

基于参与意愿的物流联盟资源优化配置模型

李梦蓉^{1,4}, 朱华瑜^{2,4}, 亓晋^{3,4}, 孙雁飞^{3,4}

(1. 南京邮电大学通信与信息工程学院, 江苏 南京 210023; 2. 南京邮电大学自动化学院, 江苏 南京 210023;
3. 南京邮电大学物联网学院, 江苏 南京 210023; 4. 江苏省高性能计算与智能处理工程研究中心, 江苏 南京 210023)

摘要: 企业通过组建物流联盟的方式协同完成大型物流任务从而降低物流成本、提高物流效率, 物流联盟协同运作的稳定程度主要与企业参与联盟合作的积极性相关。因此, 考虑物流联盟成员的参与意愿对物流联盟资源配置的影响, 构建了基于参与意愿的资源优化配置模型, 并提出了基于后悔理论的最优解排序方法求解模型, 依据参与意愿指标对该方法进行验证。结果表明, 所提方法排序结果的参与意愿分布得分比传统方法提高了 3.5 倍, 可有效提升资源配置的科学性与合理性, 并有助于巩固供应链协同运作模式的稳定性。

关键词: 物流联盟; 资源配置; 物流任务分配; 最优解排序

中图分类号: TP305

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2020.00163

Optimal allocation model of logistics alliance resources based on willingness to participate

LI Mengrong^{1,4}, ZHU Huayu^{2,4}, QI Jin^{3,4}, SUN Yanfei^{3,4}

1. College of Telecommunication and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China
2. College of Automation, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China
3. College of Internet of Things, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China
4. Jiangsu Engineering Research Center of HPC and Intelligent Processing, Nanjing 210023, China

Abstract: In order to reduce the costs and improve the efficiency during large-scale logistics tasks, logistics alliances are established by enterprises to achieve scale effects. The stability of the cooperative operation of the logistics alliances is mainly reflected in the enthusiasm of enterprises for participating in cooperation. Therefore, a resource optimal allocation model based on the willingness to participate was proposed, considering the impact of the participation willingness of alliance members on the resource allocation of the alliance. A sorting method with the optimal solution based on the regret theory was proposed to solve the model, and the method was verified based on the participation willingness index. The results show that the participation willingness distribution score of the sorting method based on the regret theory is 3.5 times higher than that of the traditional method. It can be seen that the proposed method can effectively improve the scientificity and rationality of resource allocation, and can contribute to consolidate the stability of the collaborative operation of the supply chain.

Key words: logistics alliance, resource allocation, logistics task allocation, ranking of optimal solution

收稿日期: 2020-01-13; 修回日期: 2020-04-04

通信作者: 孙雁飞, sunyanfei@njupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61772286, No.61802208); 中国博士后科学基金资助项目 (No.2019M651923); 江苏省自然科学基金资助项目 (No.BK20191381); 江苏省重点研发计划 (No.BE2019742)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61772286, No.61802208), The Postdoctoral Science Foundation of China (No.2019M651923), The Natural Science Foundation of Jiangsu Province of China (No.BK20191381), The Primary Research & Development Plan of Jiangsu Province (No.BE2019742)

1 引言

基于物联网的决策支持系统能同时处理大量信息，并针对多目标进行综合决策，物联网平台强大的智能数据分析能力在工业领域得到了广泛应用^[1]。人工智能、物联网等新一代信息技术的兴起对企业的产品和服务都将产生深远影响^[2]，物流行业未来发展也逐渐趋向智能化。柔性化的智慧物流具有成本低、资源优化配置效率高等优点，已逐渐成为研究热点^[3]。

我国物流业的发展受企业规模小、地域不平衡等因素制约，导致单个企业难以承担大型物流任务。为了降低成本、提高市场竞争力，大部分物流企业通过组建动态物流联盟来实现风险共担、利益共享的运作模式，将大型物流任务分解成多个子任务并由各联盟成员分别完成，从而达到整合物流资源、提高物流效率的目的。但是由于物流联盟中不同企业拥有不同的优势资源，并且各物流子任务的性质及需求不同，因此，如何实现物流联盟中各类资源与子任务的优化配置是当前智慧物流领域研究的关键。

目前，关于物流联盟资源优化配置问题的研究已取得一些成果。文献[4]的资源配置模型以物流成本最低、服务质量最高和惩罚强度最小为目标，利用基于隶属度的模糊优化法将模型转化为单目标优化问题进行求解。文献[5]以成本最低、时间最短、交付质量最高、过程服务最优为目标建立了任务分配模型，利用离差最大法设计遗传算法进行求解。文献[6]以市场费用最小化和物流商利润最大化为目标，建立了物流服务网络业务均衡分配优化模型。上述文献中大部分将成本、时间、服务质量等作为任务分配过程的优化目标来建立模型，从而优化联盟整体的收益和客户评价。文献[7]综合了来自供应链合作的风险，建立了物流成本最低、完成时间最短以及满意度最大的优化模型。文献[8]在建立任务分配模型时，将满意度和惩罚强度同时作为优化目标。但上述研究没有考虑物流联盟成员参与意愿对资源优化配置的影响，而在实际生产过程中，联盟稳定是完成任务的基础，联盟中成员的参与意愿过低可能导致物流商在执行物流任务过程中消极怠工，最终影响服务质量。

