

一种基于 VCG 拍卖的分布式网络资源分配机制

刘志新¹, 申妍燕¹, 关新平^{1,2}

(1. 燕山大学电气工程学院, 河北秦皇岛 066004; 2. 上海交通大学电子信息与电气工程学院, 上海 200240)

摘 要: 网络带宽资源分配的不合理是开放性网络环境中的一个突出问题. 为抑制用户自私性行为, 提出基于 VCG(Vickrey-Clarke-Groves) 机制的网络资源竞拍分配机制. 该机制具有占优策略激励兼容特性, 且仅需单维竞价信息. 同时给出了指导用户进行策略选取的离散随机式学习算法, 进一步分析了该算法的收敛性. 仿真结果表明, 本文所提出的分配机制通过有效的支付惩罚, 使自私用户主动选择真实带宽需求策略, 抑制说谎动机; 离散随机式学习算法能够正确地引导用户选择出占优策略, 合理分配带宽资源.

关键词: 通信网络; 带宽分配; VCG 拍卖机制; 随机式学习算法

中图分类号: TP393 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 08-1929-06

A VCG-Auction Based Distributed Mechanism for Network Resource Allocation

LIU Zhi-xin¹, SHEN Yan-yan¹, GUAN Xin-ping^{1,2}

(1. The Institute of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China;

2. The School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: The unreasonable allocation scheme of bandwidth resources is a serious problem in the opening Internet. To restrict the users' selfishness, a network bandwidth allocation mechanism based on VCG(Vickrey-Clarke-Groves) auction is proposed, which has the dominated strategy incentive compatible property. A discrete stochastic learning algorithm which is used to guide the users to choose strategies is introduced and its convergence is analyzed further. Simulation results show that the selfish users do not have any incentives to lie and provide the real bandwidth requirements, through the effective punishment scheme; the discrete stochastic learning algorithm can make the users select the dominate strategy correctly and allocate the bandwidth resources reasonably.

Key words: communication network; bandwidth allocation; VCG(Vickrey-Clarke-Groves) auction mechanism; stochastic learning algorithm

1 引言

网络环境中大量存在的自私用户可自由加入网络, 分享网络中的资源. 由于其具有自私的特点, 使得它们在享用网络资源时, 总是以最大化自己的利益作为出发点, 谎报自己对网络带宽的真实需求. 这就导致了自私用户对稀缺的网络带宽资源的过度使用, 影响了其它用户的服务质量, 降低了网络的整体性能.

微观经济学中的 VCG(Vickrey-Clarke-Groves) 机制由于具有十分优良的特性, 在网络的资源分配问题中被广泛地研究和使用的. 但是 VCG 机制要求所有的买方向卖方递交自己整个的效用函数^[1,2], 而效用函数是个无限维的信息, 直接将该机制引入网络必然会增加用户与资源管理者之间的信息交换量, 过多地消耗网络资源^[8].

所以目前关于网络资源分配问题的研究多是基于改进的 VCG 机制^[1~4].

本文要解决的主要问题是设计合理的带宽分配机制, 使得带宽能够按照用户的真实需求进行分配, 同时保证所有用户的社会收益最优. 设计了基于 VCG 拍卖的单维竞价信息带宽分配机制, 通过激励用户说真话, 合理分配带宽, 达到所有用户收益最优的目的. 本文考虑网络用户设法通过调整自己竞价来获得最优利益, 而不需知道自己竞价与支付间的显式函数关系, 且可用于更为一般的弹性流业务情况之下. 针对分布式网络中用户之间难以彼此共享信息的特点, 又给出了指导用户合理竞价的离散随机式学习算法, 并分析了算法的收敛性. 该算法不需要用户知道其它用户的策略信息, 仅知道自己的策略信息以及不同策略下自己的收益值即可,

更加符合分布式网络的要求. 在该算法的指导下, 用户通过不断学习能够收敛到最优策略. 目前已知的基于 VCG 机制的相关文献[1, 3, 4], 都没有给出指导用户进行策略选取的算法. 本文将指导用户合理竞价的学习式算法引入到带宽分配机制中, 取得了良好的效果.

