

带有随机运输时间和成本的4PL路径优化问题

黄敏¹, 任亮^{1,2}, 王兴伟¹

(1. 东北大学信息科学与工程学院, 流程工业综合自动化国家重点实验室, 辽宁 沈阳 110819;

2. 武汉科技大学恒大管理学院, 湖北 武汉 430081)

摘要: 针对复杂多变环境带来的第四方物流(4PL)运输时间和成本的随机性, 研究带有随机运输时间和成本的4PL路径优化问题. 在总运输成本约束下, 以总运输时间最小为目标, 建立期望值模型(EVM)以及机会约束规划模型(CCPM). 进而, 为提高模型求解效率以及鲁棒性, 将CCPM转化为等价确定性模型(EDM). 根据4PL选择路径过程中需要同时选择第三方物流供应商的特点, 设计蚁群算法和带有替换策略的改进蚁群算法对模型进行求解. 算例分析验证改进算法的有效性, 并表明EDM在保证解的鲁棒性的同时保证了较高的求解效率.

关键词: 第四方物流供应链; 路径优化问题; 机会约束规划; 蚁群算法; 鲁棒性

中图分类号: TP29; U116 文献标识码: A 文章编号: 1000-5781(2019)01-0082-09

doi: 10.13383/j.cnki.jse.2019.01.007

Fourth party logistics routing optimization problem with stochastic transportation time and cost

Huang Min¹, Ren Liang^{1,2}, Wang Xingwei¹

(1. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang 110819, China;

2. Evergrande School of Management, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China)

Abstract: To address the randomness of the transportation time and cost of fourth party logistics (4PL) under complex and changing environments, the routing optimization for 4PL with stochastic transportation time and cost is studied. Under the constraint of total transportation cost, an expected value model (EVM) and a chance constrained programming model (CCPM) are established to minimize the total transportation time. Then, to improve the effectiveness and robustness of the proposed models, the CCPM is transformed into an equivalent deterministic model (EDM). According to the characteristic that 4PL chooses routes and third party logistics providers simultaneously, an ant colony algorithm and an improved ant colony algorithm with replacement strategy are designed to solve the models. Numerical analysis verifies the effectiveness of the improved algorithm, and shows that the EDM can guarantee the robustness of solutions as well as the solution efficiency.

Key words: fourth party logistics supply chain; routing optimization problem; chance constrained programming; ant colony algorithm; robustness

收稿日期: 2015-06-01; 修订日期: 2015-12-13.

基金项目: 国家杰出青年科学基金资助项目(71325002); 国家自然科学基金重点国际合作研究资助项目(71620107003); 国家自然科学基金创新研究群体资助项目(61621004); 流程工业综合自动化国家重点实验室基础科研业务费资助项目(2013ZCX11); 湖北省教育厅科学技术研究资助项目(Q201711040); 武汉科技大学青年科技骨干培养计划资助项目(2017xz031); 武汉科技大学服务科学与工程研究中心开放基金资助项目(CSSE2017GB01).

1 引言

随着经济全球化和Internet的不断发展,作为促进供应链中其他产业发展关键纽带的物流业得到各行各业的广泛关注^[1].同时,人们对物流服务的要求也逐渐提高^[2].为了提高企业核心竞争力,传统的处理方式是将物流服务外包给专业的第三方物流(third party logistics, 3PL)供应商^[3].而逐渐加剧的市场竞争环境表明,3PL缺乏资源整合能力,供应商之间的合作不够深入,互补性资源得不到充分利用,很难满足当前持续增长的市场需求^[4].因此,以整合供应链资源为主要目的,管理具有互补性的资源、能力和技术,从而为客户提供一整套供应链解决方案的第四方物流(fourth party logistics, 4PL)^[5]吸引了业界和学术界的广泛关注,具有广阔的发展前景^[6].4PL整合、管理和协调供应链上下游企业和客户,实现了物流管理和供应链管理的统一.

4PL的特点决定了路径问题是4PL优化的关键问题^[7],4PL路径问题(fourth party logistics routing problem, 4PLRP)包括两个方面,即路径选择问题和3PL供应商选择问题.区别于VRP等传统路径问题^[8],3PL供应商选择问题是4PLRP的重要组成部分,同时也是4PL和3PL的一个重要区别所在. Yao^[9]和Krakovics等^[10]对4PL和3PL供应商的评价问题进行了研究.王勇等^[11]和Aguzezoul^[13]从供应链整合角度重点对3PL供应商选择问题进行了研究. Li等^[12]将4PLRP分解为路径选择和3PL供应商选择两个子问题,在路径选择完成后再利用资源分配模型选择3PL供应商.更多学者^[13,14]认为应将路径选择和3PL供应商选择两方面问题综合在一起考虑,通过多重图思想描述4PLRP,简化了该问题. Chen等^[15]将路径选择问题和3PL供应选择问题综合到一个有向多重图上,清晰的描述了4PLRP,并使用遗传算法快速的求解了较小规模问题.黄敏等^[16]通过一个无向多重图描述4PLRP,在考虑时间窗、承载能力和信誉等的基础上,基于多重图转化为简单图的思想设计和声搜索算法求解了较大规模的问题.

