第 16 卷第 3 期 管理科学学报 Vol. 16 No. 3
2013 年 3 月 JOURNAL OF MANAGEMENT SCIENCES IN CHINA Mar. 2013

允许不完全拍卖的多轮逆向组合拍卖机制①

祁　宁，汪定伟
（东北大学信息科学与工程学院，流程工业综合自动化国家重点实验室，沈阳 110819）

摘要：物品之间的互补性和替代性使得逆向组合拍卖成为较为有效的采购方式. 设计了一种允许不完全拍卖的多轮逆向组合拍卖机制，并设计了基于预处理规则的改进最大 - 最小蚁群算法（MMAS）——PRIM（preprocessing rules-based improved MMAS），求解每轮的胜标确定问题. 结果表明，允许不完全拍卖的多轮拍卖机制能够显著地降低采购成本.

关键词：逆向组合拍卖；多轮拍卖机制；获胜者确定问题；最大 - 最小蚁群算法；预处理规则
中图分类号：F224　　文献标识码：A　　文章编号：1007 - 9807（2013）03 - 0061 - 07

0　引　言

拍卖机制设计及获胜者确定问题是组合拍卖中需要解决的两个主要问题. 在机制设计方面，Park 和 Rothkopf [1] 提出了限时决策的单轮组合拍卖机制. 范小勇等 [2] 分别对单一回合和多个回合的组合双向拍卖交易机制进行了研究，陈培友和汪定伟 [3] 研究了电子商务 B2B 采购合同的反向组合拍卖机制，建立了反向组合拍卖的多物品最优组合供应模式确定问题的数学模型，黄河等 [4] 设计了多因素采购组合拍卖的动态机制，提出了竞争均衡打分的概念. 拍卖处理机制的运作中需要解决的获胜者确定问题（WDP）是个 NP 难问题 [5]，Sandholm [6]、Fujishima 等 [7] 和 Dobzinski 等 [8] 分别对这个问题的近似算法和精确算法进行了研究，Gan 等 [9]、陈培友和汪定伟 [10] 分别提出用蚁群算法及遗传算法解决该问题. 采购过程中的逆向组合拍卖也受到了广泛的关注，Song 和 Regan [11] 对逆向组合拍卖问题建立了模型并求解，Hsieh [12] 给出了基于拉格朗日的启发式算法得到了逆向组合拍卖问题的近优解.

在拍卖模型的研究中，为了满足完全拍卖的约束条件，部分高质量的竞标由于难以与其他竞标构成可行解或与其构成可行解的竞标质量较低而难以中标. 如果在拍卖过程中允许不完全拍卖，则会提高高质量标的中标率，降低采购成本. 针对网络采购中的逆向组合拍卖问题设计了允许不完全拍卖的多轮逆向组合拍卖，并针对获胜者确定问题建立了一般模型，设计了应用于该问题的预处理规则，删除无竞争力的标，并设计了基于预处理规则的改进蚁群算法 PRIM（improved MMAS based preprocessing rules）. 计算结果表明允许不完全拍卖的多轮拍卖相对单轮拍卖机制能够降低采购成本.

1　允许不完全拍卖的多轮组合拍卖机制

本文采用第一价格密封拍卖方式，为了避免高质量的竞标由于无法与其他竞标构成可行解或与其构成可行解的竞标质量较低而无法中标，采用允许不完全拍卖的多轮组合拍卖机制，具体实施步骤如下：

---

① 收稿日期：2011 - 07 - 10；修订日期：2012 - 04 - 06.
基金项目：国家自然科学基金重点资助项目（70931001）；国家自然科学基金创新群体资助项目（60821063）；国家自然科学基金资助项目（70771021；61273203）；国家教育部博士点基金资助项目（200801450008）.
作者简介：祁　宁（1981—），女，辽宁沈阳人，博士. Email：qining714@163.com

1) 公开招标前,由拍卖人确定每个物品 l 的保留价格 $r(l)$. 保留价格是拍卖人向竞标者发出估价信号,由于组合拍卖能够促使竞拍者根据物品间的互补性给出相应的价格折扣,因此出价一般要比保留价格低.

