



模糊粒子群优化算法的第四方物流运输时间优化

卢福强, 刘婷, 杜子超, 毕华玲, 黄敏

引用本文:

卢福强, 刘婷, 杜子超, 等. 模糊粒子群优化算法的第四方物流运输时间优化[J]. 智能系统学报, 2021, 16(3): 474–483.

LU Fuqiang, LIU Ting, DU Zichao, et al. Convergence fuzzy particle swarm optimization based transportation time optimization of 4PL[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2021, 16(3): 474–483.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202004032>

您可能感兴趣的其他文章

多配送中心下生鲜农产品同步取送选址-路径优化

Fresh agricultural cargoes location–routing optimization with simultaneous pickup and delivery for multiple distribution centers
智能系统学报. 2020, 15(1): 50–58 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201905042>

基于目标空间分解和连续变异的多目标粒子群算法

Decomposition and continuous mutation–based multi–objective particle swarm optimization
智能系统学报. 2019, 14(3): 464–470 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201711015>

基于改进PSO和FCM的模糊辨识

Fuzzy identification based on improved PSO and FCM
智能系统学报. 2019, 14(2): 378–384 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201707025>

依概率收敛的改进粒子群优化算法

Improved particle swarm optimization algorithm with probability convergence
智能系统学报. 2017, 12(4): 511–518 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201610004>

基于改进粒子群算法的移动机器人多目标点路径规划

Mobile robot multi–goal path planning using improved particle swarm optimization
智能系统学报. 2017, 12(3): 301–309 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201606046>

基于粒子群优化的Elman神经网络无模型控制

Elman model–free control method based on particle swarm optimization algorithm
智能系统学报. 2016, 11(1): 49–54 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201507025>

微信公众平台



关注微信公众号, 获取更多资讯信息

DOI: 10.11992/tis.202004032

模糊粒子群优化算法的第四方物流运输时间优化

卢福强¹, 刘婷², 杜子超², 毕华玲¹, 黄敏²

(1. 燕山大学 经济管理学院, 河北 秦皇岛 066004; 2. 东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 816819)

摘要: 针对第四方物流运输 (4PL) 过程中的运输时间优化问题, 本文建立了第四方物流运输时间优化模型, 并设计引入收敛因子和隶属度函数的模糊粒子群优化算法 (CFPSO), 对运输路线和第三方代理商选择进行决策。仿真实验中设计了 3 个不同规模的算例, 并将收敛模糊粒子群优化算法的实验结果与枚举算法、基本粒子群优化算法、遗传算法和量子粒子群优化算法的实验进行对比分析, 证明了模型和算法的有效性。

关键词: 第四方物流; 运输成本; 运输时间; 第三方代理商; 收敛因子; 隶属度函数; 收敛模糊优化; 粒子群优化算法

中图分类号: TP18; N945.1 文献标志码: A 文章编号: 1673-4785(2021)03-0474-10

中文引用格式: 卢福强, 刘婷, 杜子超, 等. 模糊粒子群优化算法的第四方物流运输时间优化 [J]. 智能系统学报, 2021, 16(3): 474-483.

英文引用格式: LU Fuqiang, LIU Ting, DU Zichao, et al. Convergence fuzzy particle swarm optimization based transportation time optimization of 4PL[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2021, 16(3): 474-483.

Convergence fuzzy particle swarm optimization based transportation time optimization of 4PL

LU Fuqiang¹, LIU Ting², DU Zichao², BI Hualing¹, HUANG Min²

(1. School of Economics and Management, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China; 2. Faculty of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 816819, China)

Abstract: This paper proposed a transportation time optimization model that employed a convergence factor and the convergence fuzzy particle swarm optimization (CFPSO) of membership functions to determine transportation routes and third party agents in the fourth-party logistics (4PL). Three examples with different scales were designed in the simulation experiment. The experimental result of the CFPSO was analyzed and compared with those of the enumeration algorithm, basic particle swarm optimization algorithm, genetic algorithm, and quantum-behaved particle swarm optimization to establish the validity of the proposed model and algorithm.

Keywords: fourth party logistics; transportation cost; transportation time; third party online agents; convergence factor; degree of membership function; convergence fuzzy optimization; particle swarm optimization

随着信息技术的发展, 很多制造型企业将物流业务外包给第三方物流代理商 (third party logistics, 3PL), 由他们承担仓储、运输等任务。对于一些大型企业, 多元化、国际化的趋势逐渐增强, 供应链策略的设计、优化要与企业的竞争策略相辅相成, 考虑内外环境因素的影响, 这一问题已

然成为一个规模庞大、构造复杂的系统工程^[1]。但是 3PL 只承担实际的物流操作业务, 在资源配置、统筹规划、集成技术、综合技能等方面存在一定的局限性, 无法实现整个物流系统的优化^[2]。美国埃森哲 (Accenture) 咨询公司在 1996 年最先提出了第四方物流 (fourth party logistics, 4PL) 的概念^[3], 4PL 是在 3PL 的基础上发展起来的, 通过集合资源、技术、能力来构建一套完整的供应链解决方案^[4]。与 3PL 相比, 4PL 具备获取资源和协调规划的能力^[5]。企业将供应链的整体优化外包

收稿日期: 2020-04-27.

