

# 基于同时向上叫价拍卖的云资源分配方法与竞价策略

王学毅<sup>1,2</sup>, 王兴伟<sup>2</sup>, 黄敏<sup>2</sup>

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

**摘 要:** 针对云资源的特点, 基于微观经济学方法和支持向量回归机算法, 提出了一种云资源分配方法与竞价策略。首先, 采用块状能力来描述买方需求、卖方资源。然后, 建立云资源系统框架, 根据各个买方资源交易历史记录基于支持向量回归机算法来预测各个买方的竞价信息。在此基础上, 利用非完全信息纳什均衡理论, 设计了同时向上叫价拍卖和用户竞价策略, 确定了最终成交价格, 并根据成交价格来分配云资源。仿真结果表明, 所提出的云资源分配方法和策略是可行和有效的。

**关 键 词:** 同时向上叫价拍卖; 价格预测; 支持向量回归; 云计算; 纳什均衡

**中图分类号:** TP 393      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1005-3026(2013)04-0482-05

## Cloud Resource Allocation Method and Bidding Strategy Based on Simultaneous Upward Bidding Auction

WANG Xue-yi<sup>1,2</sup>, WANG Xing-wei<sup>2</sup>, HUANG Min<sup>2</sup>

(1. School of Software, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China. Corresponding author: WANG Xue-yi, E-mail: xywang@mail.neu.edu.cn)

**Abstract:** On account of the characteristics of cloud resources, a cloud resource allocation method and bidding strategy were proposed on the basis of the microeconomic method and support vector regression method. Firstly, the block ability was used to describe buyer demand and seller resources. Secondly, the system architecture of cloud resource was constructed, and according to the resource transaction history of each buyer, their bidding price was predicted by using support vector regression method. Based on the above, according to Nash equilibrium theory of incomplete information, simultaneous upward bidding auction was designed, and the final transaction price was formed. What's more, cloud resources were allocated by the final transaction price. Simulation results showed that the proposed method and strategy were feasible and effective.

**Key words:** simultaneous upward bidding auction; price prediction; support vector regression; cloud computing; Nash equilibrium

由于云资源的分散性、异构性以及不确定性, 使云资源的最优化分配成为一项具有挑战性的工作<sup>[1-3]</sup>。许多学者提出通过市场机制来解决云资源有效分配问题。文献[4]设计了一种进化机制, 同时考虑了资源分配的最优化和公平性, 并且表

明了只要资源分配博弈有可行的方案, 就一定存在 Nash 均衡解<sup>[5]</sup>。文献[6]提出一种单调比率定价机制, 不但能够实现用户功能效用的最大化, 而且能够保证公平性。文献[7]根据云计算商业化和虚拟化的特点, 提出了基于 Berger 模型的作业

收稿日期: 2012-10-26

基金项目: 国家杰出青年科学基金资助项目(61225012); 国家自然科学基金资助项目(61070162, 71071028, 70931001); 高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20100042110025, 20110042110024); 工信部物联网发展专项资金资助项目; 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(N110204003)。

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。

调度算法,满足双公平性约束.文献[8]提出的连续双向拍卖框架下基于 Nash 均衡的云资源分配策略,能够满足云计算环境下资源的有效分配.本文根据微观经济学理论,提出了云计算环境下一种基于同时向上叫价拍卖的资源分配方法与竞价策略.

## 1 块状能力描述

按照云资源提供能力种类的不同将其分为云处理资源和云存储资源.采用能力块来对买方需求、卖方资源进行描述.如图1所示,每1个能力块有3个属性:开始时间、持续时间、容量.从能力块的开始时间起经过持续时间后的这段连续时间称为能力块的有效期.当交易的是云处理资源时,容量代表的是有效期内能够完成的指令数,单位为 GI;当交易的是云存储资源时,容量代表的是该块状能力的持续时间内最大存储量,单位为 GB.

