distribution, and proposed an improved algorithm with concern of reducing the time and space complexity of the algorithm, seeking optimal effects. It established a multi-integer linear programming model for logistics distribution, with the relevant algorithm designed. The improved optimized strategies for logistics distribution of multiple types goods based on adaptive genetic algorithm was system applied to the real logistics distribution, and the results of which get scientifically evaluated. Through the practical application, it shaws the effectiveness and feasibility of the improved algorithm again.

Key words: metaheuristics algorithm; genetic algorithm; logistics distribution; mathematical model; optimized strategies

随着计算机处理能力以及智能程度的飞速发展,从20世纪末开始,至今近十几年的过程中,作为计算机行业一个典型代表的启发式以及半启发式算法得到了迅速而深入的研究与应用^[1]。作为物流管理与控制领域内的一个重要构成要素,物流配送效率的高低直接决定了整个物流过程的效率。近年来物流已经成为一个制约经济快速发展的瓶颈,在物流理论模型及算法研究方面,情况尤其严重,而高效率的物流控制体系必须要以科学合理的数学模型以及控制算法来实现。因此,从数学层面提高物流效率和效果已成为不容忽视的重要课题,是十分必要的。

根据分析对比现存主要研究成果及文献可知,现阶段主要存在三类解决物流配送问题的优化方法,其代表性的方法主要是 Kolen 等人在 1987 年提出的分支定界法^[2],构造算法(constructive algorithm)和两阶段法(two phase algorithm),禁忌表搜索法(tabu search)、遗传算法(genetic algorithm)和神经网络(neural networks)方法等。

1 相关概念及原理

1.1 物流配送

物流配送是物流管理控制流程中的重要一环,在物流配送过程中,核心部分便是配送车辆调度优化问题。车辆调度问题(vehicle routing problem, VRP)是一个 NP 完全问题,只有在需

要点数较少时才有可能寻求其精确解。该问题可表示为整数线性规划模型,主要从三个角度来建立模型:集分割模型、货物流模型和车辆流模型^[3]。通过建立数学模型,将实际问题抽象化,在数学意义上进行分析和优化,这就是物流配送优化策略的根源,也是本文所提出的模型及算法思路的起点。

1.2 遗传算法

遗传算法是一类典型的半启发式算法,它摒弃了传统的搜索方式,代之以模拟自然界生物进化过程,采用人工进化的方式对目标空间进行随机化搜索。它将问题域中的可能解看做是群体中的一个个体或染色体,并将每一个体编码成符号串形式,模拟达尔文的遗传选择和自然淘汰的生物进化过程,对群体反复进行基于遗传学的操作(选择、交叉和变异),根据预定的目标适应度函数对每个个体进行评价,依据适者生存、优胜劣汰的进化规则,不断得到更优的群体;同时以全局并行搜索方式来搜索优化群体中的最优个体,求得满足要求的最优解。

2 物流配送改进算法设计目标

假定有一个配送中心,需向若干个客户运送货物,每个用户对货物有一定的需求,运送货物的车辆在配送中心配装发车后,把货物送到各客户处,如何确定费用最小的车辆行驶路线?又如,零售商将若干生产商生产的产品运到其配送中心,车辆从配送中心出发,到各个厂家去装货,装满后运到配送中心,在

满足厂家发货要求的情况下,按什么路线行驶,可使总费用最小?这两个问题的实质是相同的,如果货物量大,车辆为完成任务需满载运行,则按最短路程行驶即可;若货物量较少,用一辆车完成该项任务时,车辆不能满载,利用率较低,则可考虑用一辆车完成多项任务。

为了提高车辆的利用率,如何安排车辆路线和进行车辆调度,既能满足配送任务,又使车辆运行总里程最短。也就是说,为了完成运输任务,配送中心需派若干辆车,全部送货路线为几条大的路线(回路)组成;每辆送货车从配送中心出发后,沿一条覆盖若干用户的大路线(回路)送货,然后返回配送中心。此时,方案应包括两个相关环节:a)哪些客户要被分配到一条回路上(即哪些客户的货物应该安排在同一辆车上);b)每条路线上客户的绕行次序。

