

基于改进的反向 Vickrey 拍卖的社交云资源分配模型

王学毅^{1,2}, 王兴伟^{1,2}, 黄敏³, 王尊¹

(1. 东北大学 软件学院, 辽宁 沈阳 110169; 2. 东北大学 计算机科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110169;
3. 东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819)

摘 要: 由于经济学涉及人类社会中持有不同目的个体间的资源分配与定价, 提出了一种基于改进的反向 Vickrey 拍卖的社交云资源分配模型. 首先, 给出了标的描述和动态的信任计算方法, 提出了候选资源提供者选择方法, 并将其整合到反向 Vickrey 拍卖中, 使参与拍卖的资源提供者不仅可以是资源消费者的好友, 又可以是具有较高信誉的非好友. 其次, 为了提高资源提供者的资源利用率, 将超额预订机制引入到反向 Vickrey 拍卖中, 并提出了资源的分配和定价方法. 仿真结果表明该模型可行且有效.

关 键 词: 社交云; 社交搜索; 反向 Vickrey 拍卖; 超额预订; 信任

中图分类号: TP 393 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-3026(2017)04-0467-05

Social Cloud Resource Allocation Model Based on Improved Reverse Vickrey Auction

WANG Xue-yi^{1,2}, WANG Xing-wei^{1,2}, HUANG Min³, WANG Zun¹

(1. School of Software, Northeastern University, Shenyang 110169, China; 2. School of Computer Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110169, China; 3. School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110169, China. Corresponding author: WANG Xue-yi, E-mail: xywang@mail.neu.edu.cn)

Abstract: Since economics is concerned with resource allocation among individuals with different objectives in human societies, a social cloud resource allocation model was proposed based on improved reverse Vickrey auction. First, the tender description and the dynamic trust calculation method were given. Then, a candidate resource provider selection method was proposed, and it was integrated into reverse Vickrey auctions to make the resource providers participating in the auction be not only friends of resource consumers, but also non-friends with high reputation. Finally, the overbooking mechanism was introduced into reverse Vickrey auction to improve the utilization of resource providers, and the allocation and pricing method was presented. The simulation results showed that the proposed model was feasible and effective.

Key words: social cloud; social search; reverse vickrey auction; overbooking; trust

社交云^[1]是基于 P2P 结构构建的, 每个用户单独拥有并管理自己的资源. 通过聚集每个用户的资源, 社交云可以提供比传统的中心式自治的云计算系统更弹性、性价比更高的资源分配方案. 社交用户与其社交好友之间是通过一定的现实世界关系关联在一起的^[2], 因此他们之间会相互提

供高质量的服务以便维系现实世界中的信誉. 但是, 由于在社交云中资源的分散性、异构性及不确定性^[3], 使资源分配与定价成为一项具有挑战性的工作.

许多学者提出通过市场机制来解决社交云资源有效分配问题. 文献[4]将激励机制引入到社

收稿日期: 2015-11-10

基金项目: 国家杰出青年科学基金资助项目(61225012, 71325002); 国家自然科学基金资助项目(61572123); 高等学校博士学科点专项科研基金优先发展领域资助项目(20120042130003).

作者简介: 王学毅(1979-), 男, 辽宁辽阳人, 东北大学讲师, 博士研究生; 王兴伟(1968-), 男, 辽宁盖州人, 东北大学教授, 博士生导师; 黄敏(1968-), 女, 福建长乐人, 东北大学教授, 博士生导师.

