

## 基于公共知识的电子市场定价算法

韩伟<sup>1</sup>, 王云<sup>2</sup>, 王成道<sup>1</sup>, 白治江<sup>1</sup>

(1. 华东师范大学 计算机科学与技术系, 上海 200062; 2. 临沂师范学院 信息学院, 山东 临沂 276000)  
(yb03241008@student.ecnu.edu.cn)

**摘要:**研究了电子市场定价博弈中公共知识的作用, 通过简单地改变市场需求函数和市场分配函数, 使卖方 Agent 获得了多 Agent 作用下的不断改变着的环境知识, 而不再是关于市场需求的个体知识。仿真实验表明, 通过获得关于市场需求的公共知识, 卖方 Agent 可以协调彼此的价格行为, 在合作还是竞争问题上表现出更长远的群体智能行为, 从而提高了市场配置资源的有效性。

**关键词:**智能 Agent; 电子市场; 动态定价; 博弈论

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A

## Common knowledge-based pricing algorithm in electronic marketplaces

HAN Wei<sup>1</sup>, WANG Yun<sup>2</sup>, WANG Cheng-dao<sup>1</sup>, BAI Zhi-jiang<sup>1</sup>

(1. Department of Computer Science and Technology, East China Normal University, Shanghai 200062, China;  
2. Information College, Linyi Normal University, Linyi Shandong 276000, China)

**Abstract:** The role of common knowledge of pricing game in electronic marketplaces was studied. By simply changing the demand function and allocation function, seller Agents can acquire the common knowledge about the constantly changing market, rather than inferred individual knowledge. Simulation results indicated that seller Agents tends to be more coordinated in their pricing behaviour and became more intelligent in concerning the problem of whether to cooperate or compete in a long term. Results also shows that common knowledge can improve market effectiveness.

**Key words:** intelligent Agent; electronic marketplaces; dynamic pricing; game theory

### 0 引言

电子市场中商品的定价问题是电子商务研究的基本课题。根据市场竞争状况(完全垄断、完全竞争、寡头竞争), 卖方 Agent 的定价策略受到不同因素影响。在完全垄断市场中, 由于没有提供同类商品的其他竞争者, 卖方 Agent 的定价策略完全取决于自身生产能力和市场需求。文献[1]用仿真的方法给出了完全垄断市场下卖方 Agent 的定价策略, 该方法假定买方 Agent 能够在一定邻域范围内交换价格信息。在完全竞争市场下, 卖方 Agent 形成价格博弈, 每个 Agent 的最优策略是压低价格来赢得顾客, 没有 Agent 试图通过博弈影响其他 Agent 的定价策略, 即卖方 Agent 之间的相互影响可以忽略不计。特定行业(如原油、钢铁、大豆)的 B2B 电子市场是寡头市场, 这种市场的特点是: 大宗商品买卖、卖家数量少、卖家的定价策略彼此通过市场需求变化相互影响。文献[2]研究了寡头市场下卖方 Agent 的合作行为, 但是该文提出的演化博弈的方法要求价格联盟内的卖方 Agent 彼此公开生产成本、生产能力等商业信息, 这在实践中并不可行。

博弈论中早期的定价(或产量)模型是两寡头博弈的库诺特模型, 博弈双方根据最优反应曲线选择行动, 理论分析结果表明最终博弈将收敛于纳什均衡。一般认为, 库诺特模型中 Agent 采取的是消极策略, 因为它只是观察对手的行为, 根据对环境的知识(市场反应曲线)被动的选择下一步的行动,

这一策略的隐含前提是市场供求不受其他卖方的影响。按照对智能体的划分<sup>[3]</sup>, 库诺特博弈的 Agent 表现出的是纯反应式的智能行为, 它按照个体的局部信息作出决策, 认为环境只受自身作用而改变, 因此必然是天生的“短视”<sup>[4]</sup>, 这也正是最优反应调整被称为短视策略的原因。正是这种短视, 使得卖方 Agent 的每次定价并不能真实反映市场供求变化, 从而降低了市场配置资源的有效性。要使库诺特博弈的 Agent 具有慎思型的智能行为, Agent 不仅要考虑当前观察到的信息, 还要考虑对方策略的变化所引起的环境的变化(库诺特模型假定市场需求仅根据 Agent 自身的行为而改变, 实际上市场需求变化是多个 Agent 共同作用的结果), 进而决定下一步的策略。目前, 在电子市场中, 卖方 Agent 主要采用三种定价策略: 基于博弈论方法的定价(Game Theory, GT)、基于短视调整方法的定价(Myopically Optimal, MY)、在变化方向上领先一步的定价(derivative-follower, DF)。由于 MY 应用更为广泛, 文献[5]将 MY 发展为快速 MY 方法。在电子市场中, 通过第三方发布市场需求信息, 可以使卖方 Agent 获得全局信息, 从而通过全局信息协调卖方定价。本文基于短视策略讨论卖方 Agent 的定价策略, 特别是考察公共知识在电子市场中的作用。