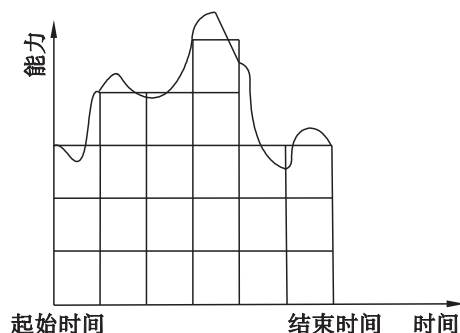


图1 块状能力描述  
Fig. 1 Description of block capability

## 2 拍卖机制

### 2.1 系统框架

拍卖模型由买方代理、卖方代理和为买方与卖方提供交易机制的拍卖师组成.卖方代理统计当前资源的可用情况,估计所能提供的处理能力,根据卖方标的信息进行招标以及接收任务并返回任务结果等;买方代理估计任务的运行时间与所需要的资源量,计算资源的竞拍价,根据买方标的信息进行投标以及提交任务并接收任务结果等;拍卖师接受买方代理和卖方代理的投标,进行竞标确定以及资源分配等.各部分功能如图2所示.

### 2.2 买卖双方的刻画

#### 2.2.1 买方标的刻画

买方的身份标识用  $Bid_i$  表示,买方所需资源类型用  $Bty$  表示,资源租用的开始时间和结束时间分别用  $Bt_i$  和  $Et_i$  表示,资源使用者  $Bid_i$  在租用

期  $[Bt_i, Et_i]$  内所需能力块的数量用  $Rst_i$  表示,资源使用者  $Bid_i$  对每块能力块所报出的购买价格用  $Bup_i$  表示.

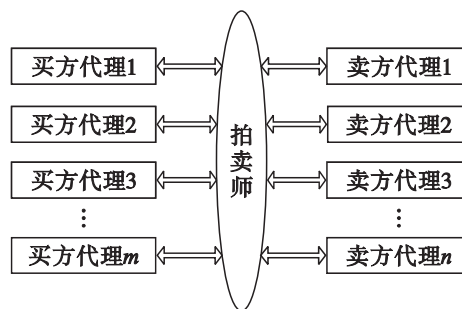


图2 拍卖系统框架  
Fig. 2 System architecture of auction

#### 2.2.2 卖方标的刻画

卖方的身份标识用  $Sid_j$  表示,资源提供者所提供的资源类型用  $Sty$  表示,资源提供的开始时间和结束时间分别用  $Bt_j$  和  $Et_j$  表示,资源提供方  $Sid_j$  在资源提供期  $[Bt_j, Et_j]$  内可提供的能力块数量用  $Avi_j$  表示,资源提供者  $Sid_j$  所能接受的最低能力块出售价格用  $Rsp_i$  表示.

### 2.3 同时向上叫价拍卖

同时向上叫价拍卖与传统的单向拍卖的区别在于在每一轮拍卖中多个卖方资源同时拍卖,即每一轮拍卖中包含多个拍卖同时进行.本文将同时向上叫价拍卖设置为定期举行,每轮拍卖分为准备期和拍卖期.

1) 准备期.主要完成传统拍卖的委托和公布阶段,并使多组拍卖准备开始进行.具体过程如下:

Step 1 拍卖平台在规定的时间内接收所有卖方代理的招标请求,记录并统计招标请求相关信息.

Step 2 在拍卖平台规定时间超时后,为每个卖方代理每种类型资源分配一个拍卖师,并公布此次拍卖中卖方资源的相关信息.

Step 3 买方代理根据自己的标的信息向拍卖平台中符合条件的卖方所对应的拍卖师投标,拍卖师将其组织到自己的买方队列中.

Step 4 在接收买方竞标请求时间结束后,每个拍卖师通知自己买方队列中的买方开始投标,并给出此组拍卖中的相关信息.

2) 拍卖期.在确定了本轮拍卖中同时起拍的多组拍卖后,对于任意一组拍卖过程如下:

Step 1 任意买方代理利用其他买方代理资源交易历史记录,基于支持向量回归机方法预测出其他买方代理的竞拍单价,估算胜标的概率,从而通过博弈确定竞拍价格  $s_i$ ,向拍卖师提交竞价  $s_i$ .