2 带宽分配机制

VCG 机制是用来解决稀缺资源分配问题的一种拍卖机制. 它的核心在于支付函数的构造. 网络带宽分配过程中, 可视为竞拍过程, 使其收益最优. 对于用户 i 的支付可表示为, 用户 i 未加入网络时网络中所有用户的效用函数和, 减去用户 i 加入网络后其它用户的效用函数和. 正是由于这种支付规则, 使得该机制满足占优策略激励兼容的特性, VCG 机制要求所有的买方向卖方递交自身完整的效用函数, 而效用函数需要由无限维的信息来描述^[5], 这必然会给网络带来过大的通讯负载, 在网络中难以操作. 所以本文设计的机制使用了一维的竞价信息, 竞价反映了用户对于网络资源的需求程度, 用户使用离散随机式学习算法确定新的竞价. 在此机制中, 所有终端用户(买方)首先向网络中的资源管理者(卖方)发送它们的资源需求(竞价策略). 网络资源管理者根据所有用户的资源需求和当前的带宽资源进行合理资源分配, 计算并告知每个用户所需支付. 用户获得带宽资源, 进行支付并计算自己的收益值, 调整竞价策略, 完成一次完整的闭环信息传递, 即一次拍卖过程.

假设在一个广域网中有 n 个用户和 L 条链路. 每个用户对应一条路径, 每条路径由一组链路来组成. 若 $i \in l$, 即链路 l 位于用户 i 所在的路径上. 定义路径——链路矩阵 A 满足: 如果 $i \in l$, 则 $A_{li} = 1$; 否则 $A_{li} = 0$. 本文假设每条链路具有固定的容量 $C_l, \forall l, l \in \{1, \dots, L\}$. 所有链路的容量用向量 C 表示. 所有链路上用户的速率和不能大于链路的容量, 即满足 $Ax \leq C$. 其中向量 x 表示所有用户分得的网络带宽.

考虑用户具有弹性需求的情况, 即买方用户 i 的效用函数 $v_i(x_i)$ 是一个定义在 R_+ 上, 关于 x_i 的严格凹函数. 定义用户 i 的策略集为 B_i , 每次竞拍时的策略为 b_i , 即 $b_i \in B_i$. 定义用户 i 的真实竞价为 θ_i , 它反映了用户对于网络带宽的真实需求程度. 由于在该机制中用户的策略是它们的竞价, 而每轮拍卖过程中用户的竞价是随机选择的, 故本文只考虑用户的策略集是离散集的情况. 假设用户 i 有 K_i 个不同的策略, 即 $B_i = \{b_{i1}, b_{i2}, \dots, b_{iK_i}\}$, 策略集 B_i 中一定包含真实竞价 θ_i , 即 $\theta_i \in B_i$. 在每轮拍卖过程中, 网络中所有用户的竞价用向量 b 来表示, 即 $b = \{b_1, \dots, b_n\}$.

假设在网络的资源管理者处存储着一类用来描述用户满意度的函数, 这样可以大大的减少买方和卖方之间的信息传递, 减轻网络的通讯负担. 该函数用 $u(x_i)$ 来表示. $u(x_i)$ 是定义在 R_+ 上, 关于 x_i 的严格凹函数. 用户的效用由它的竞价和 $u(x_i)$ 共同决定^[4], 即 $v_i(x_i) = b_i u(x_i)$. 当网络资源管理者收到所有用户递交的竞价信息之后, 网络资源管理者的分配和支付规则描述如下:

网络带宽分配问题:

$$\begin{aligned} \max_x \quad & \sum_{i=1}^n v_i(x_i) \\ \text{s. t.} \quad & Ax \leq C \end{aligned} \quad (1)$$