上述研究主要是针对确定性问题,将物流运输中的成本和时间假定为确定量.但受客观世界不确定性因素的影响,如天气、交通、人为误操作等,4PL供应链中的运输成本和时间扰动明显.尤其是受Internet影响下的物流运输系统,具有很强的复杂性、连锁性和动态性,容易受到众多干扰事件的影响^[17]. Cui等^[4]假设4PL系统没有历史数据,3PL供应商运输时间的分布由相关专家根据历史经验给出,并描述为模糊变量,研究了带有模糊处理时间的4PLRP.然而,物流运作中另外一种情形是,物流企业具有历史数据,从而可以预估不确定事件的发生概率或概率分布.本文将3PL供应商的运输时间以及运输成本假设为随机变量,研究了带有随机运输时间和成本的4PL供应链路径优化问题.

针对随机问题,传统的处理方式是建立期望值模型和机会约束规划模型.期望值模型比较简单,但鲁棒性低.机会约束规划模型可以保证较高的解的鲁棒性,但其随机模拟过程需要消耗大量的运算时间.因此,针对所提出的问题,在建立期望值模型和机会约束规划模型的基础上,将机会约束规划模型转化为清晰的等价确定性模型,从而提高模型求解效率并保证解的鲁棒性.根据4PL选择路径过程中需要同时选择3PL供应商导致每对节点间可能存在多种连接方式的特点,设计蚁群算法以及带有替换策略的改进蚁群算法对模型进行求解.数值实例验证所设计算法的有效性,并表明等价确定性模型需要较少的计算时间,同时保证较高的解的鲁棒性.

2 问题描述及建模

假设某4PL公司承接了一项供应链业务,需要设计一套将运输任务从供应链起始节点运送到目的节点的运输方案.供应链中运输网络以及备选3PL供应商信息已知,且每段路径上存在多个可以提供运输服务的3PL供应商.受环境影响,3PL供应商的运输时间和运输成本存在一定的扰动.

需要解决的问题是,在3PL供应商运输时间和运输成本不确定的情形下,如何合理的选择运输路径以及在该路径上提供服务的3PL供应商,在一定置信水平下,满足成本约束并最小化总运输时间,从而保证在一

参数:

- e_{ijk} 表示节点 v_i, v_j 间的第 k 个3PL供应商(第 k 条边), $i, j = 1, 2, \dots, n$.
- r_{ij} 表示节点 v_i, v_j 间3PL供应商(边)的个数.
- $C_{ijk} + c_{ijk}$ 表示3PL供应商 e_{ijk} 完成该段运输任务所需要的成本, 其中 C_{ijk} 表示基本成本, c_{ijk} 为随机变量, 表示成本的扰动.
- C'_i, T'_i 分别表示运输任务经过 v_i 节点所需要的成本和时间.
- $T_{ijk} + t_{ijk}$ 表示3PL供应商 e_{ijk} 完成该段运输任务所需要的时间, 其中 T_{ijk} 表示基本时间, t_{ijk} 为随机变量, 表示时间的扰动.
- C_0 表示4PL对任务总成本的要求, 即要求总运输成本不大于 C_0 .
- α 表示4PL对总运输时间置信水平的要求.
- β 表示4PL对总成本置信水平的要求, 即方案总运输成本不超过 C_0 的概率不小于 β .
- R 表示一条从起始节点出发, 到达目的节点的通路, 即问题的解.
- 决策变量:
- $x_{ijk}(R)$ 当 $e_{ijk} \in R$ 时为1, 否则为0.
- $y_i(R)$ 当 $v_i \in R$ 时为1, 否则为0.

定的4PL供应链收益的情形下, 获得更高的客户满意度.

