

基于拍卖理论和高斯过程回归学习的频谱分配算法^{*}

刘觉夫, 杨 将, 王建旭, 胡 静
(华东交通大学信息工程学院, 江西 南昌 330013)

摘 要:针对认知无线网络中认知用户的频谱分配问题,提出了一种基于拍卖理论和高斯过程回归学习的频谱分配算法。该算法基于 VCG 拍卖模型,考虑认知用户对通信质量的要求,构造出更有效的收益函数。在频谱拍卖过程中,认知用户通过学习拍卖历史数据预测其他认知用户的竞价,并最优化其竞价策略。频谱拍卖人根据各认知用户提交的竞价来分配频谱资源。理论分析和仿真结果证明了该算法是有效的,并且能够提高频谱利用率和认知用户的收益。

关键词:拍卖模型;频谱分配;高斯过程回归;VCG 机制

中图分类号:TP393

文献标志码:A

doi:10.3969/j.issn.1007-130X.2016.05.011

A spectrum allocation algorithm based on auction theory and Gaussian process regression

LIU Jue-fu, YANG Jiang, WANG Jian-xu, HU Jing

(School of Information Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: We propose a spectrum allocation algorithm based on the auction theory and Gaussian process regression in cognitive wireless networks. Based on vickrey-clarke-groves(VCG) auction model, the algorithm takes the requirement for communication quality of cognitive users into consideration, and formulates a more effective utility function. During the auction, cognitive users predict the bids of other cognitive users by utilizing historical auction data to optimize their bidding strategy. The auctioneer assigns spectrum according to all the bids of cognitive users. Theoretical analysis and simulation results prove the effectiveness of the proposed algorithm, and verify that it can enhance spectrum utilization and the earnings of cognitive users.

Key words: auction model; spectrum allocation; Gaussian process regression; VCG mechanism

1 引言

近些年,认知无线电^[1]逐渐成为解决频谱资源匮乏问题的关键技术。认知无线电作为一种新型的通信技术,能够感知周围的无线电环境,通过智能学习,自适应地改变其频谱、功率等传输参数,从而提高频谱利用率。

针对认知无线网络中的频谱分配问题,研究人员开展了基于拍卖和机器学习等理论的频谱分配

算法研究。文献[2]中 Chen 等人提出了一种基于简化 VCG(Vickrey-Clarke-Groves)机制的拍卖模型,很大程度上减少了系统开销和复杂度,提高了频谱分配效率。文献[3]利用定价拍卖的方法设计赢家胜出的规则,实现了频谱分配。文献[4]提出了一种基于 Q 学习理论的竞价拍卖算法。在此基础上,文献[5]进一步研究了基于 Q 学习理论的竞价拍卖算法,认知用户根据拍卖历史数据更新 Q 表,获得了更高的拍卖效率。文献[6]则研究了一种基于信道质量和竞拍获胜概率的竞价拍卖模型。

^{*} 收稿日期:2015-01-31;修回日期:2015-07-10
基金项目:国家自然科学基金(61163055);江西省研究生创新专项资金(YC2014-X004)
通信地址:330013 江西省南昌市华东交通大学信息工程学院
Address: School of Information Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, Jiangxi, P. R. China

文献[7]通过研究信道质量的变化规律,提出了一种非参数贝叶斯学习算法。文献[8]提出一种基于高斯过程回归的非参数学习算法。虽然这些方法在实现频谱拍卖的一些方面取得了进步,但是没有充分满足认知用户对频谱服务质量的需求,且对其他认知用户竞价的预测也不够精确,因此频谱拍卖效率和结果往往不太理想。

本文针对认知无线网络中动态频谱分配问题,考虑认知用户对频谱服务质量的需求,引入价格预测最优化认知用户的竞价策略,建立基于高斯过程回归学习的频谱拍卖模型,提出了一种基于拍卖理论和高斯过程回归的频谱分配算法,提高了价格预测的准确度并最大化系统效用。