以上两点便是本文提出改进算法的设计目标所在。图1为单点送货图,图2为巡回送货图。

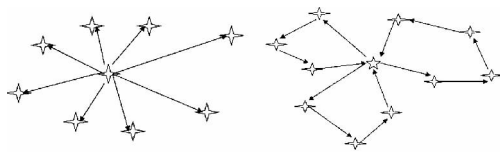


图1 单点送货图

图2 巡回送货图

3 基于自适应的多类型物流配送改进遗传算法

3.1 改进遗传算法分析

已知交叉概率 P_c 控制着个体进行交叉的速率。在自适应遗传算法中, P_c 和 P_m 基于个体的适应度值自适应地进行改变。当群体有陷入局部最优解的趋势时,就相应地提高 P_c 和 P_m ;当群体在解空间发散时,就降低 P_c 和 P_m 。同时,对于适应值高于群体平均适应值的个体,对应于较低的 P_c 和 P_m ,使该解得以保护进入下一代;而低于平均适应值的个体,相对于较高的 P_c 和 P_m ,使该解被淘汰掉。因此,自适应的 P_c 和 P_m 能够提供相对某个个体的最佳 P_c 和 P_m 。

自适应遗传算法的总体流程如图3所示。这里交叉概率与变异概率是自适应的,因情况的不同而变化。

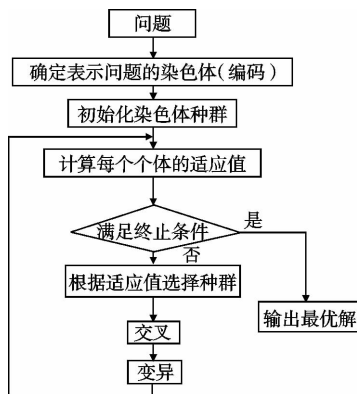


图3 自适应改进遗传算法流程

3.2 改进遗传算法描述

1) 编码 本文采用自然数编码,每个自然数串即遗传算法中每个个体就代表问题的一个可能解,各个体中自然数的顺序即为各运输车辆的实际配送顺序,而每个个体(记为 i) 为 $1 \sim n$ 的自然数的一个全排列,其中各自然数对应于配送模型中的客户编号。

2) 解码 用染色体中每一个基因确定配送路径中被配送

的客户编号;定义一个用来构造个体的结构体 indEl-em,采用一个整型变量 num 和一个布尔型变量 mark,分别对应的是客户编号和标记该客户是不是某条配送路径的起点或终点客户。mark 的初始值为 false,当它为 true 时,两个 true 之间代表一辆送货车的行车路线。

举例说明解码如下:某个个体 i :

7,6,9,10,5,4,1,3,2,13,12,11,8

该个体各个基因所对应的 mark 值为

1,0,1,1,0,0,1,1,0,1,1,0,1

由于两个 true 值之间对应的是一辆车的行车路线,则第一个“1”与第二个“1”之间,这三个客户 7、6、9 就是由一辆车配送,配送顺序是 7-6-9。

3) 适应度函数的选取 本文的适应度函数由配送调度模型的目标函数变换而成,取的是目标函数的倒数,即将求配送距离最小的问题转换为求整个种群中适应度最大的个体的问题。

采用适应度函数:

$$\text{fitness}(i) = 1/\text{value}(i), i = 1, 2, \dots, \text{popsize}$$

其中: $\text{value}(i)$ 为第 i 个个体的运输总成本, popsize 为种群规模。

4) 选择操作 选择操作使高适应度个体能够以更大的概率生存,从而提高了遗传算法的全局收敛性。

第1轮产生一个 $[0,1]$ 之间的随机数为 0.81,则第6个个体被选中;第2轮随机数为 0.32,则第2个个体被选中;依此类推,第3、4、5、6轮的随机数为 0.96、0.01、0.65、0.42,则第9、1、5、3个个体依次被选中。这样经过选择产生的交配种群由以下个体组成 1、2、3、5、6、9。表1为选择概率及累计概率的计算值。

表1 轮盘赌选择法的选择概率计算

计算项	个体										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
适应度	2	1.8	1.6	1.4	1.2	1	0.8	0.6	0.4	0.2	0.1
选择概率	0.18	0.16	0.15	0.13	0.11	0.09	0.07	0.06	0.03	0.02	0
累计概率	0.18	0.34	0.49	0.62	0.73	0.82	0.89	0.95	0.98	1	1

