

# 控制与决策

Control and Decision

## 不确定情形下在线多源多属性反向拍卖双边协商决策

王世磊, 屈绍建, 常广庶, 马刚

引用本文:

王世磊, 屈绍建, 常广庶, 马刚. 不确定情形下在线多源多属性反向拍卖双边协商决策[J]. *控制与决策*, 2022, 37(11): 3023–3032.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0635>

---

### 您可能感兴趣的其他文章

#### Articles you may be interested in

#### [基于新型距离测度的概率犹豫模糊多属性群决策方法](#)

Probabilistic hesitant fuzzy multi-attribute group decision-making based on new distance measure

*控制与决策*. 2022, 37(3): 729–736 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1118>

#### [基于鲁棒优化的云医疗资源配置问题](#)

Robust optimization based medical resource allocation problem in cloud healthcare system

*控制与决策*. 2021, 36(2): 469–474 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0455>

#### [基于策略权重的模糊多属性决策方法](#)

Strategic weight manipulation in fuzzy multiple attribute decision making

*控制与决策*. 2021, 36(5): 1259–1267 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0542>

#### [概率区间值直觉犹豫模糊Maclaurin对称平均算子及决策方法](#)

Probabilistic interval-valued intuitionistic hesitant fuzzy Maclaurin symmetric mean operators and decision method

*控制与决策*. 2021, 36(5): 1249–1258 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1370>

#### [基于前景理论和模糊理论的在线多属性采购拍卖 供应商选择决策](#)

Decision method of supplier selection for online multi-attribute procurement auction based on prospect theory and fuzzy theory

*控制与决策*. 2020, 35(11): 2637–2645 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1768>

# 不确定情形下在线多源多属性反向拍卖双边协商决策

王世磊<sup>1†</sup>, 屈绍建<sup>2</sup>, 常广庶<sup>1</sup>, 马刚<sup>3</sup>

(1. 郑州航空工业管理学院 商学院, 郑州 450000; 2. 南京信息工程大学  
管理工程学院, 南京 210093; 3. 武汉大学 经济与管理学院, 武汉 430072)

**摘要:** 针对现实中存在的带有协商交互的在线多源多属性反向拍卖(OMSMARA)情形,同时考虑到买卖(采供)双方面临的不同方面的不确定性,综合利用双层规划理论和模糊理论研究不确定情形下 OMSMARA 双边协商决策问题. 首先,基于问题描述和适当假设,建立一个新的带有协商交互的模糊混合整数双层规划(FMIBLP)模型,并基于增广模糊最小最大决策方法进行模型的精确转化;其次,考虑到问题模型的特点以及粒子群算法(PSO)的优越性,提出基于修正 PSO 的双层分布迭代算法(PSO-BLDI)用于模型求解;然后,通过数值算例和对比分析展示所建模型的可行性以及所提出算法的有效性;最后,通过敏感性分析研究相关参数变化对模型求解结果的影响,进一步表明所提出模型的合理性与决策方法的有效性.

**关键词:** 在线多源多属性反向拍卖; 不确定性; 增广模糊最小最大决策方法; 双层规划; 决策

中图分类号: C93 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.0635

引用格式: 王世磊, 屈绍建, 常文庶, 等. 不确定情形下在线多源多属性反向拍卖双边协商决策[J]. 控制与决策, 2022, 37(11): 3023-3032.

## Decision-makings in online multi-sourcing multi-attribute reverse auction with bilateral negotiation under uncertainty

WANG Shi-lei<sup>1†</sup>, QU Shao-jian<sup>2</sup>, CHANG Guang-shu<sup>1</sup>, MA Gang<sup>3</sup>

(1. School of Business, Zhengzhou University of Aeronautics, Zhengzhou 450000, China; 2. School of Management Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210093, China; 3. School of Economics and Management, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

**Abstract:** Aiming at the online multi-sourcing multi-attribute reverse auctions(OMSMARA) with existence of interactive negotiation in reality, and taking into account the uncertainties of different aspects faced by buyers and sellers, this paper uses the bi-level programming theory and the fuzzy theory to research the decision-making questions in the OMSMARA with bilateral negotiation under uncertainties. Firstly, based on the description of problems and the appropriate assumptions, a new fuzzy mixed integer bi-level programming(FMIBLP) model with interaction and negotiation is established, which is accurately converted through the augmented fuzzy maximin decision method. Then, considering the characteristics of the problem model and the advantages of the PSO algorithm, a bi-level distribution iterative algorithm(PSO-BLDI) based on the modified PSO is proposed. Subsequently, the feasibility of the model and the effectiveness of the algorithm are demonstrated by the numerical example and comparative analysis. Finally, the sensitivity analysis is used to study the influence of the relevant parameter change on the model results, which further demonstrates the rationality of the model and the effectiveness of the decision-making method.

**Keywords:** online multi-sourcing multi-attribute reverse auction; uncertainties; augmented fuzzy maximin decision method; bi-level programming; decision-making

## 0 引言

传统的在线反向拍卖研究大多从采购商角度,根据投标供应商的投标价格进行中标者决策,然而,忽视了除价格以外许多非价格属性的考虑,如产品质

量、交货期、需求量、供货能力、售后服务等属性,而这些属性都会对投标结果产生不同程度的影响.因此,在线多属性反向拍卖(online multi-attribute reverse auctions, OMARA)得到了诸多学者的关注,并成为当

收稿日期: 2021-04-14; 录用日期: 2021-07-30.

基金项目: 河南省哲学社会科学规划年度项目(2021CJJ152); 河南省科技攻关项目(222102210117).

责任编辑: 唐万生.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: ge\_wangshilei@163.com.

前的一个研究热点<sup>[1-5]</sup>。

目前,有关OMARA的研究大多是从买方(采购者)角度考虑,根据供应商(投标者)的投标信息来确定唯一的获胜者<sup>[1-5]</sup>。Huang等<sup>[2]</sup>研究了包含多个风险规避投标供应商的多属性反向拍卖赢者确定问题,提出了一种单一获胜者确定方法;黄敏等<sup>[3]</sup>研究了投标供应商的成本结构离散情形下的两属性电子反向拍卖问题的机制设计;Wang等<sup>[4]</sup>研究混合不确定情形下在线多属性反向拍卖的赢者确定问题,提出了一套综合的多阶段赢者确定方法;Qian等<sup>[5]</sup>研究在信息不完全以及买方(采购者)损失厌恶情况下多属性逆向拍卖中的赢家确定方法并应用于清洁能源设备的采购中。然而,这些文献仅仅根据有关投标信息确定唯一的获胜者(中标者),即仅侧重于单源反向拍卖的情形,不适用于解决OMARA中常存在的一些现实问题。例如,当投标供应商存在产能约束或违约风险时,传统的确定单一获胜者的决策方法就需要进行相应的改进;再如,当投标供应商存在相关利益诉求,即买卖双方存在协商谈判时,又该如何建立合理的拍卖决策模型并提出有效的求解方法;等等。