交云中以便设计一个可持续的、公平的资源共享机制. 文献[5]提出了一种基于社交网络的云资源交换模型, 共享用户的计算资源. 文献[6]提出了一个面向社交平台的新颖的协作模型, 提供基础设施资源. 文献[7]在现有的社交云资源分配方案的基础上引入了基于信誉定价和合作惩罚的激励机制, 以便用户间可以公平、诚实地交易. 文献[8]利用社交网络中已存在的社交关系, 在好友间基于反向 Vickrey 拍卖(RVA)进行资源分配. 但是, 在文献[8]的 RVA 模型中资源分配仅限于好友之间, 这样可能导致某些资源消费者找不到合适的资源提供者. 另外, 在一次反向 Vickrey 拍卖中, 多个资源提供者参与拍卖并且在等待拍卖结果时资源提供者需要资源预留, 但最后仅有一个胜标者, 这样将导致失败者资源利用率较低. 针对文献[8]中的 RVA 模型所存在的问题, 提出了社交云环境下的一种基于改进的反向 Vickrey 拍卖(IRVA)的资源分配模型, 主要贡献在于本文将超额预订机制^[9]引入到反向 Vickrey 拍卖中, 以便提高资源提供者的资源利用率; 同时提出一种候选资源提供者选择算法, 并将其整合到改进的反向 Vickrey 拍卖中, 使资源提供者不仅局限于资源消费者的好友, 而且可以是信誉较高的非好友.

1 系统框架

如图 1 所示, 本文所提出的基于改进的反向 Vickrey 拍卖的资源分配模型主要包含两个部分: 社区云用户(social cloud user, SCU)和拍卖仲裁(auction intermediary, AI). 当一个 SCU 请求资源时, 此时它是一个社交云资源消费者, 记作 SCRC; 当一个 SCU 想要出售多余的资源时, 此时它是一个社交云资源提供者, 记作 SCRP.

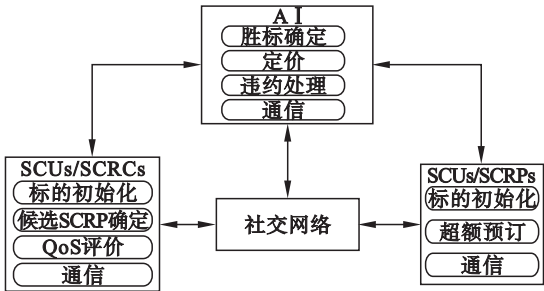


图 1 系统框架
Fig. 1 System framework

SCRP 作为资源提供者主要负责确定要价和初始化卖方标的等; SCRC 作为资源消费者主要

负责资源发现、信誉计算、初始化买方标的和 QoS 评价等; AI 主要负责收集标的、胜标确定、违约处理等. 本文所提出的基于改进的反向 Vickrey 拍卖的社交云资源分配模型的基本流程描述如下:

- 1) SCRC 利用候选 SCRP 选择算法来确定能够为其提供所需资源的候选 SCRP 集合, 详见 2.3 节.
- 2) SCRC 将其买方标的和候选 SCRP 集合提交给 AI.
- 3) AI 发送拍卖邀请给所有的候选 SCRP.
- 4) 收到邀请且愿意参加拍卖的候选 SCRP 提交卖方标的给 AI.
- 5) AI 利用资源分配和定价算法来确定胜标的 SCRP 及收益, 并将拍卖结果通知给胜标的 SCRP, 详见 2.4 节.
- 6) SCRC 付费给胜标的 SCRP, 并根据其 QoS 来进行评价.

2 反向 Vickrey 拍卖协议

2.1 标的描述

SCRC 标的描述: CID 表示 SCRC 的标识符; DRQV(demanding resource quantity vector) 是一个长度为 n 的向量, 其表示 SCRC 所需求的各种类型资源的数量, 其中 $DRQV_k$ 表示 SCRC 所需求的 $R_k(k=1, 2, \dots, n)$ 类型资源的数量; BUD(budget) 表示 SCRC 对所需求资源的预算. SToDR(start time of demanding resource) 表示 SCRC 资源需求的开始时间; EToDR(end time of demanding resource) 表示 SCRC 资源需求的结束时间. Rep_{min} 表示 SCRC 对 SCRP 信誉值的最低要求.

