

基于累积前景理论的第四方物流 路径优化模型及其求解算法



□胡桂红^{1,2,3}

[1. 霍林郭勒市公共实训管理服务中心 霍林郭勒 029200; 2. 东北大学 沈阳 110819;
3. 霍林郭勒市技工学校 霍林郭勒 029200]

[摘要] 考虑客户风险偏好对第四方物流路径优化的影响, 将客户的行为因素引入到决策中, 提出一种基于累积前景理论的第四方物流路径优化模型。用累积前景理论的前景价值作为客户的期望效用和最优目标, 以此来构建改进蚁群算法的评价函数, 用基于混合行为的蚁群算法求解出客户满意的最佳物流路径方案。并与效用最大化模型和前景理论模型进行了对比分析, 通过仿真和实验数据说明该方法得到的路径方案客户满意度高, 从而证明该模型及求解算法的有效性和可行性。

[关键词] 第四方物流路径优化; 风险规避; 累积前景理论; 混合行为蚁群算法

[中图分类号] F506

[文献标识码] A

[DOI] 10.14071/j.1008-8105(2017)-0031

Model and Algorithm for Fourth Party Logistics Routing Optimization Problem Based on Cumulative Prospect Theory

HU Gui-hong^{1,2,3}

(1. The Public Training Management Service Center of Huolinguole
Huolinguole 029200 China;

2. Northeastern University Shenyang 110819 China;

3. Huolinguole City Technician Training School Huolinguole 029200 China)

Abstract Considering the effect of customer risk preference on fourth party logistics routing optimization (4PLRP), the customers' behavioral factors are introduced into decision making, and a method based on the cumulative prospect theory to solve the 4PL routing optimization is proposed. The method uses the prospect value of cumulative prospect theory as the customers' utility function and the optimal objective to formulate the evaluation function of the improved ant colony algorithm, and the hybrid behavior based ant colony algorithm (HBACA) is used to solve the optimal logistics route. Analysis is made through comparing models based on expected utility maximization and prospect theory. Simulation and experimental data indicate that this method obtains high customer satisfaction, so the model and algorithm are proved to be effective and feasible.

Key words fourth party logistics routing optimization (4PLRP); risk aversion; cumulative prospect theory; hybrid behavior based ant colony algorithm (HBACA)

[收稿日期] 2018-03-07

[作者简介] 胡桂红(1980-)女, 东北大学博士研究生, 霍林郭勒市公共实训管理服务中心、霍林郭勒市技工学校、霍林郭勒市职业技术学校教师。

引言

第四方物流(4PL)是一个供应链的集成商,它对公司内部和具有互补性的服务供应商所拥有的不同资源、能力和技术进行整合和管理,并提供一整套最佳的供应链解决方案。4PL的主要作用在于利用虚拟的网络平台,汇集众多技术提供商、咨询公司、3PL等合作伙伴,并根据企业需要选择每一个环节的最优合作伙伴,通过互联网收集和传递信息,建立客户定制的个性化最优物流决策方案。路径优化是第四方物流决策中的一个关键问题。路径优化就是根据客户的需求,分析货物从发货地到目的地的可选路径,选择一条满足约束条件,并使客户所需目标最优的路径。近几年,许多学者从不同的角度对第四方物流路径优化问题进行研究。陈建清,刘文煌等基于项目具体应用环境的基础上,提出了4PL的工作原理及第四方物流运作中决策支持系统的框架,并且在考虑物流能力和供应商评价的基础上,建立赋予多维度的有向图模型,进一步提出基于Dijkstra算法的求解方法^[1-2]。崔妍,黄敏等研究了带有中转发车时间、带有费用折扣和带有费用折扣的多任务等情况下的4PLRP模型,并设计了改进的智能优化算法进行求解^[3-5]。黄敏,薄桂华等研究了带有时间窗4PLRP问题,并提出有效的求解算法^[6-7]。但是他们都假设客户是完全理性的,是风险中立的。然而在实际的物流外包中,客户是有限理性的,往往对物流路径方案的选择存在着主观上的风险偏好。因此,4PL应该考虑客户风险偏好,为客户提供个性化的物流路径方案,从而提高客户的满意度及企业的核心竞争力。

