

文章编号: 1672 - 058X(2009)06 - 0553 - 05

库存不足条件下车辆路径问题及其改进 PSO 算法*

方金城¹, 张岐山²

(1. 福建工程学院, 福州 350108; 2. 福州大学 管理学院, 福州 350108)

摘要:分析并构建了库存不足条件下车辆路径问题的数学模型;在模型的求解上,提出一种基于子群协作的动态粒子群算法;最后通过算例实验表明:该算法能有效克服标准粒子群算法迭代寻优时选择步长的盲目性,也改善了算法求解时容易陷入局部最优、导致早熟的缺陷,具有较强的全局寻优能力,收敛速度快,计算精度高。

关键词:车辆路径问题;粒子群算法;动态惯性权重;子群协作

中图分类号: F252; F253. 9

文献标志码: A

以往的 VRP 研究通常以配送中心库存充足为前提,开展按需配送的路径优化研究。然而实际物流配送过程中,配送中心库存不足的情况时有发生。此时,配送只能根据客户情况和订单情况采取部分配送或者选择配送的方式。文献 [1] 根据库存不足时物流配送的实际情况,分析并构建了库存不足条件下车辆路径问题的数学模型。

1 问题的分类与模型构建

当配送中心发生库存不足的情况时,考虑到有些重要顾客的需求,必须得到满足。所以,此时的物流配送车辆路径问题又可以根据是否有指定配送节点将此问题划分为有指定配送节点的车辆路径问题和不指定配送节点的车辆路径问题两大类。

1.1 库存不足条件下不指定配送节点的车辆路径问题及其数学模型

问题描述与基本假设见文献 [1]。取配送中心编号为 0,各节点编号为 $i (i = 1, 2, \dots, M)$, 变量定义如下:

$$x_{ijk} = \begin{cases} 1, \text{车辆 } k \text{ 由节点 } i \text{ 驶向节点 } j \\ 0, \text{否则} \end{cases} \quad y_{ik} = \begin{cases} 1, \text{节点 } i \text{ 的配送任务由车辆 } k \text{ 完成} \\ 0, \text{否则} \end{cases}$$

目标函数:

$$\min Z = \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^M \sum_{k=1}^K c_{ij} x_{ijk} \quad (1)$$

约束条件:

$$\sum_{i=1}^M G_i y_{ik} \leq Q \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (2)$$

收稿日期: 2009 - 09 - 03; 修回日期: 2009 - 10 - 10。

*基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (70871024); 福建省教育厅资助项目 (JA08138S)。

作者简介: 方金城 (1977 -), 男, 福建福清人, 博士, 讲师, 从事系统工程与管理、技术与创新研究。

$$\sum_{k=1}^K y_{ik} = \begin{cases} 1, & i = 1, 2, \dots, M \\ K, & i = 0 \end{cases} \quad (3)$$

$$\sum_{i=0}^M x_{ijk} = y_{jk}, \quad j = 0, 1, \dots, M; k = 1, 2, \dots, K \quad (4)$$

$$\sum_{j=0}^M x_{ijk} = y_{ik}, \quad i = 0, 1, 2, \dots, M; k = 1, 2, \dots, K \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^M g_i y_{ik} \leq S \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^M G_i y_{ik} = S \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (7)$$

上述模型中,式(6)和式(7)表示配送中心库存不足,无法满足所有客户的货物需求,配送时按现有库存量只能选择部分客户进行配送;其他式子含义同一般VRP模型。借鉴文献[2],采用罚函数的办法来处理式(2)车辆容量限制这一约束条件,并取一个很大的正数 R_1 作为罚系数,用 R_1 乘以总超载量加到目标函数式(1)上,这样目标函数就变为:

$$\min Z = \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^M \sum_{k=1}^K c_{ij} x_{ijk} + R_1 * \sum_{k=1}^K \max(\sum_{i=1}^M G_i y_{ik} - Q, 0) \quad (8)$$

1.2 库存不足条件下有指定配送节点的车辆路径问题及其数学模型

若假定有些顾客(节点)是重要顾客,在配送的时候,需求必须得到满足,并且假定配送中心的货物库存量超过所有重要顾客的总需求量(客观上说,总能在库存量有限的条件下,挑出一些相对比较重要的客户,配送时保证他们的需求得到满足)。