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2020YFB1712802); 国家自然科学基金项目 (71401027); 河北省高等学校人文社会科学研究项目 (SQ202002).

通信作者: 毕华玲. E-mail: bihualing081@126.com.

给4PL,4PL通过一系列的考察、分析、规划、设计,将具体的物流作业外包给3PL,进一步提升物流运输的效率,同时使企业能够将自身的资源用于其核心业务^[6]。

4PL具有明显的优势,在物流领域中起到举足轻重的作用,得到了国内外学者的广泛研究。同时,4PL也面临着巨大挑战,归结起来可分为2个方面:1)黄敏等^[7]提出4PL如何激励3PL提高物流服务质量并降低配送过程中的风险问题;2)如何对资源进一步整合优化使得3PL在可以接受的配送成本条件下提高物流服务质量,使得3PL切实感受到4PL的加入可以使它们能够将自身资源用于其核心业务。因此,考虑在委托商可接受的最大成本约束下,提高加入4PL后的3PL的物流服务质量具有重要研究价值。本文对4PL的路径优化问题进行研究,缩短配送时间,提高物流服务质量。关于4PL的运输路径优化问题,综合考虑3PL的能力、信誉、转运时间及运输成本等因素的影响,如黄敏等^[7]充分考虑不确定环境的影响,将3PL代理商的配送时间设定为不确定变量,建立了4PL路径规划模型,并采用多种改进的遗传算法进行求解;崔研等^[8]考虑中转发车时间,以运输时间为约束条件,以总成本最小为目标函数,建立了基于一点到多点的多任务第四方物流路径优化模型,并设计蚁群优化算法求解模型;薄桂华等^[9]将嵌入删除算法和声搜索算法两阶段算法,用于加快求解带时间窗约束的4PL路径优化问题的运行时间;王勇等^[10]考虑了时间和风险因素的约束,研究多任务、多代理商的4PL作业整合优化,采用柔性禁忌算法求解模型^[10];崔研等^[11]结合模糊的转运时间和最小的成本约束,研究多点到单点的4PL路径优化问题,设计文化基因算法求解模型;陈建清等^[12]建立了赋予多维权的有向图模型,描述第四方物流中路径优化、3PL代理商选择等问题,并提出基于Dijkstra算法的求解方法。对于4PL的路径优化问题,既要考虑委托商提出的成本约束,又要满足客户对运输时间的期望。同时,由于运输环境的不确定性,各个3PL代理商运输能力的不同,城市节点中存在的转运时间,4PL路径优化已然成为一个复杂、影响因素相互制约的系统工程问题。在一定的成本预算约束下,如何设计运输路径,选择合适的3PL代理商,形成一套完整的供应链解决方案以实现客户期望的时间,已经成为4PL亟待解决、不断优化问题。

本文针对4PL运作中的运输时间优化问题,

建立了4PL运输时间优化模型。引入收敛因子和隶属度函数,对基本粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)进行改进,设计收敛模糊粒子群优化算法(convergence fuzzy particle swarm optimization, CFPSO)对4PL运输时间优化问题进行求解。通过3个规模逐渐增大的算例对CFPSO算法的性能进行验证,并且将实验结果与基本PSO、枚举算法(enumeration algorithm, EA)、遗传算法(genetic algorithm, GA)和量子粒子群优化算法(quantum-behaved particle swarm optimization, QPSO)对本问题的求解结果进行比较分析。

1 第四方物流运输时间优化问题

1.1 第四方物流运输问题

在4PL运作中,第四方物流公司通过路径网络图选择合适的路线,将货物从起点城市运输到终点城市。图1为运输路线网络图。

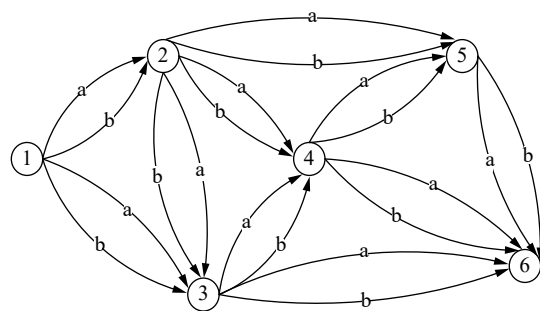


图1 运输路线网络

Fig. 1 Transport route network

图1中的每个节点表示一个城市,节点1表示起点,节点6表示终点。在物流运输路线上,每两个连通的节点之间有2个备选的代理商,分别是代理商a和代理商b。本文考虑在一定的运输成本约束下,通过选择最佳路径和合适的代理商,实现整体物流作业运输时间最短的目标。