综合上述文献分析可以发现，现有的研究较少

考虑参与意愿在物流资源配置中的影响，并且在求解模型时大部分采用将多目标转化为单目标后，再通过遗传算法等进化算法进行求解。在采用多目标优化算法对模型进行求解时，由于多个优化目标之间通常存在冲突或无法比较，因此，一般求取一组 Pareto 最优解集。在实际生产中，还需根据实际情况从最优解集中选择一个具体的决策方案，然而如何从 Pareto 解集中最终选择一个符合实际情况的解，在现有研究中很少有明确的方法。因此，在上述研究的基础上，本文提出了基于参与意愿的资源优化配置模型，并且考虑了非理性情绪对决策的影响，提出了一种基于后悔理论的决策方法，通过计算后悔值和效用值对已求得的最优解进行排序，实现物流联盟成员之间的资源优化配置的合理、有效及稳定运行。

2 系统模型

为了使得物流资源利用率最大化并提高物流效率，物流商通过组建动态物流联盟，将任务粒度较粗的大型物流任务按物流环节进行分解。假设物流任务 LT 是大型物流任务，将物流任务 LT 分解成一系列物流子任务 LT_i , $i \in \{1, 2, \dots, n\}$ 。假设物流子任务能由一家物流商单独提供物流服务的环节，每个物流子任务都有与其相匹配的、能够满足任务需求的物流资源，设每个物流子任务 LT_i 有 k_i 个候选物流资源，第 i 个子任务的第 j 个候选物流资源为 R_{ij} , $j \in \{1, 2, \dots, k_i\}$ 。在动态物流联盟中，各成员企业之间的物流资源相互共享、按需调配，构成了柔性化智慧物流网络，物流任务分解与物流资源分布示意图如图 1 所示。

各物流资源的业务能力不同，并且各自具有自身的服务成本、运作效率、物流服务质量等，因此，对不同物流子任务的适合程度不同。物流资源配置的优化目标是综合考虑各物流子任务与物流资源的匹配情况，找出最佳物流任务与资源的组合。

2.1 物流资源优化配置模型

在建立物流资源优化配置模型时，本文考虑了物流总成本 (C) 最低、物流任务时间 (T) 最短、客户评价 (S) 最高以及合作伙伴参与意愿 (W) 最高 4 个目标的综合最优。物流资源优化配置模型各目标函数具体表述如下。

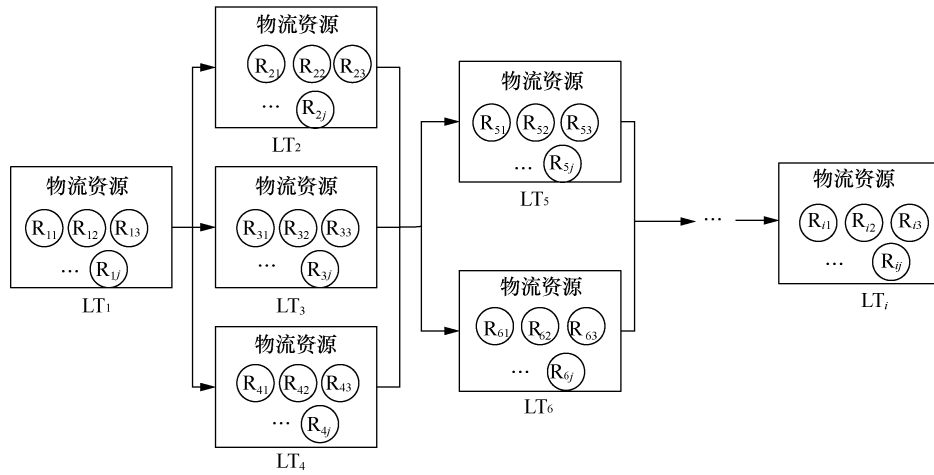


图1 物流任务分解与物流资源分布示意图

1) 物流成本 $C(H_{ij})$: 动态物流联盟的总物流成本包括完成所有子任务所需的成本之和, 物流资源服务成本定义为

$$C(H_{ij}) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{k_i} c_{ij} H_{ij} \quad (1)$$

其中, c_{ij} 表示第 i 个子任务使用第 j 个候选资源的服务成本, H_{ij} 表示决策变量, $H_{ij} \in \{0,1\}$ 。当 $H_{ij} = 1$ 时, 表示第 i 个物流子任务选择候选物流资源 R_{ij} ; 当 $H_{ij} = 0$ 时, 表示第 i 个物流子任务不选择候选物流资源 R_{ij} 。

2) 物流时间 $T(H_{ij})$: 由图1可知, 物流子任务链由并行任务和串行任务组成, 并行任务部分的服务时间为运行时间最长的子任务的时间, 串行部分的服务时间为各个子任务运行时间的总和。物流资源服务总时间最短的目标函数定义为

$$T = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{k_i} t_{ij} H_{ij} + \sum_{p=1}^b \max \left(\sum_{j=1}^{k_i} H_{ij} t_{ij}, \sum_{j=1}^{k_i} H_{ij} t_{(i+1)j}, L \sum_{j=1}^{k_i} H_{ij} t_{(i+k_p-1)j} \right) \quad (2)$$