用户 i 的支付:

$$P_i = \max_{Ax \leq C} \sum_{j=1, j \neq i}^n v_j(x_j) - \sum_{j=1, j \neq i}^n v_j(x_j) \quad (2)$$

用户 i 的收益:

$$\begin{aligned} \Xi_i &= \theta_i u_i(x_i^*) - P_i \\ &= \theta_i u_i(x_i^*) + \sum_{j=1, j \neq i}^n v_j(x_j) - \max_{Ax \leq C} \sum_{j=1, j \neq i}^n v_j(x_j) \end{aligned} \quad (3)$$

其中, x_i^* 表示带宽分配问题(1)的最优解.

在网络带宽拍卖过程中, 由于源端用户分得的带宽和收益值不仅取决于它们自己的竞价, 还和其它所有用户的竞价有关, 因此所有源端用户之间存在着利益上的冲突关系. 这种关系就构成了一个博弈^[6]. 在该博弈中, 所有参与网络带宽拍卖的买方用户是博弈的局中人, 它们的竞价集合是该博弈的策略集, 它们的收益函数是该博弈的效用函数.

3 分配策略性能分析

竞拍者在拍卖过程中最关心的是如何找到占优策略. 此时不管竞争对手的策略如何, 都能使自己的收益值达到最优. 而占优策略激励兼容特性是指在某机制下, 对于博弈的每个局中人来说, 说真话都是它们的一个占优策略, 那么, 该机制就被称之为满足占优策略激励兼容特性^[5]. 另外一个重要的概念, 纳什均衡, 对于任意的用户 i 来说, $i \in \{1, \dots, n\}$, 如果它的策略 b_i^* 满足 $\Xi_i(b_i^*, b_{-i}^*) \geq \Xi_i(b_i, b_{-i}^*)$, $b_i \in B_i$, 则 b^* 是该博弈的一个纳什均衡解(NES, Nash Equilibrium Solution). 其中: $b_{-i} = \{b_1, \dots, b_{i-1}, b_{i+1}, \dots, b_n\}$, 表示除用户 i 外其它用户的竞价. 易知, 当带宽分配算法收敛到纳什均衡解时, 任何用户都无法通过单方面的自身策略改变来提高自己的收益值.

结论 1 式(1)~(3)所示网络带宽分配机制满足占优策略激励兼容特性.

证明 用户 i 的效用函数 $v_i = b_i u(x_i)$ 为关于用户的竞价 b_i 和获取带宽 x_i 的函数. 因此可用函数 $v_i(x_i, b_i)$ 表示. 由于函数 $u(x_i)$ 为确定性函数, 用户分得的带宽 x_i 是关于所有用户的竞价 b 的函数. 故由式(1)可得, 用户从网络中获得的带宽为:

$$x^*(b_i, \mathbf{b}_{-i}) = \arg \max_{Ax \leq C} \sum_{i=1}^n b_i u(x_i) \quad (4)$$

由式(1)得, 当买方 i 不参与带宽拍卖时, 其它用户分得的带宽为:

$$x_{-i}^*(\mathbf{b}_{-i}) = \arg \max_{Ax \leq C} \sum_{j=1, j \neq i}^n b_j u(x_j) \quad (5)$$

由式(3)可得, 用户 i 的收益为:

$$\begin{aligned} \Xi_i = & \theta_i u(x_i^*(b_i, \mathbf{b}_{-i})) + \sum_{j=1, j \neq i}^n v_j(x_j^*(b_i, \mathbf{b}_{-i}), b_j) \\ & - \max_{Ax \leq C} \sum_{j=1, j \neq i, x_i=0}^n v_j(x_j^*(\mathbf{b}_{-i}), b_j) \end{aligned} \quad (6)$$

其中: x_{-i} 表示用户 i 不加入网络时, 其它所有用户分得的带宽, 即 $x_{-i} = \{x_1, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_n\}$, 同理 $\theta_{-i} = \{\theta_1, \dots, \theta_{i-1}, \theta_{i+1}, \dots, \theta_n\}$, 且 $\theta_i \in \mathbf{B}_i$.