1.2 运输时间优化模型

1.2.1 模型假设与符号定义

1) 模型假设

- ①每个作业任务至多由一个代理商负责完成。
- ②本问题是单任务问题,且只有一个起点和一个终点。

③从出发点运送到终点的过程中,任务需要完成的总运输量不会改变。

2) 符号定义

x_{ij}^g : 作业在节点*i*与节点*j*之间选择代理商*g*完成。

Q: 从配送起点到配送终点需要被配送的总运量。

Q_g : 代理商 g 能够承担的最大运量。

d_{ij} : 节点 i 与节点 j 之间的距离。

c_{ij}^g : 代理商 g 在节点 i 与节点 j 之间单位运输距离、单位运载量的运输成本。

t_{ij}^g : 代理商 g 在节点 i 与节点 j 之间运输单位运量货物的运输时间。

C : 委托人能够承担的最大运输成本。

G : 代理商的个数。

N : 网络中的节点数量。

1.2.2 数学模型

$$\text{Min} \sum_{g=1}^G \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N t_{ij}^g x_{ij}^g \quad (1)$$

$$\text{s.t.} \sum_{g=1}^G \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N d_{ij} c_{ij}^g Q x_{ij}^g \leq C \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^N x_{ij}^g \leq 1, i \in \{N-1\}, j \in \{1, 2, \dots, N\}, \quad (3)$$

$$g \in \{1, 2, \dots, G\}$$

$$Q \leq Q_g, g \in \{1, 2, \dots, G\} \quad (4)$$

$$\begin{cases} 1, & \text{作业在节点 } i \text{ 与 } j \text{ 之间选代理商 } g \\ 0, & \text{作业在节点 } i \text{ 与 } j \text{ 之间未选代理商} \end{cases} \quad (5)$$

式 (1) 为目标函数, 表示最小化物流运输时间; 式 (2) 表示各段路径的运输成本之和不超过委托人所能承担的最大成本; 式 (3) 表示至多有一个代理商负责节点 i 到节点 j 的运输任务; 式 (4) 表示运输货物的运量不超过代理商所能承受的最大运量; 式 (5) 表示当作业在 i 点与 j 之间选择代理商 g 完成时, $x_{ij}^g = 1$; 否则 $x_{ij}^g = 0$ 。

2 收敛模糊粒子群优化算法

4PL 运输时间优化问题的自变量众多, 且对算法的运行时间和运行结果的精度要求高, 因此采用 PSO 算法进行求解。PSO 算法是一种模拟自然界鸟类觅食过程的生物启发式算法^[12-13]。PSO 初始化为一群随机粒子, 这些粒子在搜索空间中 4 处移动来寻找问题最佳的解。Shi 等^[14]引入惯性权重的概念, 被大家认为是标准的粒子群优化算法。

模糊粒子群优化算法 (fuzzy particle swarm optimization, FPSO)^[15] 通过改变影响粒子飞行速度、方向的状态更新公式, 保持了种群的活跃度, 使得算法的精确度大大提升。但是, FPSO 需要较长的收敛时间。为了缩短收敛时间, 可以引入收缩因子, 形成收敛粒子群优化算法 (convergence particle swarm optimization, CPSO), 相关实验表明此举可以大大提升整个种群的收敛速度^[16]。本文考虑吸收 FPSO 和 CPSO 的长处, 将隶属度函数

和收缩因子引入 PSO 的速度更新公式, 从而设计收敛模糊粒子群优化算法 (convergence fuzzy particle swarm optimization, CFPSO)。CFPSO 不仅可以保证算法的收敛速度, 加快全局收敛, 还能丰富种群的多样性, 减小搜索粒子陷入局部最优的概率, 提升算法的整体运算精确度, 涵盖了众多改进 PSO 算法的优势与特点。

2.1 基本 PSO 算法求解

将基本的 PSO 算法应用到第四方物流运输时间控制问题中, 在编码方面, 每个粒子被设定为一个备选方案, 搜索空间的维数为运输问题中的城市个数, 粒子的位置状态信息即是从起点城市向终点城市运输货物的路径。因此, 本文采用多进制的编码方式, 0 表示运输路径不经过该城市, 1 表示运输路径经过该城市且选择 1 号代理商承担此段运输任务, 2、3 等数字与上述意义相同; 在初始化种群方面, 采用随机初始化的方式, 若有两个代理商可供选择, 则粒子每一维搜索空间的初始位置在 0、1、2 中随机产生。第一维与最后一维空间除外, 因为这两维代表的是运输路线的起点城市与终点城市, 粒子的位置在 1、2 中随机选取。在选择策略方面, 采取优胜劣汰的选择策略。首先, 将粒子当前的适应值与自身历史最优值得出的适应值进行比较, 若当前的适应值优于自身历史最优值, 则更新该粒子的个体历史最优值。然后, 对所有粒子的个体历史最优值进行比较, 择优选取当代全局最优值, 若优于原值, 则进行更新, 否则进入下次循环, 并且以最大迭代次数为终止条件。

2.2 PSO 算法改进策略

通过加入隶属度函数和收缩因子来更新飞行速度与状态。

$$v_i^{t+1} = k \left[\omega v_i^t + c_1 r_1 (p_i^t - x_i^t) + \sum_{h \in B(i,k)} \varphi(h) c_2 r_2 (p_h^t - x_i^t) \right] \quad (6)$$

$$k = 2 / \left| 2 - \phi - \sqrt{\phi^2 - 4\phi} \right|, \quad \phi = c_1 + c_2 \quad (7)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (8)$$

式中: ω 为惯性权重, 在 $[0, 1]$ 之间取值, 用来衡量粒子 i 保留上一次迭代速度的大小, ω 越大, 本次迭代速度与上一次的迭代速度越接近; c_1 为自我学习因子; c_2 为社会学习因子, 是两个常量, 使粒子具有自我总结和向群体中优秀个体学习的能力; r_1 和 r_2 是两个在 $0 \sim 1$ 取值的随机数; k 为收敛因子; $\varphi(h)$ 为隶属度函数。