关于有限理性理论的研究已经有很成熟的理论:Kahneman和Tversky在1979年提出了前景理论,揭示了人在面临获得时是风险规避的,在面临损失时是风险寻求的,并且对损失比对收益更加敏感的心理特征^[8]。在此基础上,他们在1992年又提出了更准确地反映决策者心理特征的前景理论,人在面临损失时偏好风险,高估小概率事件,面临获得时厌恶风险,低估发生概率较大事件^[9]。这两个理论在很多领域得到广泛的应用,并能解释许多在完全理性假设下解释不了的现象。而且不少学者已对前景价值函数、权重函数及其参数进行研究^[10-13]。Tversky和Fox提出一个两阶段模型,用于解释决策权重的确定过程:决策者首先认真考虑事件发生的判断概率;然后应用风险情况下的概率权

重函数,将该概率转换成最终的决策权重^[14-15]。

本文在以上研究的基础上,创新地把累积前景理论引入第四方物流路径优化研究领域,解决客户风险偏好对物理路径的影响,从而更好为客户提供物理服务。文章针对物流拖期的实际问题,考虑客户对拖期风险并不是完全理性的心理特征,将累积前景理论引入到第四方物流路径优化问题中,即对考虑客户风险偏好的路径优化问题进行研究,建立基于累积前景理论的第四方物流路径优化模型,用基于混合行为的蚁群算法进行求解,并与效用最大化模型和前景理论模型进行了对比分析,仿真数据和实例显示所提模型及算法的有效性和实用性。

一、问题描述及建模

(一) 问题描述

本文研究的路径优化问题描述如下:客户有一紧急运输任务,需要在指定时间内,从发货地运送货物到收货地。客户对该任务的所需费用有一预期值,并且拖期会给客户带来损失。客户外包该运输任务给4PL完成,由于任务紧急及物流过程中存在着各种不确定性会导致拖期风险,4PL不愿承担拖期损失。但是,4PL在寻求物流路径方案时,会考虑到客户订制化服务的要求及损失规避行为,为客户选择一条满意的物流路径方案。

假设用多重有向图 $G=\{V,E\}$ 来表示第四方物流路径网络,如图1所示。其中, V 是节点的集合, $V=\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$, v_1 代表发货地, v_n 代表收货地,其他中间节点代表仓库,中转站等; r_{ij} :表示以 i 为原点, j 为终点的边的数量; e_{ijk} :表示以 i 为原点, j 为终点的第 k 条边; E 是边的集合, $E=\{e_{ijk}\}, i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, n; k=1, 2, \dots, r_{ij}$;

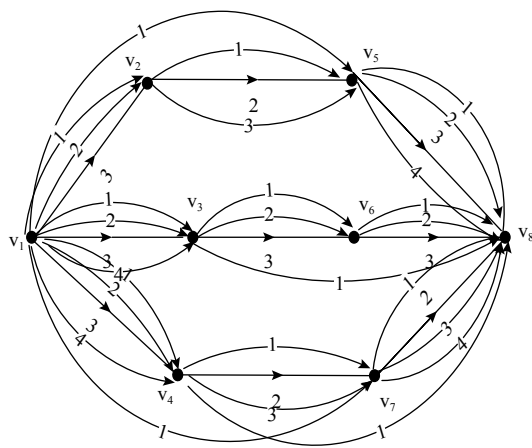


图1 第四方物流路径网络图

$(C_{e_{ijk}}, T_{e_{ijk}}, L_{e_{ijk}}, E_{e_{ijk}})$ ：分别代表在路段 e_{ijk} 上完成运输所需要的费用、时间、最大拖期时间和最大提前时间； (C_i, T_i, L_i, E_i) ：分别表示在节点 v_i 上完成处理所需要的费用、时间、最大拖期时间和最大提前时间。 M 为货物的重量， C_0 为客户的期望费用， L_0 为货物延期的单位损失， T_0 为客户的交货时间要求。