### 1 问题模型

电子市场本质上是一个多 Agent 系统, 每个交易 Agent

(买方 Agent 和卖方 Agent 的总称)扮演一定角色,具有一定特性(自利性、个体理性、社会性),直接(协商)或间接(通过市场环境)地与其他交易 Agent 发生交互。影响卖方 Agent 定价行为的因素包括:生产成本、生产能力、其余卖方 Agent 的定价策略、市场需求函数。

考虑由多个买方 Agent 和卖方 Agent 组成的 B2B 电子市场,假定市场需求是价格的线性函数,即  $D(p) = \max\{0, (q - hp)\}$ ,  $q, h > 0$ 。

**定义 1** 卖方 Agent 可以用三元组  $Seller_i = (p_i, c_i, k_i)$  描述。其中,  $p_i$  是卖方 Agent 出售某一特定商品的价格,  $c_i$  为生产该商品的成本,  $k_i$  为卖方 Agent 的生产能力(若 Agent 代表经销企业,则表示库存能力)。

**定义 2** 一个寡头竞争市场定义为  $(n, s, A_1, \dots, A_n, T, U_1, \dots, U_n)$ 。其中,  $n$  代表卖方 Agent 的数量;  $s = (p, c, k, q, h)$ ,  $p = (p_1, \dots, p_n)$ ,  $k = (k_1, \dots, k_n)$ ,  $q, h$  为市场需求函数的参数。 $d = \{d_1, \dots, d_m\}$  代表市场需求状况的集合(需要将市场需求由低到高划分为  $m_1$  种状态);  $A_i = \{a_1, \dots, a_{m_2}\}$  代表卖方 Agent  $i$  在一次定价博弈中的候选价格集合(需要将连续可选价格离散化为  $m_2$  个区间);  $A_i' = \{a | a \geq c_i, a \in A_i\}$  为有效价格集。博弈中的其余卖方 Agent 的联合行动记为  $A_{-i} = A_1 \times A_2 \times \dots \times A_{i-1} \times A_{i+1} \times A_n$ ;  $T: S \times A \times S \rightarrow [0, 1]$  为需求转移函数;  $U_i: S \times A_i \rightarrow [0, +\infty]$  为卖方 Agent  $i$  在一次博弈中的效用。

**定义 3** 卖方 Agent 的定价策略定义为  $\pi: S \times A_i \rightarrow [0, 1]$ , 即根据市场需求选择相应的价格。

值得注意的是,定价策略本身内化了关于市场环境(市场供求情况、竞争情况)和对手(其他卖方 Agent 的定价策略)的知识。因此,定价策略是卖方 Agent 对特定市场和特定对手的最佳反应。

**定义 4** 市场需求分配策略为:买方 Agent 首先选择要价最低的卖方 Agent 进行交易,若该卖方 Agent 生产能力不能满足购买需求,依次选择要价由低到高的卖方 Agent 进行交易。若要价相等,则市场需求根据卖方 Agent 各自生产能力按比例分配。若卖方 Agent 按照出价由低到高排序为:  $Agent'_1, \dots, Agent'_n$ , 对应的生产能力为:  $k'_1, \dots, k'_n$ , 卖方 Agent  $i$  的要价在排序序列中最低序号为  $i^-$ , 最高序号为  $i^+$ , 市场需求为  $s$ , 则卖方 Agent  $i$  售出的商品数量:

$$Y_i^p(s) = \begin{cases} k'_i & s \geq \sum_{j=1}^i k'_j \\ k'_i(s - \sum_{j=1}^{i-1} k'_j) / (\sum_{j=1}^{i^+} k'_j - \sum_{j=1}^{i-1} k'_j) & \sum_{j=1}^{i-1} k'_j \leq s < \sum_{j=1}^i k'_j \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

**定义 5** 卖方 Agent 效用函数定义为  $U_i(d, p_i, c_i, k_i) = (p_i - c_i) Y_i^p(s)$ ,  $d$  为当前市场需求。

## 2 基于公共知识的定价算法

本节在第 1 节提出的问题模型基础上,研究卖方 Agent 短视策略定价算法。与博弈论的理论研究不同的是,通过简单地改变市场需求函数和市场分配函数,卖方 Agent 已经获得了多 Agent 作用下不断改变着的环境知识,而不再是关于市场需求的个体知识。在实际应用中,市场需求信息是由专