假设 Ξ_{Ti} 和 Ξ_{Fi} 分别表示用户 i 说真话(竞价是真值)和说假话时(竞价不是真值)得到的收益.

当用户 i 说真话时, 即用户 i 以真值 θ_i 竞价, 其它所有用户的竞价为 \mathbf{b}_{-i} , 由式(6)易得用户 i 的收益为:

$$\begin{aligned} \Xi_{Ti}(\theta_i, \mathbf{b}_{-i}) = & \theta_i u(x_i^*(\theta_i, \mathbf{b}_{-i})) + \sum_{j=1, j \neq i}^n b_j u(x_j^*(\theta_i, \mathbf{b}_{-i})) \\ & - \max_{Ax \leq C} \sum_{j=1, j \neq i, x_i=0}^n b_j u(x_j^*(\mathbf{b}_{-i})) \end{aligned} \quad (7)$$

当用户 i 说假话时, 用户 i 的竞价为 b_i 且 $b_i \neq \theta_i$, $b_i \in \mathbf{B}_i$, 其它所有用户的竞价为 \mathbf{b}_{-i} , 易得用户 i 的收益为:

$$\begin{aligned} \Xi_{Fi}(b_i, \mathbf{b}_{-i}) = & \theta_i u(x_i^*(b_i, \mathbf{b}_{-i})) + \sum_{j=1, j \neq i}^n b_j u(x_j^*(b_i, \mathbf{b}_{-i})) \\ & - \max_{Ax \leq C} \sum_{j=1, j \neq i, x_i=0}^n b_j u(x_j^*(\mathbf{b}_{-i})) \end{aligned} \quad (8)$$

式(7)与式(8)相减可得:

$$\begin{aligned} \Xi_{\Delta i} = & \theta_i u(x_i^*(\theta_i, \mathbf{b}_{-i})) + \sum_{j=1, j \neq i}^n b_j u(x_j^*(\theta_i, \mathbf{b}_{-i})) \\ & - \left(\theta_i u(x_i^*(b_i, \mathbf{b}_{-i})) + \sum_{j=1, j \neq i}^n b_j u(x_j^*(b_i, \mathbf{b}_{-i})) \right) \end{aligned} \quad (9)$$

由式(7)知 $x^*(\theta_i, \mathbf{b}_{-i})$ (即 $x_i^*(\theta_i, \mathbf{b}_{-i})$ 和 $x_j^*(\theta_i, \mathbf{b}_{-i}) \forall j, j \in \{1, \dots, n\}$ 且 $j \neq i$), 是最优化问题 $\max_x \sum_{j=1, j \neq i}^n (\theta_i u(x_i) + b_j u(x_j))$ 的解. 由本文前面的假设可知, 在用户的竞价信息 \mathbf{b} 给定时, 该最大化问题是个严格的凸优化问题, 因此该问题存在唯一的最优解, 即

$x^*(\theta_i, \mathbf{b}_{-i})$ 是该最优化问题唯一的最优解. 所以由式(9)可得:

$$\Xi_{\Delta i} > 0, \forall b_i \neq \theta_i, b_i \in \mathbf{B}_i \quad (10)$$

类似可证对于所有用户, 上述结论都成立, 即所有用户均有占优策略, 因此该机制满足占优策略激励兼容特性.

注: 由结论 1 的证明可知 $\Xi_{Ti}(\theta_i, \mathbf{b}_{-i}) > \Xi_{Fi}(b_i, \mathbf{b}_{-i})$ 成立, 即当用户 i 的竞价策略是真值 θ_i 时, 它将获得最优的收益, 所以此时它没有动机再改变策略. 因为在这种情况下, 改变策略都将使用户 i 的收益值变小, 因此 θ_i 满足纳什均衡解的定义, $\{\theta_1, \dots, \theta_n\}$ 是该机制的一个 NES, 并且该 NES 是个纯的 NES. 用反证法易验证其唯一性.