Step 2 拍卖师利用第6节中的云资源分配算法进行资源分配,通知胜标的买方代理集合和卖方代理进行资源预留。

Step 3 拍卖结束后,拍卖师公开此组拍卖的相关信息。

### 3 基于SVR的单位竞拍价预测

单位资源竞价预测问题可以表示为如下回归问题:利用已知的任意买方 $k$ 在 $t$ 时刻之前的资源交易历史记录集合 $T_k = \{(\mathbf{x}_i, y_i) \mid i = 1, 2, \dots, t-1\}$ 来预测 $t$ 时刻买方 $k$ 对单位资源的竞价,其中 $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^3$ 是三维输入向量,其分量分别为资源期望使用时间、资源的需求量和参与买方的人数, $y_i \in \mathbf{R}$ 是成交价格。支持向量回归机SVR(support vector regression)可以解决上述回归问题,基本思想是先通过非线性映射 $\phi$ 把输入样本映射到一个高维特征空间进行线性回归,再根据统计学理论拟合如式(1)所示的非线性回归函数:

$$f(\mathbf{x}) = \omega \cdot \phi(\mathbf{x}) + b. \quad (1)$$

式中: $f(\mathbf{x})$ 为目标函数; $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^3$ ;  $\omega \cdot \phi(\mathbf{x})$ 为 $\omega$ 和 $\phi(\mathbf{x})$ 的内积; $b$ 为偏差, $b \in \mathbf{R}$ 。根据Lagrange对偶理论,将此问题转化为凸二次规划问题:

$$\begin{aligned} \min_{\alpha_i^{(*)} \in \mathbf{R}^{2l}} & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) (\alpha_j^* - \alpha_j) K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + \\ & \varepsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* + \alpha_i) - \sum_{i=1}^n y_i (\alpha_i^* - \alpha_i), \\ \text{s. t.} & \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, \alpha_i, \alpha_i^* \in [0, C], \\ & i = 1, 2, \dots, l. \end{aligned} \quad (2)$$

式中: $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 是核函数; $\alpha_i^*$ 和 $\alpha_i$ 为Lagrange乘子。具体的支持向量回归机的预测算法过程如下:

Step 1 给定训练样本集合 $T = \{(\mathbf{x}_i, y_i) \mid i = 1, 2, \dots, l\}$ 。

Step 2 选取适当正数 $\varepsilon$ 和 $C$ ,并令核函数为最常用的RBF核函数 $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp(-\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2 / 2\sigma^2)$ ,  $\sigma > 0$ 。

Step 3 构造并求解最优化问题,如公式(2)所示,利用SMO算法得到最优解 $\bar{\alpha}^{(*)} = (\bar{\alpha}_1, \bar{\alpha}_1^*, \dots, \bar{\alpha}_l, \bar{\alpha}_l^*)^T$ ;

Step 4 构造回归估计函数 $\bar{f}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^l (\bar{\alpha}_i^* - \bar{\alpha}_i) K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + \bar{b}$ ,其中,

$$\bar{b} = \begin{cases} y_i - \sum_{i=1}^l (\bar{\alpha}_i^* - \bar{\alpha}_i) K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + \varepsilon, & \bar{\alpha}_i \in (0, C); \\ y_i - \sum_{i=1}^l (\bar{\alpha}_i^* - \bar{\alpha}_i) K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) - \varepsilon, & \bar{\alpha}_i^* \in (0, C). \end{cases}$$

## 4 用户竞价策略

本文中的竞价博弈由3种元素组成:买方集合 $\text{Bid}_i, i \in 1, 2, \dots, n, n$ 为参加拍卖的买方人数;买方的策略空间 $S$ ;收益函数 $u_i$ ,这一函数对于任意买方出价组合 $s = (s_1, s_2, \dots, s_n)$ 给出相应的收益 $u_i(s)$ ,其中 $s_1, s_2, \dots, s_n \in S$ 。本文定义任意买方 $\text{Bid}_i$ 的收益函数

$$u_i = [v_i - s_i] \cdot p_{\text{win}}(s_i). \quad (3)$$

式中, $v_i$ 为买方 $\text{Bid}_i$ 对资源的估价。而由于买方的单位资源报价越高,则胜标的概率越大,所以本文以 $p_{\text{win}}(s_i) = \frac{s_i/r_i}{s_i/r_i + \sum_{t=1}^{n-1} p_t}$ 来表示胜标概率 $p_t$ ,