(二) 假设和说明：

1. 设 R 是一条从发货地 v_1 到收货地 v_n 的路径，并满足交货期要求，则路径 R 有一预期运输时间 $T(R)$ ，而实际的运输时间 $T'(R)$ 是一个随机变量，

$$P(R) = P(T'(R) > T_0) = \begin{cases} \frac{L_2 + T(R) - T_0}{L_2 + L_1} & T_0 \leq T(R) + L_2 \\ 0 & T_0 > T(R) + L_2 \end{cases}$$

则不拖期的概率为 $1 - P(R)$ 。

2. 设实际的物流费用为 C_c ，当不发生拖期时 $C_c = C(R)$ ；当发生拖期时 $C_c = C(R) + LM$ 。当实际的物流费用 $C_c \leq C_0$ 时，对客户来说节约了成本，即客户获得收益 $C_0 - C_c$ ；当实际的物流费用 $C_c > C_0$ 时，对客户来说成本超出自己的预期值，即客户损失 $C_c - C_0$ 。

3. 客户的效用函数取幂函数的形式：

$$u(x) = \begin{cases} x^b & (x \geq 0) \\ -(-x)^b & (x < 0) \end{cases}$$

(三) 基于累积前景理论的模型

假设客户是风险规避的，则效用函数的形式为：

$$U(x) = \begin{cases} u(x) & \text{if } x \geq 0 \\ -\lambda|u(x)| & \text{if } x < 0 \end{cases} \quad \text{则实际物流费用 } C_c \text{ 对}$$

$$\text{客户的效用函数为：} U(C_c) = \begin{cases} (C_0 - C_c)^b & C_c \leq C_0 \\ -\lambda(C_c - C_0)^b & C_c > C_0 \end{cases}$$

$$\max E[U(C(R), P(R))] = U(C_0 - C(R) - L_0 M) \pi(P(R)) + U(C_0 - C(R)) \pi(1 - P(R))$$

$$= \begin{cases} (C_0 - C(R) - L_0 M)^b \left(1 - \frac{(1 - P(R))^\gamma}{((P(R))^\gamma + (1 - P(R))^\gamma)^{1/\gamma}} \right) + (C_0 - C(R))^b \frac{(1 - P(R))^\gamma}{((P(R))^\gamma + (1 - P(R))^\gamma)^{1/\gamma}} & C(R) \leq C_0 - L_0 M \\ -\lambda(C(R) + L_0 M - C_0)^b \frac{P(R)^\gamma}{((P(R))^\gamma + (1 - P(R))^\gamma)^{1/\gamma}} + (C_0 - C(R))^b \frac{(1 - P(R))^\gamma}{((P(R))^\gamma + (1 - P(R))^\gamma)^{1/\gamma}} & C_0 - L_0 M < C(R) \leq C_0 \\ -\lambda(C(R) + L_0 M - C_0)^b \frac{P(R)^\gamma}{((P(R))^\gamma + (1 - P(R))^\gamma)^{1/\gamma}} - \lambda(C(R) - C_0)^b \left(1 - \frac{P(R)^\gamma}{((P(R))^\gamma + (1 - P(R))^\gamma)^{1/\gamma}} \right) & C(R) > C_0 \end{cases} \quad (1)$$

$$\text{s.t. } C(R) = M \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^{r_{ij}} C_{ijk} x_{ijk}(R) + M \sum_{j=1}^n C_j y_j(R) \quad (2)$$

$$T(R) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^{r_{ij}} T_{ijk} x_{ijk}(R) + \sum_{j=1}^n T_j y_j(R) \leq T_0 \quad (3)$$