4 算法实现

4.1 算法描述

离散随机式学习算法是一类基于离散策略概率分布的学习式算法^[7]. 通过更新新一轮竞拍策略的概率, 指导用户选择带来较大收益的策略, 并使最终使得所有策略的概率趋于稳定. 令 $\mathbf{P}_i(t) = \{P_{i1}(t), \dots, P_{iK_i}(t)\}$, $P_{ik}(t)$ 表示在时刻 t 用户 i 的第 k 个策略的概率, 其中 $k \in \{1, \dots, K_i\}$ 为用户 i 所有策略的概率向量, 则每个用户的离散随机式学习算法流程图如图 1 所示.

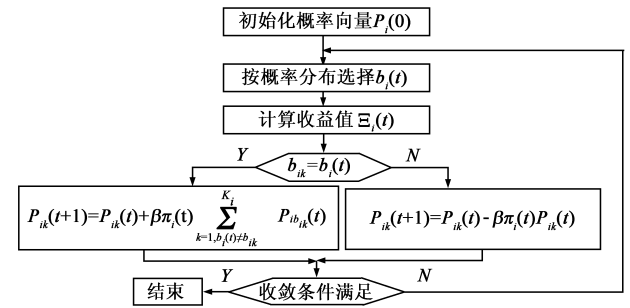


图1 离散随机学习算法流程图

算法中, 策略概率 $P_{ik}(t+1)$ 的更新是关键, 其中 β 是迭代的步长, 满足 $0 < \beta < 1$. $\pi_i(t)$ 是时刻 t 用户 i 的正则化收益值. 即 $\pi_i(t) = \frac{\Xi_i(t) - m_i(t)}{M_i(t) - m_i(t)}$, 其中 $M_i(t) = \max_{t-a \leq l \leq t} \Xi_i(t)$, $m_i(t) = \min_{t-a \leq l \leq t} \Xi_i(t)$, a 表示用户用来存储收益值的存储空间的大小. $M_i(t)$ 是时刻 t 用户 i 的存储空间中最大的正规化收益值, $m_i(t)$ 是时刻 t 用户 i 的存储空间中最小的正规化收益值. 当 $M_i(t) = m_i(t)$ 时, 令 $\pi_i(t) = 0$, 停止概率更新.

4.2 收敛性分析

首先定义 K 为一个博弈所有可能策略的集合, $K = \{Q \in [0, 1]^{K_1 + \dots + K_n} : Q = (P_1, \dots, P_n), \forall i, 1 \leq i \leq n\}$,

其中 n 表示该博弈中局中人的个数, K_i 表示每 i 个局中人所有策略的个数, P_i 表示局中人 i 的所有策略的概率分布, $P_i \in R^K$. 若 P_i 中有一个元素为 1, 则该集合记为 K_* . K_* 表示该博弈所有可能的纯策略的集合.

引理 1^[7] 对于一个具有唯一的纯的均衡解的博弈来说, 在初始条件满足 $K - K_*$ 时, 该离散随机式学习算法总能够收敛到一个纳什均衡解.

由结论 1 的证明可知, 本文提出的网络带宽分配机制满足引理 1 中的条件, 因此可得以下结论.

结论 2 对于本文提出的基于 VCG 拍卖的网络带宽分配机制, 用户使用离散随机式学习算法进行策略概率的更新, 在初始条件满足 $K - K_*$ 时, 该算法总能够收敛到纳什均衡解.