2) 招标开始后,每一轮竞标者 i 都可以根据自己的偏好对组合 s_i 出价 p_i. 同时,要求竞标者对于其标集中包含的物品进行单独出价,在评标过程中用于评价标的质量.

3) 每轮投标结束后,都要进行评标. 在评标过程中构造 m_t 个虚拟竞标者分别对第 t 轮的待拍卖的物品集 M_t 中的 m_t 个物品进行单品投标,投标价格为该物品的保留价格 $r(l)$.

拍卖人在虚拟竞标者与真实竞标者中确定本轮获胜标,如果虚拟竞标者获胜,则本轮为未完全拍卖,该虚拟竞标者所投出的物品作为未拍卖物品进入下一轮的拍卖. 本轮没有中标的竞标者可以选择进入下一轮参与未拍卖物品的竞标,或是自愿退出.

由于虚拟竞标者所投的竞标中均只包含 1 种物品,因此任何一个非虚拟竞标都至少能够与虚拟竞标构成可行解,从而解决了高质量竞标由于无法与其它竞标构成可行解而被淘汰的问题.

4) 当全部物品供应权均已被非虚拟竞标者获得或获胜者均为虚拟竞标者,则拍卖结束.

2 获胜者确定问题模型

逆向组合拍卖获胜者确定问题描述如下: 有 m 个物品,物品集为 M; n 个竞标人,集合为 N; m 个虚拟竞标人,竞标集为 N'; 任意竞标人 i 可以对一个多物品的组合标集进行竞标,表示为一个二元组 $b_i = (p_i, s_i)$, $s_i \subset M$ 为 b_i 包含的物品集合,p_i 为竞标人对组合 s_i 的出价. 同时,任意虚拟竞标人 $j \in N'$ 对物品 j 进行竞标,同样表示为一个二元组 $b_j' = (r(j), s_j)$,其中 $s_j = \{j\}$ 为 b_j' 竞标的物品,$r(j)$ 为虚拟竞标人 j 对物品 j 的出价,且等于物品 j 的保留价格 $r(j)$. 由此可以得到下面的逆向组合拍卖的获胜者确定问题的一般模型

$$\min_{W \subset A} \sum_{i | s_i \subset W, i \in N} p_i + \sum_{j | s_j \subset W, j \in N'} r(j) \tag{1}$$

模型说明:

1) 模型以总的采购成本最小为目标;

2) 式中的 W 为可行解,即 W 包含了所有待拍物品. 这里,并不考虑每个物品至多采购 1 次的约束,因为逆向拍卖的目标为求最小,所以在保证目标值最小的前提下重复购买物品只是付出更少的费用获得更多的物品;

3) 式中的 A 为可行解空间,根据问题的特性定义如下

$$A = \{X \subset S \mid \forall l \in M, \exists s_i, l \in s_i, s_i \subset X\} \tag{2}$$

式中 $S = \{s_i \mid s_i \subset M\}$ 是 M 的幂集,X 是 M 的集族.

3 预处理规则

每轮投标结束后,拍卖人要进行评标,本文采用蚁群算法求解获胜者确定问题. 为提高算法的搜索效率和搜索质量,往往会采用一些预处理方法以缩减搜索空间,Sandholm[6,13] 和白鉴聪等[14] 都提出了正向组合拍卖问题的预处理方法以及上界求解方法,甘荣伟等[15] 提出了正向组合拍卖问题的可行性竞标选择规则,淘汰不可能入选最优解的竞标. 本文给出了 3 个适用于逆向组合拍卖问题的竞标预处理规则,缩小每轮评标中蚁群算法搜索过程的选择范围,加快搜索速度.

