

# 多重不确定环境下带有模糊软时间窗的多式联运路径优化与仿真

孙岩<sup>1</sup>,张正<sup>1</sup>,张夏然<sup>2\*</sup>,刘耘麟<sup>1</sup>,孙国华<sup>1</sup>

(1.山东财经大学管理科学与工程学院,山东 济南 250014; 2.山东中医药大学管理学院,山东 济南 250355)

**摘要:**为了解决多式联运在长距离、大运量运输中存在运输费用高、运输时效低的问题,以运输费用最小化为目标,研究了带有模糊软时间窗的多式联运路径优化问题。同时,为了提升多式联运路径优化在实际运输中的可靠性,对客户货物需求量的不确定性进行了规划,进而研究了需求不确定性所导致包括运输费用与运输时间不确定性、服务水平约束与能力约束不确定性在内的多重不确定环境。在采用梯形模糊数刻画不确定性的基础上,构建多重不确定环境下多式联运路径优化的模糊规划模型,采用基于可信性测度的模糊机会约束规划对模糊规划模型进行清晰化处理使优化问题可解,并设计基于网络转换的蚁群算法对清晰化模型进行高效求解。算例结果验证了机会约束规划模型和蚁群算法的可行性,通过敏感性分析反映了提高服务水平和置信水平对多式联运运输费用的影响。算例仿真实验表明了置信水平与路径可靠性之间的关系,即路径可靠性随置信水平的提高而呈现提升的趋势,但是两者并非等价的,提高置信水平不会带来路径优化可靠性的必然提升。同时,算例仿真实验也验证了规划不确定性能够显著提高路径优化在实际运输中的可靠性,并进一步揭示了路径优化经济性目标与可靠性目标是矛盾对立的。客户和多式联运经营人可据此对运输经济性、时效性和可靠性进行折中处理,有效提升多式联运的综合水平。

**关键词:**多式联运;路径优化;模糊软时间窗;多重不确定环境;模糊机会约束规划;蚁群算法

**中图分类号:**F542 **文献标志码:**A

**引用格式:**孙岩,张正,张夏然,等.多重不确定环境下带有模糊软时间窗的多式联运路径优化与仿真[J].山东大学学报(理学版),2025,60(6):128-140.

## Optimization and simulation for an intermodal routing problem with fuzzy soft time window under multiple uncertainty

SUN Yan<sup>1</sup>, ZHANG Zheng<sup>1</sup>, ZHANG Xiaran<sup>2\*</sup>, LIU Yunlin<sup>1</sup>, SUN Guohua<sup>1</sup>

(1. School of Management Science and Engineering, Shandong University of Finance and Economics, Jinan 250014, Shandong, China; 2. School of Management, Shandong University of Traditional Chinese Medicine, Jinan 250355, Shandong, China)

**Abstract:** To solve the high cost and low efficiency of the intermodal transportation applied in long-distance and bulk transportation, this study explores an intermodal routing problem with fuzzy soft time window whose aim is to minimize the transportation costs. Meanwhile to improve the reliability of the intermodal routing in the actual transportation, this study formulates the uncertainty of the goods demand of the customer, and further explore the multiple uncertainty introduced by the uncertain demand that includes the uncertainty of transportation costs and time and of the service level constraints and capacity constraints. Based on the utilization of the trapezoidal fuzzy number to describe the uncertainty, this study establishes a fuzzy programming model to deal with the intermodal routing problem under multiple uncertainty, and utilizes the fuzzy chance-constrained programming method based on credibility measure to realize the crisp reformulation of the model to make the problem solvable. This study further develops an Ant Colony Optimization algorithm based on network transformation to solve the crisp model efficiently. The results of the numerical case demonstrate the feasibility of the chance-constrained programming model and Ant Colony Optimization algorithm. The influence of improving the service level and the confidence level on the costs of the intermodal transportation is clarified by using the sensitivity analysis. The experimental simulation of the numerical case further indicates the relationship between the confidence level and the

收稿日期:2024-03-04; 网络出版时间:2025-04-01 06:59:53

基金项目:山东省自然科学基金面上项目(ZR2023MG020); 山东省高等学校优秀青年创新团队(2022RW084)

第一作者:孙岩(1990—),男,副教授,博士,研究方向为运输系统优化. E-mail:sunyanbjtu@163.com

\*通信作者:张夏然(1986—),女,讲师,博士,研究方向为物流与供应链管理. E-mail:zhangxiaran@126.com

reliability of the route that the reliability of the route trends to enhance with the improvement of the confidence level, however, they are not equivalent, and improving the confidence level will not lead to an absolute reliability enhancement. The numerical case simulation also verifies that considering demand uncertainty significantly improves the reliability of the routing in the actual transportation, and further reveals that the economy and reliability objectives of the routing are in conflict with each other. The customer and intermodal transportation operator can accordingly make tradeoffs among the economy, timeliness and reliability of the transportation to effectively improve the comprehensive level of the intermodal transportation.

**Key words:** intermodal transportation; routing; fuzzy soft time window; multiple uncertainty; fuzzy chance-constrained programming; Ant Colony Optimization algorithm

## 0 引言

多式联运路径优化是解决多式联运在长距离、大运量运输中运输费用高、运输时效低的重要手段,能够充分发挥多式联运优势、提高服务质量和货源吸引力。多式联运经营人需根据规划路径协调公路、铁路、水路等承运人,有效组织多式联运。近年来,诸多学者通过设计时间窗来刻画运输的准时性,研究带有时间窗的多式联运路径优化问题。文献[1-2]规划硬时间窗要求货物务必在时间窗内运抵运输终点;文献[3-6]认为客户在时间窗上具有一定的灵活性,允许货物较时间窗提早或延迟送达,研究了带有软时间窗或模糊软时间窗的多式联运路径优化问题,规划了基于软时间窗的惩罚费用或基于模糊软时间窗的运输服务水平约束或目标。文献[4]指出规划软时间窗难以准确确定单位惩罚费用。因此,采用模糊软时间窗优化服务水平,对于提升多式联运路径优化的时效性更具可行性。

在货物需求量方面,受到突发性补货或季节性需求等因素影响,客户的货物需求量在路径优化时具有不确定性<sup>[7-8]</sup>。若对货物需求量估计过高,所规划的多式联运路径可能并不是实际最优的,而对货物需求量估计过低,则所规划的多式联运路径在实际运输中可能由于不满足能力约束等条件而不可行。因此,多式联运路径优化需要重视货物需求量的不确定性以提高其在实际运输中的可靠性。邓明君等<sup>[7]</sup>和张旭等<sup>[8]</sup>采用随机规划研究了需求不确定下带有软时间窗的多式联运低碳路径优化问题,提出了问题的随机鲁棒优化模型。FAZAYELI等<sup>[3]</sup>、袁旭梅等<sup>[9]</sup>、SUN等<sup>[10]</sup>分别采用三角模糊数、区间模糊数和梯形模糊数刻画需求模糊性,研究了模糊需求下带有软时间窗的多式联运路径优化问题。张敏等<sup>[5]</sup>研究了梯形模糊需求下考虑模糊软时间窗的低碳多式联运路径优化问题,构建了多目标模糊机会约束规划模型。

上述文献在进行研究时均考虑了需求不确定性所带来的费用或成本的不确定性,本文将进一步考虑不确定需求导致的货物运输时间不确定性对规划时间窗的影响。同时,上述文献大都研究了无能力约束的多式联运路径优化问题,未能充分规划不确定需求导致的路径优化运输能力约束与中转能力约束的不确定性,降低了问题优化在实际运输中的可行性。