表 1 (a), (b) 情形下用户的带宽、效用函数和支付值

用户	情形(a)			情形(b)			Δ 收益差	Δ 支付差
	获得的带宽(%)	收益	支付	获得的带宽(%)	收益	支付		
1	14.06	9.2215	8.3318	13.04	8.4906	8.3865	-0.7309	0.0547
2	23.44	23.8316	13.0868	21.74	22.5529	13.2367	-1.2787	0.1499
3	15.62	11.3815	9.1748	14.49	10.5675	9.2376	-0.8140	0.0628
4	20.31	18.5515	11.5843	26.08	17.9718	15.4149	-0.5797	3.8306
5	26.56	29.4616	14.5061	24.64	27.9814	14.7082	-1.4802	0.2021

从表 1 可以看出, 当用户 4 夸大竞价值时, 它获得的带宽增长了 28.41%, 然而收益值却减少了 3.12%, 支付更是增长了 33.07%. 同时用户 4 夸大竞价值, 对其他用户也造成了影响. 其它用户获得的带宽和收益值都有所下降, 然而支付值却有所上升. 从这些数据也可看出: 本文所提出的机制通过一个很大的支付值来惩罚说谎用户, 使其没有动机说谎, 从而避免由于用户的说谎行为而导致的网络资源的不合理分配. 这也可以

表 2 (c), (d) 情形下用户的带宽、收益和支付值

用户	情形(c)			情形(d)			Δ 收益差	Δ 支付差
	获得的带宽(%)	收益	支付	获得的带宽(%)	收益	支付		
1	20	11.2801	7.1406	15.38	8.9714	7.3504	-2.3087	0.2098
2	20	11.2801	7.1406	15.38	8.9714	7.3504	-2.3087	0.2098
3	20	11.2801	7.1406	15.38	8.9714	7.3504	-2.3087	0.2098
4	20	11.2801	7.1406	15.38	8.9714	7.3504	-2.3087	0.2098
5	20	11.2801	7.1406	38.46	43.5940	15.5362	32.3139	8.3956

从表 2 可见, 当用户 5 的真实竞价值高于其它用户时, 它获得的带宽和收益也较其它用户多, 相应的支付值也比其它用户高. 相比(c)所有用户具有相同真实竞价值的情况, 由于用户 5 的竞价值较高, 这也使得其它用户分得的带宽和收益值有所下降. 然而其它用户的支付值却有所提高, 这是由于相比情况(c), 情况(d)中所有用户对带宽资源的需求量增大, 从而导致了单位资源价格的上升. 反之当某个用户具有较低的竞价值

5 仿真验证

5.1 基于 VCG 拍卖的带宽分配机制的性能检验

为了检验本文提出的基于 VCG 拍卖的带宽分配机制的性能, 进行了下面两组仿真实验. 第一组实验主要验证该机制使用一个很大的支付值惩罚说谎用户, 使其没有动机说谎. 假设五个用户共享一条带宽为 50Mbps 的网络链路, 五个用户的真实策略值不同, 分别为 9, 15, 10, 13, 17. 为了评估所提出算法的性能, 分别比较了两种情况下((a)五个用户都使用真实策略竞价;(b)用户 4 夸大竞价策略值为 18, 其它四个用户使用真实策略竞价)每个用户获得的带宽、收益、支付值. 便于分析两种情况下收益值和支付值的变化, 计算了(a), (b)两种情况下的增益差和支付差, 见表 1.

反映出传统的资源分配算法在性能上的不足(传统算法假设所有用户都是诚实用户).

下面验证当所有用户真实竞价时, 本文所提出的机制能够按照用户真实需求分配带宽, 满足用户的需求. 考察验证(c), (d)((c)当所有用户都具有真实竞价值 8; (d)前四个用户具有相同的真实竞价值 8, 第五个用户具有真实竞价值 20)两种情况下, 每个用户获得的带宽、收益、支付值. 实验结果如表 2 所示.

时, 亦可得到类似结果, 因此本文所提出的基于 VCG 拍卖的网络带宽分配机制能够根据用户的真实需求分配资源, 可使资源得到合理有效地利用.

5.2 离散随机式学习算法的性能检验

下面检验离散随机式学习算法对于用户竞价行为的指导作用. 考虑两个用户共享同一条链路的网络环境.