假设 $T'(R)$ 在区间 $[T(R) - L_1, T(R) + L_2]$ 服从均匀分布。其中 L_1 和 L_2 是4PL根据3PL每一段路提供的最大拖期时间和最大提前时间，按照一定的计算方法计算出这条路径上的最大拖期时间和最大提前时间（4PL可以根据3PL提供的各路段的最大提前时间，最大拖期时间及发车时间及客户要求发货的时间按照一定的方法计算出来的，本文以每段路上最大提前时间之和为该条路径的最大提前时间，每段路上最大拖期时间之和为该条路径的最大拖期时间的方法为例）。那么就可以求出路径 R 上的拖期概率：

损失规避者的效用函数图如图2所示。

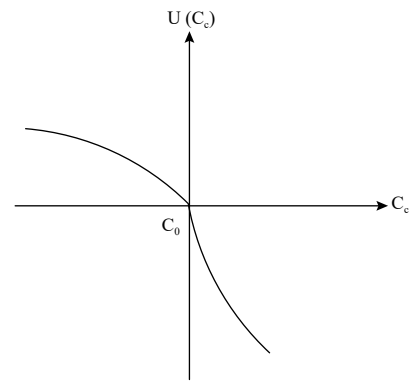


图 2 损失规避者的成本效用函数图

假设客户是风险规避的，而且会过高估计小概率事件，低估中大概率事件。根据累积前景理论，既考虑客户风险规避，又考虑客户高估小概率事件，低估中大概率事件的心理特征，以客户期望效用最大化为目标，建立模型为：

$$P(R) = \begin{cases} \frac{L_2 + T(R) - T_0}{L_2 + L_1} & T_0 \leq T(R) + L_2 \\ 0 & T_0 > T(R) + L_2 \end{cases} \quad (4)$$

$$x_{ijk}(R) = \begin{cases} 1 & e_{ijk} \in R \\ 0 & e_{ijk} \notin R \end{cases} \quad (5)$$

$$y_j(R) = \begin{cases} 1 & v_j \in R \\ 0 & v_j \notin R \end{cases} \quad (6)$$

$$R = (v_1, \dots, v_i, k, v_j, \dots, v_t) \in G, i \in \{1, 2, \dots, n\}; \\ j \in \{1, 2, \dots, n\}; k \in \{1, 2, \dots, r_{ij}\} \quad (7)$$

公式 (1) 是客户的期望效用, 公式 (2) 表示在所选路径 R 上完成运输任务所需要的成本; 公式 (3) 表示所选路径 R 上的运输时间应满足交货期约束; 公式 (4) 表示在所选路径 R 上运输面临拖期风险发生的概率; 公式 (5) 表示在所选路径 R 上包含的边; 公式 (6) 表示所选路径 R 上的包含的点; 公式 (7) 是满足客户要求由发货地到收货地的一条路径。

二、算法的设计

(一) 算法设计思想

根据问题的特点, 为了既能扩大搜索空间, 又能充分利用有效的历史信息, 我们采用改进蚁群算法, 即混合行为蚁群算法求解该问题^[16-17]。

开始时, 设有 f 只蚂蚁放在初始点, 把这 f 只蚂蚁按照 $f_1 : f_2 : f_3 : f_4$ 的比例分成四组。每组蚂蚁, 从原点 v_1 出发, 分别按照 Selection1、Selection2、Selection3 和 Selection4 的选择策略, 从和 v_1 相关联的边的集合中选择一条边到下一个节点。以此类推, 直到搜索到终点 v_t 。当 f 只蚂蚁都走完一条通路后, 按照评价函数得到本次循环的最优解, 并保存。然后按照预定义信息素更新规则更新信息素。迭代 $N_{\max}$ 次, 得到最优解。

其中四种选择策略如下:

Selection1: 蚂蚁以随机的方式选择下一个要到达的节点和所经过的边。即蚂蚁每次随机的选择一个与蚂蚁所在节点相通的节点, 在从该节点到与所选相通的节点间的多条边中随机的选择一条边。

Selection2: 蚂蚁以贪婪的方式选择下一个要经过的边和要到达的节点, 即按照公式 (8) 定义的最大转移概率进行转移:

$$P_{ijl}^k(t) = \begin{cases} \frac{\eta_{ijl}(t)}{\sum_{j \in J_k(i)} \eta_{ijl}(t)} & j \in J_k(i), l \in r_{ij} \\ 0 & \text{others} \end{cases} \quad (8)$$

其中 $J_k(i)$ 表示与 i 节点相通的点的集合, r_{ij} 是 i 和 j 之间的边的集合, $\eta_{ijl} = \frac{1}{C e_{ijl}}$ 。

Selection3: 蚂蚁按照公式 (9) 选择下一个要经过的边和要到达的节点。蚂蚁按照下式定义的最大状态转移概率进行转移。

$$P_{ijl}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ijl}(t)}{\sum_{j \in J_k(i)} \tau_{ijl}(t)} & j \in J_k(i), l \in r_{ij} \\ 0 & \text{others} \end{cases} \quad (9)$$

τ_{ijl} 为节点 i 和节点 j 之间的第 l 条边上的残留信息素。

Selection4: 蚂蚁按照公式 (10) 选择下一个要经过的边和要到达的节点。

$$(j, l) = \arg \max (\tau_{ijl}(t) \eta_{ijl}(t)) j \in J_k(i), l \in r_{ij} \quad (10)$$

(二) 信息素更新策略

图 1 中所有边都按照下面的信息素更新公式更新信息素:

$$\tau_{ijl}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ijl}(t) + \frac{Q}{F_{\max}(R)} \quad (11)$$

其中, ρ 信息素挥发系数, $F_{\max}(R)$ 是每次迭代后的当前最优解的评价值。

(三) 评价函数定义

因为目标函数值可能为负也可能为正, 因此我们定义评价函数如下:

$$F(R) = e^F$$

其中 F 为目标函数。

(四) 算法的步骤

步骤1: 初始化参数。根据多重有向路径图生成节点连通矩阵, 循环次数 $N_c=0$ 设置 $N_{\max}$ 为最大迭代次数, 令路径 (i, j, k) 的初始化信息素为 $\tau_{ijk}(t)$ 为常数 const , 初始时刻 $\Delta\tau_{ijk}(t) = 0$, 蚂蚁的分配比例 $f_1 : f_2 : f_3 : f_4$, 信息素挥发系数 ρ 及常数 Q 。

步骤2: 生成 f 只蚂蚁, 其中 $\frac{ff_1}{f_1+f_2+f_3+f_4}$ 只蚂蚁按 Selection1 规则选择路径, 另外 $\frac{ff_2}{f_1+f_2+f_3+f_4}$ 只、 $\frac{ff_3}{f_1+f_2+f_3+f_4}$ 只、 $\frac{ff_4}{f_1+f_2+f_3+f_4}$ 只分别按 Selection2 的规则、Selection3 的规则和 Selection4 的规则选择路径。

步骤3: 将四个蚁群随机地放到发货点。

步骤4: 循环次数 $N_c = N_c + 1$

步骤5: 每个蚁群的蚂蚁都按照自己的规则选择一条从发货点到收货点的路径。

步骤6: 判断蚂蚁所选的路径是否满足约束条件, 对满足约束条件的路径, 计算其目标函数, 获

取在本轮循环中获得的最优值。

步骤7：比较和修改全局最优路径，根据全局更新公式（11）更新每个支路的信息数量。把蚂蚁放回初始发货点。

步骤8：若满足结束条件 $N_c=N_{cmax}$ ，循环结束输出最优路径，否则清空所有蚂蚁的节点和边矩阵，跳转到第4步。

三、数值仿真和实例分析

（一）数值仿真

为了测试本文提出模型和算法的有效性，设计了不同规模4PLRP算例对其进行测试。算例中各参数的含义如表1所示。算例中各参数取值是参照一些权威文献及反复测试得到的最合适的值。其中蚂蚁的分配比例会根据问题规模的不同对求解时间有一定影响，通过反复测试得出适合不同规模问题的最佳比例。算例中的数据是根据顺丰、圆通、德邦