5) 交叉操作 本文交叉概率采用自适应策略^[4]。根据现有文献的分析研究,自适应策略的数学模型可归结为

$$P_c = \begin{cases} p_{\text{avg}} - \frac{(p_{\text{avg}} - p_{\text{max}})(f - f_{\text{avg}})}{f_{\text{max}} - f_{\text{avg}}} & f > f_{\text{avg}} \\ p_{\text{avg}} & f < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (1)$$

其中: P_c 是种群中个体 i_1 和 i_2 的交叉概率; p_{avg} 是种群中规定的基础交叉概率; p_{max} 是种群中适应度值最大的个体所采用的交叉概率; f 是个体 i_1 和 i_2 中适应度值大的个体的适应度值; f_{avg} 是种群中平均的适应度值; f_{max} 是种群中最大的适应度值。

在进行交叉操作之前,首先保留上一代种群中最优个体的基因。这里参与交叉的两个个体以及交叉位置的确定都是随机产生的,如果产生的随机数小于交叉概率,则对当前产生的两个随机个体进行交叉操作;否则进行下一对随机产生的个体的交叉操作。如此循环进行 $\text{popsize}/2$ 次。最后寻找新一代种群中适应能力最差的个体,再用上面保存过的上一代最优个体进行替换。这样,可以有效地加强优秀个体的遗传能力,保护其进入下一代。

该交叉算子在交叉过程中不同于传统遗传算法直接交换交叉段,而是将交叉段加入到对方个体首部,之后逐个去掉原

个体部分中与交叉段基因相同的基因,从而得到交叉后的个体。具体过程如下:

随机从种群中选取两个父代:

$$I = (i_1^0, i_2^0, i_3^0, i_4^0, i_5^0, \dots, i_n^0)$$

$$J = (i_1^1, i_2^1, i_3^1, i_4^1, i_5^1, \dots, i_n^1)$$

随机产生两个交叉点为 2,4,即

$$I = (i_1^0, i_2^0, i_3^0, i_4^0, i_5^0, \dots, i_n^0)$$

$$J = (i_1^1, i_2^1, i_3^1, i_4^1, i_5^1, \dots, i_n^1)$$

将交叉段直接插入到对方个体首部,得到中间结果:

$$I_1 = (i_2^1, i_3^1, i_4^1, i_1^0, i_2^0, i_3^0, i_4^0, \dots, i_n^0)$$

$$J_1 = (i_2^0, i_3^0, i_4^0, i_1^1, i_2^1, i_3^1, i_4^1, \dots, i_n^1)$$

再将个体中原个体部分与加入到首部的交叉段相同的基因逐个去掉,从而得到交叉后的子代个体:

$$I_2 = (i_2^1, i_3^1, i_4^1, *, \dots, *)$$

$$J_2 = (i_2^0, i_3^0, i_4^0, *, \dots, *)$$

举例说明交叉过程,如随机选取两个父代个体:

$$i = "1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13"$$

$$j = "3,2,1,4,6,7,5,10,12,9,8,13,11"$$

随机产生两个交叉点为 4,7,即

$$i = "1,2,3,14,5,6,71,8,9,10,11,12,13"$$

$$j = "3,2,1,14,6,7,51,10,12,9,8,13,11"$$

则对两个个体而言,其交叉段分别为“4,5,6,7”和“4,6,7,5”,则将个体 i 的“4,5,6,7”加到个体 j 的首部,个体 j 的“4,6,7,5”加到个体 i 的首部,得到中间结果:

$$i_1 = "4,6,7,5,1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13"$$

$$j_1 = "4,5,6,7,3,2,1,4,6,7,5,10,12,9,8,13,11"$$

再将个体中原个体部分与加入到首部的交叉段相同的基因逐个去掉,从而得到交叉后的两个子代个体:

$$i_2 = "4,6,7,5,1,2,3,8,9,10,11,12,13"$$

$$j_2 = "4,5,6,7,3,2,1,10,12,9,8,13,11"$$

6) 变异操作 本文变异概率采用自适应策略^[5]进行个体变异,可以较好地控制上述两种极端情况的发生。经过交叉后的个体,根据这种变异概率进行变异,最终得到新一代的个体,形成新的种群,并返回到步骤 3)。针对变异操作的流程特征,可建立如下模型:

$$P_m = \begin{cases} p_{mavg} - \frac{(p_{avg} - p_{mmax})(f_{mmax} - f_m)}{f_{mmax} - f_{mavg}} & f_m > f_{mavg} \\ f_{mavg} & f_m < f_{mavg} \end{cases} \quad (2)$$

