

文章编号:1003-207(2015)01-0128-07

DOI:10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2015.01.016

考虑三维装箱约束的车辆路径问题研究

颜 瑞¹, 张 群², 胡 睿²

(1. 北京信息科技大学经济管理学院, 北京 100192; 2. 北京科技大学东凌经济管理学院, 北京 100083)

摘 要:针对实际物流配送问题的特点,建立考虑三维装箱约束的车辆路径问题模型,提出求解该问题的引导式局部搜索算法。采用改进的模糊遗传算法求解车辆路径问题,提出一种新的模糊逻辑控制器,并采用引导式局部搜索算法求解三维装箱问题。通过计算标准算例检验算法性能,试验结果表明引导式局部搜索算法能够在较短时间内得到质量较高的近似最优解。

关键词:车辆路径;三维装箱;模糊遗传算法;局部搜索

中图分类号:O224 **文献标识码:**A

1 引言

车辆路径问题(Vehicle Routing Problem, VRP)和装箱问题(Bin Packing Problem, BPP)都是经典的组合优化问题,过去对二者的研究是独立进行的。实际物流配送中经常需要同时考虑“装箱”和“运输”这两个问题的,比如家电、家具的送货上门服务。对于这类问题,“装箱”和“运输”这两方面是不可分割、相互制约的,只有同时考虑这两点才能即保证选择的配送路线成本最低,又保证货物可以全部合理地装入车辆。

目前,VRP和BPP相结合的问题主要有二维装箱约束限制容量车辆路径问题(Two-Dimensional Loading Capacitated Vehicle Routing Problem, 2L-CVRP)和三维装箱约束限制容量车辆路径问题(Three-Dimensional Loading Capacitated Vehicle Routing Problem, 3L-CVRP)。Iori^[1]于2005年提出了2L-CVRP模型,此后学者们采用多种算法求解该问题,包括分支切割法^[2]、禁忌搜索算法^[3]、文化基因算法^[4]、模拟退火算法^[5]以及改进禁忌搜索算法^[6]。在2006年,Iori与Gendreau、Laporte等^[7]人合作提出了3L-CVRP模型,并提出禁忌搜

索算法进行求解。随后,Moura和Oliveira^[8]针对BPP和CVRP分别设计算法,采用层次方法求解BPP、采用贯序方法引导局部搜索的启发式策略求解CVRP。Fuellerer和Doerner等^[9]人采用蚁群算法求解3L-CVRP模型,并根据路径和装箱分别设计信息素更新策略。2010年,Iori和Martello^[10]对CVRP和BPP的研究进行了系统的总结,明确了一些基本概念和基本问题,包括2L-CVRP、3L-CVRP及带装箱约束的装卸一体旅行商问题等。

国内关于CVRP和BPP联合问题的研究成果相对较少。马珊静和陈峰等^[11]人研究了一维装箱和车辆路径的联合问题,以最小化仓储成本、运输成本和车辆运营成本总和为目标,提出了三种不同策略的两阶段启发式算法进行求解。宁爱兵和熊小华等^[12]人研究了物流配送中的三维装箱问题,考虑到三维装箱和车辆路径相结合的一些基本问题,并提出了一种求解三维装箱问题的算法,但是文献并没有把两个问题联合起来进行建模和求解。王征和胡祥培等^[13]人针对易损、易碎物品的运输问题进行研究,建立了较为完整的2L-CVRP数学模型,并提出了求解该模型的一个Memetic算法,算法中设计了一种基于深度优先的装箱问题求解策略,文献采用Iori提出的标准算例进行计算,全面分析了Memetic算法的求解效率、求解性能和鲁棒性,试验取得了较为理想的结果。

独立处理车辆路径问题和三维装箱问题的时候,通常采用启发式算法进行求解,但是两个问题结合起来之后,则单纯用一种启发式算法已经无法求

收稿日期:2012-10-12; 修订日期:2013-10-13

基金项目:国家自然科学基金资助项目(71172168);中央高校基本科研业务费(FRF-AS-13-003A,FRF-TP-14-058A2);北京哲学社会科学规划项目(12JGB024)

作者简介:颜瑞(1986-),男(汉族),江苏连云港人,北京信息科技大学经济管理学院讲师,研究方向:生产运营、物流优化。

解。本文设计 3L-CVRP 求解算法的基本思路为: (1)先求出一个最优配送线路,当有了一个配送线路之后,每条线路上的顾客数及顾客需求货物量就会确定下来;(2)然后再对每辆车单独设计装箱方案,确保全部货物装箱并满足所有装箱约束;(3)如果所有车辆都能完成装箱,则最优配送方案产生,否则,重新计算最优配送线路并安排装箱,如此循环。