门从事市场研究的第三方发布的,这些信息起到了协调卖方定价的作用,也提高了市场配置资源的有效性。

为便于研究算法性能,在 Web services 技术架构下实现了一个基于多智能体的电子市场仿真平台(Multiple Intelligent Agents Oriented E-market Simulation Platform, MIAOESP)。

**算法 1: 最优反应调整定价算法**

Procedure Best\_Response( $i, P$ )

//  $i$  是 Agent 的标号,  $P$  为价格数组 //

```
{
    best_price = 0;
    U_max = 0;
    for price = c[i] to m2 do
    {
        1、将 Agent 按照价格由低到高排序,生成数组
           index[1..N], index[j] 表示 Agent j 在序列中的位置序号。
        2、计算市场需求。  $\bar{p} = \frac{k_i}{\sum_{j=1}^n k_j} p_i$ ,  $D(\bar{p}) = q - h\bar{p}$ , 根据(1)
           式计算市场需求下售出商品的数量。
        3、计算 Agent 的效用  $U(\text{price})$ 。 If  $U(\text{price}) > U_{\max}$  then
           best_price = price;
    }
    p[i] = best_price;
    if u_max <= 0 then k[i] = 0;
    //若最优价格低于成本价格,则 i 被淘汰出局//
}
```

**算法 2: 基于公共知识的短视策略定价算法(CKMP)**

Procedure CK\_Myopic\_Pricing( $\theta, P$ )

输入: 结束条件  $\theta$

```
{
    flag = false;
    while not flag do
    {
        flag = true;
        for i = 1 to N do
        {
            previous_price[i] = p[i];
            best_response[i];
            if (p[i] - previous_price[i]) > do flag = false;
        }
    }
}
```

采用文献[2]的数据在 MIAOESP 平台上进行仿真实验,将结果与该文的理论结果对比表明:

1) Myopic\_Pricing 算法只在极少数情况下收敛,大部分情况下出现稳定的小幅震荡,表现出一定的均衡特性。这是因为:(1)采取了将定价离散化处理办法。实验表明随着离散粒度更加精细,震荡幅度越小;(2)分配策略不同。文献[2]并没有考虑价格相等情况下的分配,而实际上价格经常出现相等的情况。我们的方法采取了定义 4 的市场需求分配策略,更符合实际情况。

2) Myopic\_Pricing 算法下,卖方 Agent 在竞争与合作的选择问题上表现出一定智能。具有明显竞争优势的卖方 Agent 会联合起来,淘汰处于竞争劣势的卖方 Agent(如表 2 第 4 行第 2 列)。若相互竞争力差别不大,则卖方 Agent 之间竞争到

一定程度就达成相互妥协,避免进入恶性竞争导致更大损失。

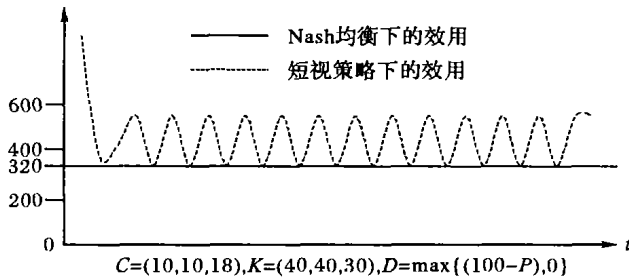


图1 Agent 1 效用变化曲线

3) 卖方Agent的竞争意愿与市场供求状况有关。若市场

供大于求,则竞争激烈,结果更接近于均衡解(表2第2行第2列),更容易出现淘汰现象(表2第1列)。若市场供不应求,则卖方Agent更倾向于通过合作获得更大的利益。

4) 无论站在全局角度还是个体角度(被淘汰的卖方Agent除外),算法进入小幅震荡后的性能明显优于文献[2]的结果。这是因为具有公共知识的卖方Agent对市场需求进行了正确预测。即,认为需求不仅取决于自身定价,还取决于其余Agent的定价。

以上2)~4)的结论符合经济学的分析,也是我们所期望的卖方Agent所具有的特性。因此,我们可以认为,具有公共知识市场需求函数的卖方Agent具有更强的应用意义。