为解决上述存在的一些现实问题,许多学者开展了相关的研究。Cheng<sup>[6]</sup>构建了带有协商谈判的反向拍卖双层分布规划模型,并给出了具体的求解算法与数值算例演示。然而,该文献对问题模型的求解采用了枚举法,这在现实的复杂在线反向拍卖环境下难以达到较高的实用性和计算效率。随后,为了增强模型的实用性和提高计算效率,Cheng等<sup>[7]</sup>又提出了一种结合遗传算法与收益管理的双层分布迭代方法,以解决密封多源反向拍卖决策问题,并通过仿真实验对所提出方法以及在不同参数设置下的计算效率进行评估。然而,该模型的求解算法设计过于复杂,不易被反向拍卖采购者理解和运用,故有必要进行相关的改进。此外,在供应风险存在的情况下,李志鹏等<sup>[8]</sup>研究了双源采购批发单价拍卖最优设计问题,发现与单源采购相比,双源采购拍卖增加了采购商和供应商的期望利润;随后,分别针对报童及垄断环境进一步分析了双源采购拍卖下的双源采购价值,研究发现,当供应风险越高或投标人数越多时双源采购价值越大。陈崇萍等<sup>[9]</sup>分别研究了投标供应商产出随机以及存在供应中断两种情形下的双源采购决策制定问题,建立了两种情况下制造商与供应商之间的博弈模型,并证明了两种情况下制造商均存在最优订货量。然而,上述研究更多的只是针对均衡结果进行静态分析,未能考虑采购商与竞标供应商间的协商互

动,仅适用于双源采购情形,不适用于解决更为一般性的多源反向拍卖(或称采购拍卖)问题。

在多源反向拍卖的理论与应用研究方面,饶从军等<sup>[10]</sup>以电力行业中的电煤采购为实际背景,着力解决其中涉及的多属性多源采购决策问题,并设计了一种具有激励相容性和分配有效性的电煤多属性采购拍卖机制;董银红等<sup>[11]</sup>研究了突发事件背景下多源应急物资的采购与稳定供给问题,对不同情景下物资采购订单的分配进行了研究。上述研究拓展了多源反向拍卖的应用场景,但均是研究特定的情景,且未能体现采购者与投标供应商的交互协商过程。为了更好地解决一般性的多源反向拍卖相关决策制定问题,完善现有文献,本文构建一个新的带有协商交互的在线多源多属性反向拍卖(OMSMARA)决策模型。在本文模型中,存在唯一的采购商作为上层决策者,其通过调整各供应商的订量分配和规定的交货时间,以确定最终的中标供应商以及最佳的采购量分配。同时,作为下层决策者的若干供应商根据上层采购商的分配量和交货指导时间,并结合他们的生产成本、产能约束以及上层分配的订量情况,确定适当的投标价格,进而通过他们的投标来影响采购商做出新的订量分配。经过多轮交互协商,最终在相应的停止准则下实现满意(或近似最优)的拍卖结果。此外,基于文献[10-12]的研究可知,采购成本和交货时间是采购企业实现精益生产目标的两个最重要的影响因素,也是供应商投标决策的重要影响因素。此外,在多源采购拍卖中需求数量也是十分重要的影响因素,对采购商的数量分配以及供应商的投标决策造成影响<sup>[13]</sup>,故在本文的FMIBLP反向拍卖模型构建时也考虑了这些影响因素。

由于拍卖市场环境的复杂多变,各种不确定因素不断增多,投标过程中的某些信息不宜用精确数值进行描述,而利用区间或者模糊数进行刻画将更加合理<sup>[2,4-5]</sup>。本文综合运用决策优化<sup>[14]</sup>、模糊理论<sup>[15-16]</sup>以及双层规划理论<sup>[17-18]</sup>,构建模糊混合整数双层规划(FMIBLP)拍卖模型来解决密封、交互式的OMSMARA相关决策制定问题。随后,考虑到问题模型的特点以及粒子群算法(PSO)的优越性,本文提出基于修正PSO的双层分布迭代算法(PSO-BLDI)用于模型求解,而且通过数值算例与对比分析显示了所提出算法的有效性和优越性。综上所述,本文所提出的OMSMARA模型既体现了买卖双方协商的交互过程,又减少了采购者决策失误的风险。同时,本文模型既贴近实际的反向拍卖情形,又较文献[6-7]中的模

型更为简洁,且所提出的算法提高了模型求解质量和效率,更易于在实际 OMSMARA 中运用推广。

### 1 问题描述

本文主要研究由单个采购商(买家)和多个供应商(卖家)参与的 OMSMARA 相关决策制定问题. 采购商利用密封式 OMSMARA 从存在一定约束的多个供应商处采购多单位的某种特定产品. 假定在拍卖执行过程中允许采供双方进行交互协商,即采购商与供应商们之间交互地进行招投标和采购数量重新分配的过程. 采购商的最终决策是确定中标供应商及其最优的订量分配,并确定最终的交货时间,以达到其采购单位成本的最小化;而各投标供应商以追求自身收益最大化为目标进行投标.

带交互协商的 OMSMARA 流程主要步骤如下.

step 1: 采购商在线向多个合格供应商发布询价 RFQ,其中包括价格、交货期、采购量等多个属性信息方面的要求;

step 2: 根据在线接收的 RFQ,各供应商以最大化自身利益为目的,在满足采购商提出的属性要求情况下确定其最优投标,并在线提交竞标.

step 3: 采购商以最大化收益为目标对供应商的投标进行评估. 若他对当前的投标满意,则拍卖结束;否则,采购商重新调整 RFQ,返回 step 1.

step 4: 采购商和供应商经过多轮交互,在某种停止规则下确定满意度最优的决策结果,然后双方在线达成采购拍卖相关协议,整个拍卖结束.

通常情况下,存在预算的采购商会试图降低采购总支出,同时希望减少因交货时间延迟带来的延迟损失. 然而,加快采购品交付速度也必然会增加供应商相关的生产成本,进而提高其产品投标价;而这反过来又会增加采购商的采购成本,促使采购商重新分配采购数量,调整交货时限.

根据上述对 OMSMARA 交互过程的描述,构造 OMSMARA 流程如图 1 所示.