SCRP_{*j*} 标的描述: PID 表示 SCRP_{*j*} 的标识符; SRQV_{*j*}(supplying resource quantity vector) 是一个长度为 n 的向量, 表示 SCRP_{*j*} 所提供的各种类型资源的数量, 其中 $SRQV_j^k$ 表示 SCRP_{*j*} 所提供的 $R_k(k=1, 2, \dots, n)$ 类型资源的数量; COS_{*j*}(cost) 是一个长度为 n 的向量, 其表示 SCRP_{*j*} 所提供的各种类型资源的单位时间单位资源的成本, 其中 COS_j^k 表示 SCRP_{*j*} 所提供的 $R_k(k=1, 2, \dots, n)$ 类型资源的单位时间单位资源的成本; SToSR_{*j*}(start time of supplying resource) 表示 SCRP_{*j*} 提供资源的开始时间; EToSR_{*j*}(end time of supplying resource) 表示 SCRP_{*j*} 提供资源的结束时间.

利用 SCRC 标的信息和 SCRP_{*j*} 标的信息, 根据式(1)可以得到 SCRP_{*j*} 总的要价 TAP_j :

$$TAP_j = \sum_{k=1}^n DRQV_k \times COS_j^k \times (EToDR - SToDR). \quad (1)$$

2.2 动态的信任计算方法

在本文中,信任关系仅存在于社交云中相邻的 SCU 之间,每个 SCU_p 记录着它和每个邻居 SCU_q 的信任值 $T_{SCU_p, SCU_q} \in [0, 1]$, 信任值初始为 0.5. 如果某个 SCU_o 通过 SCU_p , SCU_q 间接与 SCU_r 相连, 即 SCU_o 与 SCU_p , SCU_p 与 SCU_q 及 SCU_q 与 SCU_r 为邻居, 则从 SCU_o 到 SCU_r 沿着路径 $\text{path}(SCU_o, SCU_r) = \{(SCU_o, SCU_p), (SCU_p, SCU_q), (SCU_q, SCU_r)\}$ 的信任值 T_{SCU_o, SCU_r} 为该路径上各个邻居间信任值的乘积:

$$T_{SCU_o, SCU_r} = \prod_{(SCU_u, SCU_v) \in \text{path}(SCU_o, SCU_r)} T_{SCU_u, SCU_v}. \quad (2)$$

在交易完成后,如果 SCU_o 使用了 SCU_p 推荐的资源并且做出了评价 E , 则 SCU_o 对 SCU_p 的信任值更新为

$$\begin{cases} \gamma \tilde{T}_{SCU_o, SCU_p}(t) + (1-\gamma)E, & E \geq 0; \\ (1-\gamma)\tilde{T}_{SCU_o, SCU_p}(t) + \gamma E, & E < 0. \end{cases} \quad (3)$$

式中: $\tilde{T}_{SCU_o, SCU_p}(0) = 0; \gamma \in [0, 1]$.

由于 $\tilde{T}_{SCU_o, SCU_p} \in [-1, 1]$, 利用式(4)将其映射到 $[0, 1]$:

$$T_{SCU_o, SCU_p}(t+1) = \frac{1 + \tilde{T}_{SCU_o, SCU_p}(t+1)}{2}. \quad (4)$$