用如图1所示的一个无向多重图 $G(V, E)$ 描述4PL供应链路径优化问题. 其中 $V(|V| = n)$ 是节点的集合, 表示供应链中的城市、仓库、加工厂等, v_s 表示起始节点, v_e 表示目的节点. E 是边的集合, 每条边表示一个可以在该段路径上提供运输服务的3PL供应商, 相邻两点间可能存在多条边. 节点和边具有成本和时间属性. 可以看出, $G(V, E)$ 中一条从 v_s 到 v_e 的通路(如图1粗线所示)即为问题的解, 可以唯一确定运输任务经过的路径和在該路径上提供服务的3PL供应商. 基于多重图描述的4PL供应链路径优化问题参数及变量定义如下:

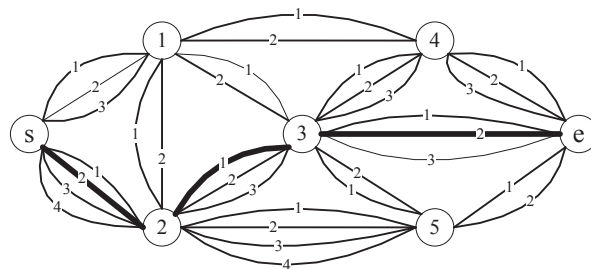


图1 4PL供应链路径优化问题的多重图

Fig. 1 Multi-graph of 4PL supply chain routing optimization problem

为便于论述以及必要的数学简化, 假设3PL供应商运输时间和成本的扰动 t_{ijk} 和 c_{ijk} 分别服从正态分布 $N(0, \sigma_{t_{ijk}}^2)$ 和 $N(0, \sigma_{c_{ijk}}^2)$.¹ 并且, $t_{ijk}(i, j = 1, 2, \dots, n, k = 1, 2, \dots, r_{ij})$ 之间相互独立; $c_{ijk}(i, j = 1, 2, \dots, n, k = 1, 2, \dots, r_{ij})$ 之间相互独立.

首先建立4PL供应链路径优化问题的期望值模型(EVM)和机会约束规划模型(CCPM). EVM比较简单, 但没有考虑不确定环境下的扰动因素, 鲁棒性较低. CCPM可以保证较高的解的鲁棒性, 但其随机模拟过程需要大量的计算时间, 影响其实用价值. 因此, 在正态分布假设基础上, 将CCPM转化为其等价确定性模型(EDM), 保证一定解的鲁棒性, 同时提高模型求解效率.

¹ T_{ijk} 和 C_{ijk} 分别表示3PL供应商的基本时间和成本, 不失一般性, 假设扰动 t_{ijk} 和 c_{ijk} 的均值为0.

2.1 期望值模型

$$\text{Min } \bar{T} = E \left[\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^{r_{ij}} (T_{ijk} + t_{ijk}) x_{ijk}(R) + \sum_{i=1}^n T'_i y_i(R) \right], \quad (1)$$

$$\text{s.t. } E \left[\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^{r_{ij}} (C_{ijk} + c_{ijk}) x_{ijk}(R) + \sum_{i=1}^n C'_i y_i(R) \right] \leq C_0, \quad (2)$$

$$x_{ijk}(R) = \begin{cases} 1, & e_{ijk} \in R \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \quad (3)$$

$$y_i(R) = \begin{cases} 1, & v_i \in R \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \quad (4)$$

$$R = (v_s, \dots, v_i, k, v_j, \dots, v_e) \in G, \quad (5)$$

其中式(1)为目标函数, 表示在不确定环境下最小化运输方案总运输时间的期望值. 式(2)为成本约束, 表示所需总运输成本的期望值不超过4PL对总成本的要求. 式(3)和式(4)分别选择所经过的边和节点, 为模型的决策变量. 式(5)表示路径 R (问题的解)为一条从起始节点 v_s 到目的节点 v_e 的通路.

2.2 机会约束规划模型

$$\text{Min } \bar{T} \quad (6)$$

$$\text{s.t. } \Pr \left\{ \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^{r_{ij}} (T_{ijk} + t_{ijk}) x_{ijk}(R) + \sum_{i=1}^n T'_i y_i(R) \leq \bar{T} \right\} \geq \alpha, \quad (7)$$

$$\Pr \left\{ \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^{r_{ij}} (C_{ijk} + c_{ijk}) x_{ijk}(R) + \sum_{i=1}^n C'_i y_i(R) \leq C_0 \right\} \geq \beta, \quad (8)$$

$$x_{ijk}(R) = \begin{cases} 1, & e_{ijk} \in R \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \quad (9)$$

$$y_i(R) = \begin{cases} 1, & v_i \in R \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \quad (10)$$

$$R = (v_s, \dots, v_i, k, v_j, \dots, v_e) \in G, \quad (11)$$

其中式(6)为目标函数, 式(7)为时间约束, 式(6)和式(7)表示在满足一定置信水平 α ($0.5 < \alpha < 1$)的情况下, 最小化 R 的总运输时间. 式(8)为成本约束, 表示总运输成本不大于 C_0 的概率大于等于 β ($0.5 < \beta < 1$).