其中, t_{ij} 表示第 i 个物流子任务中第 j 个资源的执行时间, a 为串行任务数量, b 为并行任务数量, k_p 为第 p 处并行子任务的数量。

3) 客户评价 $S(H_{ij})$: 为了更精准、高效地满足客户的个性化物流服务需求, 动态物流联盟在进行任务分配时倾向于让用户评价较好的成员企业来承担更多重要的物流任务。物流服务过程客户评价定义为

$$S = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{k_i} s_{ij} H_{ij} \quad (3)$$

其中, s_{ij} 为物流子任务 i 选择第 j 个物流资源的历史服务评分。

在实际任务完成过程中, 考虑物流任务执行成本不可超过计划可接受的最大成本, 物流任务执行时间不可超过要求的最大天数, 物流联盟成员的客户评价不可低于要求的最低水平以及物流联盟成员参与意愿不可低于联盟稳定运行的最低目标。因此, 物流资源优化配置的约束目标表示为

$$\text{s.t.} \begin{cases} C(H_{ij}) \leq C^{\max} \\ T(H_{ij}) \leq T^{\max} \\ S(H_{ij}) \geq S^{\min} \\ W(H_{ij}) \geq W^{\min} \end{cases} \quad (4)$$

2.2 联盟成员参与意愿模型

本文所提出的物流资源优化配置模型主要基于物流联盟成员参与意愿, 因此, 本节着重介绍参与意愿指标的目标函数。由于联盟中不同成员企业的物流资源和服务能力不同, 动态物流联盟在运行过程中各子任务间必然存在一定程度的竞争, 只有各成员企业协同运作, 才能使整个物流过程顺利进行, 因此, 成员企业的参与意愿尤为重要。参与意愿反映了联盟成员合作的积极性, 执行物流子任务过程中的参与意愿会对服务质量产生重要影响, 并且与动态物流联盟的稳定性有关。通常参与意愿较强的联盟成员更愿意配合联盟中主导集成商的相关战略的实施, 也有利于形

成共同认可的价值创造目标。

在动态物流联盟完成物流任务的过程中，每个联盟成员都希望尽量减少自身的资源投入，从而获得更多利润。完成某项任务在单位时间内获得的利润是影响联盟成员参与意愿的重要因素，联盟成员参与意愿会随着不同阶段利润率的改变进行动态调整。本文提出了基于利润率的参与意愿评估方法为

$$W = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{k_i} \frac{c_{ij} \eta_{ij}}{t_{ij}} H_{ij} + W_0 \quad (5)$$

其中， W 表示物流联盟成员参与联盟的实时意愿， η_{ij} 表示第 i 个物流子任务选用第 j 个物流资源（成员）的利润率， W_0 表示各成员企业对某一项指定任务的初始参与意愿。由于物流联盟中的各个成员企业自身的能力存在差异，因此，其参与不同任务的意愿也不相同。

3 模型求解

本文所提出的模型是有 4 个优化目标的高维多目标优化问题^[9]，求解的最终目的是得到一组尽可能收敛于真实 Pareto 前沿且均匀分布的 Pareto 解集。因此，本文拟选取 MOPSO^[10]、GrEA^[11]、NSGAIII^[12]和 IBEA^[13]4 种算法分别对模型进行求解，并对 4 种算法的求解结果进行比较，得出适合解决本文所提模型的最优方法。在算法求解得出的一组最优 Pareto 解集的基础上，本文提出一种基于后悔理论的最优解排序方法，构建了决策物流商的感知效用最大化模型并进行求解，完成物流联盟资源配置的最后一步决策。

在本文的最优解排序问题中， $M = \{1, 2, \dots, m\}$ ， $N = \{1, 2, \dots, n\}$ ， $A = \{A_1, A_2, \dots, A_m\}$ 表示 m 个备选方案的集合， x_1, x_2, \dots, x_m 分别为方案 A_1, A_2, \dots, A_m 的结果。根据后悔理论定义决策者的感知效用函数，物流联盟对方案 A_i 的感知效用可表示为

$$u_i = v(x_i) + R(v(x_i) - v(x^*)) \quad (6)$$

其中， $v(x_i)$ 为效用函数， $R(v(x_i) - v(x^*))$ 为后悔—欣喜函数。当 $R(v(x_i) - v(x^*)) \leq 0$ 时，表示决策者感到后悔， $x^* = \max \{x_i | i = 1, 2, \dots, m\}$ 。