式 (6) 为粒子的速度更新公式, 式 (8) 是粒子的位置更新公式^[16]。隶属度表示为一个模糊变量, 本文基于 Bell 函数建立隶属度函数^[17], 如式 (9) 所示:

$$\varphi(h) = \frac{1}{1 + \left(\frac{f(p_h) - f(p_g)}{\beta} \right)^2} \quad (9)$$

续表 4

城市	杭州	南京	上海	南通	泰州	淮安	郑州	连云港	日照	青岛	济南	石家庄
南京	330	0	248	306	—	355	1 673	—	761	905	1 553	—
上海	195	248	0	103	217	—	—	—	—	—	—	—
南通	—	306	103	0	160	354	1 971	779	1 064	—	—	—
泰州	—	—	217	160	0	193	1 871	—	982	—	—	—
淮安	—	355	—	354	193	0	1 788	—	939	—	—	—
郑州	—	1 673	—	1 971	1 871	1 788	0	1 220	915	776	257	—
连云港	—	—	—	779	—	—	1 220	0	397	528	1 064	—
日照	—	761	—	1 064	982	939	915	397	0	145	828	—
青岛	—	905	—	—	—	—	776	528	145	0	708	1 154
济南	—	1 553	—	—	—	—	257	1 064	828	708	0	514
石家庄	—	—	—	—	—	—	—	—	—	1 154	514	0

3.3 算例 3

运输网络有 18 个节点城市, 起点城市是杭州, 终点城市是石家庄。每两个相通城市节点之

间的距离如表 5 所示, 有 3 种代理商可以承担每段路径具体的运输任务, 代理商的运输能力、报价信息和算例 2 中相同。

表 5 算例 3 城市间距离
Table 5 Distances between cities in case 3

km

城市	杭州	南京	上海	南通	泰州	淮安	合肥	郑州	连云港	日照	蚌埠	青岛	临沂	枣庄	济南	邢台	邯郸	石家庄
杭州	0	330	195	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—
南京	330	0	248	306	—	355	65	1 673	—	761	—	905	—	—	1 553	—	—	—
上海	195	248	0	103	217	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—
南通	—	306	103	0	160	354	—	1 971	779	1 064	—	—	—	—	—	—	—	—
泰州	—	—	217	160	0	193	306	1 871	—	982	428	—	—	—	—	—	—	—
淮安	—	355	—	354	193	0	362	1 788	—	939	—	—	—	—	—	—	—	—
合肥	—	65	—	—	306	362	0	1 610	499	—	—	—	983	—	—	—	—	—
郑州	—	1 673	—	1 971	1 871	1 788	1 610	0	1 220	915	1 444	776	—	—	257	—	—	—
连云港	—	—	—	779	—	—	449	1 220	0	397	—	528	—	—	1 064	—	—	—
日照	—	761	—	1 064	982	939	—	915	397	0	553	145	—	—	828	—	—	—
蚌埠	—	—	—	—	428	—	—	1 444	—	553	0	700	—	895	—	—	—	—
青岛	—	905	—	—	—	—	—	776	528	145	700	0	143	242	708	—	—	1 154
临沂	—	—	—	—	—	—	983	—	—	—	—	143	0	108	571	1 014	—	—
枣庄	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	895	242	108	0	464	902	—	—
济南	—	1 553	—	—	—	—	—	257	1 064	828	—	708	571	464	0	499	421	514
邢台	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	1 014	902	499	0	140	23
邯郸	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	421	140	0	137
石家庄	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	1 154	—	—	514	23	137	0

4 实验与结果分析

4.1 CFPSO 参数设置

4.1.1 收敛因子 k 的确定

为了确定收敛因子 k 的最优取值,以算例 3 为例,进行数值仿真实验,设委托商提出的最大成本约束为 100 000 元,种群由 20 个粒子构成,每个粒子有 18 维搜索空间,代表着 18 个城市节点,以算法循环迭代 100 次为停止准则。 c_1 和 c_2 分别在 $[1,6]$ 和 $[0,6]$ 之间取值,将最小运输时间作为粒子的适应值。图 3 是 2 种学习因子的取值组合对适应值的影响。

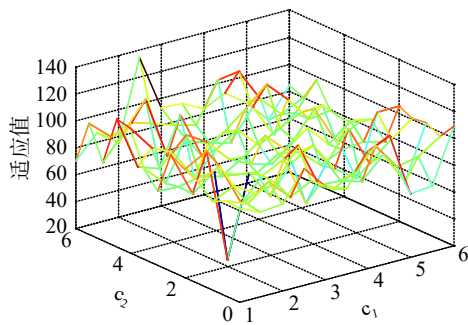


图 3 学习因子对适应值的影响

Fig. 3 Influence of learning factors on fitness value

可以看出,随着 c_1 和 c_2 取值组合的不同,测试函数的适应值存在一定的波动性,但以上的两个二维曲面图的大致趋势基本相同,当 c_1 和 c_2 都接近于 2 时,适应值即最小的运输时间明显小于其他取值范围输出的结果。