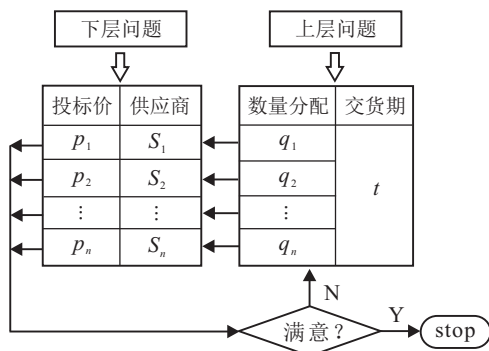


图 1 带交互协商的 OMSMARA 基本流程

图 1 中:  $t$  代表供应商确定的交货期,总的采购需求  $Q$  被分配给  $n$  个供应商  $S_i$ ,他们获得的订购量分别为  $q_i (i = 1, 2, \dots, n)$ ; 供应商  $i$  再根据获得的分配量及自身的情况,提交相应的投标价格  $p_i$ ; 采购商根据不同报价重新确定采购数量分配,并适当调整交货时限;最后,当上层采购商达到某种满意条件时,其确定最终的反向拍卖决策结果.

### 2 模型构建

#### 2.1 模型假设

根据上述 OMSMARA 问题的描述,参考相关文献并为简化模型分析,现作如下假设:

1) 沿用文献 [6-7,12] 的研究假设,本文假定整个 OMSMARA 过程中上层采购者起着主导作用,拍卖由采购商发起,并由其决定拍卖终止条件.

2) 假设参与 OMSMARA 的供应商相互独立地进行在线投标,供应商的产能、生产成本等报价信息是私人信息,且互相间不存在串谋现象<sup>[7]</sup>. 由于本文主要研究在线 OMSMARA,各投标供应商可以在线独立投标而不受影响. 此外,为了简化模型,本文暂不考虑供应商间存在共谋的情形.

3) 因为本文研究的是更为一般的多源 OMARA,所以假设最终的获胜(中标)供应商人数多于 1 个,而且他们的总产能完全可以满足采购者的采购需求<sup>[8,13]</sup>.

4) 假定本文研究的 OMSMARA 使用的是采购拍卖商自建的在线拍卖平台,为鼓励更多的供应商参与竞标,平台不对投标者收取入场费. 此外,由于在线拍卖比较快速便捷,本文暂不考虑供应商因参与拍卖带来的机会成本.

5) 参考文献 [6-7],假设采购商与投标供应商均为风险中性的.

6) 假设买卖双方在线达成拍卖协议后必会履行,暂不考虑存在违约或者商品质量失信的情形.

#### 2.2 模型参数与决策变量设置

##### 2.2.1 上层决策问题(采购商的选择与配额决策)

1) 参数与含义(括号内为参数的单位).

$C$ : 表示采购商的单位采购成本(元);

$\tilde{C}$ : 表示采购商可接受的最高单位采购成本,用区间数  $[\tilde{C}^L, \tilde{C}^U]$  表示;

$n$ : 参与 OMSMARA 的供应商总数(个);

$i$ : 表示供应商  $S_i$  的下标,  $i = 1, 2, \dots, n$ ;

$t_0$ : 采购商初始设定的交货期(天);

$Q$ : 采购商的采购总需求(件);

$q^{\min}$ : 采购商根据商业实践获得的供应商可能会

达成交易的最低采购量(件);

$q^{\max}$ : 采购商根据参与拍卖的供应商规模设定从单个供应商处的最高采购量(件);

$g_i$ : 采购商与获胜供应商*i*进行交易的固定成本,包括拍卖设置成本、交易成本等基本费用(元);

$T$ : 供应商交货延迟时间(天),且 $T = T - T_0$ ;

$\tilde{T}$ : 采购商可能接受的最大交货延迟时间(天),用区间模糊数表示为 $\tilde{T} = [0, \bar{T}^U]$ ;

$c_d$ : 延迟交货一天造成的损失成本,假定为一固定正常数(元).

2) 决策变量与含义.

$q_i$ : 采购商分配给供应商*i*的订购数量(件).

$t$ : 采购商确定的最终交货期(天).

$x_i$ : 0-1 变量,若值取1,则表示供应商*i*获胜,即分配得到采购商的部分订购量;否则,值取为0.

2.2.2 下层决策问题(各供应商的投标决策)

1) 参数与含义.

$R_i$ : 供应商*i*中标可获得的单位毛利润(元);

$\tilde{R}_i$ : 供应商*i*的可接受最低供货总利润,用区间模糊数刻画为 $\tilde{R}_i = [R_i^L, R_i^U]$ ;

$j$ : 供应商在第*j*种情形下供货,  $j = 1, 2, 3$ ;

$c_{ij}$ : 供应商在第*j*种生产情形下供货产品的单位生产成本(元/件);

$\tilde{p}_i$ : 供应商*i*估计采购商可能接受的最大产品投标价(元/件),这里用区间数表示为 $\tilde{p}_i = [\underline{p}_i^L, \bar{p}_i^U]$ ;

$k_i^0$ : 供应商*i*当前可用库存量(件);

$h_{i1}$ : 供应商*i*每天的常规生产能力(件/天);

$h_{i2}$ : 供应商*i*每天的应急生产能力(件/天).

2) 决策变量与含义.

$p_i$ : 供应商*i*投标的产品单价(元/件);

$q_{i1}$ : 供应商*i*在情形1(现有库存)下供货量(件);

$q_{i2}$ : 供应商*i*在情形2(常规生产)下供货量(件);

$q_{i3}$ : 供应商*i*在情形3(加急生产)下供货量(件).

2.3 OMSMARA 决策问题的FMIBLP模型

据 OMSMARA 问题描述,构建 FMIBLP 模型如下:

(ULDM)

$$\min C = \left[ \sum_{i=1}^n (p_i q_i) x_i + c_d(t - t_0) \right] / Q. \quad (1)$$

$$\text{s.t. } \sum_{i=1}^n q_i = Q; \quad (2)$$

$$x_i q^{\min} \leq q_i \leq x_i q^{\max}; \quad (3)$$

$$C \leq \tilde{C} = [\underline{C}^L, \bar{C}^U]; \quad (4)$$

$$0 \leq t - t_0 = T \leq \tilde{T} = [0, \bar{T}^U]; \quad (5)$$

$$\forall i, x_i \in \{0, 1\}; q_i \in N, t \in N^+. \quad (6)$$

其中  $p_i$  由下层供应商*i*的投标决策模型求得,即

(LLDM)

$$\min R_i = \left[ p_i q_i - \sum_{j=1}^3 c_{ij} q_{ij} \right] / q_i. \quad (7)$$