针对既有研究不足,本文从规划需求不确定性出发,系统构建了其带来的包括运输费用与运输时间不确定性、服务水平约束与能力约束不确定性在内的多重不确定环境。文献[7-8]采用的随机规划需要大量的历史数据来对不确定性的概率分布进行拟合,而在大多数情况下,决策者难以获取足够的历史数据。此外,随机规划采用基于情景的方法构建需求的不确定性,大量情景的构建极大提高了问题求解的复杂度<sup>[3]</sup>。相比之下,模糊规划仅需有限的历史数据即可结合专家经验采用模糊数对不确定性进行刻画。因此,本文采用梯形模糊数刻画不确定性,并在此基础上构建问题的模糊规划模型。考虑到模糊规划模型无法直接求解,本文采用模糊机会约束规划,通过引入置信水平来对模糊规划模型进行清晰化处理以使问题可解,同时使客户根据自身决策偏好对置信水平取值进行调整,获得满足客户偏好的路径优化方案。在对模糊规划模型进行清晰化处理后,本文设计了基于网络转换的蚁群算法来实现对问题的高效求解,从而得到多式联运路径优化的最优解。

此外,多数研究未能定量分析置信水平与路径优化方案可靠性的关系。路径优化方案需要应用于实际运输,但是在事先的路径优化阶段实际运输情景是不可得的。本文将采用仿真方法<sup>[10-11]</sup>对实际运输情景进行模拟仿真,测试、统计规划路径在仿真运输情景中是否可用,从而量化规划路径在实际运输中的可靠性,判断规划需求不确定性是否能够提高路径优化的可靠性,从运输经济性、时效性和可靠性上提升多重不确定环

境下多式联运路径优化问题研究支持实际运输的可行性。

## 1 问题描述

本文基于多式联运经营人的视角,在确定的多式联运网络中对一批货物的运输进行路径优化。这批货物在运输起点具有确定的发出时间,在运输终点具有确定的收货时间窗。货物需要在多式联运过程中保持完整性以便一次性运抵运输终点。考虑到降低运输费用是进行多式联运路径优化的最为重要的目标,本文以运输费用最小化为优化目标构建优化模型。收货时间窗采用模糊软时间窗 $(\delta_1, \delta_2, \delta_3, \delta_4)$ 表示,其中 $\delta_1$ 和 $\delta_4$ 分别表示客户能接受的货物最早运抵时间和最晚运抵时间,闭区间 $[\delta_2, \delta_3]$ 表示客户最希望的货物运抵时间区间。当货物在 $[\delta_2, \delta_3]$ 内运抵运输终点时,客户满意度最高,为1.0。当货物在 $[\delta_1, \delta_2)$ 或 $(\delta_3, \delta_4]$ 内运抵运输终点时,客户满意度会降低。随着运抵运输终点的时间靠近 $\delta_1$ 或 $\delta_4$ ,客户满意度会线性递减直至0。据此,客户满意度函数如式(1)所示:

$$s(z) = \begin{cases} \frac{z-\delta_1}{\delta_2-\delta_1}, & \delta_1 \leq z < \delta_2, \\ 1, & \delta_2 \leq z \leq \delta_3, \\ \frac{\delta_4-z}{\delta_4-\delta_3}, & \delta_3 < z \leq \delta_4, \\ 0, & \text{else,} \end{cases} \quad (1)$$

其中, $z$ 表示货物运抵运输终点的时间。多式联运经营人需要根据客户能够接受的服务水平进行路径优化,保证客户对于货物运抵运输终点时间的满意度不低于其能够接受的服务水平,从而提升多式联运的准时性。根据式(1),当服务水平为 $\alpha$ 时, $s(z) \geq \alpha$ 等价于 $z \geq \delta_1 + \alpha \cdot (\delta_2 - \delta_1)$ 和 $z \leq \delta_4 - \alpha \cdot (\delta_4 - \delta_3)$ 。

由于梯形模糊数允许模糊参数拥有多个最有可能值,所以更符合实际决策情况,具有更高的可行性,当最有可能区间的上下界相等时,梯形模糊数可转换为三角模糊数。采用梯形模糊数 $(r_1, r_2, r_3, r_4)$ 描述货物需求量的不确定性,其中 $r_1$ 和 $r_4$ 表示所有可能货物需求量中的最小值和最大值,但在实际运输中出现的可能性极低, $[r_2, r_3]$ 表示货物最有可能的需求量区间,反映了大多数情况下的货物需求情况。货物需求量的不确定性会导致多式联运路径优化问题处于多重不确定环境。货物需求量的不确定性导致运输费用的不确定性。其次,货物节点中转作业时间为所选运输方式节点中转形式的单位作业时间与货物需求量的乘积,因此,货物节点中转作业时间也是不确定的,进而导致货物运抵运输终点时间的不确定性。货物需求量的不确定性导致了运输能力约束和中转能力约束的不确定性,而货物运抵运输终点时间的不确定性则导致服务水平约束的不确定性。

## 2 数学模型

### 2.1 模型符号

构建数学模型所需的符合及其定义如表1所示。

表1 模型符号  
Table 1 Symbols in the mathematical model

参数	定义	参数	定义
$N$	多式联运网络节点集合	$c_j^{gh}$	货物在节点 $j$ 由运输方式 $g$ 中转至运输方式 $h$ 的单位作业费用(单位:元/TEU)
$L$	多式联运网络中节点间的弧集合	$e_{ijg}$	弧 $(i, j)$ 上运输方式 $g$ 的运输能力(单位:TEU)
$M$	多式联运网络中的运输方式集合	$e_j^{gh}$	节点 $j$ 将货物由运输方式 $g$ 中转至运输方式 $h$ 的作业能力(单位:TEU)
$i, j, k$	多式联运网络中的节点标号, $i, j, k \in N$	$\tilde{r} = (r_1, r_2, r_3, r_4)$	货物的模糊需求量(单位:TEU)

表1(续)

参数	定义	参数	定义
$N_j^-$	节点 $j$ 的前节点集合, $N_j^- \subseteq N$	$p$	梯形模糊数的端点标号, $p \in \{1, 2, 3, 4\}$
$N_j^+$	节点 $j$ 的后节点集合, $N_j^+ \subseteq N$	$t_o$	货物发货时间
$(i, j)$	节点 $i$ 到节点 $j$ 的弧, $(i, j) \in L$	$n_o$	运输起点标号, $n_o \in N$
$M_{ij}$	弧 $(i, j)$ 上的运输方式集合, $M_{ij} \subseteq M$	$n_d$	运输终点标号, $n_d \in N$
$M_j$	连接节点 $j$ 的运输方式集合, $M_j \subseteq M$	$(\delta_1, \delta_2, \delta_3, \delta_4)$	客户收货的模糊软时间窗
$g, h$	多式联运网络中的运输方式集合, $g, h \in M$	$\alpha$	客户能接受的服务水平, $\alpha \in [0, 1]$
$d_{ijg}$	弧 $(i, j)$ 上运输方式 $g$ 的运输距离(单位: km)	$x_{ijg}$	0-1 变量, 如果运输方式 $g$ 将客户的货物从节点 $i$ 运至节点 $j$ , $x_{ijg} = 1$ ; 否则, $x_{ijg} = 0$
$v_{ijg}$	弧 $(i, j)$ 上运输方式 $g$ 的运输速度(单位: km/h)	$y_j^{gh}$	0-1 变量, 如果在节点 $j$ 将货物由运输方式 $g$ 中转至运输方式 $h$ , $y_j^{gh} = 1$ ; 否则, $y_j^{gh} = 0$
$t_j^{gh}$	货物在节点 $j$ 由运输方式 $g$ 中转至运输方式 $h$ 的单位作业时间(单位: h/TEU)	$\tilde{z} = (z_1, z_2, z_3, z_4)$	非负模糊变量, 表示货物运抵运输终点的时间
$c_{ijg}$	弧 $(i, j)$ 上运输方式 $g$ 的单位运输费用(单位: 元/TEU)		