2.3 候选 SCRP 选择算法

本文首先设计了一种利用已有的社交关系来进行信息搜索的方法,称为社交搜索. 搜索信息类型主要分为两类:资源信息 RES 和信誉信息 REP. 资源查询消息 Q_{RES} 的格式为 (SCRC, RES, DRQV, SToDR, EToDR), 表示 SCRC 查询能够在 [SToDR, EToDR] 内提供 DRQV 资源的 SCRP; 资源应答消息 R_{RES} 的格式为 (SCR P_j , SCRC), 表示 SCR P_j 能够提供 SCRC 所需要的资源. 信誉查询消息 Q_{REP} 的格式为 (SCU, REP, PATH, SCU $_l$), 表示当前的 SCU 查询能够提供 SCU $_l$ 信誉信息的 SCU, 其中 PATH 为推荐路径, 在每次转发之前将当前的 SCU 加入到 PATH 中; 信誉应答消息 R_{REP} 的格式为 (SCU $_r$, SCU $_g$, SCU $_l$, PATH, $T_{SCU_r, \dots, SCU_g}, E_{gl}$), 表示 SCU $_g$ 可以提供关于 SCU $_l$ 的信誉信息为 E_{gl} , 其中 SCU $_r$ 为此消息的发送者, PATH 为推荐路径, T_{SCU_r, \dots, SCU_g} 为 SCU $_r$ 对 SCU $_g$ 的信任值. 另外, 在推荐路径 PATH 上的每个 SCU 仅计算 T_{PATH} 的一部分, 例如, 对于路径 $\text{PATH}(SCU_1, SCU_2, SCU_3, SCU_4)$, SCU $_3$ 将传递 T_{SCU_3, SCU_4} 给 SCU $_2$, 然后 SCU $_2$ 将计算 $T_{SCU_2, SCU_3, SCU_4} = T_{SCU_2, SCU_3} \times T_{SCU_3, SCU_4}$, 并将其传递给 SCU $_1$, 最后 SCU $_1$ 计算 $T_{SCU_1, SCU_2, SCU_3, SCU_4} =$

$T_{SCU_1, SCU_2} \times T_{SCU_2, SCU_3, SCU_4}$. 社交搜索方法的具体过程如下所示.

1) SCRC 根据搜索条件来初始化查询消息 Q , 并将 Q 转发给它的所有邻居.

2) 每个邻居收到查询消息 Q 后, 如果有相关的信息, 则返回应答消息 R ; 否则, 将 Q 转发给它的所有邻居.

当某个 SCRC 请求资源来完成任务时, 可以通过候选 SCRP 选择算法来确定候选的 SCRP 集合, 其具体过程描述如下.

算法 1	候选 SCRP 选择算法
输入:	SToDR, EToDR, DRQV, Rep $_{\min}$
输出:	CPS // 候选的 SCRP 集合
1:	SCRC 构造资源查询消息 Q_{RES} (SCRC, RES, DRQV, SToDR, EToDR), 并执行社交搜索;
2:	SCRC 在指定的时间内接收资源响应消息 R_{RES} , 并根据所有的 R_{RES} 来构造 SCRP 集合, 记作 PS;
3:	for each SCR $P_j \in \text{PS}$ do
4:	SCRC 构造信誉查询消息 Q_{REP} (SCRC, REP, SCR P_j), 并执行社交搜索方法;
5:	SCRC 在指定的时间内接收信誉响应消息 R_{REP} , 并根据所有的 R_{REP} 来构造关于 SCR P_j 的评价信息集合 $\{E_{m1j}, E_{m2j}, \dots, E_{mqj}\}$ 和相应的信任推荐集合 $\{T_{\text{SCRC}, \dots, SCU_{m1}}, T_{\text{SCRC}, \dots, SCU_{m2}}, \dots, T_{\text{SCRC}, \dots, SCU_{mq}}\}$;
6:	SCRC 根据式(5)和式(6)计算 SCR P_j 的信誉;
	$\text{Rep}_j = \frac{T_{\text{SCRC}, SCU_{m1}}}{T_{\text{total}}} \times E_{m1j} + \dots + \frac{T_{\text{SCRC}_i, SCU_{mq}}}{T_{\text{total}}} \times E_{mqj} \quad (5)$
	$T_{\text{total}} = T_{\text{SCRC}, SCU_{m1}} + \dots + T_{\text{SCRC}, SCU_{mq}} \quad (6)$
7:	if Rep $_j \geq \text{Rep}_{\min}$ then
8:	将 SCR P_j 加入 CPS;
9:	end if
10:	end for
11:	return CPS;