其中: P_m 是种群中个体 i_1 的变异概率; p_{mavg} 是种群中规定的基础变异概率; f_{mavg} 是为种群中适应度值最大的个体所采用的变异概率; f_m 是个体 i_1 的适应度值; f_{mavg} 是种群中平均的适应度值; f_{mmax} 是种群个体中最大的适应度值。同时,对自然数编码的个体采用逆序的方式进行变异,即将某两个基因点之间的基因进行逆序排列。具体过程如下:随机从种群中选取一个个体:

$$I = (i_1^0, i_2^0, i_3^0, i_4^0, i_5^0, i_6^0, \dots, i_n^0)$$

随机产生两变异点 2,5,即

$$I = (i_1^0, i_2^0, i_3^0, i_4^0, i_5^0, i_6^0, \dots, i_n^0)$$

将变异段进行逆转得到新个体:

$$I = (i_1^0, i_2^0, i_3^0, i_4^0, i_5^0, i_6^0, \dots, i_n^0)$$

举例说明:随机从种群中选取一个个体 temp:

$$\text{temp} = 3,1,2,4,5,7,6,8,13,10,12,9,11$$

随机产生两变异点 2,5,即

$$\text{temp} = 3,11,2,4,51,7,6,8,13,10,12,9,11$$

将变异段进行逆转得到新个体:

$$\text{temp} = 3,15,4,2,11,7,6,8,13,10,12,9,11$$

返回后进行适应度计算即可。

7) 终止规则 判断进化代数或计算结果是否达到了要求,如果达到则停止计算,输出结果;否则继续进化。本部分进化代数设为 100 代,计算结果的最优值可以在运行程序时手动设定。

3.3 改进遗传算法验证

3.3.1 实验设计

本文的研究对象为多类型物流配送算法。为了得出合理的实验方案,参考了相关实例,采用的案例来自于《供应链管理——战略、规划与运营》。

以配送中心的位置为坐标原点,客户的位置和 A、B、C 三种货物的需求量已知。

如果不计客户的订单规模和车辆的载重能力,仅路线的选择方案数量众多,应用简单的穷举法寻找最短路径根本是无法完成的任务。因此,应用本文提出的改进算法,并针对计算结果进行比较验证。

由于多种货物的配送问题研究得较少,故难以找出别人研究的结果与本文研究的结果进行比较,所以本文采用基本的遗传算法对本文建立的模型进行求解与算法分析,以将其结果与本文改进算法进行比较。由于本文是对遗传操作中的交叉与变异概率采用了一种自适应的策略,故在采用基本的遗传算法对本文模型的求解进行算法分析时,就仅仅少了自适应的策略,直接手动设定交叉概率与变异概率即可。限于文章篇幅原因,不再详述算法流程,只给出相关参数的设定。

3.3.2 结果分析

1) 基本遗传算法结果分析 具体各项设定如下:编码方案采用自然数序列编码方式;种群的大小设定为 50,种群的进化代数设定为进化 100 代;设定交叉概率 $P_c = 0.95$,设定变异概率 $P_m = 0.03$,选择方法采用轮盘赌方法进行选择,采用的变异和交叉算子与本文主要研究时采用的相同;停止的判断方法采用双重判断,既可以设定期望的最优结果,如设定为 176,一旦运行得到的最优值低于或等于 176,停止进化输出结果,同时可设定进化代数,如设定为 100,这样如果没有低于或等于 176 的最优值,进化到 100 代也停止进化,输出 100 代中得到的最优结果。根据以上设定,采用基本遗传算法,得到的最优的总行程长度是 170,把运行停止判断条件中的最优值判断参数设为 176,进化代数判断参数设为 100,其他设置不变。运行 20 次,结果如表 2 所示。