3.1 预处理规则 1

Pre1 剔除显性无竞争力的标.

对于两个标 b_i、b_j,如果 b_i 中的物品完全包含了 b_j 中的物品,且 b_i 的标价低于 b_j,即 $s_j \subseteq s_i \wedge p_j \geqslant p_i$,则只保留 b_i,删除 b_j.

3.2 预处理规则 2

首先定义 3 个基本函数.

1) 竞标折扣率(BDR) 任意竞标者 i 对组合标 b_i 的出价相对于单品总出价的折扣率,表示为

$$BDR(i) = \frac{p_i}{\sum_{k \in s_i} ICost_k} \tag{3}$$

式中 $ICost_k$ 为单品出价中所有竞标者对物品 k 出价的平均值; p_i 为第 i 个投标者对 b_i 的出价. $BDR(i)$ 越小表明 b_j 的供应价格折扣越多.

在组合拍卖问题中,往往使用竞标平均成本(即竞标出价除以标集中包含的物品数)[6,15] 评价标的质量,但由于拍卖中各种物品的自身价值

相差很大,竞标平均成本不能有效体现物品间的差异以及物品互补性而产生的价格折扣,例如,有 A,B,C 3 种物品,期望价值分别为 10,10,20,两个投标者分别投出的标为

$$b_1 = (\{A,B\},20),\ b_2 = (\{B,C\},20)$$

其竞标平均成本都为 10,两个标的质量一样,但是实际上 b_2 则相对于期望价值提供了 2/3 的优惠,而 b_1 却没有任何优惠.

因此,本文提出用竞标折扣率评价标的质量.

2) 物品最小折扣率(MDR)　所有包含该物品之标的最小竞标折扣率,表示为

$$MDR(l) = \min_{i \mid l \in s_i} BDR(i) \tag{4}$$

3) 待拍卖物品竞标折扣率(FSDR)　当前待搜索竞标的期待成本除以未拍出物品的单品出价之和,表示为

$$FSDR = \frac{CurBCost - SearchCost}{\sum\limits_{l \in M} ICost_l - \sum\limits_{\substack{q \in s_i \\ s_i \in Sol}} ICost_q} \tag{5}$$

式中 $CurBCost$ 为当前全局搜索得到的最优解; $SearchCost$ 为本次搜索中已选标的出价之和; Sol 为本次搜索已选标的集合.

由上,可以给出一个定理.

定理 1　对于待拍卖物品集 $F \subset M$,令启发式 $h(F) = \sum\limits_{l \mid l \in F} MDR(l) \times ICost_l$,则 $h(F)$ 为采购待拍卖物品 F 所需最小成本的下界.

证明　设采购物品集 F 的最小成本为 $Cost$,最优可行解为 Sol,现需证明 $h(F) \leqslant Cost$,即 $h(F)$ 为问题的下界.

$$\because Cost = \sum_{i \mid s_i \subset Sol} p_i$$

$$p_i = BDR(i) \sum_{l \in s_i} ICost_l = \sum_{l \in s_i} BDR(i) \times ICost_l$$

$$\therefore Cost = \sum_{i \mid s_i \subset Sol} \sum_{l \in s_i} BDR(i) \times ICost_l$$

$$\because \forall l \in s_i, BDR(i) \geqslant MDR(l)$$

$$\therefore \sum_{l \in s_i} BDR(i) \times ICost_l \geqslant \sum_{l \in s_i} MDR(l) \times ICost_l$$

$$\therefore Cost \geqslant \sum_{i \mid s_i \subset Sol} \sum_{l \in s_i'} MDR(l) \times ICost_l$$

$$\geqslant \sum_{l \mid l \in F} MDR(l) \times ICost_l = h(F)$$

即 $h(F)$ 为采购未拍卖物品 F 所需最小成本的下界. 定理 1 得证.

由定理 1 可以得到预处理规则 2 的描述如下.