此时,除了上面所给出的约束条件,还有以下约束条件:

$$G_l = g_l \quad (l \text{ 为主观指定的节点}) \quad (9)$$

同样,考虑采用罚函数处理式(9),并改造目标函数式(8)得:

$$\min Z = \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^M \sum_{k=1}^K c_{ij} x_{ijk} + R_1 * \sum_{k=1}^K \max(\sum_{i=1}^M G_i y_{ik} - Q, 0) + R_2 * \sum_l \max(g_l - G_l, 0) \quad (10)$$

2 基于子群协作的动态粒子群算法及其求解VRP步骤

粒子群算法(PSO)是Kennedy和Eberhart提出的一种基于群体智能的演化计算技术^[3],其基本原理与算法流程学界已经探讨较多,这里不再赘述。由于PSO算法概念简单、实现方便,因而在组合优化问题求解上得到广泛应用。但与遗传算法等其他全局优化算法一样,PSO算法同样存在着早熟收敛、计算精度不高、进化后期收敛速度慢等现象^[4]。针对如上问题,这里借鉴并综合了文献[5]、[6]给出的算法改进思想,提出了一种基于子群协作的动态粒子群算法,作为库存不足条件下VRP的寻优计算技术。

2.1 基于子群协作的动态粒子群算法

$$v_{id}(t+1) = w^t v_{id}(t) + c_1 \text{rand}_1() [p_{id}(t) - x_{id}(t)] + c_2 \text{rand}_2() [p_{gd}(t) - x_{id}(t)] + c_3 \text{rand}_3() [p_{ld}(t) - x_{id}(t)] \quad (11)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (12)$$

$$w^t = e^{-\lambda t} \quad (13)$$

其中 $\lambda = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |f(x_i^t) - f(x_{\min}^t)|$, $f(x_i^t) = f(x_{i1}^t, x_{i2}^t, \dots, x_{id}^t)$; $f(x_{\min}^t) = \min_{i=1, 2, \dots, n} f(x_i^t)$, $i = 0, 1, 2, \dots, n$;
 $d = 1, 2, \dots, D$; $t = 0, 1, 2, \dots$

$f(x_i^t)$ 为第 i 个粒子在第 t 次迭代时所对应的个体目标函数值; $f(x_{min}^t)$ 为粒子群所有粒子在第 t 次迭代时的群体最优目标函数值。 σ^t 反映了目标函数的平整度,越大说明目标函数的平整度越差。由于每次迭代时 σ^t 会随着各次迭代所产生的个体以及群体目标函数值改变而改变,因而惯性权重 w^t 的赋值也跟着改变,进而搜索步长也跟着动态改变,这就有效的克服了标准 PSO 算法在迭代寻优时选择步长的盲目性。由于在不同迭代次数中的 σ^t / σ^{t-1} 比值变化过大,因此采用工程中常用的 e 作为指数。这样可以明显降低其变化的幅值,改善的平滑性。此外,算法将粒子群空间划分为若干个两两重叠的相邻粒子子群。寻优迭代时,领域内粒子向本领域内最优值 $p_{id}(t)$ 移动,领域间两相邻领域内公共粒子可在两邻域间不断交换信息和传递信息,以实现粒子群体寻优时互相协作,尽快找到较好解。

2.2 基于子群协作的动态粒子群算法求解 VRP 的步骤

步骤 1 将粒子群空间划分为若干个两两重叠的相邻粒子群;

步骤 2 在搜索空间内初始化各个粒子:每个粒子位置向量 x 的每一维随机取 $1 \sim (M + K - 1)$ 之间的实数,每个速度向量 v 的每一维随机取 $-(M + K - 2) \sim (M + K - 2)$ 之间的实数,即确定 v_i^0 和 x_i^0 ;

步骤 3 设定参数 c_1 、 c_2 、 c_3 和 R ,初始惯性权重 w^1 ;

步骤 4 按文献 [7]的实数编码法,对每个粒子进行整数序规范,并转化成相应的总路径;

步骤 5 用评价函数 Eval评价每个粒子的适应值,并将这个适应值作为各粒子的个体最优解 P_i ;根据个体最优解 P_i 求出子群最优解 P_i 和全局最优解 P_g ;

步骤 6 对每个粒子,根据式 (13)计算 w^t ;按式 (11)、(12)获得速度 v 和下一代位置 x ,并对每个粒子进行整数序规范,求得各粒子所对应的总路径;

步骤 7 用评价函数 Eval评价每个粒子的适应值,并与 P_i 、 P_i 和 P_g 进行比较,如果较好,则更新 P_i 、 P_i 和 P_g ;