2.4 资源分配与定价算法

本文将反向 Vickrey 拍卖分为两个阶段. 在第一阶段, 如果胜标的 SCRP 违约, 那么在不包括违约者的情况下重新计算胜标者. 这种技术可以增加系统的资源利用率. 然而这种方法可能会增加 SCRC 的成本, 因为替代价格会高于以前的胜标价格. 同时, 由于反向 Vickrey 拍卖自身所具有的特点, 即使可以使每个参与拍卖 SCRP 以真实的成本报价^[10], 因此, 违约不会造成购买成本大幅度增加. 在本文中, 为了使 SCRC 的购买成本保持

不变,购买成本增加部分由违约的 SCRP 共同平均承担.而在第二阶段,如果胜标的 SCRP 违约,其将收到严厉的惩罚.具体资源分配与定价算法描述如下.

算法 2	资源分配与定价算法.
输入:	DRQV,CPS,SToDR,EToDR
输出:	SCRC 的购买成本 PC; 胜标者 winner; 候选的 SCRP 的收入 $p_j(j=1,2,\cdots,m)$
1:	/* 第一阶段: 初始化拍卖 */
2:	为 SCRC 创建一个反向 Vickrey 拍卖;
3:	向 CPS 中的 SCRP 请求投标,同时给出相关的需求信息;
4:	/* 第二阶段: 收集标的 */
5:	for $j = 1, \cdots, m$ do
6:	从 $SCR P_j$ 收集标的 $B_j = (COS_j)$;
7:	end for
8:	/* 第三阶段: 胜标确定与付款 */
9:	for $SCR P_j$ in $\{SCR P_1, \cdots, SCR P_m\}$ do
10:	根据公式 (1) 计算 $SCR P_j$ 总的要价 TAP_j ;
11:	end for
12:	重新排序 $SCR P_1, \cdots, SCR P_m$ 满足 $TAP_1 \leq \cdots \leq TAP_m$;
13:	确定索引 l 满足
$TAP_j \leq BUD$ 如果 $j < l$,	
$TAP_j > BUD$ 如果 $j \geq l$;	
14:	for $j = l, \cdots, m$ do /* 投标超出预算的情况 */
15:	$p_j = 0$;
16:	end for
17:	$PC = TAP_l$;
18:	if ($SCR P_l$ 没有违约) then /* 未出现违约的情况 */
19:	winner $\leftarrow SCR P_l$;
20:	$p_l = TAP_l$;
21:	for $j = 2, \cdots, l-1$ do
22:	$p_j = 0$;
23:	end for
24:	else /* 出现违约的情况 */
25:	确定替代的胜标者 $SCR P_s$;
26:	winner $\leftarrow SCR P_s$;
27:	if $s \neq l-1$ then
28:	$p_s = TAP_{s+1}$;
29:	else
30:	$p_s = bud$;
31:	end if
32:	for $j = s+1, \cdots, l-1$ do
33:	$p_j = 0$;
34:	end for
35:	for $j = 1, 2, \cdots, s-1$ do /* 对违约者的处理 */
36:	$p_j = (PC - p_s) / (s-1)$;
37:	end for
38:	end if
39:	return (PC ; winner; $p_j; j=1, 2, \cdots, m$) ;

3 仿真与评价

在 CloudSim 平台上实现了本文所提出的 IRVA 模型. SCU 所需求的资源采用了谷歌集群数据^[11],资源价格的设置参考了 Amazon 云的定价^[12]. 在 CloudSim 环境下利用事件驱动模型,每个 SCU 的资源需求按照泊松分布周期性地产生.另外,利用了 LiveJournal^[13]的数据集来构建社交网络中的朋友关系. 将其与文献[8]中的反向 Vickrey 拍卖模型(RVA)进行比较,主要比较指标有总购买成本、总成功完成任务数、平均资源利用率和平均请求处理时间.