2.2 模糊规划模型

$$\min \sum_{(i,j) \in L} \sum_{g \in M_{ij}} c_{ijg} \cdot \tilde{r} \cdot x_{ijg} + \sum_{j \in N} \sum_{g \in M_j} \sum_{h \in M_j} c_j^{gh} \cdot \tilde{r} \cdot y_j^{gh}; \tag{2}$$

s.t.

$$\sum_{i \in N_j^-} \sum_{g \in M_{ij}} x_{ijg} - \sum_{k \in N_j^+} \sum_{h \in M_{jk}} x_{jkh} = \begin{cases} -1, & j = n_o, \\ 0, & \forall j \in N \setminus \{n_o, n_d\}, \\ 1, & j = n_d; \end{cases} \tag{3}$$

$$\sum_{g \in M_{ij}} x_{ijg} \leq 1, \quad \forall (i, j) \in L; \tag{4}$$

$$\sum_{g \in M_j} \sum_{h \in M_j} y_j^{gh} \leq 1, \quad \forall j \in N \setminus \{n_o, n_d\}; \tag{5}$$

$$\sum_{i \in N_j^-} x_{ijg} = \sum_{h \in M_j} y_j^{gh}, \quad \forall j \in N \setminus \{n_o, n_d\}, \quad \forall g \in M_j; \tag{6}$$

$$\sum_{g \in M_j} y_j^{gh} = \sum_{k \in N_j^+} x_{jkh}, \quad \forall j \in N \setminus \{n_o, n_d\}, \quad \forall h \in M_j. \tag{7}$$

$$z_p = t_o + \sum_{(i,j) \in L} \sum_{g \in M_{ij}} \frac{d_{ijg}}{v_{ijg}} \cdot x_{ijg} + \sum_{j \in N} \sum_{g \in M_j} \sum_{h \in M_j} t_j^{gh} \cdot r_p \cdot y_j^{gh}, \quad \forall p \in \{1, 2, 3, 4\}; \tag{8}$$

$$\tilde{z} \leq \delta_4 - \alpha \cdot (\delta_4 - \delta_3); \tag{9}$$

$$\tilde{z} \geq \delta_1 + \alpha \cdot (\delta_2 - \delta_1); \tag{10}$$

$$x_{ijg} \cdot \tilde{r} \leq e_{ijg}, \quad \forall (i, j) \in L, \quad \forall g \in M_{ij}; \tag{11}$$

$$y_j^{gh} \cdot \tilde{r} \leq e_j^{gh}, \quad \forall j \in N \setminus \{n_o, n_d\}, \quad \forall g \in M_j, \quad \forall h \in M_j; \tag{12}$$

$$x_{ijg} \in \{0, 1\}, \quad \forall (i, j) \in L, \quad \forall g \in M_{ij}; \tag{13}$$

$$y_j^{gh} \in \{0, 1\}, \quad \forall j \in N \setminus \{n_o, n_d\}, \quad \forall g \in M_j, \quad \forall h \in M_j; \tag{14}$$

$$z_4 \geq z_3 \geq z_2 \geq z_1 \geq 0. \tag{15}$$

式(2)为模型优化目标,表示完成货物运输的运输费用最小。式(3)表示流量平衡约束,是多式联运路径优化的通用约束。式(4)、(5)是货物的完整性约束,保证货物在在途运输过程和节点中转过程是完整的、不可分的。式(6)、(7)是在途运输过程与节点中转过过程的衔接约束,保证货物在路径上中转节点的运输方式间的中转形式与前后所选运输方式是匹配的,从而保证多式联运在途运输过程与节点中转过过程的合理衔接。式(8)为模糊变量(货物运抵运输终点时间)的梯形模糊数形式计算约束,可根据模糊运算法则得到梯形模糊数的4个端点值。式(9)、(10)为服务水平约束。式(11)、(12)为运输能力约束和中转能力约束。式(13)–(15)为变量取值约束。

### 3 模型处理

在数学模型中,式(2)、(9)~(12)均含有模糊参数,为了使模型可解以便得到问题优化结果,本文采用模糊机会约束规划对2.2节所示模型进行清晰化处理,得到其等价清晰化形式。模糊机会约束规划采用模糊期望值运算对模糊目标函数进行清晰化处理。对于一个非负梯形模糊数  $\bar{a} = (a_1, a_2, a_3, a_4)$  ( $a_4 \geq a_3 \geq a_2 \geq a_1 \geq 0$ ),其模糊期望值为

$$E(\bar{a}) = \frac{a_1 + a_2 + a_3 + a_4}{4}. \quad (16)$$

模糊期望值运算是线性的。因此,多式联运路径优化问题目标函数的模糊期望值为

$$\begin{aligned} & E\left(\sum_{(i,j) \in L} \sum_{g \in M_{ij}} c_{ijg} \cdot \bar{r} \cdot x_{ijg} + \sum_{j \in N} \sum_{g \in M_j} \sum_{h \in M_j} c_j^{gh} \cdot \bar{r} \cdot y_j^{gh}\right) \\ &= \sum_{(i,j) \in L} \sum_{g \in M_{ij}} c_{ijg} \cdot E(\bar{r}) \cdot x_{ijg} + \sum_{j \in N} \sum_{g \in M_j} \sum_{h \in M_j} c_j^{gh} \cdot E(\bar{r}) \cdot y_j^{gh}. \end{aligned} \quad (17)$$

根据式(16),清晰化后的问题优化目标如式(18)所示。此时,多式联运路径优化问题的优化目标为模糊运输费用期望值的最小化。

$$\min \sum_{(i,j) \in L} \sum_{g \in M_{ij}} c_{ijg} \cdot \frac{r_1 + r_2 + r_3 + r_4}{4} \cdot x_{ijg} + \sum_{j \in N} \sum_{g \in M_j} \sum_{h \in M_j} c_j^{gh} \cdot \frac{r_1 + r_2 + r_3 + r_4}{4} \cdot y_j^{gh}. \quad (18)$$

与文献[12]采用的模糊目标函数处理法相比,采用式(18)所示的模糊期望值运算在计算上更为简单,并且保证模型目标函数值的变化能够直接反映规划路径的改变。在文献[12]中,目标函数值的变化可能是由于置信水平取值变化导致的,规划路径可能并未发生改变。文献[6]也证明了在相同置信水平取值下,2种方法虽然得到的目标函数值有所不同,但是所得的规划路径是相同的。因此,采用模糊期望值运算处理模糊目标函数较文献[12]所用方法更为简便、有效。

模糊机会约束规划采用可能性测度(Pos)、必要性测度(Nec)或可信性测度(Cr)将模糊约束转化为模糊机会约束。在上述测度中,Pos表示决策者极为乐观的决策态度,Nec表示决策者极为悲观的决策态度,两者反映了2种极端情况,与决策者实际的决策态度相差较大,容易造成决策误差<sup>[13]</sup>,而Cr是介于Pos和Nec之间的决策态度。假设 $\psi$ 表示某一模糊事件,有 $\text{Cr}\{\psi\} = 0.5\text{Pos}\{\psi\} + 0.5\text{Nec}\{\psi\}$ 。因此,Cr更加符合决策者在决策时既不过于乐观也不过于悲观的折中态度。同时,在3种模糊测度中,仅Cr具有自对偶性,能够保证当 $\text{Cr} = 1$ 时,模糊事件必然成立,而 $\text{Cr} = 0$ 时,模糊事件必不成立<sup>[4]</sup>。因此,本文采用基于可信性测度的机会约束规划对模糊约束条件(9)~(12)进行清晰化处理,将模糊约束转化为机会约束,保证模糊约束所代表事件成立的可信性不低于客户能接受的最低置信水平:

$$\text{Cr}\{\bar{z} \leq \delta_4 - \alpha \cdot (\delta_4 - \delta_3)\} \geq \lambda_1, \quad (19)$$

$$\text{Cr}\{\bar{z} \geq \delta_1 + \alpha \cdot (\delta_2 - \delta_1)\} \geq \lambda_1, \quad (20)$$

$$\text{Cr}\{x_{ijg} \cdot \bar{r} \leq e_{ijg}\} \geq \lambda_2, \quad \forall (i,j) \in L, \quad \forall g \in M_{ij}, \quad (21)$$

$$\text{Cr}\{y_j^{gh} \cdot \bar{r} \leq e_j^{gh}\} \geq \lambda_2, \quad \forall j \in N \setminus \{n_o, n_d\}, \quad \forall g \in M_j, \quad \forall h \in M_j. \quad (22)$$