在此求解思路之上,本文提出一种改进的模糊遗传算法和引导式局部搜索算法结合的混合算法进行求解,模糊遗传算法用来求解车辆路径问题,引导式局部搜索算法用来求解装箱问题。模糊遗传算法通过模糊逻辑控制器在算法的运行过程中控制交叉概率和变异概率,从而维持种群多样性并加速收敛^[14]。本文针对 3L-CVRP 的特点提出了一种新的模糊逻辑规则,算法具体策略在后面的章节中给出。

2 模型建立

2.1 问题描述

令 $G = (U, A)$ 为一个完全图, $U = \{0, \dots, n\}$ 为顶点集, $A = \{(i, j) \mid i, j \in U\}$ 为弧集。集合 U 中共有 $n + 1$ 个顶点,其中顶点 0 表示配送中心节点,顶点 $(1, 2, \dots, n)$ 表示顾客节点。弧集 A 中的边 (i, j) 表示节点 i 和节点 j 之间的线路,每条线路都有一个非负的行駛距离 c_{ij} ($i, j = 1, 2, \dots, n$)。配送中心有 P 辆相同型号的箱式货车,每辆货车的最大载重量为 D 、最大容积为 V 。货车车厢可抽象为一个三维的长方体,其中长为 L 、宽为 W 、高为 H ,则有 $V = L \cdot W \cdot H$, V 即为货物的可装载空间。顾客 i ($i = 1, 2, \dots, n$) 需要 m_i 个货物 I_{ik} ($k = 1, 2, \dots, m_i$), 货物都分别装在长方体的货箱内,不同的货物装入的货箱规格也不一样,设定包装货物 I_{ik} 的货箱长为 l_{ik} 、宽为 w_{ik} 、高为 h_{ik} 。设货物 I_{ik} 的重量为 d_{ik} , 则 m_i 个货物的总重量为 d_i , 总体积为 $v_i = \sum_{k=1}^{m_i} l_{ik} \cdot w_{ik} \cdot h_{ik}$ 。假设所有货物的密度是均匀分布的,即货物重心与几何图形的中心重合。不妨设车厢和货物的长、宽、高在整数范围内取值,如果实际数据不是整数,则只须将所有数据扩大十倍即可。

3 L-CVRP 模型的描述和假设:

(1)确定最多 p 条回路作为车辆行驶路线,所有回路均从配送中心出发并返回配送中心,每个顾客只能在一条回路上,每条回路上的顾客仅由一辆车服务;

(2)每条线路上顾客的货物总重量不能超过车

辆最大载重,货物总体积不能超过车厢最大容积;

(3)每条回路上顾客需求的货物必须全部装入车厢,且满足全部给定的装箱约束;

(4)货物从车厢尾部的车门进出,装货过程从车厢内侧左下角开始,假设装货工具可以把货物摆放到车厢内任意位置;

(5)以所有车辆的行驶路程之和最小为目标。

在上面的描述和假设中,有一个很重要的部分就是装箱约束,装箱约束主要包括:

(1)基本约束:货物不能重叠放置,货物总重和总装载空间不能超过车辆载重和车厢容积。

(2)方向性约束:货物边缘必须与相应的车厢边缘平行,每个货物都是顶部朝上放置,且只能在水平面上做 90° 的旋转,不能以其它角度或者在垂直面上旋转。

(3)货物稳定性约束:当货物 I_{ik} 被放置在其他货物之上时,它与底部货物之间不能出现空隙,且两个货物直接接触面积不能小于货物 I_{ik} 底面积的 ρ (ρ 为给定常量, $0 \leq \rho \leq 1$) 倍。

(4)LIFO(Last-in-First-out)约束:即先进的货物后出,先出的货物后进,以满足连续装卸货的要求。具体描述为,当车辆服务顾客 i 的时候,可以从车尾门方向连续的卸载顾客 i 的所有货物 I_{ik} ($k = 1, 2, \dots, m_i$), 且不用挪动其他顾客的货物。

(5)易碎品约束:货物可以分为易碎品和非易碎品,用变量 σ_{ik} ($i = 1, 2, \dots, n, k = 1, 2, \dots, m_i$) 表示,变量取值为 0 表示易碎品,取值为 1 表示非易碎品。易碎品可以放置在易碎品和非易碎品之上,而非易碎品只能放置在非易碎品之上,即不能出现非易碎品放置在易碎品之上的情况。