对于确定的 R , 目标函数值 $\bar{T}$ 的计算方法如下:

步骤1 根据路径 R 中所包含的所有节点和边的时间, 计算 R 总运输时间的分布函数.

步骤2 根据分布函数, 基于Monte Carlo模拟随机取 M 个样本, 并将 M 个样本按样本值从小到大排列.

步骤3 取 M' 为 αM 的整数部分. 由大数定律可知, 该 M 个样本序列中第 M' 个元素的样本值即可作为 $\bar{T}$ 的估计, 即目标函数值.

2.3 等价确定性模型

上述CCPM中, 随机变量 t_{ijk} 和 c_{ijk} 均服从正态分布且相互独立, 因此式(8)可作如下转化.

$$\Pr \left\{ \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^{r_{ij}} c_{ijk} x_{ijk}(R) \leq C_0 - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^{r_{ij}} C_{ijk} x_{ijk}(R) - \sum_{i=1}^n C'_i y_i(R) \right\} \geq \beta,$$

$$\Pr \left\{ \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^{r_{ij}} c_{ijk} x_{ijk}(R) - 0}{\sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^{r_{ij}} \sigma_{ijk}^2 x_{ijk}(R)}} \leq \frac{C_0 - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^{r_{ij}} C_{ijk} x_{ijk}(R) - \sum_{i=1}^n C'_i y_i(R)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^{r_{ij}} \sigma_{ijk}^2 x_{ijk}(R)}} \right\} \geq \beta,$$

$c_{ijk} \sim N(0, \sigma_{ijk}^2)$, 则

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^{r_{ij}} c_{ijk} x_{ijk}(R) \sim N \left(0, \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^{r_{ij}} \sigma_{ijk}^2 x_{ijk}(R) \right),^2$$

那么

$$\Phi \left\{ \frac{C_0 - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^{r_{ij}} C_{ijk} x_{ijk}(R) - \sum_{i=1}^n C'_i y_i(R)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^{r_{ij}} \sigma_{ijk}^2 x_{ijk}(R)}} \right\} \geq \beta,$$

$$C_0 - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^{r_{ij}} C_{ijk} x_{ijk}(R) - \sum_{i=1}^n C'_i y_i(R) \geq \Phi^{-1}(\beta) \sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^{r_{ij}} \sigma_{ijk}^2 x_{ijk}(R)},$$

即式(8)可表示为

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^{r_{ij}} C_{ijk} x_{ijk}(R) + \sum_{i=1}^n C'_i y_i(R) + \Phi^{-1}(\beta) \sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^{r_{ij}} \sigma_{ijk}^2 x_{ijk}(R)} \leq C_0, \quad (12)$$

同理, 式(7)可表示为

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^{r_{ij}} T_{ijk} x_{ijk}(R) + \sum_{i=1}^n T'_i y_i(R) + \Phi^{-1}(\alpha) \sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^{r_{ij}} \bar{\sigma}_{ijk}^2 x_{ijk}(R)} \leq \bar{T}, \quad (13)$$

因此, CCPM转化后的数学模型, 即等价确定性模型(EDM)可表示如下

$$\text{Min } \bar{T} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^{r_{ij}} T_{ijk} x_{ijk}(R) + \sum_{i=1}^n T'_i y_i(R) + \Phi^{-1}(\alpha) \sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^{r_{ij}} \bar{\sigma}_{ijk}^2 x_{ijk}(R)}, \quad (14)$$

$$\text{s.t. } \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^{r_{ij}} C_{ijk} x_{ijk}(R) + \sum_{i=1}^n C'_i y_i(R) + \Phi^{-1}(\beta) \sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^{r_{ij}} \sigma_{ijk}^2 x_{ijk}(R)} \leq C_0 \quad (15)$$

$$x_{ijk}(R) = \begin{cases} 1, & e_{ijk} \in R \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \quad (16)$$

$$y_i(R) = \begin{cases} 1, & v_i \in R \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \quad (17)$$