Pre2　对任意竞标 b_i,若其竞价加上竞标 b_i 不包含的其他物品的物品最小折扣率与单物品出价之积的和,大于当前最优可行解 $CurBCost$,即

$$p_i + \sum_{l \mid l \in M - s_i} MDR(l) \times ICost_l > CurBCost \tag{6}$$

则竞标 b_i 不可能入选最优可行解.

3.3　预处理规则 3

Pre3　在一次搜索过程中,如果剩余标中任意标 b_i 的竞标折扣率都大于等于待拍卖物品竞标折扣率,即

$$BDR(i) \geqslant \frac{CurBCost - SearchCost}{\sum\limits_{l \in M} ICost_1 - \sum\limits_{\substack{q \in s_i \\ s_i \in Sol}} ICost_q} = FSDR \tag{7}$$

则本次搜索不可能得到优于当前最优解的解.

证明　假设当前全局搜索得到的最优解为 $CurBCost$, $SearchCost$ 为本次搜索中已选标的出价之和, $ThisSol$ 为本次搜索已选标的集合, $ThisCost$ 为本次搜索能得到的最优解.

$$\because ThisCost = \sum_{s_i' \subset ThisSol} p_{i'} + \sum_{s_i \subset \overline{ThisSol}} p_i$$

$$= SearchCost + \sum_{s_i \subset \overline{ThisSol}} BDR(i) \sum_{l \in s_i} ICost_l$$

$$\because \forall s_i \subset \overline{ThisSol},$$

$$BDR(i) \geqslant FSDR = \frac{CurBCost - SearchCost}{\sum\limits_{l \in M} ICost_l - \sum\limits_{\substack{q \in s_i \\ s_i \in ThisSol}} ICost_q}$$

$$\therefore ThisCost \geqslant SearchCost + \sum_{s_i \subset \overline{ThisSol}} \frac{(CurBCost - SearchCost) \times \sum\limits_{l \in s_i} ICost_l}{\sum\limits_{k \in M} ICost_k - \sum\limits_{\substack{q \in s_i' \\ s_i' \in ThisSol}} ICost_q}$$

$$= SearchCost + \frac{(CurBCost - SearchCost) \sum\limits_{\substack{l \in s_i \\ s_i \subset \overline{ThisSol}}} ICost_l}{\sum\limits_{k \in M} ICost_k - \sum\limits_{\substack{q \in s_i' \\ s_i' \in Solution}} ICost_q}$$

$$\because \sum_{\substack{l \in s_i \\ s_i \subset \overline{ThisSol}}} ICost_l \geqslant \sum_{k \in M} ICost_k - \sum_{\substack{q \in s_i' \\ s_i' \in ThisSol}} ICost_q$$

$$\therefore ThisCost \geqslant SearchCost + CurBCost - SearchCost$$

$$= CurBCost$$

由此可知,如果在一次搜索过程中,剩余标中任意标的竞标折扣率都大于待拍卖物品竞标折扣

率，则本次搜索不可能得到优于当前最优解.

4 基于改进的 MMAS 求解逆向组合拍卖获胜者确定问题

蚁群算法是基于群体的仿生算法，与其它仿生算法一样，基本的蚁群算法在收敛速度等特性上有一定的缺陷，一些文献[15-17]对蚁群算法进行了改进并应用在组合拍卖领域中.

最大 - 最小蚁群系统(MAX-MIN ant system，MMAS)[18]在基本蚁群算法的基础上作了改进. 基于基本的 MMAS，给出了基于预处理规则的改进 MMAS 算法——PRIM 算法.

4.1 初始可行解

为了提高蚁群算法的效率，往往需要产生一个初始可行解，初始可行解的质量很大程度上决定了算法的搜索速度. 本文首先采用 Pre1 剔除显性的无竞争力的标，再利用贪心算法产生初始可行解，再利用初始可行解，根据 Pre2 剔除隐性无竞争力的竞标，贪心算法描述如下:

1) 将所有竞标按竞标折扣率由小到大的顺序排序;

2) 按竞标折扣率进行贪心搜索，获得初始可行解.