$$\text{s.t. } \sum_{j=1}^3 q_{ij} = q_i; \quad (8)$$

$$p_i \leq \tilde{p}_i = [\underline{p}_i^L, \bar{p}_i^U]; \quad (9)$$

$$R_i \geq \tilde{R}_i = [\underline{R}_i^L, \bar{R}_i^U]; \quad (10)$$

$$q_{i1} \leq k_{i0}; \quad (11)$$

$$q_{i1} + q_{i2} \leq k_{i0} + h_{i1}t; \quad (12)$$

$$q_{i1} + q_{i2} + q_{i3} \leq k_{i0} + (h_{i1} + h_{i2})t; \quad (13)$$

$$\forall i, p_i \in [0, 1]; \forall i, j, q_{ij} \in N. \quad (14)$$

在上层决策问题(ULDP)中:式(1)表示上层(采购商)拍卖中的决策目标,即最小化单位采购成本,成本中包含采购商品成本、采购拍卖交易成本、延期交货的损失成本.式(2)确保采购数量平衡.式(3)表示竞标获胜供应商*i*所获得的订单数量介于采购商设定的最低采购量 $q^{\min}$ 与最高采购量 $q^{\max}$ 之间.式(4)表示采购商实际单位采购成本要小于能够接受的最高单位采购成本,由于经济市场行情变化的影响,本文假设可接受的最高单位采购成本为模糊区间数 $\tilde{C} = [\underline{C}^L, \bar{C}^U]$ .式(5)表示交货延期时间不能超过采购商的最大可接受时限,由于可能的不确定情形,采供双方常就最终交货时间进行协商,这里假定采购商可接受的最大交货延期时间为模糊区间数 $\tilde{T} = [0, \bar{T}^U]$ .其中: $T \in N$ ;  $\bar{T}^U, t_0 \in N^+$ .式(6)是上层决策问题模型中决策变量的取值范围约束.

在下层决策问题(LLDP)中,每个供应商在接收到上层采购商决定的分配数量和交货期限后,根据自己的生产能力和不同生产模式下的生产成本,确定相应的投标价格.式(7)表示下层(供应商)的决策目标,即最大化自己投标可获得的单位毛利润,其中 $c_{ij} > 0$ ;式(8)是不同供货情形下的供货量总和等于上层分配的数量;式(9)是供应商根据历史经验估计的采购商的最高可接受单价,其报价不能超过它,但是由于缺乏真实信息,不能准确估计,这里假定最高可接受单价用区间模糊数 $\tilde{p}_i = [\underline{p}_i^L, \bar{p}_i^U]$ 进行刻画;式(10)表示供应商参加本次拍卖要求获得的单位毛利润不能低于某个最低可接受的单位利润,由于可能的市场变化,供应商可能会改变最低接受单位利润额,

这里假设用区间模糊数进行刻画, 即  $\tilde{R}_i = [R_i^L, R_i^U]$ , 其中  $R_i^L > 0$ ; 式(11)表示供应商  $i$  在第 1 种情形(依靠初始库存)下供货量不能超过库存量, 其中  $k_{i0} \in N$ ; 式(12)表示供应商  $i$  在前两种情形下的供货总量不能超过其初始库存与交货期内的常规生产量总和, 其中  $h_{i1} \in N^+$ ; 式(13)表示供应商  $i$  在 3 种情形下的供货总量不能超过其初始库存、交货期内的常规生产量与加急生产量的总和, 其中  $h_{i2} \in N^+$ ; 式(14)表示下层决策问题模型中决策变量的取值范围约束。

### 3 模型转化与求解

#### 3.1 增广模糊最大最小决策方法

针对本文构建的 OMSMARA 问题的 MIBLP 模型, 由于条件约束中出现了模糊约束, 使得传统方法, 比如 KKT 方法<sup>[17]</sup>, 不能适用于本文的模型求解。为了求解带有模糊约束或者模糊目标的 BLP 问题, Bellman 等<sup>[16]</sup> 率先提出了一种模糊最大最小决策方法, 较好地解决了此类决策问题。随后, 许多学者对上述方法进行运用与拓展研究, 如 Du 等<sup>[19]</sup> 用该模糊方法求解双层规划背景下的危险品运输多库车辆路径选择问题。综上可以看出, 模糊最大最小决策方法为解决带有模糊目标或者约束的双层规划问题提供了便利。模糊最大最小决策方法的思想可用以下数学表达式描述:

$$(\mu_D)_{\max} = \max\{\min\{\mu_G, \mu_C\}\}, \quad (15)$$

其中  $\mu_D, \mu_G, \mu_C$  分别表示最终决策结果(可行解)、模糊目标、模糊约束的隶属度(或满意度)函数。式(15)的含义表示对于模糊决策问题, 任一可行解(决策结果)的满意度值定义为该问题每个模糊目标和模糊约束的最小综合满意度, 而整个决策问题的本质就是找到满意度最大的可行解。

Lai 等<sup>[20]</sup> 研究发现, 通过以上最大最小决策方法求最优满意度值时可能出现多组可行解的情况, 这就给上层决策者的决策带来了困难。为此, Lai 等对最大最小决策方法进行改进, 提出了具有补偿性质的综合算子对隶属度函数进行适当地处理, 并提出了增广的模糊最大最小决策方法。考虑到本文 OMSMARA 问题 FMIBLP 模型中采购者与供应商由于缺乏对方真实的偏好或者采购品有关的精确信息, 使用增广模糊最大最小决策方法可以有效地将采购商与供应商的决策信息进行整合, 益于寻求满意的拍卖结果。

#### 3.2 模型的转化

首先, 利用模糊最大最小决策方法对上节 FMIBLP 模型进行转化。其上层决策问题模型可转

化为如下的优化问题模型:

$$(ULDM-1)$$

$$\max \theta; \quad (16)$$

$$\text{s.t. } \mu_C(C) \geq \theta, \quad (17)$$

$$\mu_T(T) \geq \theta, \quad (18)$$

$$0 \leq \theta \leq 1, \quad (19)$$

$$\text{式(1)} \sim \text{(3)}, \text{(6)}. \quad (20)$$

其中: 隶属度函数  $\mu_C(C), \mu_T(T)$  的表达式为

$$\mu_C(C) = \begin{cases} 1, & C \leq \bar{C}^L; \\ \frac{\bar{C}^U - C}{\bar{C}^U - \bar{C}^L}, & \bar{C}^L < C < \bar{C}^U; \\ 0, & C \geq \bar{C}^U. \end{cases} \quad (21)$$

$$\mu_T(T) = \begin{cases} 1, & T = 0; \\ \frac{\bar{T}^U - T}{\bar{T}^U}, & 0 < T < \bar{T}^U; \\ 0, & T \geq \bar{T}^U. \end{cases} \quad (22)$$