图 1 给出了一个简单的 3L-CVRP 实例,箭头方向表示车辆服务顾客的先后顺序。

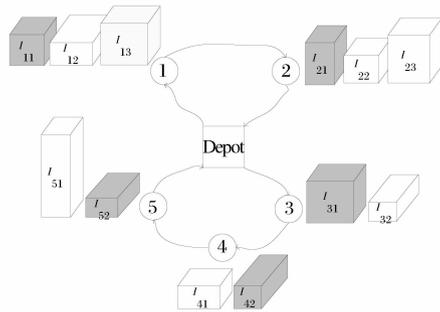


图 1 3L-CVRP 可行配送方案示意图

在图 1 给出的实例中,配送中心需要派遣 2 辆相同型号的车辆给 5 个顾客送货,总计需要配送 12 件物品,其中 5 件属于易碎品(标记为深色)。图 2

给出这一实例的可行装货方案:

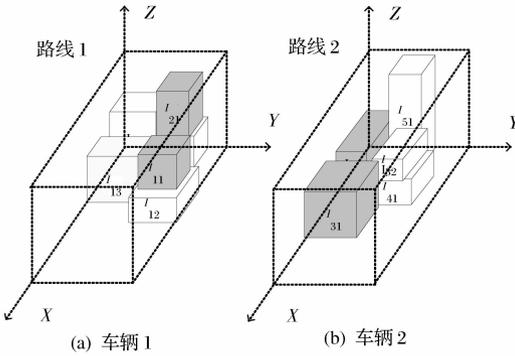


图2 3L-CVRP可行装箱方案示意图

2.2 数学模型

在物流配送过程中,根据实际情况可以选择全部或部分约束建立3L-CVRP模型。为了配合下一章的算法设计部分,本文建立的3L-CVRP模型分为车辆路径模型和三维装箱模型两个部分。车辆路径模型如下:

$$\min J = \sum_{p=1}^P \sum_{j=0}^n \sum_{i=0}^n c_{ij} \cdot y_{ij}^p \quad (1)$$

$$s. t. \sum_{p=1}^P \sum_{j=0}^n y_{ij}^p = 1, i = 0, 1, \dots, n, i \neq j \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^n y_{0j}^p = x^p, p = 1, 2, \dots, P \quad (3)$$

$$\sum_{j=1}^n y_{j0}^p = x^p, p = 1, 2, \dots, P \quad (4)$$

$$\sum_{i=0}^n y_{il}^p - \sum_{j=0}^n y_{lj}^p = 0, l = 1, \dots, n, p = 1, 2, \dots, P, l \neq i, l \neq j \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^n z_i^p \cdot d_i \leq D, p = 1, 2, \dots, P \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^n z_i^p \cdot v_i \leq V, p = 1, 2, \dots, P \quad (7)$$

$$\sum_{j=0}^n y_{ij}^p = z_i^p, i = 1, \dots, n, p = 1, 2, \dots, P, i \neq j \quad (8)$$

$$\sum_{i,j \in U} y_{ij}^p \leq |S| - 1, p = 1, 2, \dots, P, S = \{(i, j) \mid (i, j) \in A, i, j = 1, \dots, n\} \quad (9)$$

模型中的决策变量为:

$$x^p = \begin{cases} 1, & \text{若车辆 } p \text{ 被征用} \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$$

$$y_{ij}^p = \begin{cases} 1, & \text{若线路 } (i, j) \text{ 由车辆 } p \text{ 服务} \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$$

$$z_i^p = \begin{cases} 1, & \text{若顾客 } i \text{ 的货物由车辆 } p \text{ 配送} \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$$

$$p = 1, 2, \dots, P, i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, n, i \neq j.$$

目标函数(1)表示最小化车辆行驶总路程;式(2)表示所有顾客只被访问一次;式(3)和式(4)表示车辆从配送中心出发,服务完所有顾客之后返回配送中心;式(5)表示车辆进入某节点,也必须从该节点离开;式(6)表示每辆车装载货物的重量之和不超过车辆限制载重;式(7)表示每辆车装载货物的体积之和不超过车辆限制容积;式(8)绑定了三维装箱变量和车辆路径变量;式(9)为支路消除约束,保证任何路线中只包含一个配送中心。通过对车辆路径模型的求解可以得到顾客与车辆的对应关系,及每辆车服务顾客的顺序。