为当前买方根据其他买方的资源交易历史记录计算的预测竞拍单价, $n$ 为买方的个数, $r_i$ 为买方 $\text{Bid}_i$ 的需求量,化简得

$$p_{\text{win}}(s_i) = \frac{s_i}{s_i + r_i \cdot \sum_{t=1}^{n-1} p_t}. \quad (4)$$

由于 $r_i \sum_{t=1}^{n-1} p_t$ 为常数,设为 $r_i \sum_{t=1}^{n-1} p_t = G$ ,则

$$u_i = [v_i - s_i] \frac{s_i}{s_i + G}. \quad (5)$$

在本文中,买方 $\text{Bid}_i$ 的支配性策略就是使买方 $\text{Bid}_i$ 的收益 $u_i$ 取最大值时所对应的 $s_i^*$ 。为了得到 $s_i^*$ ,对式(5)求导,并令式(5)的一阶导数为0,即 $u_i'(s_i) = 0$ ,解得

$$s_i^* = \sqrt{G^2 + Gv_i} - G. \quad (6)$$

这样,每个买方的策略组合分别构成了各自的支配性策略,则这个组合被称为纳什均衡 $s_i^*$ ,即纳什均衡解,也就是买方最终的出价。

## 5 云资源分配

在本文所采用的资源分配方式中,一个卖方可以同时满足多个买方的需求。设变量allocation与gains分别表示已经分配的资源量和资源代理的收益; $R$ 表示资源总量;数组request[i]与bidding\_price[i]分别表示每个买方的资源需求量和竞拍价,则云资源的分配步骤如下:

Step 1 初始化 allocation = 0,  $i = 1$ , gains = 0。

Step 2 将买方按照 $s_i/r_i$ 降序排序,假设有 $s_1/r_1 \geq s_2/r_2 \geq \dots \geq s_n/r_n$ 。

Step 3 对于买方 $i$ ,如果 request[i]  $\leq R$ ,则

满足买方  $i$  的需求, 资源代理收益  $\text{gains} = \text{biddingprice}[i]$  此时  $R = R - \text{request}[i]$  否则, 拒绝把剩余的所有资源分配给买方  $i$ , 云资源分配结束。

Step 4 令  $i = i + 1$ , 如果  $i > n$ , 则云资源分配结束; 否则转向 Step 2。

采用此算法可以使卖方的收益最大化, 并且由于每个买方的出价也是使得自身的收益最大化, 因此, 整个系统的收益也就达到了最大化。

## 6 仿真研究

在 Cloudsim 环境下, 编写仿真程序模拟上述拍卖过程。本文假设拍卖的资源为 CPU 资源, 基本单位为能力块, 每个能力块的容量为 100 GI, 持续时间为 1 h。有 4 个卖方, 40 个买方参与拍卖, 每个卖方提供能力块个数在 [10, 60] 之间, 其保留价位位于 [5, 10] 之间, 价格单位是 CC。买方对于 CPU 能力的需求量位于 [5, 10] 之间, 而使用均匀分布随机产生买方和卖方的初始数据。本文使用公式 (7) 来描述用户对云资源的实际价值评估<sup>[9]</sup>:

$$v_i(T, R, \alpha) = \eta((1 - \alpha) \ln T + \alpha \ln R) \quad (7)$$

式中:  $T$  是资源的期望使用时间;  $R$  为资源的需求量;  $\alpha$  是买方对上述两种属性的各自偏好程度  $\alpha \in (0, 1)$ ;  $\eta$  为单位效用所带来的收益。