其次, 基于增广模糊最大最小决策方法<sup>[20]</sup>, 进一步对 ULDM-1 进行完善, 得到以下模型:

$$(ULDM-2)$$

$$\max \theta + \sigma\{\delta_1\mu_C(C) + \delta_2\mu_T(T)\}; \quad (23)$$

$$\text{s.t. 式(17)} \sim \text{(22)}. \quad (24)$$

其中:  $\theta$  是两个隶属度函数值的最小值, 即  $\theta = \min\{\mu_C(C), \mu_T(T)\}$ ;  $\sigma$  为一充分小的正实数, 表示满足多个冲突的模糊隶属度(满意度)目标函数约束时, 对模型总目标函数给予的单位折中补偿;  $\delta_1, \delta_2$  表示两个隶属度函数的权重, 且有  $\delta_1 + \delta_2 = 1, \delta_1, \delta_2 \geq 0$ 。

按照上层决策问题模型的转化方法, 对下层决策问题进行类似转化, 得到如下的等价模型:

$$(ULDM-1)$$

$$\max \lambda; \quad (25)$$

$$\text{s.t. } \mu_{P_i}(P_i) \geq \lambda, \quad (26)$$

$$\mu_{R_i}(R_i) \geq \lambda, \quad (27)$$

$$0 \leq \lambda \leq 1, \text{(7)} \sim \text{(8)} \text{ and } \text{(11)} \sim \text{(14)}. \quad (28)$$

其中: 隶属度函数  $\mu_{P_i}(P_i), \mu_{R_i}(R_i)$  的表达式分别为

$$\mu_{P_i}(P_i) = \begin{cases} 1, & P_i \leq \bar{P}_i^L; \\ \frac{\bar{P}_i^U - P_i}{\bar{P}_i^U - \bar{P}_i^L}, & \bar{P}_i^L < P_i < \bar{P}_i^U; \\ 0, & P_i \geq \bar{P}_i^U. \end{cases} \quad (29)$$

$$\mu_{R_i}(R_i) = \begin{cases} 1, & R_i \geq \underline{R}_i^U; \\ \frac{R_i - \underline{R}_i^L}{\underline{R}_i^U - \underline{R}_i^L}, & \underline{R}_i^L < R_i < \underline{R}_i^U; \\ 0, & R_i \leq \underline{R}_i^L. \end{cases} \quad (30)$$

进一步,类似上层模型处理方式,可以得到下层LLDM-1的修正模型LLDM-2为

(ULDM-2)

$$\max \lambda + \rho\{\omega_1\mu_{P_i}(P_i) + \omega_2\mu_{R_i}(R_i)\}; \quad (31)$$

$$\text{s.t. 式(26) ~ (30)}. \quad (32)$$

其中: $\lambda$ 是两个隶属度函数值的最小值,即 $\lambda = \min\{\mu_{P_i}(P_i), \mu_{R_i}(R_i)\}$ ;  $\rho$ 为一充分小的正实数,其作用与上层问题模型(23)中的 $\sigma$ 类似;  $\omega_1$ 、 $\omega_2$ 表示两个隶属度函数的权重,  $\omega_1 + \omega_2 = 1$ , 且 $\omega_1, \omega_2 \geq 0$ .

经过上述方法的转化后,模糊形式的FMIBLP模型转化成精确形式的MIBLP模型,其上层求解ULDM-2,下层求解LLDM-2.

### 3.3 模型求解算法设计

在转化得到的等价MIBLP精确模型中,上层采购商通过求解ULDM-2获得数量分配 $q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$ 以及交货期 $t$ 的最佳组合. 由于上下层决策相互影响,上层规划最优决策结果受到下层规划决策结果的影响,而且本文提出的MIBLP模型是非线性且非凸的,具有模糊约束,求解起来相当困难(NP-hard). 传统的K-T法、下降方向法等优化方法,由于解空间特性制约,无法求解本文构建的模型. 显然,对目标函数要求较低且全局收敛能力强的进化算法(如遗传算法(GA)、粒子群算法(PSO))更适合求解本文所构建的模型. 粒子群优化算法是近年来广泛使用的一种仿生进化算法<sup>[21-24]</sup>,它与GA类似,也是从随机选取的初始可行解(粒子)出发,通过当前搜寻的最优解进行信息共享,然后不断迭代更新以寻找全局最优解. 但相较于GA, PSO更为简洁,它省去了“交叉”“变异”操作,故易于实现且收敛快. PSO算法中每个粒子代表所求优化问题的一个候选解,它的优劣程度是由基于优化目标设置的适应度函数值来确定. 假设在 $M$ 维解空间中,第 $i$ 个粒子的位置表示为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iM})$ ,对应的速度可表示为 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iM})$ ,在经过 $t$ 次迭代后,记录下截止目前粒子 $i$ 的个体最优适应度值为 $\text{pbest}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iM})$ ,以及整个粒子群的全局最优适应度值为 $\text{gbest}_i = (g_{i1}, g_{i1}, \dots, g_{iM})$ . 则在第 $t+1$ 次迭代时,按下式更新其速度和位置:

$$v_{id}(t) = \omega v_{id}(t-1) + c_1 r_1 (\text{pbest}_{id} - x_{id}(t-1)) +$$

$$c_2 r_2 (\text{gbest}_d - x_{id}(t-1)), \quad (33)$$

$$x_{id}(t) = v_{id}(t) + x_{id}(t-1). \quad (34)$$

其中: $t$ 为迭代次数; $d$ 为速度或者位置矢量的第 $d$ 个维度; $\omega$ 为惯性权重; $c_1$ 、 $c_2$ 为加速系数,用来调节学习步长; $r_1$ 、 $r_2$ 为 $[0,1]$ 内均匀分布的随机数. PSO算法的基本流程如图2所示.

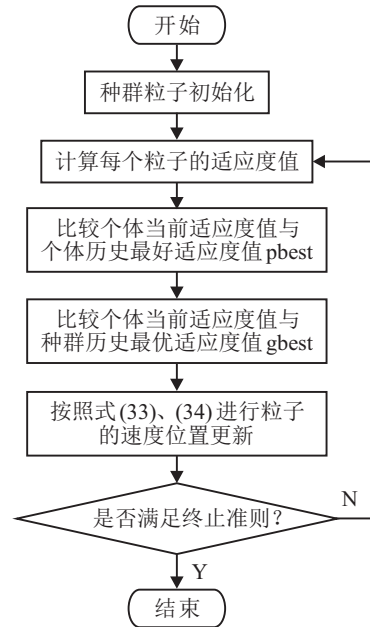


图2 PSO算法一般流程图

PSO算法因其具有特殊优势而得到了诸多学者的青睐. 如Alrashidi等<sup>[21]</sup>详细回顾了PSO算法在电力系统中的相关应用研究, Sibalija等<sup>[22]</sup>利用PSO算法优化生产加工过程中的参数设计问题等. 与此同时,利用PSO算法思想解决双层规划问题的相关研究也不断涌现. 如:张涛<sup>[23]</sup>在其博士论文中详细地介绍了如何以PSO算法为基础设计求解一般性的双层单目标(或多目标规划)问题,并将设计算法运用到水资源的优化配置问题中,为有关管理部门提供了重要的决策参考;谢畅等<sup>[24]</sup>针对现阶段关于电力市场均衡策略求解方法存在的不足,提出了一种基于双层粒子群算法的均衡策略求解思路.