4.2 搜索过程及状态转移规则

1) 每轮搜索前根据当前最优解及 Pre2 排除不可能入选的标.

首轮搜索利用贪心算法产生的初始可行解以及 Pre2 排除不可能入选的标.

后续的搜索则利用上一轮搜索后得到的当前全局最优解以及 Pre2 排除不可能入选的标.

2) 在每轮搜索过程中，第 m 只蚂蚁在待选标集 $allowed_m$ 中搜索，按选择概率 p_i^m 选择将第 i 个竞标者的标 b_i 加入组合标集 $comBidSet_m$ 中，其中选择概率定义为

$$p_i^m=\begin{cases}\dfrac{[\tau_i(t)]^{\alpha}\left[\dfrac{1}{BDR(i)}\right]^{\beta}}{\sum\limits_{b_j\in allowed_m}[\tau_j(t)]^{\alpha}\left[\dfrac{1}{BDR(j)}\right]^{\beta}}, & b_i, b_j\in allowed_m\\ 0, & \text{其他}\end{cases}\tag{8}$$

式中 $allowed_m$ 为蚂蚁 m 目前为止还没有访问过的且与已选标无冲突的标; $\tau_i(t)$ 为第 t 代时第 i 个竞标者的标 b_i 的信息素.

3) 在每轮搜索过程中，每只蚂蚁访问 1 个标后都按照 Pre3 检查是否还存在竞标折扣率小于待拍卖物品竞标折扣率的标，有则继续搜索，否则说明本次搜索不可能找到好于当前最优解的解，结束本轮搜索.

4.3 信息素更新规则

MMAS 仅对最优路径上的信息素进行全局更新，即只对最优解进行增强. 在每代搜索后，只对本代找到的最优路径上的组合更新信息素，如果本代找到的最优路径不是历代最优路径，则还要对历代最好解进行信息素更新

$$\tau_i(t+1)=(1-\rho)\times\tau_i(t)+\Delta\tau_i^{\min}+B\Delta\tau_i^{\mathrm{local}}\tag{9}$$

式中 ρ 为信息素挥发因子; $\Delta\tau_i^{\min}$, $\Delta\tau_i^{\mathrm{local}}$ 分别表示全局和本代最优信息增量

$$\Delta\tau_i^{\min}=\begin{cases}\dfrac{Q}{P_{gb}}, & \text{全局最优解中包含第 } i \text{ 个投标者的第 } j \text{ 个标}\\ 0\end{cases}\tag{10}$$

$$\Delta\tau_i^{\mathrm{local}}=\begin{cases}\dfrac{Q}{P_{lb}}, & \text{本代最优解中包含第 } i \text{ 个投标者的第 } j \text{ 个标}\\ 0\end{cases}\tag{11}$$

式中 Q 为信息强度，为一常量; P_{gb} 为历代最优组合标的总价，P_{lb} 为本代最优组合标的总价. $B=\{0,1\}$ 表示本代是否是历代最优解，是则为 0，不是为 1.

5 实验结果与分析

本文基于有权重的随机分布[19]的测试数据为例说明算法的特性. 在有权重的随机分布下，每一轮竞标中每个竞标包含物品数 N_i 最多不超过总物品数的 1/3，竞标出价 $p_i\in(0,N)$，标中物品单件报价 $singlePrice_{ik}\in(0,1)$，所有物品的保留价格均取为 1，程序中最大迭代次数为 10 000 代，以下计算结果均为 20 次仿真的平均值.

表 1 给出了在不同的测试数据下，每一轮拍卖后剩余的物品数以及未中标的非虚拟竞标人

数. 从表中可以看到,允许不完全拍卖的多轮拍卖经过 2 – 5 轮的竞标就能够完成所有物品的采购,不会大幅度地延长拍卖周期. 随着物品数的增加,拍卖的轮次增加.