设自学习因子 c_1 和社会学习因子 c_2 的取值均为 1.9、2.0、2.1、2.2,这两个参数的组合有 16 种,每次令两个学习因子取值为其中的一个组合,程序运行 10 次,计算这 10 次运行结果的平均数并记录在表 6 中。从表 6 可以看出,当 $c_1 = c_2 = 2.1$ 时,CFPSO 输出的结果最好,物流方案最少花费 25.09 h,此时 $\phi = 2.1 + 2.1 = 4.2 > 4$,算法的收敛性能强。所以收敛因子的最优取值为 $k = 2 / \left| 2 - 4.2 - \sqrt{4.2^2 - 4 \times 4.2} \right|$ 。

表 6 适应值与 c_1 和 c_2 的关系

Table 6 Relationship between fitness values c_1 and c_2

c_2	c_1			
	1.9	2	2.1	2.2
1.9	29.96	26.36	25.19	26.18
2	29.86	26.28	29.88	26.28
2.1	29.85	26.19	25.09	30.71
2.2	29.96	31.08	30.77	31.01

4.1.2 隶属度函数中参数 β 的确定

本节仿真实验参数 β 取值为 0~100,跨度为

0~0.5 的离散点,仍以算例 3 为例,设最大成本约束为 100 000 元,种群由 20 个粒子构成,每个粒子有 18 维搜索空间,以循环迭代 100 次为停止准则,计算最小的运输时间。实验结果如图 4 所示。

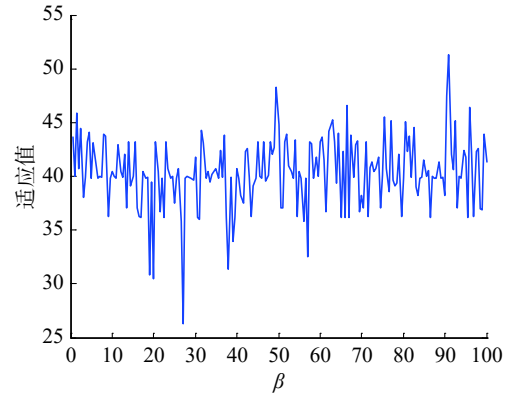


图 4 参数 β 对适应值的影响

Fig. 4 Influence of β on fitness value

从图 4 中可以看出,随着参数 β 的不断变化,适应值以 40 为基准呈现上下波动,当 $\beta \in [26,29]$ 时,结果最好。将 β 取值为整数,分别令 $\beta = 26$ 、27、28、29,计算最小运输时间,得到的结果如图 5 所示。

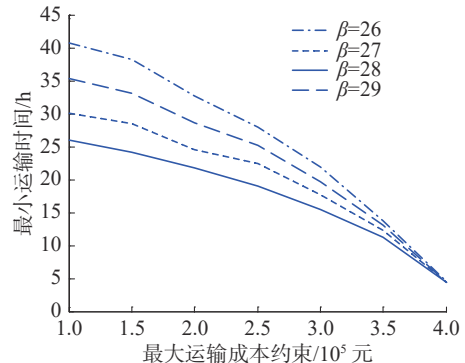


图 5 参数 β 对适应值的影响

Fig. 5 Influence of β on fitness value

从图 5 可以看出,当 $\beta = 28$ 时,在各个最大运输成本条件的约束下,CFPSO 算法得到的运输时间最小,隶属度函数中的参数 β 取值为 28。

4.2 实验结果

为了说明问题这里仅给出算例 3 的实验结果,见表 7。从实验结果可以看出:1)随着运输成本约束的增加,负责每段路径的代理商在不断地变化,最小运输时间也逐渐减少,通过不同的成本约束来控制货物的运输时间;2)委托商给出的整个运输方案的成本预算越多,CFPSO 算法运行出的最佳运输路径越倾向于选择速度快的代理商承担运输任务,即花更多的钱来实现运输时间的最优化。

表 7 实验结果 (算例 3)
Table 7 Experimental results (case 3)

成本约束/元	运输路线	运输距离/km	运输成本/元	最小运输时间/h
50 000	110010000011110102	2 901	49 498	36.006
100 000	102101001001111012	3 019	92 792	25.09
200 000	110000100000102022	2 507	191 398	18.73
300 000	120000100222001	2 464	292 014	9.751
400 000	120000200202022	2 507	376 050	3.343

4.3 多种算法的对比分析

为了验证 CFPSO 算法的性能,本节采用枚举算法 (EA)、基本 PSO 算法、GA 算法和量子粒子群优化 (QPSO) 算法^[18-25]求解上述 3 个算例,并从最小运输时间、CPU 时间等方面进行对比分析。各算例实验结果的对比分别列于表 8、9、10 中。

表 8 各算法运行结果 (算例 1)
Table 8 Results obtained from the algorithm (case 1)

算法	性能指标	成本约束/元		
		10 000	7 000	5 000
EA	最小运输时间/h	7.56	12.41	15.13
	CPU 时间/ms	81	97	81
基本 PSO	最小运输时间/h	10.28	13.86	15.13
	平均运输时间/h	11.62	14.72	15.13
	平均 CPU 时间/ms	190	230	249
GA	最小运输时间/h	7.65	12.41	15.13
	平均运输时间/h	8.53	12.41	15.13
	平均 CPU 时间/ms	238	263	258
CFPSO	最小运输时间/h	7.56	12.41	15.13
	平均运输时间/h	7.56	12.41	15.13
	平均 CPU 时间/ms	32	31	15
QPSO	最小运输时间/h	2.44	2.44	2.44
	平均运输时间/h	4.77	4.12	3.30
	平均 CPU 时间/ms	136	134	117