基于以上可知PSO算法的优越性,同时考虑到OMSMARA模型的特点,本文提出一个基于修正PSO算法的双层分布迭代算法(PSO-BLDI).

首先,在粒子更新公式中对PSO算法中的惯性权重进行修正,给出随迭代次数自动更新的权重公式,即

$$\omega(t) = \omega_{\max} - \{(t-1) * (\omega_{\max} - \omega_{\min}) / (\text{maxIter} - 1)\}. \quad (35)$$

采用如上权重更新公式可使粒子初始迭代时具

有较强的全局搜索能力,而在迭代后期具有较强的局部搜索能力,有效地遏制了粒子陷入局部最优.此外,为了提高算法的求解精确性,区别于一般适应度函数直接以目标函数或者倒数值为适应度函数,本文在适应度函数设计时考虑了约束条件的满意度问题,当约束不等式不满足时给予适应度函数一个较大的惩罚因子,从而保证粒子更新时仍然保持在可行域中.本文采用的适应度函数为

$$\text{fitness}(\cdot) = \text{sum}(\text{cons}) + 1/\text{obj}(\text{ULDM} - 2) + 1/\text{sum}(\text{obj}(\text{ULDM} - 2)). \quad (36)$$

其中:第1项为约束条件所对应的适应度值,第2项为上层目标函数所对应的适应度值,最后一项为下层目标函数所对应的适应度值.

本文的PSO-BLDI算法基本流程概括如下.

step 1: 初始化设置. 根据问题模型确定初始的种群规模  $n_{\text{POP}}$ 、最大迭代次数  $\text{maxIter}$ 、最小最大惯性权重  $\omega_{\text{max}}$  和  $\omega_{\text{min}}$  以及粒子的维数  $m$ , 随机选择初始粒子位置  $x$  与其初始速度  $v$  (这里速度用随机选取的两个粒子位置差表示), 设置  $t = 0$ .

step 2: 按照式(36)计算粒子群中所有粒子当前代次的适应度函数值.

step 3: 比较各粒子适应度值与自身历史最好位置  $\text{pbest}_i$  的适应度值大小. 如果前者小于(优于)后者, 则用当前适应度值替换并更新个体最优位置  $\text{pbest}_i$ ; 否则, 保留个体历史最优.

step 4: 比较各粒子适应度值与整个粒子群历史最好位置  $\text{gbest}$  的适应度值大小. 如果前者小于(优于)后者, 则用当前适应度值替换并更新历史全局最优  $\text{gbest}$ ; 否则, 保留粒子种群历史全局最优.

step 5: 根据粒子速度、位置以及权重更新公式(33)~(35)进行粒子更新, 并计算更新后相应的适应度值.

step 6: 判断循环次数是否达到最大迭代次数  $\text{maxIter}$ . 如果是, 则算法停止, 输出最优适应度值及最优拍卖结果; 否则, 置  $t = t + 1$ , 转 step 2.

## 4 算例仿真与结果分析

通过一个案例来仿真本文所提出的决策问题模型, 并验证所提出算法的有效性. 随后, 进一步分析相关参数变化对拍卖模型求解结果的影响.

### 4.1 算例描述与参数设置

某品牌汽车生产商计划通过在线拍卖方式采购一批(数量为  $Q$ )汽车配件——汽车雨刷, 并要求在特定的交货期内(交货期限为  $t_0$ )完成采购物品的供

货. 在该汽车生产商(采购/拍卖方)在线发布RFQ以后,  $n$ 个汽车雨刷供应商(记作  $S_1, S_2, \dots, S_n$ )加入到OMSARA中, 并进行线上密闭投标. 采购方及各供应商的偏好信息详见表1, 由于客观不确定性的存在, 此处的信息由模糊区间数进行刻画. 对于每个供应商的库存、不同情形下的产能以及成本结构信息可详见表2, 且每个供应商投标信息对于汽车生产商和其他竞争供应商而言都是私人信息.

表1 采供双方偏好信息的相关参数

上层	$\bar{C}^L$	$\bar{C}^U$	$\bar{T}^U$	
	11	14	3	
下层	$\bar{P}_i^L$	$\bar{P}_i^U$	$\bar{R}_i^L$	$\bar{R}_i^U$
$S_1$	10	13	2	3
$S_2$	11	14	2	4
$S_3$	12	14	3	5
$S_4$	13	15	3	6

表2 供应商的库存、不同情形生产成本与产能相关参数

供应商参数	$k_{i0}$	$c_{i1}$	$c_{i2}$	$c_{i3}$	$h_{i1}$	$h_{i2}$
$S_1$	350	5	6	8	240	120
$S_2$	320	6	7	9	240	120
$S_3$	320	7	8	9	210	100
$S_4$	320	8	9	10	200	100

模型有关的基本参数如下:

1) 上层(生产商/采购方)相关参数: 初始设定交货期  $t_0 = 2$ , 采购总量  $Q = 2000$ , 拍卖交易执行的固定成本  $g_i = 300$ , 延迟交货一天给汽车生产商造成的损失成本  $c_d = 1000$ , 规定的从任一供应商的最低采购量  $q^{\text{min}} = 200$ , 最大采购量  $q^{\text{max}} = 1200$ , 参加竞标供应商总数量  $n = 4$ , 上层决策转化模型ULDM-2目标函数中的权重系数设为  $\delta_1 = \delta_2 = 0.5$ , 且取值  $\sigma_1 = \sigma_2 = 0.001$ .

2) 下层(供应商)相关参数: 供应商的供货情形  $j = 1, 2, 3$ , 下层决策转化模型LLDM-2目标函数中的权重  $\omega_1 = \omega_2 = 0.5$ ,  $\gamma$ 取值0.001.

### 4.2 算例求解以及不同方法结果比较

基于前文提出的算法流程, 本文使用Matlab R2017a进行编程, 并在Window 10系统, CPU: INTEL四核3450, 内存4GB环境下运行. 种群规模设定为300, 最大迭代次数设定为100. 重复执行试验30次, 取适应度值最优时所对应的求解结果为最终输出. 使用本文PSO-BLDI算法求解4.1节算例的迭代优化过程如图3所示.