基于 SVR 方法预测的竞拍价曲线与买方实际估价曲线有很大相似性, 如图 3 所示。因此, 本文建立的基于 SVR 的预测方法能够较为准确地预测实际的竞拍价。

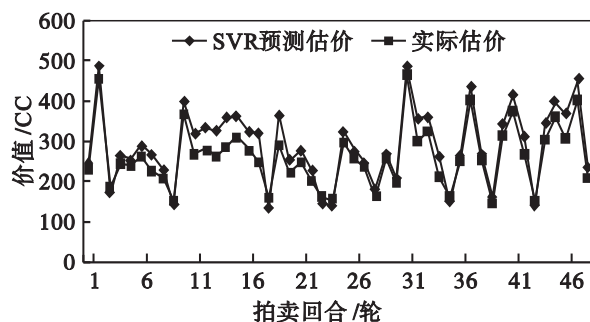


图3 SVR 预测竞拍价与实际估价的对比  
Fig. 3 Comparison of predicted bidding price of SVR and actual valuation

图 4 为买方数目分别取 10、20 和 40 时, 卖方代理收益的变化情况。同时也表明了当云资源总量增加时, 卖方代理的收益呈递增趋势。

将本文中提出的模型与文献 [10] 中的模型进行比较, 主要比较的指标有资源利用率和系统收益。其中, 资源利用率 = 所有买方代理使用资源量 / 所有卖方提供的资源总量, 系统总收益 = 所有

卖方收益 + 所有买方收益总和, 而买方的数量分别取 10、20、30 和 40。图 5 是资源利用率和系统收益的实验模拟结果。

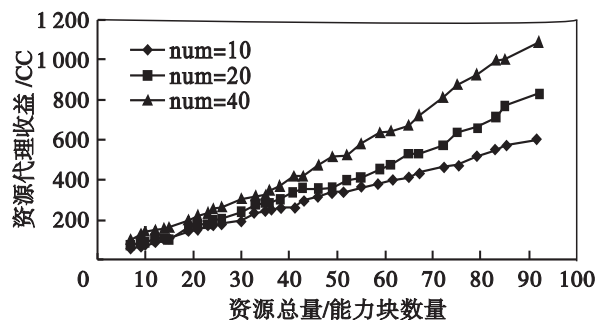


图4 买方数目变化对收益的影响  
Fig. 4 Effect of buyer number on gains

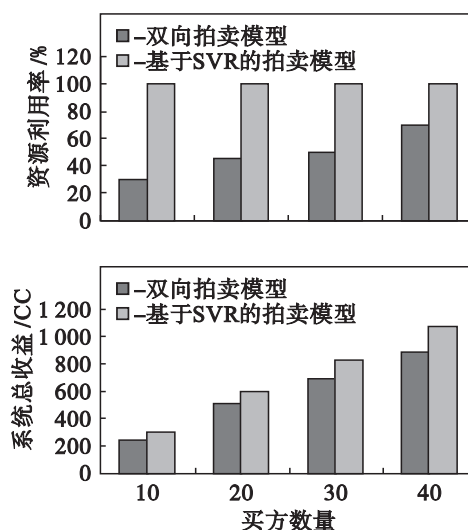


图5 资源利用率和系统总收益对比图  
Fig. 5 Comparison chart of resource utilization and total system gains

## 7 结 论

本文提出了云计算环境下一种基于同时向上叫价拍卖的资源分配方法与竞价策略。在进行云资源价格预测时, 同时考虑到了影响价格的多种因素, 能够更加准确地预测每个买家的竞拍价格。根据非完全信息纳什均衡理论来确定成交价格。仿真结果表明, 该方法是可行和有效的。但该资源分配方法立足于满足买方单项资源需求, 进一步研究基于双向组合拍卖机制的云资源分配方法来满足买方的组合资源需求。

参考文献:

- [1] Marcos D A, Alexandre C, Rajkumar B. A cost-benefit analysis of using cloud computing to extend the capacity of clusters[J]. *Cluster Computing* 2010, 13(3): 335-347.

(下转第 494 页)