$\lambda_1$ 和 $\lambda_2$ 均表示对应机会约束中的置信水平。在实际决策中, $\lambda_{1,2} \in [0.5, 1.0]$ 。其中, $\lambda_1$ 和 $\lambda_2$ 反映了客户对运输路径在时间可靠性和能力可靠性上的重视程度。 $\lambda_{1,2}$ 的取值由客户根据自身对时间可靠性和能力可靠性的主观态度在模型求解之前进行设定。在理论上, $\lambda_{1,2}$ 取值越大,规划路径在实际运输中满足服务水平约束和实时能力约束的可信性就越高,也即规划路径的可靠性越强。

对于一个非负梯形模糊数 $\bar{a}$ 、一个确定数 $b$  ( $b \geq 0$ )和置信水平 $\lambda \in [0.5, 1.0]$ ,根据文献[4,14]的推导,存在式(23)、(24)所示关系式

$$\text{Cr}\{\bar{a} \geq b\} \geq \lambda \Leftrightarrow (2\lambda - 1) \cdot a_1 + 2(1 - \lambda) \cdot a_2 \geq b, \quad (23)$$

$$\text{Cr}\{\bar{a} \leq b\} \geq \lambda \Leftrightarrow 2(1 - \lambda) \cdot a_3 + (2\lambda - 1) \cdot a_4 \leq b. \quad (24)$$

据此,式(19)~(22)的清晰化形式分别为

$$2(1 - \lambda_1) \cdot z_3 + (2\lambda_1 - 1) \cdot z_4 \leq \delta_4 - \alpha \cdot (\delta_4 - \delta_3); \quad (25)$$

$$(2\lambda_1 - 1) \cdot z_1 + 2(1 - \lambda_1) \cdot z_2 \geq \delta_1 + \alpha \cdot (\delta_2 - \delta_1); \tag{26}$$

$$2(1 - \lambda_2) \cdot x_{ijg} \cdot r_3 + (2\lambda_2 - 1) \cdot x_{ijg} \cdot r_4 \leq e_{ijg}, \quad \forall (i, j) \in L, \quad \forall g \in M_{ij}; \tag{27}$$

$$2(1 - \lambda_2) \cdot y_j^{gh} \cdot r_3 + (2\lambda_2 - 1) \cdot y_j^{gh} \cdot r_4 \leq e_j^{gh}, \quad \forall j \in N \setminus \{n_o, n_d\}, \quad \forall g \in M_j, \quad \forall h \in M_j. \tag{28}$$

综上所述,本文构建的模糊机会约束规划模型包括目标函数(18)以及约束条件(3)—(8)、(13)—(15)及(25)—(28)。较 2.2 节所示模型,该模型是清晰、可解的,可设计求解算法对问题求解,并根据问题最优解设计多式联运路径优化方案。

## 4 算法设计

AYAR 等<sup>[15]</sup>证明了多式联运路径优化问题属于 NP 难题,启发式算法在求解此类问题时较精确求解算法更具可行性。因此,本文设计蚁群算法来对多重不确定环境下带有模糊软时间窗的多式联运路径优化问题进行求解。蚁群算法是一种模拟蚂蚁觅食行为而设计的群体智能算法。蚂蚁在觅食时会释放信息素,信息素越浓的路径表示蚂蚁通过的次数越多,也表示该路径更优。蚁群算法通过蚂蚁释放信息素来寻找最优解,同时引入启发信息,防止在最短路搜索过程中出现早熟现象<sup>[16]</sup>。

在迭代寻优过程中,蚂蚁在当前节点对下一条路段的选择会受到信息素浓度大小以及启发信息大小的影响。在第  $f(f=1, 2, 3, \dots, F)$  次迭代中,蚂蚁  $w(w=1, 2, 3, \dots, W)$  在节点  $i$  选择路段  $(i, j, g)$  (即采用运输方式  $g$  从节点  $i$  到  $j$  的路段)的概率为

$$P_{ijg}^w(f) = \frac{[\tau_{ijg}(f)]^\beta [\eta_{ijg}^w(f)]^\phi}{\sum_{j \in N_i^+} \sum_{g \in M_{ij}} [\tau_{ijg}(f)]^\beta [\eta_{ijg}^w(f)]^\phi}, \tag{29}$$

式中,  $P_{ijg}^w(f)$  表示蚂蚁  $w$  在第  $f$  次迭代中选择路段  $(i, j, g)$  的概率;  $\tau_{ijg}(f)$  表示蚁群在第  $f$  次迭代中在路段  $(i, j, g)$  上遗留的信息素;  $\eta_{ijg}^w(f)$  表示启发信息,即在第  $f$  次迭代中第  $w$  只蚂蚁对路段  $(i, j, g)$  的期望程度,且有  $\eta_{ijg}^w(f) = 1/c_{ijg}^*$ , 其中,  $c_{ijg}^*$  表示路段  $(i, j, g)$  上的在途运输费用与在节点  $i$  的中转费用之和;  $\beta$  为信息素重要程度参数,决定了蚂蚁在路段选择时对信息素浓度的重视程度,  $\beta$  取值越大,表示蚂蚁对信息素浓度的重视程度越高;  $\phi$  为启发式信息重要程度参数,决定了蚂蚁在路段选择时对启发式信息的重视程度,  $\phi$  取值越大,蚂蚁对启发式信息的重视程度越高。

在第  $f$  次迭代中,蚂蚁  $w$  每走完一条完整的多式联运路径后,组成这条路径上的每条路段都需更新信息素

$$\tau_{ijg}(f+1) = (1 - \rho) \cdot \tau_{ijg}(f) + \sum_{w=1}^W \Delta\tau_{ijg}^w(f), \tag{30}$$

式中,  $\rho$  表示信息素的挥发程度,且有  $\rho \in [0, 1]$ ,  $(1 - \rho)$  则表示信息素遗留程度;  $\Delta\tau_{ijg}^w(f)$  表示在第  $f$  次迭代中蚂蚁  $w$  在路段  $(i, j, g)$  上的信息素增量,且有  $\Delta\tau_{ijg}^w = \xi/c_{ijg}^*$ , 其中  $\xi$  为常数,表示信息素增量,用于确定每只蚂蚁在路段选择过程中释放的信息素量。

目前,蚁群算法多应用于求解车辆路径规划问题,在多式联运路径优化问题中的应用较少。多式联运路径优化问题与车辆路径规划问题的区别在于前者不但需要确定路径上的节点排序,还需要确定节点之间的运输方式排序。在多式联运网络中,相邻 2 节点之间存在多种运输方式。为了简化蚁群算法解的表示,本文采用如图 1 所示的网络转换通过拆分节点使得多式联运网络的节点之间只存在一种运输方式:按照节点间的运输方式数量将后节点拆分为同等数量的新节点,新节点的整数位为拆分前的原节点标号,小数位为连接前节点与拆分后新节点的运输方式的标号。以此类推,完成对整个多式联运网络的转换。经过转换,多式联运路径优化问题的解可只用一个排序来表示。以图 1 为例,经过网络转换后,节点 1 到节点 3 之间的一个解(即节点 1 到 3 的一条路径)可表示为排序“1—2.1—3.2”(即 1—铁路运输→2—公路运输→3)。此外,经过网络转换,  $c_{ijg}^*$  所包含的节点  $i$  的中转费用可通过判断节点  $i$  和  $j$  标号的小数位进行计算。蚁群算法在转换后的多式联运网络中进行路径优化时仍然依据信息素和启发信息进行路段选择。