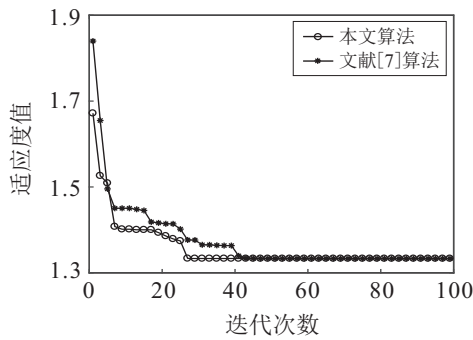


图3 本文算法与文献[7]算法求解的迭代优化过程对比

本文算法的计算结果见表3.同时,为了验证该算法的有效性,使用文献[7]中的综合GA方法求解上述算例(设定相同的种群规模与迭代次数),并将其迭代优化过程及求解结果与本文算法所得结果进行比较,具体分别见图3和表3.

由表3的结果对比可以看出:本文的PSO-BLDI算法可较好地求解所提出的OMSMARA问题模型,在最终的采购商单位采购成本以及拍卖参与者满意度值上均有一定的改进,即表明了所提出算法能得到更好的近似最优解(满意解).此外,在算例模型的求解时间上也相对缩短,这进一步表明了本文算法的有

表3 本文算法与文献[7]方法的求解结果对比

求解结果	文献[7]方法	本文算法
$C$	11.3330	11.0045
$t$	2	2
$q_1$	1070	1070
$q_2$	573	751
$q_3$	357	179
$q_4$	0	0
$\theta$	0.8890	0.9985
ULDM-2目标值	0.8899	0.9995
运行时间/s	9.1040	8.6510

效性与优越性.

### 4.3 参数敏感性分析

为了探究相关参数的变动对算例模型的有关求解结果的影响,本文针对偏好权重变化对算例求解结果的影响问题,进行相关参数的敏感性分析.

在本文的初始设置中将ULDM-2与LLDM-2中相关的满意度偏好权重均设置为0.5,对两个权重组合进行调整,以观察相关求解结果的变化情况,具体结果见表4.

表4 偏好权重的变化对算例求解结果的影响

偏好权重组合	$t$	$q_1$	$q_2$	$q_3$	$q_4$	$C$	$\theta$	Obj(ULDM-2)
(0.1, 0.9) + (0.5, 0.5)	2	1070	747	183	0	11.0270	0.9910	0.9920
(0.3, 0.7) + (0.5, 0.5)	2	1070	750	180	0	11.0145	0.9935	0.9945
(0.5, 0.5) + (0.5, 0.5)	2	1070	751	179	0	11.0145	0.9985	0.9995
(0.7, 0.3) + (0.5, 0.5)	2	1070	748	182	0	11.0135	0.9955	0.9965
(0.9, 0.1) + (0.5, 0.5)	2	1070	752	178	0	11.0230	0.9926	0.9936
(0.5, 0.5) + (0.1, 0.9)	2	1070	745	185	0	11.0270	0.9916	0.9926
(0.5, 0.5) + (0.3, 0.7)	2	1070	754	176	0	11.0132	0.9927	0.9937
(0.5, 0.5) + (0.7, 0.3)	2	1070	747	183	0	11.0083	0.9986	0.9996
(0.5, 0.5) + (0.9, 0.1)	2	1070	752	178	0	11.0045	0.9988	0.9920

由表4的数据可以看出,针对本文的算例,目标函数中不同满意度权重组合对最终的拍卖结果带来不同程度的影响,但总体上变动较小.对于上层采购者而言,成本与交货时间的重要程度相当,当二者权重相等时能够达到最大的满意度和最低的采购成本;对于下层供应商而言,如果更看重自身对采购商可接受价格的预期,即相对于单位毛利润其更加在意竞标获胜概率时,则能够一定程度地提高上层采购商的满意度,降低其采购成本,这也与现实情况一致.因此,采购商可以通过某些激励措施诱导供应商的投标偏好,以实现更优的采购拍卖结果.

## 5 结论

当前,很少有拍卖文献关注投标者(供应商)在采购拍卖过程中存在协商交互的现实情景,故构建合理的OMSMARA模型以及探究对应的求解方法具有重要的理论与现实意义.基于此,本文综合利用双层规划理论和模糊理论研究不确定情形下的带有协商的OMSMARA决策制定问题,构建了一个新的模糊混合整数双层规划(FMIBLP)模型.在该模型中采购商是上层决策者,而供应商是下层决策者.采购商通过调整分配给每个竞标供应商的采购量和交货时

间,引导供应商进行合理报价;反过来,供应商又可通过调整他们的投标价来影响采购商的采购量分配决策.同时,本文还提出了PSO-BLDI算法用于模型的求解.最后,通过数值算例展示了所构建OMSMARA问题模型的适用性,并通过不同方法求解结果的比较与敏感性分析进一步说明了本文模型的实用性和算法的有效性.

本文的研究工作可为现实的OMSMARA参与者提供有益的决策参考,可以提高采购拍卖的效率和满意度.当然,本文也存在着一些不足,例如:本文的算例规模还比较小;模型构建得相对简化,很多可能存在的属性及情形未能在模型中全部体现,如质量属性指标、采购商可能面临的供货质量风险损失成本以及供应商决策问题中供应商参与拍卖的机会成本等.未来可以通过更大规模的采购拍卖实例进一步验证本文所提出的多源反向拍卖决策模型与相关求解算法的实用性和有效性;同时考虑更多的可能现实情境,不断完善本文当前的拍卖模型.此外,未来还将进一步针对不同风险态度或者不同心理行为(如前景预期<sup>[25]</sup>、后悔心理预期<sup>[26]</sup>等)下的OMSMARA相关决策模型、方法及求解算法进行拓展研究,不断丰富OMARA的相关研究内容,更好地服务于未来的OMARA实践.