2 系统模型

考虑 M 个认知传输进程和 N 个 OFDM 子载波 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_N\}$ 组成的认知无线网络。每一个认知传输进程包括一个认知用户发送端和一个接收端。认知传输进程只有发送端 ($CR = \{CR_1, CR_2, \dots, CR_M\}$) 参与竞价拍卖空闲的子载波。系统中, CR_m 使用 QAM 调制方式传输。当主用户的部分或全部子载波是空闲时, CR_m 可以通过竞价拍卖的方式共享频谱资源。假设一个频谱拍卖人 (Auctioneer) 具有所有空闲子载波准确的信息, 系统模型如图 1 所示。

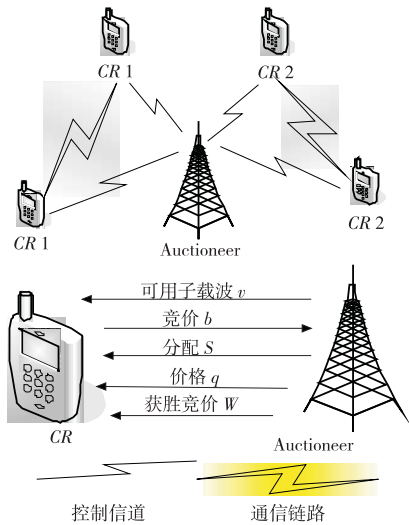


Figure 1 System model

图 1 系统模型

频谱拍卖人采用统一的 VCG 拍卖机制拍卖所有空闲的子载波。在时隙 t 开始时, 频谱拍卖人广播子载波在时隙 t 的占用情况, 用向量 \mathbf{v}^t ($v_n^t \in [0, 1], n \in (1, \dots, N)$) 表示。当 $v_n^t = 0$ 时, c_n 在时

隙 t 是空闲的; 当 $v_n^t = 1$ 时, c_n 在时隙 t 被占用, 那么 CR_m 不能在该时隙竞拍该子载波。同时, 频谱拍卖人广播子载波的竞拍底价 q_0 。不失一般性, 假定所有子载波的底价是一样的, 所有子载波的带宽是相同的, 认知用户的最大发射功率 p_{\max} 是相同的。

由于认知用户所处地理环境不同, 不同认知用户在同一子载波上的传输速率也不尽相同。在时隙 t , CR_m 可以通过式(1)来估计在 c_n 上达到的传输速率。

$$R_{n,m}^t = B \cdot \log_2 \left(1 + \frac{p_{n,m}^t \cdot g_{n,m}^t}{N_0} \right) \quad (1)$$

其中, B 为子载波的带宽, N_0 是高斯白噪声的双边功率谱密度, $p_{n,m}^t$ 是 CR_m 在 t 时隙分配到 c_n 上的功率, $g_{n,m}^t$ 为信道增益, CR_m 的接收端能够定期测量信道增益, 并通过控制信道反馈给发送端^[9]。

在时隙 t , CR_m 根据学习策略计算并提交竞价向量 \mathbf{b}_m^t 。由于 CR_m 对每个子载波的竞价货币单位与其能够达到的传输速率成正比, 不妨设竞价与传输速率相等。

由式(1)可知, CR_m 在某一子载波上能够达到的传输速率取决于发射功率和信道质量。信道质量不受 CR_m 控制, 那么 CR_m 只能通过控制自身的发射功率来提高传输速率。为了最大化自身的总传输速率, CR_m 总是把功率尽可能多地分配到信道质量更优的子载波上。

频谱拍卖人在接收到全部竞价向量后, 采取 VCG 拍卖机制拍卖子载波。对于一个子载波, 出价最高的 CR_m 将获得该子载波在 t 时隙的使用权。在一个时隙内, 一个子载波只能拍卖一次, 拍卖获胜者只有一个, 而 CR_m 可以出价多次, 拍得多个子载波。