步骤 8 如未达到终止条件,则返回步骤 6。

3 算例分析

为方便验证与比较,在此仍引用文献 [1]的算例,并使用标准遗传算法 (SGA)、标准粒子群算法 (SPSO)和在此改进的粒子群算法 (IPSO)对问题进行求解。其中 SGA的参数设置同文献 [1];SPSO的参数:粒子数取 60, $c_1 = c_2 = 2.05$, $w = 0.729$;IPSO的参数:粒子数取 60,分为 3个子群,子群间重叠粒子数取 2,设 $c_1 = c_2 = 2.05$, $c_3 = 1.0$, $w^1 = 0.729$ 。此外,各算法对不可行路径的罚系数均取 1×10^8 ,同时预设各算法的进化代数都为 50。

已知一配送中心有 2辆载重量为 8 T的车,货物库存量为 S ,需要对 8个节点进行配送 (限于篇幅,详细数据见文献 [8]),求库存不足时指定配送节点 VRP (VRPWD—VRP With Designation)与不指定配送节点 VRP (VRP W D—VRP Without Designation)。

(1) $S = 12$ 。此时,库存量 $S = \sum_{i=1}^M g_i y_{ik} = 15$,库存不足,此时需要的配送车辆数为 2。

不指定配送节点的车辆路径安排。当不指定配送节点时,随机进行三种算法各 50次,均得到最优的线路安排为:

车 1:0 2 8 0;车 2:0 4 6 5 1 0;

此时,各配送点实际得到的货物配送量为: $G_1 = 1$, $G_2 = 2$, $G_3 = 0$, $G_4 = 2$, $G_5 = 1$, $G_6 = 4$, $G_7 = 0$, $G_8 = 2$,运输的总距离 54。求解结果与文献 [1]相吻合,这充分证明了在此改进算法的有效性。

三种算法运算结果如表 1所示,在 50次的迭代运算中,IPSO 算法有 24次搜索到最优解,比 SPSO 和

SGA 算法分别多 7 次和 15 次,搜索成功率有明显提高(PSO 搜索成功率为 48%,SPSO 为 34%,而 SGA 为 18%)。此外,从三种算法搜索到最优路径的平均代数上看,PSO 算法求解的收敛速度明显快于 SPSO 和 SGA 算法。

有指定配送节点的车辆路径安排。假设节点 1、3、5、7 为重要客户(即指定配送节点),必须配送。此时分别用三种算法随机进行 50 次迭代运算,得到最优的线路安排为:

车 1: 0 6 7 2 0; 车 2: 0 8 5 3 1 0;

各配送点实际得到的货物配送量为: $G_1 = 1, G_2 = 1, G_3 = 1, G_4 = 0, G_5 = 1, G_6 = 4, G_7 = 2, G_8 = 2$, 运输的总距离 59。算法寻优结果如表 2 所示。

表 1 算法寻优结果比较 (VRPWD, $S = 12$)

方法	T	R	A
SGA	12	24%	16.583
SPSO	15	30%	13.067
IPSO	28	56%	9.25

A —达到最优路径平均代数(下同)

表 2 算法寻优结果比较 (VRPWD, $S = 12$)

方法	T	R	A
SGA	9	18%	21.889
SPSO	17	34%	14.059
IPSO	24	48%	9.125

T —求得最优路径的次数, R —求得最优路径的成功率

由表 2 可见,用 IPSO 算法求解的成功率明显高于 SPSO 和 SGA 算法(其中 IPSO 算法求解的成功率为 56.0%,是 SPSO 算法的 1.87 倍,SGA 算法的 2.33 倍)。此外,在搜索速度上,IPSO 搜索到最优路径的平均代数为 9.25,快于 SPSO 和 SGA 算法。

(2) $S = 7$,为全面了解 IPSO 算法的求解性能,在文献 [1] 的基础上进一步假设库存量 $S = 7$ 。此时,需要配送车辆数为 1。

不指定配送节点的车辆路径安排。当不指定配送节点时,分别运行算法 50 次,得到最优的线路安排为: 0 2 6 1 0; 此时,各配送点实际得到的货物配送量为: $G_1 = 1, G_2 = 2, G_3 = 0, G_4 = 0, G_5 = 0, G_6 = 4, G_7 = 0$ kg, $G_8 = 0$ kg 运输的总距离 25。算法求解结果如表 3 所示。