本文所提出的物流资源配置模型共有 4 个优化目标，在基于后悔理论的排序方法中表示影响决策的 4 个属性。其中，完成物流任务的成本和时间为

成本型属性，属性值越小则越好；客户评价和参与意愿为效益型属性，属性值越大越好^[14]。 $O \in \{O_1, O_2, \dots, O_n\}$ 为 n 个属性的集合， O_j 表示第 j 个属性， $j \in N$ ； $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$ 表示属性的权重向量，其中， w_j 为属性 O_j 的权重，满足 $w_j > 0$ 且 $\sum_{j=1}^n w_j = 1$ ； $D = [\bar{d}_{ij}]_{m \times n}$ 表示决策矩阵，其中， \bar{d}_{ij} 表示方案 A_i 针对属性 O_j 的结果， \bar{d}_{ij} 为区间数，即 $\bar{d}_{ij} \in [d_{ij}^l, d_{ij}^u]$ ，且满足 $d_{ij}^l \leq d_{ij}^u$ ， $i \in M, j \in N$ 。基于后悔理论的排序法决策矩阵如表 1 所示。

表 1 基于后悔理论的排序法决策矩阵

方案	属性 O_1	属性 O_2	...	属性 O_n
A_1	\bar{d}_{11}	\bar{d}_{12}	...	\bar{d}_{1n}
A_2	\bar{d}_{21}	\bar{d}_{22}	...	\bar{d}_{2n}
...
A_m	\bar{d}_{m1}	\bar{d}_{m2}	...	\bar{d}_{mn}

在需要考虑物流联盟后悔情绪的条件下，依据决策矩阵 D 和属性权重向量 w ，计算所有已求得的资源最优分配方案的排序结果。本文所提出的基于后悔理论最优解排序方法具体如下。

1) 将决策矩阵 $D = [\bar{d}_{ij}]_{m \times n}$ 进行规范化处理，规范后记为 $B = [\bar{b}_{ij}]_{m \times n}$ ，并且有

$$b_{ij}^l = \begin{cases} \frac{d_{ij}^l - g_j}{q_j - g_j}, & i \in M, j \in N_b \\ \frac{q_j - d_{ij}^u}{q_j - g_j}, & i \in M, j \in N_c \end{cases} \quad (7)$$

$$b_{ij}^u = \begin{cases} \frac{d_{ij}^u - g_j}{q_j - g_j}, & i \in M, j \in N_b \\ \frac{q_j - d_{ij}^l}{q_j - g_j}, & i \in M, j \in N_c \end{cases} \quad (8)$$

其中， N_b 和 N_c 表示效益型属性和成本型属性的下标集合，并且 $N_b \cup N_c = N, N_b \cap N_c = \emptyset$ 。 g_j 和 q_j 的计算式为

$$g_j = \min \{d_{ij}^l | i \in M\}, j \in N \quad (9)$$

$$q_j = \max \{d_{ij}^u | i \in M\}, j \in N \quad (10)$$

2) 构建理想点 $I^+ = (\bar{b}_1^*, \bar{b}_2^*, \dots, \bar{b}_n^*)$ 。其中， $\bar{b}_j^* = [\bar{b}_j^{l*}, \bar{b}_j^{u*}]$ ， \bar{b}_j^{l*} 和 \bar{b}_j^{u*} 的计算式为

$$b_j^{l*} = b_j^{u*} = \max\{b_{ij}^l | i \in M\}, j \in N \quad (11)$$

3) 计算各资源配置方案关于属性值 \bar{b}_{ij} 的效用值 v_{ij} 。根据研究问题特性, 属性值的效用函数采用幂函数^[14], 即

$$v(x) = x^\alpha \quad (12)$$

其中, α 为决策者风险规避系数, $0 < \alpha < 1$, 且 α 越小则决策者的风险规避程度越大。对于属性值 \bar{b}_{ij} , 可以认为区间 $[b_{ij}^l, b_{ij}^u]$ 相对不动, 实际的属性值 x 在区间 $[b_{ij}^l, b_{ij}^u]$ 上随机取值且服从某种分布。依据文献[14], 设其概率密度函数为 $f_{ij}(x)$, 那么属性值 \bar{b}_{ij} 的效用值 v_{ij} 可以表示为

$$v_{ij} = \int_{b_{ij}^l}^{b_{ij}^u} v(x) f_{ij}(x) dx, i \in M, j \in N \quad (13)$$

在实际应用中, 正态分布是最常见的分布。当 x 服从正态分布 $N = (\mu_{ij}, \sigma_{ij}^2)$ 时, 依据概率统计知识中的 3σ 原则^[15], x 以 99.73% 的概率被区间 $[b_{ij}^l, b_{ij}^u]$ 覆盖, $\mu_{ij} = \frac{b_{ij}^l + b_{ij}^u}{2}$, $\sigma_{ij} = \frac{b_{ij}^l - b_{ij}^u}{6}$, 则 x 的概率密度函数为

$$f_{ij}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{ij}} \exp\left[-\frac{x - \mu_{ij}}{2\sigma_{ij}^2}\right], i \in M, j \in N \quad (14)$$

4) 依据式(14)计算所有资源配置方案的各项属性相对于理想点的后悔值。依据文献[16], 后悔—欣喜函数 $R(\Delta v)$ 可以表示为

$$R(\Delta v) = 1 - \exp(-\delta \Delta v) \quad (15)$$

其中, δ 为后悔规避系数且 $\delta > 0$, δ 越大则物流联盟的后悔规避程度越大。依据式(15)可得, 方案 A_i 的属性 O_j 相对于理想点的后悔—欣喜值为

$$R_{ij} = 1 - \exp[-\delta(v_{ij} - v_{ij}^*)], i \in M, j \in N \quad (16)$$

$$v_{ij}^* = \int_{b_{ij}^l}^{b_{ij}^u} v(x) f_j^*(x) dx = (b_j^{u*})^\alpha, i \in M, j \in N \quad (17)$$