频谱拍卖人将会建立并发送给 CR_m 一个分配向量 \mathbf{S}_m^t 和支付价格向量 \mathbf{q}_m^t 。由此, 认知用户不知道其他用户的分配信息。如果 c_n 被分配给 CR_m , 则 $S_{n,m}^t = 1$, 否则 $S_{n,m}^t = 0$ 。因为一个子载波只能分配给一个认知用户, 所以分配向量必须满足:

$$\sum_{m=1}^M S_{n,m}^t \leq 1, \forall n \in (1, \dots, N) \quad (2)$$

根据 VCG 拍卖机制, 赢得拍卖的用户需要支付该子载波的第二竞拍价格。如果没有其他的竞拍用户, 则获胜者需要支付竞拍底价 q_0 , 即 $q_{n,m}^t = \max(b_{n,-m}^t, q_0)$, 其中 $b_{n,-m}^t$ 表示除 CR_m 之外的其他竞拍 c_n 的用户。为了使 CR_m 了解关于其他认知用户的一些信息, 频谱拍卖人将会在拍卖结束时广播

每个子载波的第一竞拍价,即获胜的竞拍价 w^t , $w_n^t = \max(b_{n,m}^t), \forall n \in \mathbf{N}$ 。而 w_n^t 是 CR_m 能够获得的其他用户的唯一信息。如果没有 CR_m 竞拍该子载波,则 $w_n^t = q_0$ 。

3 高斯过程回归学习方法

假设给定的样本 $\mathbf{A}_t = \{(\mathbf{x}_i, y_i)_{i=1}^t\}$, 其中 $x_i \in \chi \subset \mathbf{R}^L, y_i \in \mathbf{R}, \mathbf{R}$ 表示全体实数。 $y_i = g(\mathbf{x}_i), \forall \mathbf{x}_i \in \chi$ 是一个未知的函数。其中, t 表示样本大小, L 表示协变量的个数, 用 $N(\mathbf{m}, \Sigma)$ 表示均值为 \mathbf{m} , 方差为 Σ 的多元高斯分布。

在第 $t+1$ 个样本点 \mathbf{x}_{t+1} , 对函数 g 进行估计(即 $\tilde{g}(\mathbf{x}_{t+1})$)。可以进一步假设过程 $\{y_i, \mathbf{x}_i \in \chi\}$ 是一个高斯过程。

本文从函数空间的角度定义一个高斯过程来描述函数分布, 直接在函数空间进行贝叶斯推理^[10]。高斯过程是任意有限个随机变量均具有联合高斯分布的集合, 其性质完全由均值和协方差确定。因此, 为了构建一个高斯过程, 假设 $E(y_i) = 0$, 并且协方差函数 $E(y_i, y_j) = k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 。其中, $k(\cdot, \cdot)$ 是一个正定函数。本文采用平方指数协方差, 即:

$$k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \sigma_f^2 \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)^T \mathbf{Z}^{-1}(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)\right) \quad (3)$$

其中, $\mathbf{Z} = \text{diag}(\mathbf{L}^2)$ 。参数集合 $\Psi = \{\mathbf{Z}, \sigma_f^2\}$ 即为超参数, 可以通过极大似然法求得。根据前文可知, $y_{t+1} = g(\mathbf{x}_{t+1}) \sim N(0, k(\mathbf{x}_{t+1}, \mathbf{x}_{t+1}))$ 。对于给定的样本 \mathbf{A}_t , 可以得到联合先验分布为:

$$[\mathbf{y}, y_{t+1}] \sim N(0, \begin{bmatrix} \mathbf{K}_{\mathbf{A}_t} & \mathbf{k}_{\mathbf{A}_t, \mathbf{x}_{t+1}} \\ \mathbf{k}_{\mathbf{x}_{t+1}, \mathbf{A}_t} & k(\mathbf{x}_{t+1}, \mathbf{x}_{t+1}) \end{bmatrix}) \quad (4)$$