在建立三维装箱模型之前,需要先建立一个笛卡尔坐标系。笛卡尔坐标系的坐标轴分别对应于车厢的长、宽和高,笛卡尔坐标系的原点位于车厢内侧左下角。货物底部左前方的位置用坐标 (x, y, z) 表示,则有:

$$x \in X = \{0, 1, \dots, L - \min_{ik}(l_{ik})\}$$

$$y \in Y = \{0, 1, \dots, W - \min_{ik}(w_{ik})\}$$

$$z \in Z = \{0, 1, \dots, H - \min_{ik}(h_{ik})\}$$

其中 $k = 1, 2, \dots, m_i, i = 1, 2, \dots, n$ 。

本文以最大化装入车厢内货物数为目标建立3LP模型,3LP模型如下:

$$\max \sum_{i=1}^{n_p} \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} \sum_{z \in Z} \sigma_i \cdot a_i^{xyz} \quad (10)$$

$$s. t. \sum_{i=1}^{n_p} \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} \sum_{z \in Z} L_{ij} \cdot W_{ij} \cdot a_i^{xyz} \geq \rho \cdot l_j \cdot w_j \cdot a_j^{x'y'z'} \quad (11)$$

$$a_j^{x'y'z'}, j = 1, 2, \dots, n, p = 1, 2, \dots, P \quad (11)$$

$$\sum_{i=1}^{n_p} \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} \sum_{z \in Z} \sigma_i \cdot a_i^{xyz} \geq \sum_{i=1}^{n_p} \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} \sum_{z \in Z} \frac{d_j}{l_j \cdot w_j} \quad (12)$$

$$a_j^{x'y'z'}, p = 1, 2, \dots, P \quad (12)$$

$$a_i^{xyz} = \begin{cases} 1, & i = 1, 2, \dots, n_p, x \in X, y \in Y, z \in Z \\ 0, & \end{cases} \quad (13)$$

$$L_{ij} = \min(x + l_i, x' + l_j) - \max(x, x'), j = 1, 2, \dots, n, x \in X, x' \in X \quad (14)$$

$$W_{ij} = \min(y + w_i, y' + w_j) - \max(y, y'), j = 1, 2, \dots, n, y \in Y, y' \in Y \quad (15)$$

其中, n_p 表示车辆 p 装载的货物数, (x', y', z') 表示另一个货物底部左前方的可能位置坐标, σ_i 表示货物顶部任意一点所能承受的最大压强。VRP模型中 i 表示顾客,3LP模型中 i 表示货物。

式(10)为目标函数,最大化装入车辆的总货物

数;式(11)保证了所有货物都必须有支撑区域(不可悬空放置),且货物不能堆叠;式(12)用以区分易碎品和非易碎品, σ_i 取值为 0 表示货物 i 为易碎品,取值为 1 表示非易碎品,非易碎品不可放在易碎品之上;式(13)给出了决策变量;式(14)和式(15)计算货物 i 的长和宽。模型中的变量和标识参考 Ruan Qingfang 等^[15]和 Junqueira 等^[16]人的研究。

3 算法设计

VRP 和 3LP 都是 NP-Hard 问题,因此 3L-CVRP 也必然是 NP-Hard 问题。对于顾客数和货物数较多的问题,精确算法已经无法在可行时间范围内进行求解,因此本文提出混合的启发式算法寻找问题的近似最优解。VRP 由改进的模糊遗传算法求解,3LP 由引导式局部搜索启发式算法求解。在 3.1 节中提出改进的模糊遗传算法,在 3.2 节中给出引导式局部搜索启发式算法,在 3.3 节中提出完整的混合启发式算法。

3.1 模糊遗传算法

本节给出模糊遗传算法各部分的策略,并根据 3L-CVRP 的特点提出一些改进策略。

(1)编码规则。根据 3L-CVRP 的特点,采用简单直观的自然数编码方式,初始种群随机产生。

(2)适应度函数。通常采用目标函数的倒数作为染色体适应度,但是这样计算出的适应度值会比较小,且处理不同问题时取值范围相差很大,因此泛化能力较差。本文提出如下公式作为适应度函数:

$$\sum_{p=1}^P \sum_{j=0}^n \sum_{i=0}^n c_{ij} / \sum_{p=1}^P \sum_{j=0}^n \sum_{i=0}^n c_{ij} \cdot y_{ij}^p \quad (16)$$

(3)选择算子。本文采用 Holland^[17]提出的轮盘赌选择策略。

(4)交叉算子。本文提出新的杂交算子,基本操作是: A 和 B 是任意配对的父代个体,随机产生两个交叉点,交叉点之间的基因作为交叉段;把 A 的交叉段移动到 B 的首部得到染色体 B_1 ,把 B 的交叉段移动到 A 的尾部得到染色体 A_1 ; A_1 按从后往前的顺序删除相同基因(有相同基因时保留靠后的基因)得到新个体 A_2 , B_1 按从前往后的顺序删除相同基因(有相同基因时保留靠前的基因)得到新个体 B_2 。当父代个体相同时,本文的杂交算子也能够产生两个互不相同的子代个体。