用户 1 的策略集为 $B_1 = \{1, 3, 5, 7, 9\}$, 其中 5 是用

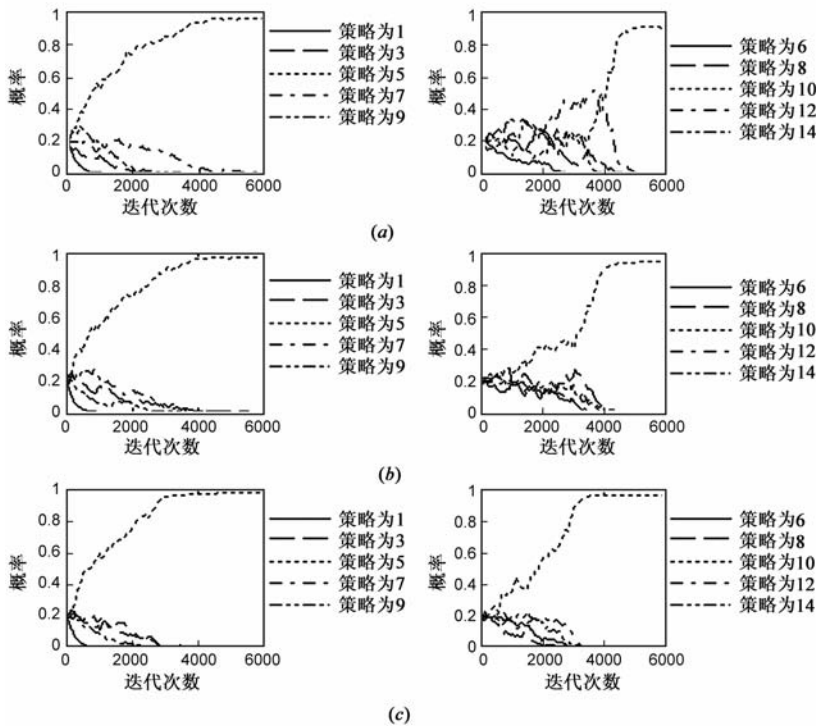


图2 初始概率为均值时两个用户的策略概率随迭代次数变化曲线

户 1 的真实竞价策略值。

用户 2 的策略集为 $B_2 = \{6, 8, 10, 12, 14\}$, 其中 10 是用户 2 的真实竞价策略值。在下面的仿真中, 选取效用函数为 $u(x) = \log(x)$, 链路可用带宽为 50Mbps。由于该算法中策略的选取是随机的, 而基于计算机的仿真所产生的随机数是伪随机数, 所以通过改变参数 g 来调整伪随机数的产生顺序, 以此最大化的模拟真正的随机过程。在仿真中, g 表示从原伪随机数列中选取新的伪随机数的周期。当 g 取不同值时, 可以得到不同的伪随机数列, 下面要验证在不同 g 值下本文所提出的算法都能够收敛到纳什均衡解。在这组实验中, 所有用户的初始概率都是均匀分布的, 即 $P_{ik}(t) = 1/K_i$, $\forall i \in \{1, \dots, n\}, k \in \{1, \dots, K_i\}$ 。分别选取 $g = 0, \dots, 20$ 进行了 21 组仿真, 所选步长均为 $\beta = 0.01$, 所得结果表明该算法能够收敛到纳什均衡解。但是由于策略的选取是随机的, 所以在不同情况下, 收敛速度会有所不同。本文任意选取了三组仿真结果图。图 2(a)、(b)、(c) 分别表示 $g = 0, 10, 20$ 时用户策略随迭代时间的变化曲线。由仿真结果中可见, 初始阶段用户 1 和用户 2 在 5 个竞价策略中随机地选择, 每个策略的概率值比较接近。随着时间的推移, 用户 1 和用户 2 选择占优策略的概率不断增大。当迭代次数达到 4000 步左右的时候, 两个用户选择占优策略 5 和 10 的概率已经接近于 1。仿真结果很好地验证了, 该算法能够指导用户通过不断学习选择出占优策略, 使系统收敛到稳定的纳什均衡