其中, $\mathbf{K}_{\mathbf{A}_t} = (k_{ij})$ 为 $n \times n$ 阶对称正定的协方差矩阵, 矩阵元素 $k_{ij} = k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 用来衡量 \mathbf{x}_i 和 \mathbf{x}_j 的相关性。 $\mathbf{k}_{\mathbf{x}_{t+1}, \mathbf{A}_t} = [k(\mathbf{x}_{t+1}, \mathbf{x}_1), \dots, k(\mathbf{x}_{t+1}, \mathbf{x}_t)]$, $\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_t]$ 。由此可计算出预测值 y_{t+1} 的后验分布为:

$$y_{t+1} | \mathbf{X}, \mathbf{y}, \mathbf{x}_{t+1} \sim N(\bar{y}_{t+1}, \text{cov}(y_{t+1})) \quad (5)$$

其中,

$$\bar{y}_{t+1} = \mathbf{k}_{\mathbf{x}_{t+1}, \mathbf{A}_t} \mathbf{K}_{\mathbf{A}_t}^{-1} \mathbf{y} \quad (6)$$

$$\text{cov}(y_{t+1}) = k(\mathbf{x}_{t+1}, \mathbf{x}_{t+1}) - \mathbf{k}_{\mathbf{x}_{t+1}, \mathbf{A}_t} \mathbf{K}_{\mathbf{A}_t}^{-1} \mathbf{k}_{\mathbf{A}_t, \mathbf{x}_{t+1}} \quad (7)$$

高斯随机变量集中分布在均值附近, 因此将均值 \bar{y}_{t+1} 作为最终的预测值, 即:

$$\tilde{y}_{t+1} = \tilde{g}(\mathbf{x}_{t+1}) = \mathbf{k}_{\mathbf{x}_{t+1}, \mathbf{A}_t} \mathbf{K}_{\mathbf{A}_t}^{-1} \mathbf{y} \quad (8)$$

4 基于拍卖和 GP 学习的频谱分配算法

4.1 频谱拍卖模型

在 VCG 拍卖机制中, 最高的竞价者获胜并支付第二竞价的价格^[11]。根据系统模型, CR_m 最好的策略是理性真实的竞价。获胜者的收益是在该子载波上的数据传输速率。因此, CR_m 的收益是单位价格的传输速率, 即:

$$U_m^t = \sum_{n=1}^N S_{n,m}^t \cdot \frac{R_{n,m}^t}{q_{n,m}^t}, \forall m \in (1, M) \quad (9)$$

其中, 收益不仅取决于子载波的分配和支付价格, 还取决于用户能达到的传输速率。后者是与 CR_m 分配在各个子载波上的功率相关, 故 CR_m 会根据分配矩阵, 采用最优的功率分配方法来最大化收益。

为了最大化收益, CR_m 会竞拍信道质量好、成本价格低的子载波。 CR_m 根据以往拍卖数据采用高斯过程回归学习方法来预测每个子载波的支付价格 $\tilde{q}_{n,m}^t$ ($\tilde{q}_{n,m}^t \geq q_0$), $\tilde{q}_{n,m}^t$ 的计算方法将在 4.2 节讨论。那么根据式(1), CR_m 可以确定对每个子载波的竞价 $R_{n,m}^t$ 。因此, CR_m 的功率控制可描述为一个最优化模型:

$$\max_{p_{n,m}^t} \sum_{n=1}^N p_{n,m}^t \cdot \frac{R_{n,m}^t}{q_{n,m}^t} \quad (10)$$

$$\text{s. t.} \quad \sum_{n=1}^N p_{n,m}^t \leq p_{\max} \quad (11)$$

$$BER_{n,m}^t \leq BER_m^0 \quad (12)$$

$$p_{n,m}^t \geq 0, \forall n \in (1, \dots, N) \quad (13)$$

其中, $BER_{n,m}^t$ 的计算公式见式(14)。在式(14)中, H 代表 QAM 矩形星座图中水平方向的星座点数, V 代表垂直方向的星座点数, $M = H \times V$, erfc 为余补误差函数, SNR 为信噪比^[12]。