(5)变异算子。采用逆转变异策略,随即产生两个变异点,变异点之间的基因逆转排序得到新个体。

模糊遗传算法中起关键作用的就是模糊逻辑控

制器,它由模糊化、模糊推理及反模糊化三个部分组成。目前有一些学者提出了应用于遗传算法的模糊逻辑控制器,其中 Zeng 和 Rabenasolo^[21]的方法利用染色体适应度值和当前种群最大适应度值的相关信息作为输入变量,Wang 和 Hu^[22]的方法利用当前种群的平均适应度变化作为输入变量,Xu 和 Vukovich^[20]的方法采用遗传代数和种群规模作为输入变量。考虑到遗传代数和染色体适应度值对交叉和变异概率的影响,本文提出一种新的模糊逻辑控制器,主要思想是同时考虑遗传代数、染色体之间的距离、平均适应度值及适应度值的方差对交叉操作和变异操作的影响,并把交叉操作的模糊控制过程分为两步:选择进入配对池的染色体;选择配对染色体进行交叉。基本原则为:

(1)进化前期交叉概率较大,以促进种群较快收敛;进化中期交叉概率稳定,以促进种群充分地进行局部搜索;进化后期交叉概率变小,以保护最优解。

(2)种群适应度值的离散程度小,则增大交叉概率,以避免收敛到局部最优解;相反,降低交叉概率。

(3)适应度值与最高适应度值差距较大的染色体应增加变异概率,以淘汰适应度值较低个体;相反,降低变异概率。

(4)平均适应度值的变化很小,则增大变异概率,避免早熟收敛;平均适应度值的变化很大,则降低变异概率;若平均适应度值变化趋于零,应迅速增大变异概率。

(5)两个具有较高适应度值且距离较近的个体有较高几率进行配对交叉,以实现最优区域的局部搜索。

设 $P_t = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 表示当前种群,其中 n 表示种群规模, $t (t = 0, 1, \dots, T)$ 表示进化代数。 \bar{F} 表示当前种群染色体的平均适应度值, F_{\max} 表示当前种群中最优染色体的适应度值, F_{\min} 表示当前种群中最差染色体的适应度值, $F(x_i)$ 表示染色体 x_i 的适应度值,其中 $i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, n$ 。根据前面的原则可以得出输入变量,如表 1 所示。

遗传算法的变异操作通常作为辅助进化手段,因此变异概率的取值一般小于 0.1,故取 $10 \times P_m$ 作为变异概率的输出变量。模糊逻辑控制器的输出变量为 P_c 、 $10 \times P_m$ 及 P_a ,所有输入变量和输出变量的取值范围均为区间 $[0, 1]$,这样可以使一个隶属度函数描述所有变量。设定模糊逻辑控制器有 9 个语意值,分别是 ES(极小)、VS(非常小)、S(小)、RS(较小)、M(中等)、RL(较大)、L(大)、VL(非常

大)和EL(极大)。关于隶属度函数的选择并没有理论性的研究,根据经验本文选择三角隶属度函数,根据三角隶属度函数可得出模糊规则。

表 1 模糊逻辑控制器的输入变量

输入变量	变量解释
τ	进化程度, $\tau = t/T, t = 0, 1, \dots, T, \tau \in [0, 1]$ 适应度值的离散程度,
σ	$\sigma = D(F)/E(F^2)$ ①, $\sigma \in [0, 1]$ 平均适应度值的变化程度,
$\Delta\bar{F}(t)$	$\Delta\bar{F}(t) = (\bar{F}(t) - \bar{F}(t-1))/\bar{F}(t-1),$ $\Delta\bar{F}(t) \in [0, 1]$ 染色体 x_i 与最大适应度值的差距,
γ	$\gamma = (F_{\max} - F(x_i))/(F_{\max} - F_{\min}),$ $\gamma \in [0, 1]$ 染色体 x_i 与 x_j 之间的距离,
θ	$\theta = H/L$ ②, $\theta \in [0, 1]$ 染色体 x_i 与 x_j 的平均适应度与最大适应度的差距,
δ	$\delta = (\gamma_i + \gamma_j)/2,$ $\delta \in [0, 1]$

注:① $D(F)$ 表示 F 的方差, $E(F^2)$ 表示 F^2 的期望, $\sigma = D(F)/E(F^2)$ 表示适应度值的离散程度,且有 $\sigma \in [0, 1]$;

② H 表示海明距离, L 表示染色体编码长度。

3.2 引导式局部搜索

本节讨论如何把货物装入车厢内,且满足第 2 章 2.1 节中的装载约束。一般装箱问题以装载货物数最大为目标,而 3L-CVRP 的装箱问题中每辆车装载的货物数是固定的,因此其解空间仅是一般装箱问题解空间的一个子集。针对这样的特点,设计算法的时候只需要在局部进行搜索即可,通过一系列的引导策略寻找问题的局部最优解。3L-CVRP 的装箱过程包括确定货物的装载顺序和寻找可行的装货位置两个子问题,下面分别给出这两个子问题的求解策略:

(1)初始货物装载顺序。给定车辆路线方案,令 I_{ikp} 为由车辆 p 服务的顾客 i 所需求的第 k 个货物,其中 $p = 1, 2, \dots, P, i = 1, 2, \dots, n, k = 1, 2, \dots, m_i$ 。当每条线路上车辆服务顾客的数量和顺序确定之后,把线路上的货物按顾客的反顺序进行排列,同一顾客的货物非易碎品排在易碎品之前。按照这个顺序排列装货,可以保证先到顾客的货物后装、后到顾客的货物先装(LIFO 规则),还便于在非易碎品的上面放置其他货物。例如,图 2-a 给出了一辆车的装载方案,货物排列顺序为 $\{I_{23}, I_{22}, I_{21}, I_{13}, I_{12}, I_{11}\}$,货物 I_{22} 和 I_{12} 的上面放置了其他货物。

(2)最终货物装载顺序。本文采用 $O^j (j = 1, 2, 3)$ 规则中的一个规则对初始货物顺序进行调整,确定最终货物装载顺序^[15]。对于初始装货序列中

相同级别的货物(属于相同顾客且同为非易碎品或同为易碎品的货物), O^1 、 O^2 和 O^3 分别表示把货物按体积($w \cdot l \cdot h$)、底面积($w \cdot l$)和高度 h 的降序进行排列,其意义在于: O^1 规则优先装载体积较大的货物,以占据较大的可行装货空间; O^2 规则优先装载底面积较大的货物,为后续装载的货物提供较大的支撑区域; O^3 规则优先装载较高的货物,因为较小的货物更容易放在其他货物之上。图 2-a 中的装载顺序是按照 O^1 规则排列的。

(3)可行装货位置顺序。初始可行装货位置均在 $(0, 0, 0)$ 点上,装入一个货物之后,可行装货位置更新。对于装货序列中的下一个待装货物,需要给出一个可行装货位置的顺序,然后逐个扫描这些位置,直至找到一个满足所有装载约束的可行位置,每个货物需要在两个方向上进行扫描(水平方向可旋转 90 度)。本文采用引导式排序方法给出可行装货位置顺序,引导式排序方法包括“Back-Left-Low”、“Left-Back-Low”、“Max-Touching-Area-Y”、“Max-Touching-Area-No-Walls-Y”、“Max-Touching-Area-X”及“Max-Touching-No-Walls-X”等六种^[18]。

(4)重复算法寻找可行解。算法开始先选择 O^1 规则安排货物序列,然后首先使用“Back-Left-Low”方法寻找可行位置。如果有货物无法装入车厢,则依次选择后面的五个排序方法寻找可行位置。如果全部六种排序方法都尝试之后还有货物无法装入车厢,则清空车厢并选择 O^2 规则排列货物顺序,最后选择 O^3 规则。如果三个规则都尝试之后还没有找到可行解,那么可以认为当前的车辆路径方案无法找到相应的货物装箱方案。

3.3 混合启发式算法

本文把改进遗传算法和装箱启发式算法结合起来,构造求解 3L-CVRP 的引导式局部搜索模糊遗传算法(Guided Local Search Fuzzy Genetic Algorithm, GLSFGA)。GLSFGA 的基本思路为:通过改进遗传算法得出 VRP 的近似最优解,近似最优解保存在记忆库中;把记忆库中的个体按适应度值从大到小排列,选择第一个解作为当前车辆路线方案,然后调用装箱问题的启发式算法;如果找到可行装箱方案,则返回最优解,否则,选择记忆库中的下一个解作为车辆路线方案;如果记忆库中所有车辆路线方案均找不到可行解,则返回遗传算法重新求解 VRP;重复算法直至找到可行解,或达到最大迭代次数。

GLSFGA 的具体步骤如下:

步骤 1:GLSFGA 算法初始化:设定最大循环次数 T , 令 $t = 0$;

步骤 2:遗传算法参数初始化:设定遗传算法的种群规模 $PopSize$ 和记忆库规模 $MemSize$, 设定交叉概率 P_c 和变异概率 P_m , 确定最大迭代次数 M , 令 $m = 0$;

步骤 3:初始种群生成:对染色体进行编码,用随机方法产生初始种群;

步骤 4:记忆库更新:计算染色体适应度,把当前种群中的最优个体保存进记忆库,若记忆库规模超过 $MemSize$, 则去掉适应度值较小的个体;

步骤 5:遗传操作:对当前种群进行选择、交叉和变异等遗传操作;