$$R = (v_s, \dots, v_i, k, v_j, \dots, v_e) \in G, \quad (18)$$

其中 $\Phi^{-1}(\cdot)$ 为标准正态分布函数的逆函数。

²其中 $x_{ijk}(R)$ 为0-1变量。

3 算法设计

3.1 求解思路

带有随机运输时间和成本的4PL供应链路径优化问题是约束最短路问题(constrained shortest path problem, CSPP)的扩展, 而CSPP是NP-hard问题^[18], 因此也是NP-hard的, 从而很难用传统精确算法进行求解. 蚁群算法(ant colony algorithm, ACA)是模仿蚂蚁群体行为的智能化算法, 引入正反馈机制, 具有较强的鲁棒性、优良的分布式计算机制、易于与其他方法结合等优点, 尤其在求解TSP、VRP等最短路问题时表现出独特优势^[19]. 考虑到ACA在搜索复杂网络时经常出现的回溯现象需要消耗大量的计算时间, 以及遗传算法中交叉、变异思想对群体智能进化算法的促进作用, 在根据问题特点设计ACA的基础上, 设计替换策略对ACA进行改进, 即改进蚁群算法(improved ant colony algorithm, IACA), 从而对所提出的三种模型进行求解.

3.2 基于4PL供应链路径优化问题的ACA

1) 编码

R 为问题的解, 表示一条从起始节点 v_s 到目的节点 v_e 的通路, 包括节点的集合和边的集合. 并且由多重图描述可以看出, R 中 e_{ijk} 表示节点 v_i 和节点 v_j 之间的第 k 个3PL供应商(第 k 条边), 边的集合可以唯一确定节点集合. 因此, 仅对边的集合进行编码, 可以唯一确定问题的解. 考虑到 R 中包含的边的个数可能不同, 设计变长编码机制. 种群规模用NP表示, 第 m ($m = 1, 2, \dots, NP$)个蚂蚁的编码可表示为 $R_m = (e_{sik}, e_{ghz}, \dots, e_{jel})$. 为保证 R_m 为通路, 其相邻元素(边)需经过同一中转节点, 并且从 v_s 出发, 最后到达 v_e .

2) 转移策略

蚂蚁在转移过程中, 根据各条路径上的信息素以及路径启发信息决定其转移方向. 设当前蚂蚁 m 的可行集用 A_m 表示, 则可行集中的某一可行边 e_{ijk} 在第Ng($Ng = 1, 2, \dots, NG$, NG为最大迭代次数)代时的转移概率为

$$p_{ijk}^m(Ng) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ijk}(Ng)]^\omega [\eta_{ijk}]^\varphi}{\sum_{arc \in A_m} [\tau_{arc}(Ng)]^\omega [\eta_{arc}]^\varphi}, & e_{ijk} \in A_m \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \quad (19)$$

其中 $\tau_{ijk}(Ng)$ 和 η_{ijk} 分别为信息素浓度和路径启发信息, $\eta_{ijk} = 1/T_{ijk}$. ω 和 φ 分别为信息素启发因子和路径启发因子, 反映两者的相对重要程度.

3) 信息素更新

多重图中, 每条边的初始信息素浓度为 P_0 , 且在每代搜索完成后, 对所有路径上的信息素浓度进行更新. 信息素浓度会由于挥发而降低, 而当前最优路径上所有边的信息素浓度会获得一个增量. 信息素更新公式如下

$$\tau_{ijk}(Ng + 1) = \rho \tau_{ijk}(Ng) + \Delta \tau_{ijk}, \quad (20)$$

$$\Delta \tau_{ijk} = \begin{cases} \frac{Q}{T}, & e_{ijk} \in \bar{R} \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \quad (21)$$

其中 $\tau_{ijk}(Ng + 1)$ 表示第Ng + 1代时边 e_{ijk} 上的信息素浓度, $\Delta \tau_{ijk}$ 表示信息素浓度的增量, ρ 为信息素残留系数($0 < \rho < 1$), $\bar{R}$ 表示当前最优路径, T 表示目标函数值, Q 为常数.

4) 非可行路径的处理

蚂蚁搜索过程中, A_m 可能为空, 即存在蚂蚁不能达到目的节点的情形, 为非可行路径. 此时常见方法为将该路径加入禁忌表并回溯到上一节点. 考虑到回溯过程往往需要消耗大量的计算时间, 对非可行路径进

行处理. 检验当前路径节点集中是否存在某一节点与目的节点直接相连, 是则在该节点与目的节点间随机选取一条边, 并加入到该蚂蚁的编码中, 删除目的节点后的编码; 如果不存在, 则蚂蚁从初始节点重新开始搜索.

5) 适值函数以及解的比较

本文考虑硬约束, 因此适值函数取目标函数值. 并且, 两个不同个体进行比较时, 首先考虑是否满足约束, 即可行解优于不可行解; 如果均为可行解或均为不可行解, 则首先比较目标函数值, 即运输时间, 目标函数值相同, 则再比较个体总成本.