表 1　各轮拍卖后剩余物品数及未中标人员数

Table 1 The number of remain item and unsuccessful bidders after each round of auction

数据序号		1	2	3	4	5	6	7	8
竞标人数,物品数		(300,50)	(300,100)	(300,200)	(300,300)	(400,50)	(400,100)	(400,200)	(400,300)
第 1 轮	未拍卖物品数	10	36	105	172	9	34	97	166
	未中标人数	291	291	292	294	391	390	391	392
第 2 轮	未拍卖物品数	0	6	41	86	0	4	33	77
	未中标人数	286	284	283	285	387	382	381	383
第 3 轮	未拍卖物品数		0	7	28		0	4	21
	未中标人数		281	275	275		380	373	372
第 4 轮	未拍卖物品数			0	3			0	1
	未中标人数			272	269			371	366
第 5 轮	未拍卖物品数				0				0
	未中标人数				267				365
数据序号		9	10	11	12	13	14	15	16
(竞标人数,物品数)		(500,50)	(500,100)	(500,200)	(500,300)	(600,50)	(600,100)	(600,200)	(600,300)
第 1 轮	未拍卖物品数	8	33	96	165	8	31	89	162
	未中标人数	490	489	489	492	591	589	588	589
第 2 轮	未拍卖物品数	0	3	31	72	0	2	25	67
	未中标人数	485	481	479	482	586	581	577	578
第 3 轮	未拍卖物品数		0	2	18		0	1	15
	未中标人数		480	471	473		580	570	568
第 4 轮	未拍卖物品数			0	1			0	0
	未中标人数			470	467			569	562
第 5 轮	未拍卖物品数				0				
	未中标人数				466				

图 1 是多轮拍卖机制与单轮拍卖机制下采购总成本的对比,实验数据是按照先增加物品数(50,100,200,300),再增加竞标人数量(300,400,500,600). 实验结果表明在物品数较少时,多轮拍卖机制的采购成本与单轮拍卖机制的采购成本差异较小. 随着拍卖物品数量的增加,多轮拍卖机制的采购成本与单轮拍卖机制的差异逐渐增大,采购成本显著降低. 这是由于当采购物品数量较多时,构成可行解的难度增大,而允许不完全拍卖的机制能够使质量高却无法与其他竞标构成可行解的竞标以及质量高但与其构成可行解的竞标质量较低的竞标获胜. 每轮拍卖中加入出价为保留价格的虚拟竞标能够提高高质量的标胜标的可能性,保证了组合拍卖的有效性.

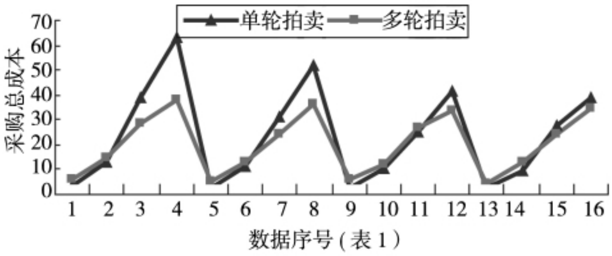

图 1　多轮拍卖机制与单轮拍卖机制采购成本对比

Fig. 1 Comparison of the procurement cost of multi-round bidding mechanism and single-round bidding mechanism