5) 依据式(16)和式(17)建立后悔值矩阵 $R = [R_{ij}]_{m \times n}$, 依据式(6)建立物流联盟的感知效用矩阵 $U = [u_{ij}]_{m \times n}$ 。其中, u_{ij} 表示针对属性 O_j 物流联盟对方案 A_i 的感知效用, 其计算式为

$$u_{ij} = v_{ij} + R_{ij}, i \in M, j \in N \quad (18)$$

6) 综合属性 O_j 的重要程度 w_j , 计算资源配置方案 A_i 的最优综合感知效用为

$$U_i = \sum_{j=1}^n u_{ij} w_j, i \in M \quad (19)$$

依据 U_i 的大小可得到所有方案的排序结果, U_i 越大则方案 A_i 越接近最优。

4 性能评估与分析

本节将对本文所提出的资源优化配置模型的合理性进行验证, 并且选取 MOPSO^[10]、GrEA^[11]、NSGAIII^[12]和 IBEA^[13]4 种算法分别对模型进行求解, 将 4 种算法的求解结果进行比较, 根据算法效果评估本文所提模型的最优方法。然后, 为了验证基于后悔理论的最优解排序法, 通过构建感知效用最大化模型计算方案排序结果, 并通过分析排序结果的参与意愿指标, 证明了本文所提方法的优越性。采用 QWS2.0 数据集进行实验验证, 实验平台为 Mac OS, 实验工具为 MATLAB 2018。下面将从优化算法性能对比和最优解排序方法两方面进行说明。

4.1 模型合理性评估

模型中的假定参数会随着市场的变化而改变, 并影响计算结果。根据各子物流任务的要求并综合考虑 4 个优化目标的重要程度, 利用加权求和法将多目标问题转化成单目标问题, 如式(20)所示。同时在改变参数后分别计算函数值, 依据参数改变带来的优化结果的变化情况来分析模型的合理性与稳定性。

$$\min F = \min(\gamma_1 C + \gamma_2 T + \gamma_3 S + \gamma_4 W) \quad (20)$$

其中, γ_1 、 γ_2 、 γ_3 和 γ_4 分别为物流成本、物流时间、客户评价和参与意愿的权重系数, 且有 $|\gamma_1| + |\gamma_2| + |\gamma_3| + |\gamma_4| = 1$ 。在验证合理性时选择将多目标问题转为单目标问题 (F) 进行计算, C/T 越小越好, S/W 越大越好, 所以写为求最小值, 并且 S 和 W 的系数均为负数。在 $[-1, 1]$ 内按照每隔 0.1 取值的规则遍历系数的所有可能组合, 最终选择效果较好的结果为每个优化目标赋予权重, 系数归一化处理后的加权向量 $\gamma = (0.323, 0.323, -0.323, -0.031)$ 。根据约束条件中的 4 个约束指标, 分别选取以下 5 组参数对模型进行计算, 目标函数优化结果对比如表 2 所示。

表 2 目标函数优化结果对比

组号	C_{max}	T_{max}	S_{min}	W_{min}	函数值	除去 W 的函数值
1	3	7	0.5	200	-16.775 7	-23.901
2	2.95	6.95	0.55	199	-16.909 1	-31.013 1
3	3.1	6.95	0.45	202	-17.918 3	-19.192 6
4	3	6	0.48	200	-16.001 3	-20.001 3
5	3.2	7	0.49	201	-17.012 1	-22.918

由表 2 的结果可以看出，加入参与意愿限制后，极大地降低了函数对参数变化的敏感性，随着参数的变化，函数值的变化幅度很小，而在没有参与意愿限制的情况下，函数最优值随着参数变化的变动幅度较大。在物流联盟协同合作的背景下，联盟中企业的参与意愿对于联盟的正常高效运转十分重要，尽管由于加入参与意愿的限制后使得函数最优值增大了，但仍可以看出参与意愿的加入使模型的稳定性得到加强。通过上述实验结果可以看出，本文提出的参与意愿评估方法对模型是有效的，同时基于参与意愿的物流资源优化配置模型也是合理、稳定的。

4.2 优化算法性能对比

实验分别选取 MOPSO、GrEA、NSGAIII 和 IBEA 这 4 种优化算法对本文所提出的资源配置优化模型进行求解，并通过计算以上 4 种方法求解结果的均值和方差验证算法性能。其中，均值表示一组数据的趋势，并反映解的平均水平；方差反映了计算结果与均值间的偏离程度，方差计算结果越小则表示算法性能越稳定、可靠。根据上文所提出的优化目标，物流成本和运输时间的均值越小越好，参与意愿和客户评价的均值越大越好。在求解本文的物流资源优化配置问题时，4 种算法求解结果的均值对比和方差对比分别如图 2、图 3 所示。