有指定配送节点的车辆路径安排。当指定节点 1、5、8 必须配送,此时求得最优的线路安排为: 0 1 3 5 8 2 0; 各配送点实际得到的货物配送量为: $G_1 = 1, G_2 = 2, G_3 = 1, G_4 = 0, G_5 = 1, G_6 = 0, G_7 = 0, G_8 = 2$, 运输的总距离 34。算法运行结果如表 4 所示。

表 3 算法寻优结果比较 (VRPWD, $S = 7$)

方法	T	R	A
SGA	27	54%	9.222
SPSO	33	66%	7
IPSO	41	82%	5.341

表 4 算法寻优结果比较 (VRPWD, $S = 7$)

方法	T	R	A
SGA	36	72%	7.417
SPSO	41	82%	5.805
IPSO	47	94%	4.021

显然,由于库存 $S = 7$ 时,只需要一辆配送车,这就使得问题的求解规模变小,因此,三种算法求解时搜索成功次数和成功率都有明显提高。其中,不指定配送节点时 IPSO 算法的求解成功率高达 94%;当指定节点 1、5、8 必须配送时,IPSO 算法的求解成功率也达到了 82%,求解性能和寻优速度都优于 SPSO 和 SGA 算法。

4 结 论

从上述实验看,IPSO 对粒子群寻优时搜索策略的两种改进,使各粒子群在迭代求解过程中,能及时不

断地相互传递信息和交换信息,从而使算法寻优时陷入局部最优的几率大大减小。此外,IPSO 较好地克服了 SPSO 迭代寻优时选择步长的盲目性,增强了算法全局寻优的能力,也提高了算法的收敛速度和计算精度。

为了验证实验结论是否具备一般性,随机产生几个 VRP,并就该问题在库存不足条件下,选用不同配送策略(有指定配送节点和不指定配送节点)进行实验求解。根据多次实验,可以得出如下经验规律:

(1) 当节点配送任务(数量)加大,配送节点数量增加,必须通过增加粒子数和迭代次数来避免出现收敛于局部最优的情况。但当粒子群粒子总数大于任务数的 5~6 倍之后,粒子数的增加对于进一步改善算法求解性能帮助不大。

(2) 子群划分的个数对搜索成功率和搜索速度也有一定的影响。子群数过少不利于粒子间相互协作,共享信息。粒子群数划分过多,则容易造成搜索成功的迭代次数增加,求解速度变慢。一般采用 2~4 个子群数的效果最好。此外,子群间重叠的粒子个数取 1~2 个比较合适。

参考文献:

- [1] 方金城,张岐山. 库存不足条件下车辆路径问题及其遗传算法[J]. 长春大学学报:社会科学版,2009(7):57-61
- [2] 蔡临宁. 物流系统规划——建模及实例分析[M]. 北京:机械工业出版社,2003
- [3] 吴启迪,汪镭. 智能微粒群算法研究及应用[M]. 南京:江苏教育出版社,2005
- [4] 方金城,张岐山. 物流配送车辆路径问题(VRP)算法综述[J]. 沈阳工程学院学报:自然科学版,2006(4):62-65
- [5] Wang Qifu, Wang Zhanjiang, Wang Shuting. A Modified Particle Swarm Optimizer Using Dynamic Inertia Weight[J]. China Mechanical Engineering, 2005(11):101-105
- [6] SUGANTHAN P.N. Particle swarm optimizer with neighborhood operator[A]. Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation[C]. Washington, USA: IEEE Press, 1999
- [7] 方金城,张岐山. 粒子群算法在 VRP 中的应用[J]. 管理科学文摘,2008(3):94-96
- [8] 姜大立,杨西龙,杜文. 车辆路径问题的遗传算法研究[J]. 系统工程理论与实践,1999(6):27-30

Vehicle routine problem under the condition of stock shortage and its improved PSO algorithm

FANG Jin-cheng¹, ZHANG Qi-shan²

(1. Fujian University of Technology, Fuzhou 350108;

2. Management School, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

Abstract: This paper analyzed and established mathematic models for vehicle routine problem under the condition of stock shortage. To solve the models, it presented a dynamic particle swarm optimization algorithm based on sub-group collaboration. Finally, the paper made some experimental calculations, and the results of calculations proved that the algorithm could avoid blind search effectively, and overcome the limitation of easily trapping in local extreme points and leading to premature, as a result, it had better capability of global optimization, higher speed of convergence and precision than standard particle swarm optimization.

Key words: vehicle routine problem; particle swarm algorithm; dynamic inertia weight; sub-group collaboration

责任编辑:代晓红