步骤 6:种群更新:更新当前种群,当 $m \leq M$ 时,令 $m = m + 1$, 返回 Step4; 当 $m > M$ 时,转 Step7;

步骤 7:近似最优解集生成:遗传算法终止,把当前种群全部加入记忆库中,并按适应度值排列染色体,保留适应度值最大的 $MemSize$ 个染色体形成近似最优解集;

步骤 8:装箱启发式算法参数初始化:令 $i = 1$, $j = 1$, $k = 1$;

步骤 9:车辆路线方案产生:选择近似最优解集中的第 i 个解作为当前车辆路线方案;

步骤 10:初始装货序列:按照车辆服务顾客顺序的相反顺序排列货物,相同顾客的货物按照非易碎品在前、易碎品在后的顺序排列;

步骤 11:最终装货序列:按照 O' 规则调整装货顺序,确定最终装货序列;

步骤 12:可行装货位置:按照第 k 个启发式方法扫描所有可能装货位置,按装货序列给每个货物都找到可行装货位置;

步骤 13:可行装货位置循环:若所有货物均找到可行装货位置,算法终止,输出当前最优解;若有一个或多个货物没找到可行装货位置,且 $k \leq 6$, 令 $k = k + 1$, 返回步骤 12; 若 $k > 6$, 转步骤 14;

步骤 14:装货序列循环:若 $j \leq 3$, 令 $j = j + 1$, 返回步骤 11; 若 $j > 3$, 转步骤 15;

步骤 15:近似最优解集循环:若 $i \leq MemSize$, 令 $i = i + 1$, 返回步骤 9; 若 $i > MemSize$, 且 $m \leq M$, 令 $m = m + 1$, 返回步骤 3; 若 $m > M$, 转步骤 16;

步骤 16:总循环:若 $t \leq T$, 令 $t = t + 1$, 转步骤 2; 若 $t > T$, 算法终止,找不到可行解。

4 数值试验

试验环境:Matlab7.1, 32 位 windows 7, 英特尔酷睿 2(2.67GHz)、2GB 内存。试验数据来自 Gendreau 等^[7]的研究,总计 27 个 3L-CVRP 标准算例。

本文将计算结果与 Gendreau 等^[7]的 TS 算法和 Moura 等^[8]的 GTS 算法进行比较,比较发现 GLSFGA 算法较 TS 算法和 GTS 算法有明显的改善,27 个标准算例的车辆行驶路程几乎全部减少。与 TS 算法相比平均路程减少 21.86%、最大减幅为 33.98%,与 GTS 算法相比平均路程减少 18.99%、最大减幅为 32.26%。从计算时间上看,GLSFGA 算法较 TS 算法和 GTS 算法有大幅度的降低,与 TS 算法相比平均时间减少 54.03%、最大减幅为 87.05%,与 GTS 算法相比平均时间减少 38.91%、最大减幅为 73.48%。

数值试验表明 GLSFGA 算法能够在较短的时间内得出 3L-CVRP 的近似最优解,GLSFGA 算法具有良好的计算性能和较高的计算效率。本文提出模糊遗传算法与引导搜索算法结合的混合启发式算法为求解 3L-CVRP 找到了一个新的思路,根据这个思路可以设计更多的混合启发式算法求解 3L-CVRP。

5 结语

本文研究车辆路径问题和三维装箱问题结合的 3L-CVRP 问题,提出模糊遗传算法和引导式局部搜索算法结合的 GLSFGA 算法进行求解,针对 3L-CVRP 问题的特点提出模糊遗传算法的改进策略。数值试验中采用 27 个标准算例检验 GLSFGA 算法的性能和效率,取得了非常理想的结果。

3L-CVRP 极大地满足了实际物流配送的要求,但由于问题比较复杂,直至近几年才有相关研究成果出现。3L-CVRP 的提出和求解在物流配送领域里开拓了一个非常有价值的新研究方向,在问题的模型和求解算法方面都有很多值得研究的地方。模型方面的研究可以考虑加入时间窗、多车场、多车型等更多实际配送要求,还可以根据实际问题设计不同的目标函数建立模型。算法方面可以设计更快、更有效的启发式算法进行求解。

参考文献:

- [1] Iori M. Meta-heuristic algorithm for combinatorial optimization problems[J]. OR: A Quarterly Journal of Operations Research, 2005, 3(2): 163-166.
- [2] Iori M, Salazar-Gonzalez JJ, Vigo D. An exact approach