表 2 多次运行结果比较

次数	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	平均
结果	173	170	176	174	170	175	172	170	173	171	
次数	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
结果	175	175	175	175	174	174	170	174	170	176	172.75

2) 本文提出算法结果分析 应用本文设计的自适应策略的遗传算法进行计算,具体各项设定如下:编码方案采用自然数序列编码方式;种群的大小设定为 50,种群的进化代数设定为进化 100 代;设定交叉概率 $P_{avg} = 0.95$ 和 $P_{max} = 0.6$,设定变异概率 $P_{mavg} = 0.03$ 和 $P_{mmax} = 0.01$,选择方法采用轮盘赌方法进行选择;停止的判断方法采用双重判断,既可以设定期望的最优结果,如设定为 170,一旦运行得到的最优值低于或等于 170,停止进化输出结果,同时可设定进化代 (下转第 1683 页)

(上接第 1672 页)数,如设定为 100,这样如果没有低于或等于 170 的最优值,进化到 100 代也停止进化,输出 100 代中得到的最优结果。

根据以上设定,采用自适应遗传算法(即采用自适应策略的遗传算法)进行计算,获得最后的解决方案,最优的行程总长度为 162,把运行停止判断条件中的最优值判断参数设为 176,进化代数判断参数设为 100,其他设置不变。运行 20 次,结果如表 3 所示。

表 3 多次运行结果比较

次数	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	平均
结果	174	170	162	163	169	169	167	167	170	165	
次数	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	167.2
结果	167	162	169	162	171	169	175	172	163	165	

比较以上分析数据,可以说明本文采用的自适应遗传算法所得到的解决方案优于采用基本遗传算法所得到的解决方案。

4 结束语

本文针对配送运输的一般问题,提出了优化配送的运送距离来对物流配送问题进行寻优。在考虑实际情况下,引入了多货物的配送情况,分析了物流配送抽象流程,以求取优化配送效率、降低算法的时间和空间复杂度为目标,设计了基于自适应的多类型物流配送改进遗传算法。将基于自适应遗传算法的多类型物流配送优化算法应用到实际物流配送过程中,针对处理结果进行科学评价。

与采用的基本遗传算法得到的解决方案相比,实例仿真的结果表明,本文采用的自适应遗传算法求解效率高、收敛速度

快、全局搜索能力强,对于求解大规模优化问题具有其优越性。

参考文献:

[1] 王勇,毛海军,刘静,等.带时间窗的物流配送区域划分模型及其算法[J].东南大学学报:自然科学版,2010,40(5):1077-1083.

[2] 雷胜华.城市物流配送车辆调度问题的研究与应用[D].北京:北京工业大学,2010.

[3] TSENG L Y, LIN Y T. A hybrid genetic local search algorithm for the permutation flowshop scheduling problem[J]. European Journal of Operational Research, 2009, 198(1):84-92.

[4] 王洋,范剑英,林立军,等.物流配送路径优化理论在立体匹配技术中的应用研究[J].哈尔滨理工大学学报,2011,16(2):24-28.

[5] 廖洁君,陈燕.配送调度优化模型的研究及应用[D].大连:大连海事大学,2005.

[6] 张维泽,林剑波,吴洪森,等.基于改进蚁群算法的物流配送路径优化[J].浙江大学学报:工学版,2008,42(4):574-578.

[7] YUEN S Y, CHOW C K. A genetic algorithm that adaptively mutates and never revisits[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2009, 13(2):454-472.

[8] 胡祥培,于楠,丁秋雷,等.物流配送车辆的干扰管理序贯决策方法研究[J].管理工程学报,2011,25(2):186-190.

[9] 晏梦君,陈震.遗传算法在配送优化系统中的应用[D].长春:吉林大学,2007.

[10] 孙丽君.基于畅通可靠性分析的城市物流配送网络优化研究[D].长沙:长沙理工大学,2010.

[11] 朱晓锋,蔡延光.物流配送的优化模型及算法在连锁企业中的应用[J].电子学报,2011,9(1):14-17.