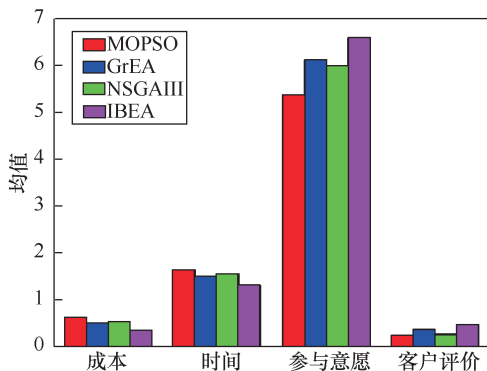


图 2 4 种算法求解结果的均值对比

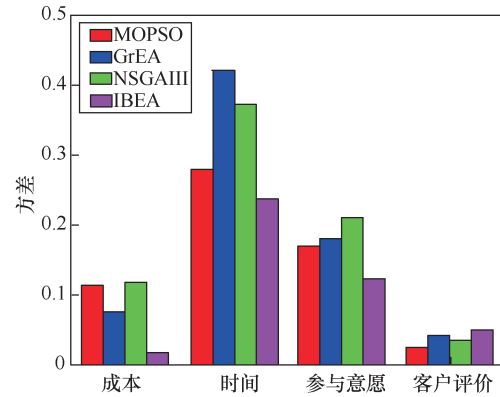


图 3 4 种算法求解结果的方差对比

由图 2 可知，在成本和时间属性中，算法 IBEA 的均值最小；在参与意愿和客户评价属性中，算法 IBEA 的均值最大。由图 3 可知，从 4 个属性的方差计算结果对比可以看出，对于成本、时间、参与意愿 3 个属性来说，IBEA 算法的方差值最小，表示与其他算法相比它的综合偏离程度最小，而其他算法无明显优势。综上所述，在本文的资源配置优化问题中，算法 IBEA 是相对更合适的一种求解方法。在算法 IBEA 优化结果中，共有 84 组符合要求的解，随后分别计算每组方案针对不同属性的效用值和后悔值，通过构建感知效用最大化模型求解得到最终排序结果。下面将根据一个实例具体验证本文所提出的基于后悔理论的最优解排序方法。

4.3 最优解排序方法验证

某大型物流公司现获得某医药企业智能终端设备的水陆空联运配送任务，即 500 台大型智能终端从南京经过长江水路后转公路再转航空运往海南。由于配送任务量庞大，该物流公司首先将大型任务分解成多个子任务，并组建动态物流联盟联合完成配送。现需要根据信息共享平台所筛选的符合条件的候选物流资源，制定最优的物流资源配置方案，选择最佳资源来完成相应的物流子任务。智能医药售卖机配送子任务分解如表 3 所示。

表 3 智能医药售卖机配送子任务分解

子任务	任务名称	候选资源
LT ₁	售卖机由生产工厂运至码头	车队 R ₁₁
		车队 R ₁₂
		车队 R ₁₃
LT ₂	码头装箱 (宁波)	码头 R ₂₁
		码头 R ₂₂
LT ₃	水运至广州港	集装箱 R ₃₁
		集装箱 R ₃₂
		集装箱 R ₃₃
LT ₄	港口堆存	堆场 R ₄₁
		堆场 R ₄₂
LT ₅	航空运输至海口	航空物流 R ₅₁
		航空物流 R ₅₂
		航空物流 R ₅₃
LT ₆	功能检测	检测人员 R ₆₁
		检测人员 R ₆₂

在智能终端的水陆联合配送过程中, 后悔情绪会影响物流商在任务分配过程中的决策, 同时影响终端运输线路上的物流企业在此次任务获得效益的满意度和下次任务的参与意愿, 因此, 在决策时融合后悔理论极具实际意义。接下来根据实例具体验证本文所提出的基于后悔理论的最优解排序方法。

首先求解得到 6 组符合条件的解, 即有 6 种医药智能终端设备运输任务分配方案 A₁, A₂, A₃, A₄, A₅, A₆ 可以选择, 在实际决策时考虑 4 个属性即 O₁, O₂, O₃, O₄, O₁ 表示物流成本 (万元), O₂ 表示物流服务时间 (天), O₃ 表示客户评价, O₄ 表示成员参与意愿。其中, 属性 O₁ 和属性 O₂ 为成本属性, 属性 O₃ 和属性 O₄ 为效益属性, 假设决策者提

供的属性权重向量为 $w = (0.3, 0.2, 0.2, 0.3)^T$ 。决策矩阵如表 4 所示。

表 4 决策矩阵

方案	成本	时间	客户评价	参与意愿
A ₁	17.5	8.5	97	0.86
A ₂	18	9	99	0.85
A ₃	16	10	98	0.91
A ₄	18.4	8	95	0.87
A ₅	20	6.5	98	0.88
A ₆	19.2	9.5	96	0.79

由于在智能终端设备的运输服务过程中, 物流成本、服务时间、客户评价和参与意愿这 4 个属性值可能存在一定的范围误差, 所以本文的属性值在按照一定规则上下浮动的区间数中取值, 并对属性值的决策矩阵进行规范化处理, 规范化矩阵如表 5 所示。