表1 不同市场需求函数下三方博弈的理论分析结果

	$D = \max\{(77 - p), 0\}$	$D = \max\{(115 - p), 0\}$	$D = \max\{(100 - P), 0\}$
$C = (13, 13, 13)$	$P = (16, 16, 16), (15, 15, 15)$	$P = (30, 30, 30), (29, 29, 29)$	$P = (21, 21, 21), (20, 20, 20)$
$K = (30, 30, 30)$	$U = (61, 61, 61)$	$U = (481.7, 481.7, 481.7)$	$U = (210.7, 210.7, 210.7)$
	$(41.3, 41.3, 41.3), (21, 21, 21)$	$(458.7, 458.7, 458.7)$	$(186.7, 186.7, 186.7)$
$C = (11, 21, 21)$	$P = (21, 22, 22)$	无均衡	$P = (23, 24, 24)$
$K = (44, 23, 23)$	$U = (440, 5.5, 5.5)$		$U = (528, 48, 48)$
$C = (16, 16, 25)$	无均衡	$P = (31, 31, 31)$	无均衡
$K = (34, 34, 22)$			
$C = (7, 12, 17)$	无均衡	无均衡	无均衡
$K = (45, 26, 19)$			
$C = (10, 10, 18)$	无均衡	无均衡	$P = (18, 18, 19)$
$K = (40, 40, 30)$			$U = (320, 320, 1)$
$C = (10, 12, 14)$	无均衡	无均衡	无均衡
$K = (40, 30, 20)$			

表2 不同市场需求函数下CKMP的运行100个循环后的结果。

	$D = \max\{(77 - p), 0\}$	$D = \{(115 - p), 0\}$	$D = \{(100 - P), 0\}$
$C = (13, 13, 13)$	$P = (16, 16, 16)$	$P = (49, 48, 48)$	$P = (30, 29, 29)$
$k = (30, 30, 30)$	$U = (61, 61, 61)$	$U = (1080, 1050, 1050)$	$U = (510, 480, 480)$
$C = (11, 21, 21)$	$P = (49, *, 49)$	$P = (50, 50, 49)$	$P = (38, 37, 36)$
$K = (44, 23, 23)$	$U = (1064, 0, 410)$	$U = (1756, 645, 644)$	$U = (1088, 368, 345)$
$C = (16, 16, 25)$	$P = (29, 28, *)$	$P = (47, 46, 46)$	$P = (28, 28, 28)$
$K = (34, 34, 22)$	$U = (442, 408, 0)$	$U = (1048, 1020, 462)$	$U = (408, 408, 53)$
$C = (7, 12, 17)$	$P = (31, 30, *)$	$P = (32, 32, 53)$	$P = (24, 23, 23)$
$K = (45, 26, 19)$	$U = (1080, 468, 0)$	$U = (1125, 520, 272)$	$U = (765, 286, 114)$
$C = (10, 10, 18)$	$P = (32, 31, *)$	$P = (38, 37, 37)$	$P = (21, 21, 21)$
$K = (40, 40, 30)$	$U = (880, 840, 0)$	$U = (1120, 1180, 553)$	$U = (438, 433, 65)$
$C = (10, 12, 14)$	$P = (35, 34, *)$	$P = (32, 32, 31)$	$P = (33, 33, 32)$
$K = (40, 30, 20)$	$U = (1000, 660, 0)$	$U = (880, 600, 340)$	$U = (920, 601, 360)$

\* 号代表对应的Agent被市场淘汰

### 3 结语

尽管博弈论的理论分析表明短视定价策略将使得Agent的定价最终收敛于均衡价格<sup>[6]</sup>,但是实际应用中,市场需求是变化的,博弈下的支付也不是固定的,若每个Agent只是按照局部信息做出反应,不可避免地降低了市场的有效性。实际生活中,尽管市场经济通过价格和供求关系有效的配置各种资源,但是在价格反映供求的过程中也是以部分牺牲这种有效性为代价的。而电子市场具有信息相对集中的优势,我们的研究表明,通过提供市场需求的第三方发布公共信息,可以协调卖方的价格行为,从而提高市场配置资源的有效性。

参考文献:

- [1] LELOUP B. Pricing with local interactions on Agent-based electronic marketplaces[J]. Electronic Commerce Research and Applications, 2003, 2(2): 187-198.
- [2] WU DJ, SUN YJ. Cooperation in multi-agent bidding[J]. Decision Support Systems, 2002, 33(3): 335-347.
- [3] WOOLDRIDGE M. 多Agent系统引论[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003. 21-25.
- [4] CABRALES A, SOBEL J. On the evolution of optimizing behavior[J]. Journal of Economic Theory, 1992, 57(3): 392-406.
- [5] KEPHART JO, HANSON JE, GREENWALD AR. Dynamic Pricing by software Agents[J]. Computer Network, 2000, 32(6): 731-752.
- [6] FUDENBERG D. 博弈学习理论[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 2002. 65-68.