如图 2 所示,当 SCU 的个数分别为 30,60,100 和 200 时,IRVA 在总购买成本上总是明显优于 RVA. 因为在 IRVA 中,SCRC 不仅可以与朋友 SCRP 交易,也可以与满足信誉要求的非朋友 SCRP 交易,这样可以使 SCRP 间更加充分地竞争,进一步降低购买成本.

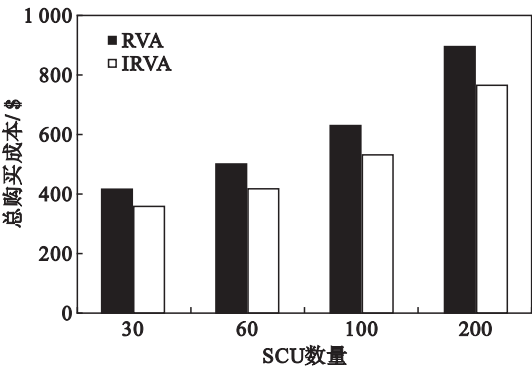


图 2 SCU 数目对总购买成本的影响
Fig. 2 Effect of SCU number on total purchase cost

如图 3 所示,随着 SCU 数量的不断增加,总成功完成任务数也不断增加,RVA 和 IRVA 的差距也在不断缩小. 因为随着 SCU 数量的不断增

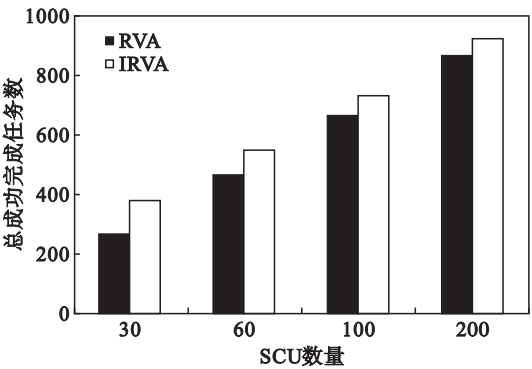


图 3 SCU 数目对总成功执行任务数的影响
Fig. 3 Effect of SCU number on number of total successful tasks

加,可以提供的资源也越来越充足. IRVA 在总成功完成任务数方面的性能上总是优于 RVA,因为在 RVA 中,由于一些 SCU 已经参与了某些拍卖,在拍卖结果没有公布之前就不能参与其他的拍卖,其相应资源只能暂时预留.

如图 4 所示,当 SCU 的个数分别为 30,60,100 和 200 时,IRVA 在平均资源利用率上总是明显优于 RVA,其原因是在 IRVA 中引入的超额预订机制.

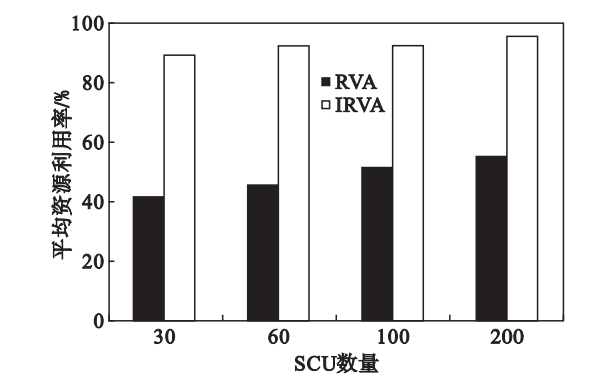


图 4 SCU 数目对平均资源利用率的影响
Fig. 4 Effect of SCU number on average utilization

如图 5 所示,在 IRVA 中每个请求的平均处理时间要高于在 RVA 中每个请求的平均处理时间.随着 SCU 数量的增加,在 IRVA 中每个请求的平均处理时间明显增加,但 IRVA 也有很多优点,例如降低购买成本、提高成功完成任务数和资源利用率.