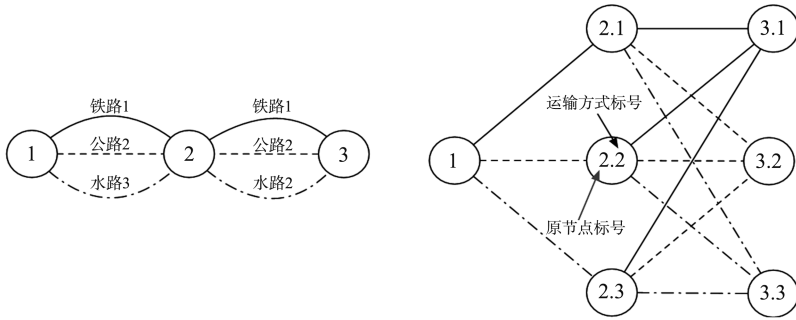


图 1 多式联运网络转换

Fig.1 Transformation of the intermodal transportation network

本文将多式联运路径优化问题的清晰化目标函数 (18) 作为算法的适应度函数来评价解的质量。适应度函数值越低,解的质量越好。在每一次迭代结束后,蚁群算法记录所有蚂蚁走过的路径,并根据式 (18) 计算路径的运输费用,确定路径的适应度函数值,根据式 (8) 计算路径所对应的  $z$ , 然后根据机会约束 (25) — (28) 判断路径是否可用。若满足机会约束,则对该路线上各个路径的信息素进行更新,否则不进行信息素的更新。记录当前满足机会约束的最优路径及其运输费用。当到达设定的最大迭代次数时 (即  $f=F$ ) 或在连续若干次迭代中算法寻找到的最优解不发生改变,蚁群算法即停止迭代寻优,并输出最优解。综上所述,求解多式联运路径优化问题的蚁群算法流程如图 2 所示。

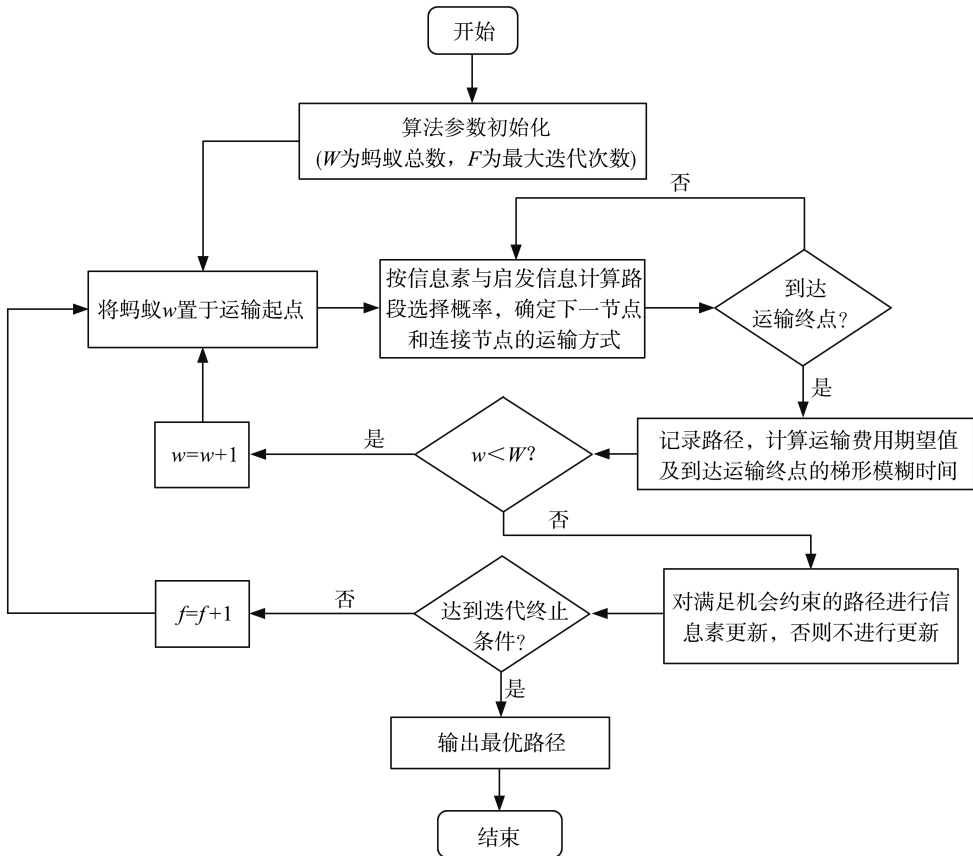


图 2 蚁群算法流程

Fig.2 Procedure of the Ant Colony Optimization algorithm

## 5 算例研究

### 5.1 算例设计与优化

参考文献 [17] 构建的如图 3 所示的多式联运网络。算例中,弧段上运输方式的运输距离、运输能力以

及节点上运输方式间的中转能力、单位中转时间和单位中转费用均参考文献[17]。

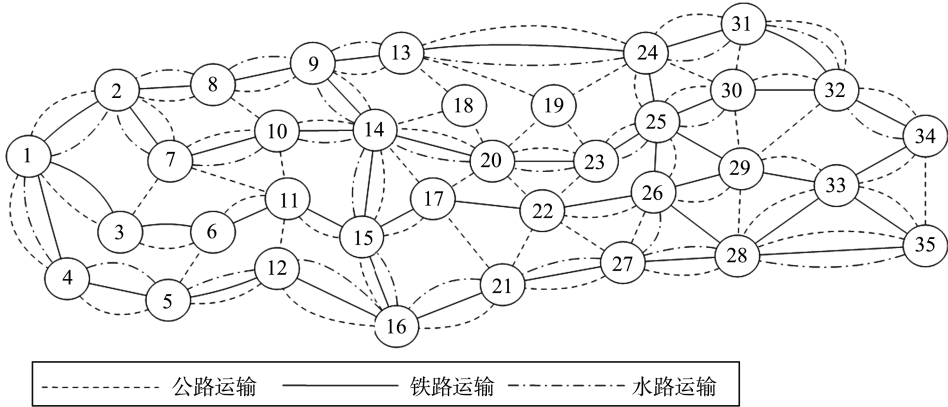


图 3 算例中的多式联运网络

Fig.3 Intermodal transportation network in the numerical case

在算例所示的多式联运网络中,不同运输方式的运输速度<sup>[8]</sup>和运输费用<sup>[18]</sup>如表 2 所示。在算例中,已知一批货物需要由节点 1 运至节点 35,其梯形模糊需求量  $\tilde{r}$  为(33, 40, 46, 52)TEU,发货时间  $t_0$  为第一天的 7 点,客户收货的模糊软时间窗为第 2 天的(6、13、19、24 点),也即(30, 37, 43, 48)。

表 2 不同运输方式的运输速度与运输费用

Table 2 Transportation speeds and costs of different transportation modes

运输方式	运输速度(km·h <sup>-1</sup> )	单位运输费用(元/TEU)
铁路	60	500+2.03×运输距离/km
公路	80	15+8×运输距离/km
水路	30	950