6 结束语

本文设计了网上采购中的允许不完全拍卖的多轮逆向组合拍卖机制，并针对获胜者确定问题建立了一般模型，设计了应用于该问题的预处理规则，删除无竞争力的标，并设计了基于预处理规则的改进蚁群算法 PRIM(improved MMAS based preprocessing rules) . 计算结果表明，当采购物品数量较大时，由于构成可行解的难度增大，允许不完全拍卖的机制能够使得质量高却无法与其他竞标构成可行解的竞标以及质量高但与其构成可行解的竞标质量较低的竞标获胜机会增大. 另外，在评标过程中构建了虚拟竞标者以物品的保留价格对采购物品出价，这种机制能够保证拍卖结果不低于物品的保留价格. 当然，本文中单品报价均服从 0 – 1 均匀分布，将保留价格全部取最大值 1，是放宽了对于保留价格的限制，在实际中保留价格将会低于这个值，将会导致各轮评标中，虚拟竞标者的获胜概率增加，拍卖轮次增加. 另外，本文设计的预处理规则以及算法中的启发式规则，均以竞标者对于单品的竞标价格评价竞标质量，报价的客观性会直接影响到算法的运行效率，因此，如何设计更加科学合理的拍卖机制，例如，保留价格、参拍人数、设计分组拍卖等机制[20,21]，使竞标人更客观的给出单品估价和竞标出价也是亟待研究的问题.

参 考 文 献:

[1] Park S, Rothkopf M H. Auctions with bidder-determined allowable combinations [J]. European Journal of Operational Research, 2005, 161(2) : 399 – 415.

[2] 范小勇，梁 樑，古春生. 多回合组合双向拍卖交易机制研究 [J]. 系统工程理论与实践，2005，25(1) : 32 – 36.
Fan Xiaoyong, Liang Liang, Gu Chunsheng. A study on multi-round combinatorial double auction bargaining mechanism [J]. Systems Engineering – Theory & Practice, 2005, 25(1) : 32 – 36. (in Chinese)

[3] 陈培友，汪定伟. 多物品最优组合供应模式确定问题的模型研究 [J]. 中国管理科学，2006，14(4) : 35 – 39.
Chen Peiyou, Wang Dingwei. Research on the model of determination of multiple products optimal combinatorial supply patterns [J]. Chinese Journal of Management Science, 2006, 14(4) : 35 – 39. (in Chinese)

[4] 黄 河，陈 剑，徐鸿雁. 多因素采购组合拍卖动态机制设计研究 [J]. 中国管理科学，2008，16(1) : 104 – 110.
Huang He, Chen Jian, Xu Hongyan,. Research on multi-attribute procurement combinatorial auction dynamic mechanism design [J]. Chinese Journal of Management Science, 2008, 16(1) : 104 – 110. (in Chinese)

[5] Rothkopf M H, Pekec A, Harstad R M. Computationally manageable combinational auctions [J]. Management Science, 1998, 44(8) : 1131 – 1147.

[6] Sandholm T. Algorithm for optimal winner determination in combinatorial auctions [J]. Artificial Intelligence, 2002, 135(1/2) : 1 – 54.

[7] Fujishima Y, Leyton-Brown K, Shoham Y. Taming the computational complexity of combinatorial auctions: Optimal and approximate approaches [C] // Ijcai – 99: Proceedings of the Sixteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence, Stockholm, Sweden, 1999: 548 – 553.

[8] Dobzinski S, Nisan N, Schapira M. Approximation algorithms for combinatorial auctions with complement-free bidders [J]. Mathematics of Operations Research, 2010, 35(1) : 1 – 13.

[9] Gan R, Guo Q, Chang H, et al. Ant colony optimization for winner determination in combinatorial auctions [C] // Third International Conference on Natural Computation (ICNC 2007) , 2007, 4: 441 – 445.

[10] 陈培友，汪定伟. 用遗传算法求解组合拍卖竞胜标 [J]. 东北大学学报: 自然科学版，2003，24(1) : 7 – 10.
Chen Peiyou, Wang Dingwei. Genetic algorithm for solving winner determination in combinatorial auctions [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science) , 2003, 24(1) : 7 – 10. (in Chinese)

[11] Song J, Regan A. Approximation algorithms for the bid construction problem in combinatorial auctions for the procurement of freight transportation contracts [J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2005, 39(10) : 914 – 933.