6) 最大最小蚂蚁

随迭代过程不断进行, 多重图中部分当前最优路径上的信息素可能不断增加, 而其他路径上的信息素则由于挥发不断减少. 为避免算法过早收敛于非全局最优解, 将所有边上的信息素浓度限制在区间 $[\tau_{\min}, \tau_{\max}]$ 之内, 超出这个范围的值将被限制为信息素允许的上下限, 即当 $\tau_{ijk}(\text{Ng}) < \tau_{\min}$ 时, $\tau_{ijk}(\text{Ng}) = \tau_{\min}$, 当 $\tau_{ijk}(\text{Ng}) > \tau_{\max}$ 时, $\tau_{ijk}(\text{Ng}) = \tau_{\max}$. 这样可以有效的避免因部分路径上的信息量远大于其他路径而造成的所有蚂蚁都集中到同一条路径上, 导致算法不再扩散, 从而加快向全局最优解的收敛速度.

3.3 改进蚁群算法

1) 替换策略

蚂蚁搜索过程中, 两节点间可能存在多种连接方式, 包括多重图上相邻节点间直接相连的多重边, 以及非相邻节点间间接相连的路径. 因此, 借鉴遗传算法中变异操作和交叉操作的思想, 对当代种群中的最好解进行更新.

a) 相邻节点间边的替换(变异). 对当代种群中最好解 R_m (非当前最优解)的每个元素 e_{ijk} , 将边 k 与 v_i, v_j 间的其他 $r_{ij} - 1$ 条边进行比较, 如果获得更好解, 则更新 R_m .

b) 非相邻节点间路径的替换(交叉). 对当代种群中的最好解 R_m , 检验其节点集中任意两个节点 v_i 和 v_j 间的路径, 在当前种群其他个体中是否存在可替换路径(个体中 v_i 和 v_j 直接或间接相连), 如果存在, 则检验是否获得更好解, 是则更新 R_m .

2) IACA的算法步骤

IACA简要流程如下:

步骤1 初始化. 当前迭代次数 $\text{Ng} = 1$, 所有边赋予相同的初始信息素浓度 P_0 .

步骤2 将所有蚂蚁置于初始节点, 并根据转移策略在多重图上转移, 直至到达目的节点.

步骤3 记录当代最好解, 并根据替换策略对其进行更新.

步骤4 更新当前最优解, 并根据信息素更新策略更新每条边上的信息素浓度.

步骤5 如果 Ng 小于 NG , 则 $\text{Ng} = \text{Ng} + 1$, 并转步骤2; 否则转步骤6.

步骤6 算法终止, 输出当前最优解.

4 算例分析

针对所提出的问题, 为验证所提模型以及算法的有效性, 设计随机产生的7节点(E7)、15节点(E15)以及30节点(E30)三种不同规模实例进行测试.

为更有效的对模型的解进行评价, 定义解的鲁棒性

$$\text{Robustness} = \Pr \left\{ \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^{r_{ij}} (C_{ijk} + c_{ijk}) x_{ijk}(R) + \sum_{i=1}^n C'_i y_i(R) \leq C_0 \right\}, \quad (22)$$

此时, 解的鲁棒性表示路径 R 的总运输成本满足4PL要求的概率. 对于确定的 R , Robustness 可以根据随机模

拟进行计算.

设三种规模实例中, $\alpha = 0.95, \beta = 0.95, \sigma_{ijk} = 1.2, \bar{\sigma}_{ijk} = 1.2$, 且 C_0 分别取值为 87、115 和 210. 算法参数取值均为经多次测试后, 算法性能表现较好时的一组参数组合. 7 节点实例中, $P_0 = 0.7, \rho = 0.9, \omega = 1.0, \varphi = 1.5, Q = 5.0, \tau_{\min} = 0.1, \tau_{\max} = 2.0$. 15 节点实例中, $P_0 = 0.9, \rho = 0.9, \omega = 1.0, \varphi = 1.5, Q = 5.0, \tau_{\min} = 0.1, \tau_{\max} = 2.0$. 30 节点实例中, $P_0 = 0.9, \rho = 0.9, \omega = 1.0, \varphi = 1.5, Q = 15.0, \tau_{\min} = 0.1, \tau_{\max} = 2.0$. 并且, CCPM 中计算目标函数值 $\bar{T}$ 时的样本个数 $M = 100$. 算法执行 100 次, 算法性能参数分别为: Best 表示 100 次中所求得最好解的目标函数值, 即最好值, Bad 表示最差值, Mean 表示其均值, $E(\bar{R})$ 表示最好解总运输时间的期望值, Time 表示算法执行一次平均所消耗的时间. ACA 和 IACA 对三种模型的结果如表 1 所示.