本文对求解多式联运路径优化问题的蚁群算法进行如下参数设计:蚂蚁数量  $W=100$  只,信息素重要程度参数  $\beta=1$ ,启发式信息重要程度参数  $\phi=0.8$ ,信息素增量  $\xi=100$ ,初始信息素含量  $\tau_{ijg}(0)=1$ ,信息素挥发因子  $\rho=0.2$ ,最大迭代次数  $F=50$ ,并规定当最优解在连续 10 次迭代中不改变时蚁群算法将终止运行。在 CPU 为 Intel Core i5,内存为 16.0 GB 的计算机上利用编程软件 Python 3.11 对蚁群算法进行编程来对多式联运路径优化问题进行求解。当  $\alpha=\lambda_1=\lambda_2=0.8$  时,多式联运路径优化问题的目标函数值在蚁群算法迭代寻优过程中的变化如图 4 所示。

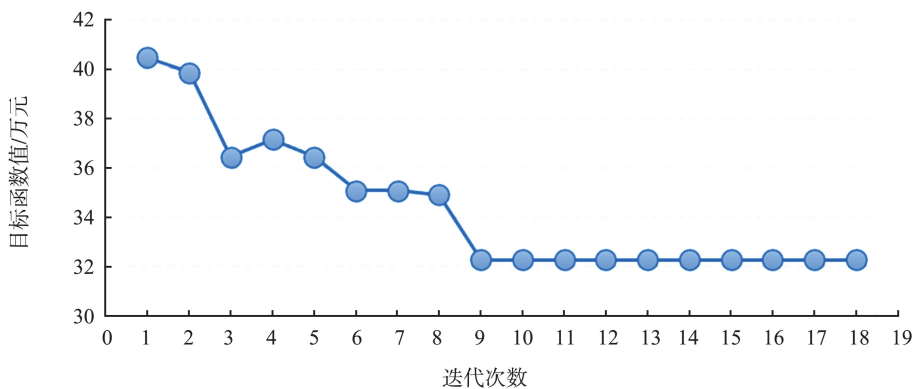


图 4 算法迭代过程中目标函数值变化曲线

Fig.4 Variation curve of the objective function in the iterations of the algorithm

由图 4 可知,蚁群算法在第 18 次迭代计算后达到迭代终止条件,耗用计算时间为 8s,求得的多式联运路径优化方案为:1—公路运输→2—铁路运输→8—铁路运输→9—公路运输→13—铁路运输→24—铁路运输→25—铁路运输→29—公路运输→28—铁路运输→35。该方案的运输费用期望值为 322 752 元。

### 5.2 路径优化对服务水平和置信水平的敏感性分析

假设客户对时间可靠性和能力可靠性的重视程度均为 0.8,即  $\lambda_1=\lambda_2=0.8$ ,本文以 0.1 为步长,分别计算

当服务水平  $\alpha$  由 0.5 提高到 1.0 时的目标函数值, 计算结果如图 5 所示。



图 5 多式联运路径优化对服务水平的敏感性分析  
Fig.5 Sensitivity of the intermodal routing with respect to the service level

由图 5 可知, 随着服务水平的提高, 规划路径的运输费用呈现阶梯式增加的变化趋势, 也即客户需要支付更高的运输费用以提高运输服务水平, 或者通过降低期望的服务水平降低运输费用。因此, 多式联运的时效性和经济性是互相矛盾的, 无法同时达到最优水平。在实际运输中, 客户可参考图 5 所示的敏感性, 合理确定期望的服务水平, 有效平衡多式联运的经济性和时效性。

假设客户能接受的最低服务水平  $\alpha=0.7$ , 本文以 0.1 为步长, 分别计算当置信水平  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  由 0.5 提高到 1.0 时的目标函数值, 计算结果如图 6 所示。

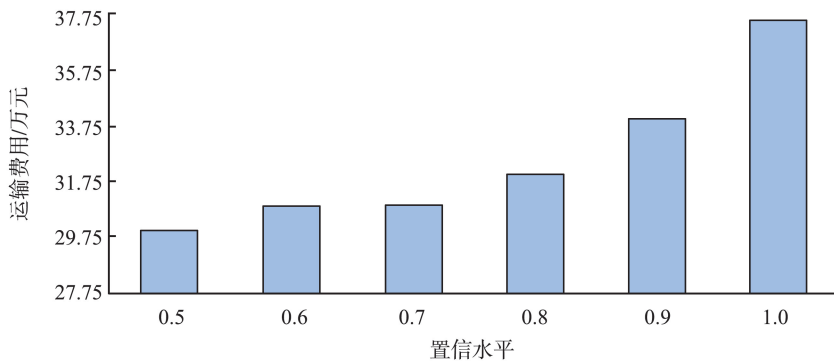


图 6 多式联运路径优化对置信水平的敏感性分析  
Fig.6 Sensitivity of the intermodal routing with respect to the confidence level

由图 6 可知, 随着置信水平的提高, 规划路径的运输费用也呈现阶梯式增加的趋势。因此, 客户需要支付更高的运输费用从而能以更高的可信性完成运输, 也即路径上运输方式的运输能力和不同运输方式的中转能力能够满足货物需求, 货物按规划路径运抵运输终点的时间满足客户的服务水平要求。置信水平在一定程度上反映了规划路径的可靠性。因此, 路径优化的可靠性和经济性也是互相矛盾, 无法同时达到最优的, 需要客户在实际运输中根据自身偏好进行折中处理。

出现如图 5、6 所示敏感性是因为随着置信水平或者服务水平的提高, 机会约束(25)–(28)的严密性会增加, 从而导致优化问题的可行解空间趋于缩小。当可行解空间缩小时, 置信水平或服务水平在较低水平下的最优解将不再可行, 问题优化最优解的目标函数值将增加。

### 5.3 算例仿真实验

服务水平  $\alpha=0.7$  时, 对实际运输开始后货物需求量的实际值进行仿真, 测试模糊机会约束规划模型优化结果在仿真情景中的可行性。参考文献[11-12]进行实际运输开始后货物需求量的仿真, 随机生成属于闭区间  $[r_1, r_4]$  的随机数  $\bar{r}$ , 根据式(31)计算  $\bar{r}$  的模糊隶属度  $\mu(\bar{r})$ , 随机生成闭区间  $[0, 1]$  上的随机数  $\tau$ , 若  $\mu(\bar{r}) \geq \tau$ ,  $\bar{r}$  满足显著性要求,  $\bar{r}$  可做为  $\bar{r}$  在仿真中的实际值, 否则重复以上步骤直至得到满足显著性要求的  $\bar{r}$ 。

$$\mu(\bar{r}) = \begin{cases} \frac{\bar{r}-r_1}{r_2-r_1}, & r_1 \leq \bar{r} < r_2, \\ 1, & r_2 \leq \bar{r} \leq r_3, \\ \frac{r_4-\bar{r}}{r_4-r_3}, & r_3 < \bar{r} \leq r_4, \\ 0, & \text{else.} \end{cases} \quad (31)$$

根据上述仿真步骤对货物需求量的实际值进行 20 次仿真实验,可得到 20 组仿真运输情景。在第  $u$  个仿真中, $\bar{r}_u(u=1,2,\dots,20)$ 为仿真得到的货物实际需求量。此时,货物按照规划路径运抵运输终点的时间  $z_u$  为确定变量。

$$z_u = t_o + \sum_{(i,j) \in L} \sum_{g \in M_{ij}} \frac{d_{ijg}}{v_{ijg}} \cdot x_{ijg} + \sum_{j \in N} \sum_{g \in M_j} \sum_{h \in M_j} t_j^{gh} \cdot \bar{r}_u \cdot y_j^{gh}. \quad (32)$$