- for the vehicle routing problem with two-dimensional loading constraints[J]. *Transportation Science*, 2007, 41(2): 253–264.
- [3] Gendreau M, Iori M, Laporte G, et al. A tabu search heuristic for the vehicle routing problem with two-dimensional loading constraints[J]. *Networks*, 2008, 51(1): 4–18.
- [4] Khebbache S, Prins C, Yalaoui A, et al. Memetic algorithm for two-dimensional loading capacitated vehicle routing problem with time windows[C]. *Proceedings of International Conference on Computers and Industrial Engineering*, Troyes, French, July 6–8, 2009.
- [5] Leung S C H, Zheng Jiemin, Zhang Defu, et al. Simulated annealing for the vehicle routing problem with two-dimensional loading constraints [J]. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 2010, 22(1–2): 61–82.
- [6] Leung S C H, Zhou Xiyue, Zhang Defu, et al. Extended guided tabu search and a new packing algorithm for the two-algorithm loading vehicle routing problem [J]. *Computers & Operations Research*, 2011, 38(1): 205–215.
- [7] Gendreau M, Iori M, Laporte G, et al. A tabu search algorithm for a routing and container loading problem[J]. *Transportation Science*, 2006, 40(3): 342–350.
- [8] Moura A, Oliveira J. An integrated approach to the vehicle routing and container loading problems [J]. *OR Spectrum*, 2009, 31(4): 775–800.
- [9] Fuellerer G, Doerner K F, Hartl R F, et al. Metaheuristics for vehicle routing problems with three-dimensional loading constraints[J]. *European Journal of Operational Research*, 2010, 201(3): 751–759.
- [10] Iori M, Martello S. Routing problems with loading constraints[J]. *TOP*, 2010, 18(1): 4–27.
- [11] 马珊静, 陈峰, 宋德朝, 等. 越库配送物流系统车辆调度算法的研究[J]. *现代制造工程*, 2009, (1): 12–15, 127.
- [12] 宁爱兵, 熊小华, 马良. 城市物流配送中的三维装箱算法[J]. *计算机工程与应用*, 2009, 45(9): 207–208 (211).
- [13] 王征, 胡祥培, 王旭坪. 带二维装箱约束的物流配送车辆路径问题[J]. *系统工程理论与实践*, 2011, 31(12): 2328–2341.
- [14] McClintock S, Lunney T, Hashim A. Using fuzzy logic to optimize genetic algorithm performance[C]. *Proceedings of the IEEE Intelligent Engineering Systems*, Budapest, Hungary, September, 1997.
- [15] Ruan Qingfang, Zhang Zhengqian, Miao Lixin, et al. A hybrid approach for the vehicle routing problem with three-dimensional loading constraints[J]. *Computers & Operations Research*, 2011, 38(11): 1–11.
- [16] Junqueira L, Morabito R, Yamashita D S. Three-dimensional container loading modes with cargo stability and load bearing constraints[J]. *Computers & Operations Research*, 2012, 39(1): 74–85.
- [17] Holland J. *Adaptation in natural and artificial system* [M]. Cambridge: MIT Press, 1992.
- [18] 张丽萍, 柴跃廷. 车辆路径问题的改进遗传算法[J]. *系统工程理论与实践*, 2002, 22(8): 79–84.
- [19] 玄光男, 程润伟. *遗传算法与工程优化* [M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.
- [20] Xu H Y, Vukovich G. Fuzzy evolutionary algorithms and automatic robot trajectory generation [C]. *Proceedings of the First IEEE World Congress on Evolutionary Computation*, Orland, America, June 27–29, 1994.
- [21] Zeng X, Rabenasolo B. A fuzzy logic based design for adaptive genetic algorithms [J]. *Proceedings of the fifth European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing*, 1997: 660–664.
- [22] Hu N, Wang D, Zhao D, et al. Study of fuzzy control based on genetic algorithms[J]. *Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 1997, 29(5): 544–548.

Research of Vehicle Routing Problem with Three-Dimensional Loading Constraints

YAN Rui¹, ZHANG Qun², HU Rui²

(1. School of Economics and Management, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China;
2. Dongling School of Economics and Management, University of Science & Technology Beijing, Beijing 100083, China)

Abstract: In distribution process, the volume of goods could be a key influential factor. An important combination of three-dimensional loading and vehicle routing problem, known as the Three-Dimensional Loading Capacitated Vehicle Routing Problem (3DL-CVRP) is addressed, which aimed at arranging as much as possible items while control their total weight under the vehicle's loading limit. Based on the real distribution problem, a 3DL-CVRP model was build and a heuristics algorithm named Guided Local Search Fuzzy Genetic Algorithm (GLSFGA) was given. This new algorithm rooted from the improved Fuzzy Genetic Algorithm and designed for VRP specifically. The fuzzy logic controller in GLSFGA was brand new because of its creative guiding methods. The GLSFGA had shown an overall good performance compared to the benchmark approach.

Key words: vehicle routing; three-dimensional packing; fuzzy genetic algorithm; local search