#### 参考文献(References)

- [1] Pham L, Teich J, Wallenius H, et al. Multi-attribute online reverse auctions: Recent research trends[J]. *European Journal of Operational Research*, 2015, 242(1): 1-9.
- [2] Huang M, Qian X H, Fang S C, et al. Winner determination for risk aversion buyers in multi-attribute reverse auction[J]. *Omega*, 2016, 59: 184-200.
- [3] 黄敏, 钱小虎, 金东洋, 等. 成本结构离散的两属性电子逆向拍卖机制设计[J]. *系统工程学报*, 2016, 31(1): 88-100.  
(Huang M, Qian X H, Jin D Y, et al. Mechanism design of bi-attribute electronic reverse auction with discrete cost structure[J]. *Journal of Systems Engineering*, 2016, 31(1): 88-100.)
- [4] Wang S L, Qu S J, Goh M, et al. Integrated multi-stage decision-making for winner determination problem in online multi-attribute reverse auctions under uncertainty[J]. *International Journal of Fuzzy Systems*, 2019, 21(8): 2354-2372.
- [5] Qian X H, Fang S C, Huang M, et al. Winner determination of loss-averse buyers with incomplete information in multiattribute reverse auctions for clean energy device procurement[J]. *Energy*, 2019, 177: 276-292.
- [6] Cheng C B. Reverse auction with buyer-supplier negotiation using bi-level distributed programming[J]. *European Journal of Operational Research*, 2011, 211(3): 601-611.
- [7] Cheng C B, Lai Y J, Chan K. Solving a reverse auction problem by bi-level distributed programming and genetic algorithm[J]. *International Journal of Revenue Management*, 2011, 5(2/3): 234.
- [8] 李志鹏, 黄河, 徐鸿雁. 供应风险下双源采购批发单价拍卖最优设计[J]. *管理科学学报*, 2017, 20(8): 39-49.  
(Li Z P, Huang H, Xu H Y. Optimal design of wholesale-price auctions for dual-sourcing with supply risks[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2017, 20(8): 39-49.)
- [9] 陈崇萍, 陈志祥. 供应商产出随机与供应中断下的双源采购决策[J]. *中国管理科学*, 2019, 27(6): 113-122.  
(Chen C P, Chen Z X. Optimal dual-sourcing procurement decisions with suppliers' random yield and disruptions[J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2019, 27(6): 113-122.)
- [10] 饶从军, 赵勇, 李武. 可分离物品多属性多源采购的优化决策模型[J]. *控制与决策*, 2011, 26(3): 433-438.  
(Rao C J, Zhao Y, Li W. Optimization decision models of multi-attribute and multi-source procurement for divisible goods[J]. *Control and Decision*, 2011, 26(3): 433-438.)
- [11] 董银红, 郑琪, 李龙. 考虑供应风险的多源应急物资采购双层规划模型[J]. *中国管理科学*, 2021, 29(11): 170-178.  
(Dong Y H, Zheng Q, Li L. Bi-level programming model for multi-source emergency materials procurement considering supply risks[J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2021, 29(11): 170-178.)
- [12] Rao C J, Xiao X P, Goh M, et al. Compound mechanism design of supplier selection based on multi-attribute auction and risk management of supply chain[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2017, 105: 63-75.
- [13] Xu J Y, Feng Y B, He W. Procurement auctions with ex post cooperation between capacity constrained bidders[J]. *European Journal of Operational Research*, 2017, 260(3): 1164-1174.
- [14] 刘虹, 林楚玥. 带模糊时间窗的多目标越库选址路径优化问题[J]. *电子科技大学学报: 社科版*, 2019, 21(5): 72-78.  
(Liu H, Lin C Y. Optimization for multi-objective location-routing problem of cross-docking with fuzzy time windows[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China: Social Sciences*

- Edition, 2019, 21(5): 72-78.)
- [15] 王世磊, 屈绍建, 马刚. 基于前景理论和模糊理论的在线多属性采购拍卖供应商选择决策[J]. 控制与决策, 2020, 35(11): 2637-2645.  
(Wang S L, Qu S J, Ma G. Decision method of supplier selection for online multi-attribute procurement auction based on prospect theory and fuzzy theory[J]. Control and Decision, 2020, 35(11): 2637-2645.)
- [16] Bellman R E, Zadeh L A. Decision-making in a fuzzy environment[J]. Management Science, 1970, 17(4): B-141.
- [17] Eichfelder G. Multiobjective bilevel optimization[J]. Mathematical Programming, 2010, 123(2): 419-449.
- [18] Wu Y X, Jia G Z, Cheng Y. Cloud manufacturing service composition and optimal selection with sustainability considerations: A multi-objective integer bi-level multi-follower programming approach[J]. International Journal of Production Research, 2020, 58(19): 6024-6042.
- [19] Du J M, Li X, Yu L A, et al. Multi-depot vehicle routing problem for hazardous materials transportation: A fuzzy bilevel programming[J]. Information Sciences, 2017, 399: 201-218.
- [20] Lai Y J, Hwang C L. Possibilistic linear programming for managing interest rate risk[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1993, 54(2): 135-146.
- [21] Alrashidi M R, El-Hawary M E. A survey of particle swarm optimization applications in electric power systems[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2009, 13(4): 913-918.
- [22] Sibalija T V. Particle swarm optimisation in designing parameters of manufacturing processes: A review (2008-2018)[J]. Applied Soft Computing, 2019, 84: 105743.
- [23] 张涛. 二层多目标规划问题的粒子群算法及应用研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2014.  
(Zhang T. Researches on bilevel multiobjective programming problem: The particle swarm optimization algorithm and applications[D]. Wuhan: Wuhan University, 2014.)
- [24] 谢畅, 王蓓蓓, 赵盛楠, 等. 基于双层粒子群算法求解电力市场均衡[J]. 电网技术, 2018, 42(4): 1170-1177.  
(Xie C, Wang B B, Zhao S N, et al. Equilibrium solution for electricity market based on bi-level particle swarm optimization algorithm[J]. Power System Technology, 2018, 42(4): 1170-1177.)
- [25] 詹泽雄, 吴宗法. 基于心理账户前景价值的投资项目多属性行为决策方法研究[J]. 电子科技大学学报: 社科版, 2021, 23(2): 57-64.  
(Zhan Z X, Wu Z F. Multi-attribute behavior decision-making method for investment project based on the prospect value of mental accounting[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China: Social Sciences Edition, 2021, 23(2): 57-64.)
- [26] 张明远, 李登峰. 基于后悔理论的IT软件外包双边匹配决策方法[J]. 科技管理研究, 2017, 37(24): 207-214.  
(Zhang M Y, Li D F. Decision making method for two-sided matching in IT software outsourcing based on regret theory[J]. Science and Technology Management Research, 2017, 37(24): 207-214.)

### 作者简介

王世磊(1987—), 男, 讲师, 博士, 从事拍卖理论、决策与优化等研究, E-mail: ge\_wangshilei@163.com;

屈绍建(1978—), 男, 教授, 博士生导师, 从事供应链管理、决策与优化等研究, E-mail: qushaojian@163.com;

常广庶(1972—), 男, 教授, 博士, 从事电子商务、物流管理、航空经济管理等研究, E-mail: cgs30@163.com;

马刚(1993—), 男, 博士生, 从事拍卖理论、决策与优化的研究, E-mail: magang@whu.edu.cn.

(责任编辑: 李君玲)