测试不同置信水平取值下规划路径在 20 组仿真运输情景中是否同时满足时间窗约束(33)、(34)和能力约束(35)、(36)。若同时满足上述约束,则说明规划路径在某一仿真运输情景是可用的,否则,规划路径在该仿真运输情景中不可用。与式(9)—(12)相比,式(33)—(36)中  $x_{ijg}$  与  $y_j^{gh}$  的取值是确定的,由求解模糊机会约束规划模型所得到,表示该模型给出的路径优化方案。统计规划路径在 20 组仿真运输情景中可用的概率,可得到规划路径在实际运输中的可靠性,结果如图 7 所示。

$$z_u \leq \delta_4 - \alpha \cdot (\delta_4 - \delta_3), \quad (33)$$

$$z_u \geq \delta_1 + \alpha \cdot (\delta_2 - \delta_1), \quad (34)$$

$$x_{ijg} \cdot \bar{r}_u \leq e_{ijg}, \quad \forall (i,j) \in L, \quad \forall g \in M_{ij}, \quad (35)$$

$$y_j^{gh} \cdot \bar{r}_u \leq e_j^{gh}, \quad \forall j \in N \setminus \{n_o, n_d\}, \quad \forall g \in M_j, \quad \forall h \in M_j. \quad (36)$$

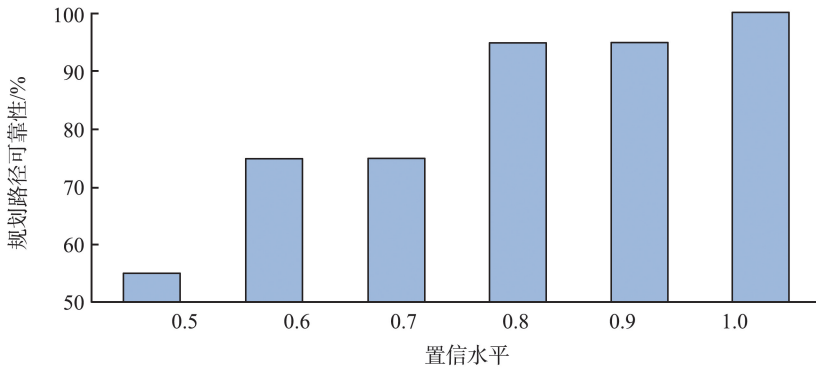


图 7 仿真运输情景中规划路径的可靠性

Fig.7 Reliability of the planned routes in the simulated transportation scenarios

由图 7 可知,随着置信水平的提高,规划路径的可靠性呈现阶梯增长的趋势,但是置信水平的提高并不能保证规划路径在实际运输中可靠性的必然改善。虽然两者的变化趋势相同,但是图 7 表明规划路径在实际运输中的可靠性并不等于客户设定的置信水平。图 6、7 的组合更加清晰地表明规划路径在实际运输中的经济性和可靠性之间是互相矛盾的。结合图 6、7 所示规划路径的经济性和可靠性,客户能够更有效地选择符合自身经济性和可靠性偏好的路径优化方案。

本文采用梯形模糊数的模糊期望值构建确定需求下的多式联运路径优化问题,以此为基准分析规划需求不确定性是否能够提高多式联运路径优化方案的可靠性。本文用  $E(\bar{r}) = (r_1+r_2+r_3+r_4)/4$  替换 2.2 节模糊规划模型中的  $\bar{r}$  得到确定需求下的路径优化模型,将蚁群算法求解得到的规划路径应用于仿真运输情景中进行测试,得到确定需求下的规划路径在实际运输中的可靠性为 45%,低于  $\lambda_{1,2}=0.5$  的规划路径可靠性。该可靠性的规划路径难以满足客户对运输可靠性的需求。当  $\lambda_{1,2}=0.6$ (或 0.7)、0.8(或 0.9)、1.0 时,较确定需求下的规划路径,考虑需求不确定性的规划路径能够将可靠性分别提高 66.7%、111.1%和 122.2%。因此,规划需求不确定性是提升多式联运路径优化可靠性的关键途径。

将2.2节所示模糊规划模型中的 $\bar{r}$ 替换为 $\bar{r}_u$ , $\bar{z}$ 替换为 $z_u$ ,将式(8)替换为式(32),求解替换后得到的路径优化模型即可得到第 $u$ 次仿真运输情景的实际最优路径。本文假设客户要求以较高的时间可靠性和能力可靠性完成运输,期望规划路径在实际运输中的可靠性不低于90%。在此情境下, $\lambda_{1,2}=0.8、0.9$ 和 $1.0$ 的路径优化方案满足客户可靠性需求。将上述路径优化方案应用于20组仿真运输情景,计算按照规划路径进行运输时的运输费用,然后将之与实际最优路径的运输费用进行比较,结果如图8所示。

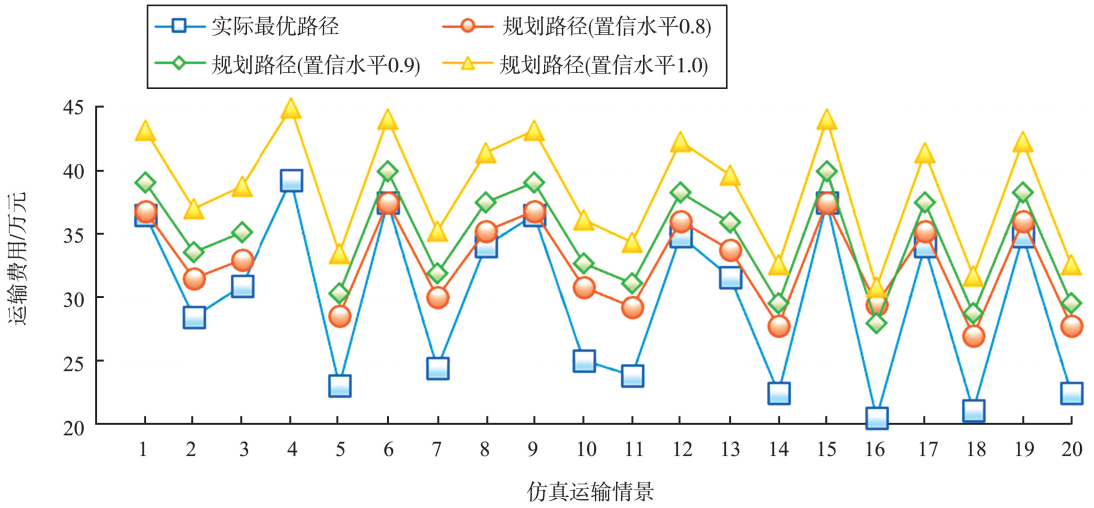


图8 仿真运输情景中规划路径与实际最优路径的运输费用

Fig.8 Transportation costs of the planned routes and actual best routes in the simulated transportation scenarios

由图8可知,在仿真运输情景中,实际最优路径是变化的。无论置信水平大小,规划路径的运输费用均不低于仿真运输情景实际最优路径的运输费用。在大多数仿真运输情景中,置信水平越高,规划路径的运输费用越大,与实际最优路径的偏差也越大,而采用越低的置信水平,所得规划路径越接近实际最优路径。

表3根据式(37)、(38)计算了仿真运输情景中规划路径与实际最优路径之间的平均相对误差(MRE)和均方根差(RMSE),从而更加清晰地量化了规划路径与实际最优路径的偏差。式中, $U_\lambda$ 表示置信水平为 $\lambda$ 的路径优化方案通过可用性测试的仿真实验集合, $f_u^\lambda$ 表示该路径优化方案在第 $u$ 个仿真实验中的运输费用, $f_u^*$ 表示第 $u$ 个仿真实验的实际最优路径的运输费用。

$$MRE_\lambda = \frac{\sum_{u \in U_\lambda} |f_u^\lambda - f_u^*|}{|U_\lambda|} \times 100\%; \tag{37}$$

$$RMSE_\lambda = \sqrt{\frac{\sum_{u \in U_\lambda} (f_u^\lambda - f_u^*)^2}{|U_\lambda|}}. \tag{38}$$