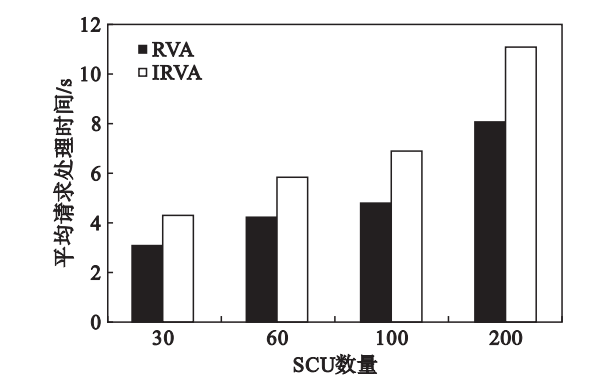


图 5 SCU 数目对平均请求处理时间的影响
Fig. 5 Effect of SCU number on average request handling time

4 结 论

为了增加资源提供者的数量,本文提出了候

选资源提供者的选择算法,并将其整合到反向 Vickrey 拍卖中.同时,本文将超额预订机制引入到反向 Vickrey 拍卖中,以便提高资源提供者的资源利用率.仿真结果表明本文所提出的基于改进反向 Vickrey 拍卖的资源分配模型在购买成本、总成功完成任务数和平均资源利用率方面的性能要优于 RVA.

参考文献:

[1] Chard K, Bubendorfer K, Caton S, et al. Social cloud computing: a vision for socially motivated resource sharing [J]. *IEEE Transaction on Services Computing*, 2012, 5(4): 551 – 563.

[2] Punceva M, Rodero I, Parashar M, et al. Incentivising resource sharing in social clouds [C]// *International Workshop on Enabling Technologies*. Newport Beach: IEEE, 2012: 185 – 190.

[3] Mathijs M, Zhang Y, Klos T. Multiagent task allocation in social networks [J]. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 2012, 25(1): 46 – 86.

[4] Haas C, Caton S, Weinhardt C. Engineering incentives in social clouds [C]// *International Symposium on Cluster, Cloud and Grid Computing*. Newport Beach: IEEE, 2011: 572 – 575.

[5] Ali Z, Rasool R U, Bloodsworth P. Social networking for sharing cloud resources [C]// *International Conference on Cloud and Green Computing*. Xiangtan: IEEE, 2012: 160 – 166.

[6] Haas C, Caton S, Chard K, et al. Co-operative infrastructures: an economic model for providing infrastructures for social cloud computing [C]// *International Conference on System Sciences*. Wailea Maui HI: IEEE, 2013: 729 – 738.

[7] Zhang Y, van der Schaar M. Incentive provision and job allocation in social cloud systems [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2013, 31(9): 607 – 617.

[8] Chard K, Caton S, Rana O, et al. Social cloud: cloud computing in social networks [C]// *International Conference on Cloud Computing*. Miami: IEEE, 2010: 99 – 106.

[9] Birkenheuer G, Brinkmann A, Karl H. The gain of overbooking [C]// *International Workshop Job Scheduling Strategies for Parallel Processing*. Berlin: Springer, 2009: 80 – 100.

[10] Krishna V. Auction theory [M]. New York: Academic Press, 2009: 185 – 202.

[11] Liu Z, Cho S. Characterizing machines and workloads on a google cluster [C]// *International Conference on Parallel Processing Workshops*. Pittsburgh: IEEE, 2012: 397 – 403.

[12] Shang S, Jiang J, Wu Y, et al. A knowledge-based continuous double auction model for cloud market [C]// *International Conference on Semantics Knowledge and Grid*. Ningbo: IEEE, 2010: 129 – 134.

[13] Backstrom L, Huttenlocher D, Kleinberg J, et al. Group formation in large social networks: membership, growth, and evolution [C]// *International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. Philadelphia: ACM, 2006: 44 – 54.