在智能医药终端设备的水陆联运配送过程中, 后悔情绪将影响运输过程的决策。大型终端的联合配送任务在分配决策前的预期后悔越高, 则在决策后实际体验到后悔时对相同分配计划的认同意愿下降得越大。同时智能终端联合配送的成员企业的参与度也会下降, 逐渐对这一条医药终端运输线路的稳定性产生影响, 因此, 运输线路上每个企业的感受都不可忽视。参与智能终端联合运输的物流企业的感知效用由效用和后悔程度两部分组成, 效用按照式(13)进行计算, 后悔程度可参照式(16)和式(17)进行计算, 参数 α 和 δ 的取值分别为 $\alpha = 0.9$, $\delta = 0.3$ 。根据式(18)建立各方案中物流企业对于不同属性的感知效用矩阵, 感知效用矩阵如表 6 所示。

表 5 规范化矩阵

方案	成本	时间	客户评价	参与意愿
A ₁	[0.056 313, 0.822 791]	[0.035 556, 0.850 939]	[0.074 116, 0.938 066]	[0.0, 0.995 034]
A ₂	[0.066 246, 0.832 481]	[0.117 430, 0.892 286]	[0.0, 0.877 970]	[0.040 166, 0.983 558]
A ₃	[0.0, 0.732 127]	[0.238 733, 1.0]	[0.0431 36, 0.831 887]	[0.087 084, 1.0]
A ₄	[0.078 376, 0.893 287]	[0.052 428, 0.875 190]	[0.172 890, 1.0]	[0.031 346, 0.945 084]
A ₅	[0.087 347, 1.0]	[0.0, 0.694 640]	[0.092 438, 0.849 071]	[0.044 654, 0.950 375]
A ₆	[0.019 653, 0.884 121]	[0.166 442, 0.852 952]	[0.174 341, 0.958 364]	[0.135 581, 0.946 663]

表6 感知效用矩阵

方案	成本	时间	客户评价	参与意愿
A ₁	0.874 692	1.176 13	0.826 628	0.409 448
A ₂	0.908 854	1.168 187	0.801 677	1.447 233
A ₃	1.236 315	1.079 21	0.905 436	1.135 093
A ₄	1.093 932	1.075 366	1.027 153	0.912 541
A ₅	1.148 872	0.905 849	0.752 284	0.781 477
A ₆	1.132 27	1.122 209	0.845 691	1.181 022

在大型医药智能终端设备的协同运输过程中，物流成本、服务时间、客户评价和参与意愿4个属性的重要程度对于任务配置的决策影响程度不同，根据各任务的实际要求和客户偏好为4个属性设置不同的权重，并依据式(19)计算得到每个方案下运输智能终端的物流商的综合感知效用为： $U_1 = 0.785\ 794$ ， $U_2 = 1.100\ 799$ ， $U_3 = 1.108\ 351$ ， $U_4 = 1.022\ 446$ ， $U_5 = 0.910\ 731$ ， $U_6 = 1.087\ 568$ 。基于后悔理论的排序思想，方案的综合感知效用数值越大，则表示该方案的实际效果越好，由综合感知效用的计算结果可知，本次医药公司大型智能终端设备的水陆联合配送方案从优到劣的排序结果为： A_3 、 A_2 、 A_6 、 A_4 、 A_5 、 A_1 。

物流联盟中成员企业的参与意愿对于实际决策具有重要意义，因此，经过排序后，各方案的成员参与意愿分布情况可以作为衡量本文所提方法合理性的一个参考指标。由表4可知，基于后悔理论计算的排序方案的参与意愿分别为0.91、0.85、0.79、0.87、0.88、0.86，按照次序计算相邻两个方案参与意愿的差值并相加，如果排序方案的参与意愿整体呈下降趋势，则差值的和较大；如果方案的参与意愿整体不呈现下降趋势，由于参与意愿的上下浮动，则差值正负抵消后的和较小。经过计算可知，基于后悔理论的排序方案的差值之和0.05比一般系数计算的差值之和-0.02大0.07，即参与意愿分布得分提高了3.5倍（以0为基准）。结果表明，本文所提出的方案效果更好，在决策中既满足了时间成本的需求，又兼顾了联盟内企业的参与意愿，有利于提高成员企业完成任务的积极性，提高了物流联盟整体的运作效率。

5 结束语

综上所述，组建物流联盟协同完成大型物流任

务可以达到提高效率、降低成本的目的，合理的资源配置方案对物流联盟的稳定运行十分重要。本文考虑物流成员的参与意愿对物流资源配置优化结果的影响，提出了基于成员参与意愿的物流联盟资源配置优化模型，并分别选用4种多目标优化算法对模型进行求解，通过对比发现，IBEA算法更适合解决本文所提的物流资源优化配置问题。另外，为了解决实际生产中的决策问题，本文提出了一种基于后悔理论的最优解排序方法，根据各组方案不同属性的效用值和后悔值构建整体感知效用最大化模型，将最优解集再次进行排序，得到的排序结果可以在实际生产中为确定决策方案提供更明确的依据，并且有利于保障物流联盟合作关系的稳定发展。