物流、上海荣庆物流、上海春宇供应链管理有限公司和中国外运广东有限公司的实际运输数据构造的。算法中各参数值、算例数据及仿真结果如表2所示。从表2中的仿真数据可见混合行为蚁群算法在解决不同规模的4PLRP是有效的。

表 1 混合行为蚁群算法的参数说明

参数	含义
m	蚂蚁数量
τ_{ij}	信息素浓度初始值
$\tau_1 : \tau_2 : \tau_3 : \tau_4$	蚂蚁的分配比例
ρ	信息素衰减系数
Nc	最大迭代次数
Q	信息素更新常量
α	信息启发式因子
β	期望启发式因子
b	风险态度系数
λ	风险规避系数
γ	概率权重函数的一个参数

表 2 不同问题规模的结果值

规模（节点数）	m	τ_{ij}	$\tau_1 : \tau_2 : \tau_3 : \tau_4$	ρ	Nc	Q	α	β	b	λ	γ	Time（second）
4	10	0	1:2:8:9	0.9	50	100	1	2	0.88	2.25	0.69	<1
8	10	0	1:2:8:9	0.9	50	100	1	2	0.88	2.25	0.69	<2
12	10	0	1:2:8:9	0.9	50	100	1	2	0.88	2.25	0.69	<3
24	10	0	1:2:8:9	0.9	50	100	1	2	0.88	2.25	0.69	<7
36	10	0	1:2:8:9	0.9	50	100	1	2	0.88	2.25	0.69	<15

（二）实例分析

假设某4PL物流公司承揽了一项运输任务，由西安运送50箱门锁到莫桑比克的马普托，每箱体积为0.025 m³，毛重为30kg。4PL选择不同的第三方物流公司和不同的交通工具，每条线路可以选择天津港、青岛港、上海港、广州港和深圳港等中转站中的一个。并假设客户预期费用为1500，拖期损失是1000，客户期望时间T₀为31天。实例算法参数设置如表2所示。求出最优路径为：西安-广州-马普托，其中从西安到广州用专线物流公司德邦物流，广州到马普托用中国外运广东有限公司，总费用是1750元，时间为29天。

为了对比，假设客户的预期费用为1500元，1700元，2000元，客户的拖期损失为800元、1000元和1200元，交货期为28天，32天和35天的所有可能组合下，用期望效用模型、前景理论模型和累积前景理论模型对算例分别求出最优路径方案。用100名客户对三种模型求出的最优路径方案，进行满意度评价，每20个客户为一组，经过多

次多轮实验得到多组数据，每组数据显示的结果一致。表3是其中一组20名客户多轮评价的客户满意度的平均值。

通过对表3数据分析，我们可以得到以下结论：

1. 当客户的预期费用一致，三种模型都会随着拖期损失的增加，客户满意度有所下降。并且累积前景理论模型所得路径优化方案的客户满意度较高。
2. 当拖期损失一致时，客户的预期费用增加时，客户满意度没有出现明显单调变化，但累积前景理论模型的客户满意度较高。
3. 当拖起损失随着客户的预期费用增加而增加时，客户满意度没能出现单调变化，但累积前景理论模型的客户满意度较高。
4. 综上三点可知，用累积前景理论模型所得物流路径方案，客户的满意度高。因为累积前景理论模型把客户对损失比获得敏感的因素充分用参数进行了描述，该模型更符合客户实际的心理，因此满意度就会高。