表 9 各算法运行结果 (算例 2)
Table 9 Results obtained from the algorithm (case 2)

算法	性能指标	成本约束/元					
		300 000	250 000	200 000	150 000	100 000	50 000
EA	最小运输时间/h	8.49	12.62	16.98	21.17	26.18	29.86
	CPU 时间/ms	22 817	21 656	21 309	21 557	28 994	27 638
基本 PSO	最小运输时间/h	14.43	16.98	21.35	24.99	26.93	29.86
	平均运输时间/h	16.34	18.68	21.6	25.36	28.86	29.96
	平均 CPU 时间/ms	437	415	462	453	484	427
GA	最小运输时间/h	8.49	12.62	16.98	21.17	26.18	29.86
	平均运输时间/h	8.71	13.22	17.33	21.39	26.18	31.49
	平均 CPU 时间/ms	478	442	440	452	450	406

续表 9

算法	性能指标	成本约束/元					
		300 000	250 000	200 000	150 000	100 000	50 000
CFPSO	最小运输时间/h	8.94	12.62	16.99	21.38	26.18	29.86
	平均运输时间/h	8.95	12.87	17.02	21.39	26.18	29.96
	平均CPU时间/ms	150	152	151	149	147	148
QPSO	最小运输时间/h	15.61	19.18	35.44	52.57	34.24	35.34
	平均运输时间/h	78.11	49.61	75.74	65.55	57.62	36.61
	平均CPU时间/ms	275	238	278	270	276	257

表 10 各算法运行结果(算例 3)

Table 10 Results obtained from the algorithm (case 3)

算法	性能指标	成本约束/元			
		400 000	300 000	200 000	100 000
基本 PSO	最小运输时间/h	13.29	18.96	22.07	31.63
	平均运输时间/h	14.96	19.08	24.91	33.78
	平均CPU时间/ms	891	968	1 092	1 098
GA	最小运输时间/h	3.39	10.26	18.47	27.07
	平均运输时间/h	4.41	13.95	20.66	29.43
	平均CPU时间/ms	753	829	919	852
CFPSO	最小运输时间/h	3.34	9.75	18.73	25.09
	平均运输时间/h	4.41	11.98	19.83	25.94
	平均CPU时间/ms	194	200	197	191
QPSO	最小运输时间/h	66.06	26.56	38.65	34.93
	平均运输时间/h	154.60	124.23	90.47	54.33
	平均CPU时间/ms	439	442	409	396

综合以上 5 个算法对 3 个算例的实验结果,可以得出以下结论:

1) 实验结果角度

当算例的规模比较小时,如算例 1,根据 5 个算法得到的平均运输时间的优劣性,如图 6 所示,可以将算法按照收敛能力排序为:QPSO>EA>CFPSO>GA>基本 PSO。当算例的规模增大时,如算例 2,如图 7 所示算法收敛能力排序为:CFPSO=EA=GA>基本 PSO>QPSO。当算例规模很大时,如算例 3,EA 已经不能在可接受的时间内运行出结果,如图 8 所示,其他 4 种算法的收敛能力排序为:CFPSO>GA>基本 PSO>QPSO。

2) CPU 时间角度

随着 3 个算例规模的逐渐增大,算法程序的复杂度也显著增加,在这里将城市个数、代理商个数这两个变量的乘积作为各算例程序的时间复杂度,即 $T(mn) = O(n^2)$, m 是代理商的个数, n 是城市的个数。算例 1、2 和 3 的时间复杂度分别为 12、36、54。从图 9 中可以看出,随着各算例运输方案个数的增加,EA 算法的运行时间呈现快速增长的趋势,相比之下,基本 PSO 算法和 GA

算法的增长速度适中,QPSO 算法的 CPU 运行时间较为缓慢,CFPSO 算法的增长速度则最为缓慢。可见,CFPSO 算法中收敛因子加快程序运行的作用比较明显,随着程序复杂度的增加,CFPSO 算法的运行时间始终小于其他 3 种算法,具有一定的稳定性。可将 4 种算法的运行速度进行以下的排序:CFPSO>QPSO>GA>基本 PSO>EA。