表 1 ACA 和 IACA 对三种模型的结果
Table 1 Results of ACA and IACA for three models

Example	Model	Algorithm	NP	NG	$E(\bar{R})$	Best	Bad	Mean	Robustness	Time
E7	EVM	ACA	20	10	45.00	50.00	50.00	50.00	0.501 2	0.003 s
	EVM	IACA	20	10	45.00	50.00	50.00	50.00	0.499 3	0.003 s
	CCPM	ACA	20	10	47.00	54.18	55.43	54.79	0.973 1	0.045 s
	CCPM	IACA	20	10	47.00	54.07	55.23	54.74	0.972 8	0.107 s
	EDM	ACA	20	10	47.00	55.43	55.43	55.43	0.972 6	0.003 s
	EDM	IACA	20	10	47.00	55.43	55.43	55.43	0.973 3	0.003 s
E15	EVM	ACA	50	20	57.00	62.00	63.00	62.03	0.500 4	0.030 s
	EVM	IACA	30	15	57.00	62.00	62.00	62.00	0.500 1	0.026 s
	CCPM	ACA	50	20	61.00	67.55	69.32	68.52	0.952 2	0.221 s
	CCPM	IACA	30	15	61.00	67.42	69.14	68.42	0.952 7	1.032 s
	EDM	ACA	50	20	61.00	69.96	69.96	69.96	0.952 4	0.031 s
	EDM	IACA	30	15	61.00	69.96	69.96	69.96	0.952 3	0.028 s
E30	EVM	ACA	100	50	96.00	103.00	106.00	103.22	0.811 0	0.476 s
	EVM	IACA	80	20	96.00	103.00	103.00	103.00	0.810 5	0.214 s
	CCPM	ACA	100	50	97.00	107.85	109.60	108.85	0.929 1	1.469 s
	CCPM	IACA	80	20	98.00	107.81	114.25	109.16	0.961 1	4.806 s
	EDM	ACA	100	50	98.00	110.60	110.60	110.60	0.960 7	0.482 s
	EDM	IACA	80	20	98.00	110.60	110.60	110.60	0.9637	0.188 s

从表 1 可以看出, 所设计的两种算法均能较有效的求解所提出的问题. 并且, 由于简化了非可行路径的修复过程, 算法的运算时间均较小. 与 ACA 相比, 改进算法 IACA 所需要的种群规模和迭代次数更小, 解的稳定性更高. 在求解 EVM 和 EDM 时, IACA 运算时间明显小于 ACA. 求解 CCPM 时, 由于每种可能的替换均需要通过随机模拟验证解的质量是否改进, 尽管 IACA 种群规模和迭代次数更小, 运算时间却更长. 可以看出, 改进策略具有一定的有效性. 在相同的成本约束下, EVM 由于没有考虑成本和时间的扰动, 可以选择运输时间期望值更小的路径, 但其解的鲁棒性较低. CCPM 和 EDM 可以获得相同的最好解, 但 CCPM 目标函数的计算以及约束条件的判断需要使用随机模拟, 因此消耗更多的计算时间. 此外, 由于 CCPM 的目标函数值由随机模拟获得, 存在一定的误差, 其解的取值也存在一定的偏差. 与 EVM 和 CCPM 相比, EDM 在保证较好解的基础上, 可以同时保证较少的计算时间和较高的解的鲁棒性.

5 结束语

本文研究了带有随机运输时间和成本的 4PL 路径优化问题, 从而提高 4PL 供应链系统运输方案的鲁棒性. 建立了期望值模型、机会约束规划模型以及其等价确定性模型. 根据问题特点, 设计了蚁群算法以及带有替换策略的改进蚁群算法对模型进行求解. 数值实例验证了所设计算法以及改进方法的有效性. 并且表明, 在不确定环境下, 等价确定性模型以较少的运算时间保证较高的解的鲁棒性, 从而可以快速有效的帮助 4PL 设计运输方案, 保证供应链收益并提高客户满意度.