[12] Hsieh F S. Combinatorial reverse auction based on revelation of Lagrangian multipliers [J]. Decision Support Systems, 2010, 48(2) : 323 – 330.

[13] Sandholm T, Suri S. BOB: Improved winner determination in combinatorial auctions and generalizations [J]. Artificial Intelligence, 2003, 145(1/2): 33 – 58.

[14] 白鉴聪, 常会友, 衣　杨. 获胜者确定问题的建模与启发式算法 [J]. 计算机研究与发展, 2005, 42(11): 1856 – 1861.
Bai Jiancong, Chang Huiyou, Yi Yang. Modeling and heuristic for winner determination in combinatorial auctions [J]. Journal of Computer Research and Development, 2005, 42(11): 1856 – 1861. (in Chinese)

[15] 甘荣伟, 郭清顺, 常会友, 等. 获胜者确定问题的启发规则与改进蚁群算法 [J]. 小型微型计算机系统, 2009, 30(8): 1635 – 1638.
Gan Rongwei, Guo Qingshun, Chang Huiyou, et al. Heuristic rules and improved ant colony optimization algorithm for winner determ ination [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2009, 30 (8): 1635 – 1638. (in Chinese)

[16] 鲍　娜, 张德贤, 孙傲冰, 等. 基于改进蚁群算法的网格组合拍卖资源分配 [J]. 计算机技术与发展, 2009, 19(10): 149 – 151, 155.
Bao Na, Zhang Dexian, Sun Aobing, et al. Research on resource allocation of combinatorial auction in grid based on improved ant colony algorithm [J]. Computer Technology and Development, 2009, 19(10): 149 – 151, 155. (in Chinese)

[17] 陈　莉, 陈晓云, 胡山立. 基于蚁群算法的组合拍卖胜者决定问题求解 [J]. 计算机研究与发展, 2006, 43(Suppl.): 69 – 73.
Chen Li, Chen Xiaoyun, Hu Shanli. An improved ant colony algorithm for solving winner determination problem in combinatorial auctions [J]. Journal of Computer Research And Development, 2006, 43(Suppl.): 69 – 73. (in Chinese)

[18] Stützle T, Hoos H H. Max-min ant system [J]. Future Generation Computer Systems, 2000, 16(9): 889 – 914.

[19] Xia M, Stallaert J, Whinston A B. Solving the combinatorial double auction problem [J]. European Journal of Operational Research, 2005, 164(1): 239 – 251.

[20] 汪定伟. 分组的多属性逆向拍卖的评标行为分析 [C] // 第五届(2010)中国管理学年会——信息管理分会论文集, 大连, 2010.
Wang Dingwei. Bidding evaluation behavior analysis of grouped multi-attribute reverse auction for centralized procurements [C] // The 5th Management Annual Meeting, Dalian, 2010. (in Chinese)

[21] 黄　河, 陈　剑. 组合拍卖与议价谈判机制设计研究 [J]. 管理科学学报, 2010, 13(2): 1 – 11.
Huang He, Chen Jian. Mechanism design on combinatorial auctions and bargaining [J]. Journal of Management sciences in China, 2010, 13(2): 1 – 11. (in Chinese)

Multi-round reverse combinatorial auction mechanism allowing incomplete auction

QI Ning, WANG Ding-wei

State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China

Abstract: In procurement, if there are complementarities or substitutabilities between the goods, a combinatorial reverse auction can be beneficial. In this paper, we present a multi-round bidding mechanism, in which incomplete bidding is allowed, and show that much more procurement cost can be saved evidently by using this mechanism. A common model is formulated and a PRIM (preprocessing rules-based improved MMAS) algorithm is adopted in solving the winner determination problem of reverse combinatorial auction in every round.

Key words: reverse combinatorial auction; multi-round bidding; winner determination problem; MMAS; preprocessing rule