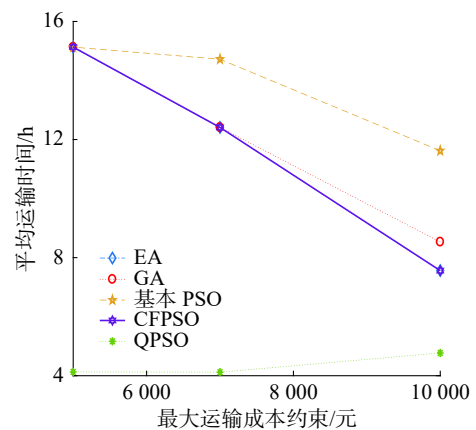


图 6 算例 1 实验结果对比

Fig. 6 Comparison of experimental results in case 1

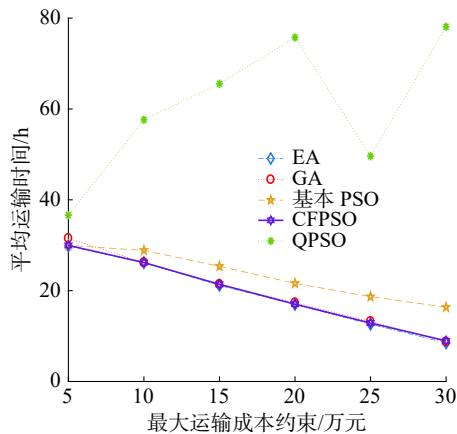


图7 算例2实验结果对比

Fig. 7 Comparison of experimental results in case 2

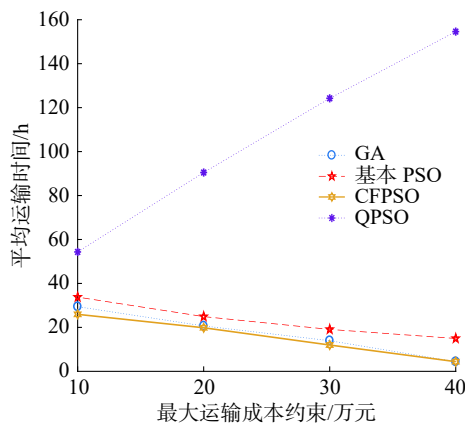


图8 算例3实验结果对比

Fig. 8 Comparison of experimental results in case 3

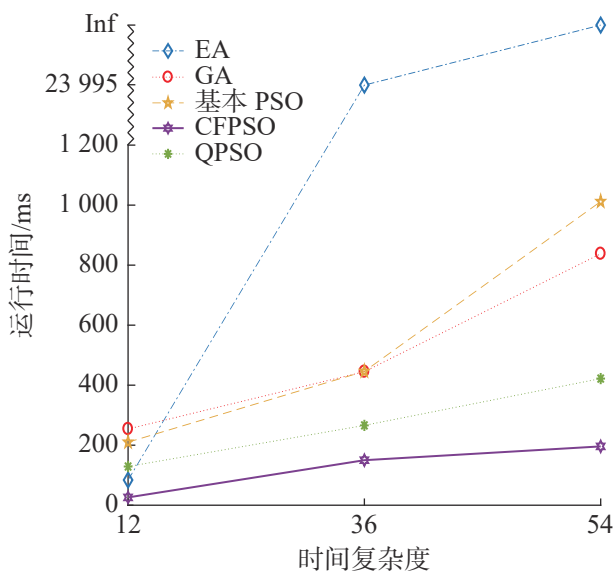


图9 各算法运行时间对比分析

Fig. 9 Comparison of the algorithm's run time

综上所述, CFPSO、QPSO、GA、基本 PSO 和 EA 求解本优化问题时各有优劣。针对第四方物流运输时间控制问题, 选取最适合的求解算法应

从实验结果、CPU 时间这两个方面来衡量。通过以上的分析, 可以将这 4 种算法的性能进行排序: CFPSO > GA > QPSO > 基本 PSO > EA。

5 结束语

本文针对第四方物流运输时间优化问题, 建立了数学模型, 设计了收敛模糊粒子群优化算法, 设计了多个算例进行实验分析。实验结果分析表明, 建立的数学模型合理, 能够辅助决策, 提供满足运输成本和运输时间要求的决策方案。所设计的收敛模糊粒子群优化算法与枚举算法、基本粒子群优化算法、遗传算法和量子粒子群优化算法相比具有更好的收敛能力和更快的收敛速度, 能够有效地解决第四方物流运输时间优化问题, 具备可行性。

参考文献:

- [1] 杨宝军, 李华增. 第四方物流剖析 [J]. *工业工程与管理*, 2003, 8(3): 49-51, 76.
YANG Baojun, LI Huazeng. Analysis of the fourth party logistics[J]. *Industrial engineering and management*, 2003, 8(3): 49-51, 76.
- [2] 姚建明, 刘丽文. 4PL 模式下的供应链资源整合决策分析 [J]. *系统工程*, 2007, 25(4): 1-8.
YAO Jianming, LIU Liwen. A decision analysis on supply Chain resource integration in 4PL mode[J]. *Systems engineering*, 2007, 25(4): 1-8.
- [3] BADE D J, MUELLER J K. New for the millenium -- 4PL[J]. *Transportation & distribution*, 1999, 40(2): 78-80.
- [4] HUANG Min, TU Jun, CHAO Xiuli, et al. Quality risk in logistics outsourcing: a fourth party logistics perspective[J]. *European journal of operational research*, 2019, 276(3): 855-879.
- [5] YAO Jianming. Decision optimization analysis on supply chain resource integration in fourth party logistics[J]. *Journal of manufacturing systems*, 2010, 29(4): 121-129.
- [6] 张新, 田澎. 第四方物流及对物流规划功能的外包 [J]. *工业工程与管理*, 2002, 7(2): 38-40.
ZHANG Xi, TIAN Peng. Fourth party logistics and outsourcing of planning function in logistics[J]. *Industrial engineering and management*, 2002, 7(2): 38-40.
- [7] HUANG Min, REN Liang, LEE L H, et al. Model and algorithm for 4PLRP with uncertain delivery time[J]. *Information sciences*, 2016, 330: 211-225.
- [8] 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 [J]. *系统工程学报*, 2012, 27(4): 535-542.
CUI Yan, HUANG Min, WANG Xingwei. Fuzzy programming model and algorithm of 4PLRP considering