参考文献：

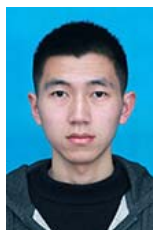
- [1] 李志刚, 周兴社. 物联网软件平台及其智能化发展[J]. 物联网学报, 2017, 1(1): 40-49.
LI Z G, ZHOU X S. IoT software platform and its intelligent development[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2017, 1(1): 40-49.
- [2] 王志宏, 杨震. 人工智能技术研究及未来智能化信息服务体系的思考[J]. 电信科学, 2017, 33(5): 1-11.
WANG Z H, YANG Z. Research on artificial intelligence technology and the future intelligent information service architecture[J]. Telecommunications Science, 2017, 33(5): 1-11.
- [3] WANG X Y. Study on problems and countermeasures of wisdom logistics development in China[J]. Railway Transport & Economy, 2017(4): 41-45.
- [4] JI S W, ZHANG L Y, YU Z. Single-link task allotment in dynamic logistics alliance[J]. Logistics Technology, 2016, 35(7): 53-56.
- [5] 王旭, 田帅辉, 王振锋. 面向物流任务的跨组织边界物流资源优化配置[J]. 计算机集成制造系统, 2012, 18(2): 389-395.
WANG X, TIAN S H, WANG Z F. Inter-organizational boundaries' logistics resource optimized allocation oriented to logistics task[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2012, 18(2): 389-395.
- [6] GUILLERMO L-D, CHRISTIAN C-C, DAVOR L, et al. Mir proteins coordinate microtubule-and actin-dependent mitochondrial transport and distribution[J]. EMBO Journal, 2018, 37(3): 321-336.
- [7] CHEN J, LU J, QI S L. Generating scenarios for simulation modeling of container ship arrivals[J]. Applied Mechanics and Materials, 2011: 591-595.
- [8] 刘伟华, 季建华, 周乐. 两级物流服务供应链任务分配模型[J]. 上海交通大学学报, 2008, 42(9): 1524-1528.
LIU W H, JI J H, ZHOU L. Two-level logistics service supply chain task allocation model[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2008, 42(9): 1524-1528.
- [9] 刘建昌, 李飞, 王洪海, 等. 进化高维多目标优化算法研究综述[J]. 控制与决策, 2018, 33(5): 114-122.

- LIU J C, LI F, WANG H H, et al. Survey on evolutionary many-objective optimization algorithms[J]. Control and Decision, 2018, 33(5): 114-122.
- [10] ZHANG J, CHO H, MAGO P J, et al. Multi-objective particle swarm optimization (MOPSO) for a distributed energy system integrated with energy storage[J]. Journal of Thermal Science, 2019, 28(6): 1221-1235.
- [11] YANG S X, LI M Q, LIU X H, et al. A grid-based evolutionary algorithm for many-objective optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2013, 17(5): 721-736.
- [12] YUAN Y, XU H, WANG B. An improved NSGA-III procedure for evolutionary many-objective optimization[C]//Proceedings of 2014 Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation. [S.l.:s.n.], 2014: 661-668.
- [13] BHAGAVATULAS S, SANJEEVIS G, KUMAR D, et al. Multi-objective indicator based evolutionary algorithm for portfolio optimization[C]//Proceedings of 2014 IEEE International Advance Computing Conference (IACC). Piscataway: IEEE Press, 2014: 1206-1210.
- [14] 张晓, 樊治平, 陈发动. 基于后悔理论的风险型多属性决策方法[J]. 系统工程理论与实践, 2013, 33(9): 139-146.
ZHANG X, FAN Z P, CHEN F D. Method for risky multiple attribute decision making based on regret theory[J]. Systems Engineering—Theory & Practice, 2013, 33(9): 139-146.
- [15] 曾华, 刘雁鸣, 熊德之. 概率论与数理统计[M]. 北京: 科学出版社, 2014.
ZENG H, LIU Y M, XIONG D Z. Probability and mathematical statistics[M]. Beijing: Science Press, 2014.
- [16] 张笛, 孙涛, 陈洪转, 等. 多种形式不确定偏好信息下考虑后悔行为的双边匹配方法[J]. 系统工程与电子技术, 2019, 41(1): 123-128.
ZHANG D, SUN T, CHEN H Z, et al. Method for two-sided matching with multi-form preference information considering regret behavior[J]. Systems Engineering and Electronics, 2019, 41(1): 123-128.

[作者简介]



李梦蓉(1994-),女,南京邮电大学通信与信息工程学院硕士生,主要研究方向为工业互联网、智能制造和智慧供应链。



朱华瑜(1995-),男,南京邮电大学自动化学院硕士生,主要研究方向为智能计算、深度强化学习和智慧云制造。



元晋(1983-),男,博士,南京邮电大学副教授,主要研究方向为人工智能在工业互联网、能源互联网、智慧供应链和智慧健康等领域的关键技术与应用。



孙雁飞(1976-),男,博士,南京邮电大学研究员,主要研究方向为人工智能在工业互联网、能源互联网、智慧供应链和智慧健康等领域的关键技术与应用。