解。同理可以验证用户的收益和获得带宽均可趋于稳定; 并且在初始策略概率为非均值条件下依然可保证算法收敛到纯的纳什均衡解。由于篇幅所限, 此处不再赘述。

6 结论

本文基于 VCG 拍卖机制, 提出了适合于网络环境的单维竞价信息的带宽分配机制, 解决自私用户抢占网络资源, 造成网络资源分配不合理的问题。分析证明了该机制满足占有策略激励兼容特性, 并且存在纯的唯一的纳什均衡解。结合网络环境下算法的分布式特点, 给出了指导用户进行策略选取的离散随机式学习算法。证明了该算法总能够指导用户选择出占优策略, 且可收敛到纯的纳什均衡解。仿真结果不仅验证了所设计的机制通过很大的支付值来惩罚说谎用户, 使其没有动机谎报价格, 而且也验证了在所有用户没有动机谎报价格的情况下, 网络带宽能够合

理地按需分配。仿真还验证了离散随机式学习算法的有效性, 及其在指导用户进行策略的选择过程中具有良好的鲁棒性能。

参考文献:

- [1] Yang S, Hajek B. VCG-Kelly mechanisms for divisible goods: adapting VCG mechanisms to one-dimensional signals [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2007, 25 (6): 1237 - 1243.
- [2] Lazar A A, Semre N. Design and Analysis of the Progressive Second Price Auction for Network Bandwidth Sharing [EB/OL]. <http://eprints.kfupm.edu.sa/34183/>, 2008 - 09 - 01.
- [3] Shu J, Varaiya P. Smart pay access control via inventive alignment [J]. Journal on Selected Areas in Communications, 2006, 24(5): 1051 - 1060.
- [4] Johari R, Tsitsiklis J N. Communication requirements of VCG-like mechanisms in convex environments [A]. Proceeding of Allerton Conference on Communications, Control and Computing [C]. Illinois: Curran Associates, Inc, 2005. 560 - 569.
- [5] Tuffin B, Maille P. How many parallel TCP sessions to open: a pricing perspective [A]. Lecture Notes on Computer Sciences [C]. Berlin: Springer Press, 2006. 2 - 12.
- [6] 陶军, 吴清亮, 吴强. 基于非合作竞价博弈的网络资源分配算法的应用研究 [J]. 电子学报, 2006, 34(2): 241 - 246. Tao Jun, Ww Qingliang, Wu Qiang. Application research of network resource allocation algorithm based on non-cooperative

bidding game[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(2): 241 – 246. (in Chinese)

- [7] Xing Y P, Chandramouli R. Stochastic learning solution for distributed discrete power control game in wireless data networks [J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2008, 16(4): 932 – 944.

- [8] 魏蛟龙, 张驰. Internet 拥塞控制和资源分配中的对策论分析框架[J]. 电子学报, 2003, 31(10): 1452 – 1455.
Wei Jiaolong, Zhang Chi, A game theoretical framework for congestion control and resource allocation in the internet[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(10): 1452 – 1455. (in Chinese)

作者简介:



刘志新 男, 1976 年 7 月出生于河北省唐山市. 现为燕山大学自动化系副教授. 主要研究方向为网络资源优化分配、无线网络跨层优化.
E-mail: lzauto@ysu.edu.cn



申妍燕 女, 1982 年 4 月出生于河北省邯郸市. 博士研究生. 主要研究方向为无线网络资源分配, 认知网络系统优化.
E-mail: shenyanyan155@163.com



关新平 男, 1963 年 6 月出生于黑龙江省齐齐哈尔市. 现为燕山大学自动化系教授, 博士生导师, 长江学者特聘教授. 主要研究方向为网络控制系统, 多智能体系统.
E-mail: xpguan@ysu.edu.cn