参考文献:

- [1] 黄敏, 崔妍, 林婉婷, 等. 带有费用折扣的多任务第四方物流路径优化问题. 控制与决策, 2013, 28(7): 997–1001.
Huang M, Cui Y, Lin W T, et al. A multi-task fourth party logistics routing problem with cost discount. Control and Decision, 2013, 28(7): 997–1001. (in Chinese)
- [2] 李昆鹏, 马士华. 基于JIT配送的3PL运输协调调度问题建模与分析. 中国管理科学, 2008, 16(1): 73–79.
Li K P, Ma S H. Modeling and analysis of synchronized 3PL transportation scheduling problem in context of JIT delivery. Chinese Journal of Management Science, 2008, 16(1): 73–79. (in Chinese)
- [3] Aguezoul A. Third-party logistics selection problem: A literature review on criteria and methods. Omega: The International Journal of Management Science, 2014, 49(12): 69–78.
- [4] Cui Y, Huang M, Yang S X, et al. Fourth party logistics routing problem model with fuzzy duration time and cost discount. Knowledge-Based Systems, 2013, 50(3): 14–24.
- [5] Gattorna J. Strategic Supply Chain Alignment: Best Practice in Supply Chain Management. 6th edition. England: Gower Publishing Company, 1998.
- [6] 李锐, 黄敏, 张瑞友, 等. 基于弹复性的第四方物流多周期网络设计. 计算机集成制造系统, 2014, 20(8): 2019–2028.
Li R, Huang M, Zhang R Y, et al. Multi-period network design of fourth-party logistics based on resilience. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2014, 20(8): 2019–2028. (in Chinese)
- [7] 崔妍, 黄敏, 王兴伟. 考虑中转发车时间4PLRP的模糊规划模型与算法. 系统工程学报, 2012, 27(4): 535–542.
Cui Y, Huang M, Wang X W. Fuzzy programming model and algorithm of fourth party logistics routing problem by considering travel schedule. Journal of Systems Engineering, 2012, 27(4): 535–542. (in Chinese)
- [8] 侯玉梅, 贾震环, 田歆, 等. 带软时间窗整车物流配送路径优化研究. 系统工程学报, 2015, 30(2): 240–250.
Hou Y M, Jia Z H, Tian X, et al. Research on the optimization on the vehicle logistics distribution with soft time windows. Journal of Systems Engineering, 2015, 30(2): 240–250. (in Chinese)
- [9] Yao J M. Decision optimization analysis on supply chain resource integration in fourth party logistics. Journal of Manufacturing Systems, 2010, 29(4): 121–129.
- [10] Krakovics F, Leal J E, Jr P M, et al. Defining and calibrating performance indicators of a 4PL in the chemical industry in Brazil. International Journal of Production Economics, 2008, 115(2): 502–514.
- [11] 王勇, 吴志勇, 陈修素, 等. 面向第4方物流的多代理人作业整合优化算法. 管理科学学报, 2009, 12(2): 105–116.
Wang Y, Wu Z Y, Chen X S, et al. Optimization algorithm for multi-agent job integration for fourth party oriented logistics. Journal of Management Sciences in China, 2009, 12(2): 105–116. (in Chinese)
- [12] Li X, Ying W Y, Liu W H, et al. The decision optimization model of 4PL[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Washington, DC, 2003: 1241–1245.
- [13] Huang M, Cui Y, Yang S X, et al. Fourth party logistics routing problem with fuzzy duration time. International Journal of Production Economics, 2013, 145(1): 107–116.
- [14] Zhang H, Li X, Liu W H. A Method of network simplification in a 4PL system. Computer Supported Cooperative Work in Design I, 2005, 3168: 279–288.
- [15] Chen J Q, Wang S, Li X, et al. Directed graph optimization model and its solving method based on genetic algorithm in fourth party logistics// Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Manchester, United Kingdom, 2003: 1961–1966.
- [16] 黄敏, 薄桂华, 谢大叶. 带时间窗的4PL路径优化问题的两阶段求解. 东北大学学报: 自然科学版, 2013, 34(2): 182–185.
Huang M, Bo G H, Xie D Y. Two-phase algorithm for routing optimization of fourth-party logistics with time windows. Journal of Northeastern University: Natural Science, 2013, 34(2): 182–185. (in Chinese)
- [17] 丁秋雷, 胡祥培, 姜洋. 基于前景理论的物流配送干扰管理模型研究. 管理科学学报, 2014, 17(11): 1–9.
Ding Q L, Hu X P, Jiang Y. A model of disruption management based on prospect theory in logistic distribution. Journal of Management Sciences in China, 2014, 17(11): 1–9. (in Chinese)
- [18] Liu L Z, Mu H B, Yang X F, et al. An oriented spanning tree based genetic algorithm for multi-criteria shortest path problems. Applied Soft Computing, 2012, 12(1): 506–515.
- [19] Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. Ant system: Optimization by a colony of cooperating agents. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Part B, 1996, 26(1): 29–41.

(下转第101页)