表 3 不同的预期费用、拖期损失和交货期下三种模型的客户满意度值

预期费用	拖期损失值	效用最大模型满意度的平均值	前景理论模型满意度的平均值	累积前景理论模型的满意度的平均值
1500	800	4.68	4.68	4.76
1500	1000	4.64	4.64	4.72
1500	1200	4.56	4.56	4.64
1700	800	4.68	4.72	4.72
1700	1000	4.60	4.72	4.72
1700	1200	4.72	4.72	4.84
2000	800	4.68	4.68	4.72
2000	1000	4.72	4.76	4.64
2000	1200	4.76	4.80	4.84

四、结束语

考虑到客户是有限理性的，即会有面临损失时偏好风险，面临获得时厌恶风险，并且面对损失比面对获得敏感的心理特征。因此用前景理论的前景价值作为客户对路径方案的效用函数，从而为客户选择效用最大的路径方案，这样的路径方案客户的满意度会更高。本文用改进蚁群算法，基于混合行为的蚁群算法进行求解，这种算法不但能扩大搜索空间，还能充分利用历史信息，因此这种算法具有一定的优势，仿真数据和实例证明其有效性。这种考虑客户心理特征的路径优化方法会获得更高的客户满意度和客户忠诚度，4PL会有更高的核心竞争力。

参考文献

[1] 陈建清, 刘文煌, 李秀. 第四方物流中基于多维权的有向图模型及算法[J]. 工业工程与管理, 2003, 8(3): 45-49.

[2] 陈建清, 刘文煌, 李秀. 第四方物流中决策支持及物流方案的优化[J]. 计算机工程, 2004, 30(5): 150-153.

[3] 崔妍, 黄敏, 王兴伟. 带有中专发车时间的4PLRP的模糊规划模型与算法[J]. 系统工程学报, 2012, 4(27): 535-542.

[4] 崔妍, 黄敏, 王兴伟. 带有费用折扣的第四方物流路径问题的研究[J]. 系统仿真学报, 2013, 4(25): 714-721.

[5] 黄敏, 崔妍, 林婉婷, 任亮. 带有费用折扣的多任务第4方物流路径优化问题[J]. 控制与决策, 2013, 7(28): 987-1001.

[6] HUANG M, BO G, WANG X. The optimization of routing in fourth-party logistics with soft time windows using harmony search [C]. Proceedings of the Sixth International

Conference on Natural Computation (ICNC 2010), 2010: 4344-4348.

[7] 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[J]. 东北大学学报（自然科学版）, 2013, 2(34): 182-185.

[8] KAHNEMAN D, TVERSKY A. Prospect theory: An analysis of decision under risk[J]. Economica, 1979, 47(2): 263-291.

[9] TVERSKY A, KAHNEMAN D. Advances in prospect theory: Cumulative representation of uncertainty[J]. Journal of Risk and Uncertainty, 1992, 5(4): 297-323.

[10] WU G, GONZALEZ R. Curvature of the probability weighting function[J]. Management Science, 1996, 42(12): 1676-1690.

[11] PRELEC D. The probability weighting function[J]. Economica, 1998, 66(3): 497-527.

[12] GONZALEZ R, WU G. On the shape of the probability weighting function[J]. Academic Press, 1999, 38(1): 129-166.

[13] KILKA M, WEBER M. What determines the shape of the probability weighting function under certainty[J]. Management Science, 2001, 47(12): 1712-1726.

[14] TVERSKY A, FOX C R. Weighting risk and uncertainty[J]. Psychological Review, 1995, 102(2): 269-238.

[15] FOX C R, TVERSKY A. A belief-based account of decision uncertainty[J]. Management Science, 1998, 44(7): 879-895.

[16] 胡小兵, 黄席樾. 基于混合行为蚁群算法的研究[J]. 控制与决策, 2005(1): 67-72.

[17] 段海滨. 蚁群算法的原理及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005: 144-148

编辑 邓婧