表3 仿真运输情景中规划路径与实际最优路径的偏差

Table 3 Gaps between the planned routes and actual best routes in the simulated transportation scenario

规划路径置信水平	MRE/%	RMSE/元
0.8	13.2	40 887
0.9	19.5	54 532
1.0	31.0	86 532

表3所示的计算结果进一步验证了图8所示的结论。因此,采用更高置信水平规划的路径在实际运输中往往具有更高的运输费用,也即路径优化的经济性和可靠性是矛盾对立的。在仿真运输情景中, $\lambda_{1,2}=1.0$ 的规划路径较 $\lambda_{1,2}=0.8$ 和 $0.9$ 的规划路径分别平均增加16.7%和10.4%的运输费用,而 $\lambda_{1,2}=0.9$ 的规划路径较 $\lambda_{1,2}=0.8$ 的规划路径平均增加5.7%的运输费用。客户可根据其在运输经济性和可靠性上的偏好选择

合适的路径优化方案。假设客户采用准时生产策略,高度重视运输可靠性,要求货物按规划路径能够在满足能力约束和服务水平要求的情况下运抵运输终点。此时, $\lambda_{1,2} = 1.0$ 的规划路径满足客户在可靠性上的需求,但是客户需为此支付高运输费用。而当客户认为可靠性达到90%即可, $\lambda_{1,2} = 0.8$ 的规划路径较 $\lambda_{1,2} = 0.9$ 和1.0的规划路径更节约运输费用,因而可用于实际运输。

## 6 结论

本文对带有模糊软时间窗的多式联运路径优化问题进行了研究,在问题研究时考虑了货物需求量的不确定性,充分规划了需求量不确定性所导致的多重不确定环境。针对上述问题,本文构建了问题优化的模糊规划模型,采用基于可信性测度的模糊机会约束规划对模糊规划模型进行清晰化处理从而得问题可解,并在此基础上设计了问题高效求解的蚁群算法。本文设计了算例分析与仿真,验证了优化模型和求解算法的可行性。主要结论如下:(1)多式联运服务水平目标与经济性目标之间是矛盾的,提高客户服务水平需要以运输费用的增加为代价;(2)规划需求不确定性能有效提高多式联运路径优化方案在实际运输中的可靠性;(3)提高置信水平能够提高多式联运路径优化在实际运输中的可靠性,但是置信水平与可靠性并不等价;(4)多式联运路径优化在实际运输中的可靠性可以通过仿真实验进行有效量化;(5)多式联运可靠性与经济性之间也是矛盾对立的,提高多式联运的可靠性会到导致运输费用的增加;(6)根据敏感性分析,客户可以根据自身对服务水平和可靠性的偏好设定服务水平和置信水平取值,多式联运经营人可据此规划满足客户上述偏好的运输费用最省的多式联运路径。

### 参考文献:

- [1] ZHANG D, HE R, LI S, WANG Z. An intermodal logistics service network design with time windows and environmental concerns[J]. PLoS One, 2017, 12(9):e0185001.
- [2] SUN Y. A robust possibilistic programming approach for a road-rail intermodal routing problem with multiple time windows and truck operations optimization under carbon cap-and-trade policy and uncertainty[J]. Systems, 2022, 10(5):156.
- [3] FAZAYELI S, EYDI A, KAMALABADI I N. Location-routing problem in intermodal transportation network with time windows and fuzzy demands: presenting a two-part genetic algorithm[J]. Computers & Industrial Engineering, 2018, 119:233-246.
- [4] SUN Y, YU N, HUANG B. Green road-rail intermodal routing problem with improved pickup and delivery services integrating truck departure time planning under uncertainty: an interactive fuzzy programming approach [J]. Complex & Intelligent Systems, 2022, 8(2):1459-1486.
- [5] 张敏,韩晓龙. 多目标模糊机会约束规划的低碳多式联运路径优化[J]. 计算机应用,2023,43(2):636-644.  
ZHANG Min, HAN Xiaolong. Low-carbon intermodal transportation path optimization based on multi-objective fuzzy chance-constrained programming[J]. Journal of Computer Applications, 2023, 43(2):636-644.
- [6] SUN Y, LI X. Fuzzy programming approaches for modeling a customer-centred freight routing problem in the road-rail intermodal hub-and-spoke network with fuzzy soft time windows and multiple sources of time uncertainty[J]. Mathematics, 2019, 7(8):739.
- [7] 邓明君,代玉珍,李响. 需求不确定下低碳多式联运路径鲁棒优化[J]. 工业工程,2023,26(4):104-113.  
DENG Mingjun, DAI Yuzhen, LI Xiang. Robust optimization of multi-modal transportation routing with low-carbon under demand uncertainty[J]. Industrial Engineering Journal, 2023, 26(4):104-113.
- [8] ZHANG X, JIN F Y, YUAN X M, et al. Low-carbon intermodal transportation path optimization under dual uncertainty of demand and time[J]. Sustainability, 2021, 13(15):8180.
- [9] 袁旭梅,降亚迪,张旭. 低碳政策下基于区间的模糊多式联运路径鲁棒优化研究[J]. 工业工程与管理,2021,26(4):134-141.  
YUAN Xumei, JIANG Yadi, ZHANG Xu. Research on robust optimization of interval-based fuzzy intermodal transport paths under low-carbon policies[J]. Industrial Engineering and Management, 2021, 26(4):134-141.

- [10] SUN Y, LIANG X, LI X, ZHANG C. A fuzzy programming method for modeling demand uncertainty in the capacitated road-rail intermodal routing problem with time windows[J]. *Symmetry*, 2019, 11(1):91.
- [11] CAO E, LAI M. A hybrid differential evolution algorithm to vehicle routing problem with fuzzy demands[J]. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 2009, 231(1):302-310.
- [12] JI X, IWAMURA K, SHAO Z. New models for shortest path problem with fuzzy arc lengths[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2007, 31(2):259-269.
- [13] 董海, 吴瑶. 基于 PIWOA 的绿色闭环供应链网络多目标模糊优化设计[J]. *工业工程*, 2021, 24(4):27-35.  
DONG Hai, WU Yao. Green closed-loop supply chain network based on piwoa multi-objective fuzzy optimal design[J]. *Industrial Engineering Journal*, 2021, 24(4):27-35.
- [14] PEYKANI P, HOSSEINZADEH L F, SADJADI S J, et al. Fuzzy chance-constrained data envelopment analysis: a structured literature review, current trends, and future directions[J]. *Fuzzy Optimization and Decision Making*, 2022, 21:197-261.
- [15] AYAR B, YAMAN H. An intermodal multicommodity routing problem with scheduled services [J]. *Computational Optimization and Applications*, 2012, 53:131-153.
- [16] 彭勇, 肖云鹏, 周欣, 等. 时间窗和时刻表约束的多式联运路径优化[J]. *中国科技论文*, 2021, 16(2):211-216.  
PENG Yong, XIAO Yunpeng, ZHOU Xin, et al. Optimization on the intermodal transport routing problem with time window and timetable constraints[J]. *China Sciencepaper*, 2021, 16(2):211-216.
- [17] SUN Y, LANG M. Bi-objective optimization for multi-modal transportation routing planning problem based on pareto optimality[J]. *Journal of industrial Engineering and Management*, 2015, 8(4):1195-1217.
- [18] 孙岩, 虞楠, 王丹竹, 等. 考虑多类型时间窗的集装箱多式联运路径双目标优化研究[J]. *铁道运输与经济*, 2021, 43(10):82-89.  
SUN Yan, YU Nan, WANG Danzhu, et al. Study on the bi-objective optimization for the intermodal routing problem with multiple time windows[J]. *Railway Transport and Economy*, 2021, 43(10):82-89.

(编辑: 祁业卿)