- travel schedule[J]. *Journal of systems engineering*, 2012, 27(4): 535–542.
- [9] 薄桂华, 黄敏. 考虑拖期风险的第四方物流路径优化问题模型与求解[J]. *复杂系统与复杂性科学*, 2018, 15(3): 66–74.
- BO Guihua, HUANG Min. Model and solution of routing optimization problem in the fourth party logistic with tardiness risk[J]. *Complex systems and complexity science*, 2018, 15(3): 66–74.
- [10] 王勇, 赵骅, 李勇. 用禁忌算法求解第四方物流作业整合优化模型[J]. *系统工程学报*, 2006, 21(2): 143–149.
- WANG Yong, ZHAO Hua, LI Yong. Tabu search algorithm for optimization model of integration of job of 4th party logistics[J]. *Journal of systems engineering*, 2006, 21(2): 143–149.
- [11] CUI Yan, HUANG Min, YANG Shengxiang, et al. Fourth party logistics routing problem model with fuzzy duration time and cost discount[J]. *Knowledge-based systems*, 2013, 50: 14–24.
- [12] 陈建清, 刘文煌, 李秀. 第四方物流中基于多维度的有向图模型及算法[J]. *工业工程与管理*, 2003, 8(3): 45–48, 59.
- CHEN Jianqing, LIU Wenhua, LI Xiu. The directed graph model with multi dimensions in the fourth party logistics and its algorithm[J]. *Industrial engineering and management*, 2003, 8(3): 45–48, 59.
- [13] KENNEDY J, EBERHART R C, SHI Y. *Swarm intelligence*[M]. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 2001: 1–10.
- [14] SOMPRACHA C, JAYAWEEA D, TRICOLI P. Particle swarm optimisation technique to improve energy efficiency of doubly-fed induction generators for wind turbines[J]. *The journal of engineering*, 2019, 2019(18): 4890–4895.
- [15] LAN Rushi, ZHU Yu, LU Huimin, et al. A two-phase learning-based swarm optimizer for large-scale optimization[J]. *IEEE transactions on cybernetics*, 2020, 2020:1–10.
- [16] ABDELBAR A M, ABDEL SHAHID S, WUNSCH II D C. Fuzzy PSO: A generation of particle swarm optimization[C]//*Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks*. Montreal, Canada, 2005: 1086–1091.
- [17] CHEN Chen, XU Junqi, LIN Guobin, et al. Fuzzy adaptive control particle swarm optimization based on T-S fuzzy model of maglev vehicle suspension system[J]. *Journal of mechanical science and technology*, 2020, 34(1): 43–54.
- [18] 伍永健, 陈跃东, 陈孟元. 量子粒子群优化下的 RBPF-SLAM 算法研究[J]. *智能系统学报*, 2018, 13(5): 829–835.
- WU Yongjian, CHEN Yuedong, CHEN Mengyuan. Research on RBPF-SLAM algorithm based on quantum-behaved particle swarm optimization[J]. *CAAI transactions on intelligent systems*, 2018, 13(5): 829–835.
- [19] GUANG He, LU Xiaoli. An improved QPSO algorithm and its application in fuzzy portfolio model with constraints[J]. *Soft computing*, 2021, 25(12): 7695–7706.
- [20] ZHAO Xingang, LIANG Ji, MENG Jin, et al. An improved quantum particle swarm optimization algorithm for environmental economic dispatch[J]. *Expert systems with applications*, 2020, 152: 113370.
- [21] CHENG Jiatang, XIONG Yan, AI Li. Fault diagnosis of wind turbine gearbox based on neighborhood QPSO and improved D-S evidence theory[J]. *Recent advances in computer science and communications*, 2020, 13(2): 248–255.
- [22] CAI Yujie, SUN Jun, WANG Jie, et al. Optimizing the codon usage of synthetic gene with QPSO algorithm[J]. *Journal of theoretical biology*, 2008, 254(1): 123–127.
- [23] XU Xinzhen, SHAN Dong, WANG Guanying, et al. Multimodal medical image fusion using PCNN optimized by the QPSO algorithm[J]. *Applied soft computing*, 2016, 46: 588–595.
- [24] LIN Sen, NAN Yurong. Optimization of rolling schedule in tandem cold mill based on QPSO algorithm[J]. *Advanced materials research*, 2010, 145: 165–170.
- [25] FAN Qiufeng, WANG Tao, CHEN Yang, et al. Design and application of interval Type-2 TSK fuzzy logic system based on QPSO algorithm[J]. *International journal of fuzzy systems*, 2018, 20(3): 835–846.

作者简介:



卢福强, 副教授, 博士, 主要研究方向为智慧物流、供应链管理、项目风险管理。



刘婷, 本科生, 主要研究方向为路径规划、优化算法。



毕华玲, 讲师, 博士, 主要研究方向为物流管理、项目管理, 智能算法设计。