$$BER =$$

$$\begin{cases} \frac{\sqrt{M}-1}{\sqrt{M} \log_2 \sqrt{M}} \text{erfc}\left(\sqrt{\frac{3\text{SNR}}{2(M-1)}}\right), & \text{if } H = V \\ \frac{1}{\log_2(H \times V)} \left[\frac{H-1}{H} \text{erfc}\left(\sqrt{\frac{3\text{SNR}}{H^2 + V^2 - 2}}\right) + \frac{V-1}{V} \text{erfc}\left(\sqrt{\frac{3\text{SNR}}{H^2 + V^2 - 2}}\right) \right], & \text{if } H \neq V \end{cases} \quad (14)$$

由式(10)~式(13)可知, 最优化问题是凸的,

限制条件是线性不等式,故该问题可以在多项式时间内求解出来^[13]。为了最大化收益, CR_m 将会分配更多的功率给那些预测价格低、信道质量较好的可用子载波。相反,那些预测价格高、信道质量不好的子载波将不会被分配功率。在该模型中,当 CR_m 在某子载波上的信道质量极差时,导致信噪比很小,误码率不能满足认知用户要求,从而该认知用户不会竞价此子载波。当 CR_m 在所有子载波上的信道质量均不太好时,该用户会把功率分配给预测价格低、质量相对较好的子载波,从而增大赢得子载波的概率。如果信道质量均较差而预测价格相差不多时,低信噪比会导致高误码率。 CR_m 会放弃高误码率的子载波而竞价低误码率的子载波,提高获胜机会。

通过求解该问题, CR_m 将会得到最优的竞价。一个认知用户可能在某一个子载波上的信道质量最好,但是由于该子载波的预测价格太高,该用户会选择另一个信道质量次优,但预测价格低的子载波来竞价,使其获得更好的收益。因此, CR_m 的竞价在很大程度上受到预测价格和误码率限制的影响。

频谱拍卖人在接收到各认知用户的竞价之后,会按拍卖规则将子载波分配给竞拍获胜的认知用户。认知用户在收到分配向量 \mathbf{S}_m^t 以及准确的支付价格 $q_{n,m}^t$ 后,重新计算自身的收益。即:

$$\max_{p_{n,m}^t} \sum_{n=1}^N S_{n,m}^t \cdot \frac{R_{n,m}^t}{q_{n,m}^t} \quad (15)$$

$$\text{s. t.} \quad \sum_{n=1}^N p_{n,m}^t \leq p_{\max} \quad (16)$$

$$BER_{n,m}^t \leq BER_m^0 \quad (17)$$

$$p_{n,m}^t \geq 0, \forall n \in (1, \dots, N) \quad (18)$$

4.2 基于高斯过程回归学习的价格预测

频谱拍卖人在拍卖结束后,会发送子载波的分配向量、支付价格以及竞拍获胜的竞价 w_n^t 给各认知用户。在预测价格之前, CR_m 需要针对每个子载波建立相应的观测数据矩阵,用来记录以往子载波的最高竞价。在时隙 t , CR_m 根据式(19)来更新观测数据矩阵。

$$h_n^t = \begin{cases} w_n^t, S_{n,m}^t = 0 \\ q_{n,m}^t, S_{n,m}^t = 1 \end{cases} \quad (19)$$

h_n^t 用来记录其他认知用户在时隙 t , 竞价 c_n 的最大值。其中,如果 CR_m 获得 c_n , w_n^t 表示用户自身的竞价,故 h_n^t 等于支付价格 $q_{n,m}^t$ 。

为了准确地预测下一时隙的最高竞拍价格, CR_m 必须采用可靠的预测估计方法。目前,高斯过程回归方法是一种有效的时间序列非参数回归学习方法^[14]。根据第3节,我们选择合适的 \mathbf{x}_i 和 y_i , 将高斯过程回归运用到学习其他认知用户的竞价行为上来。在前面,我们已经讨论了子载波的观测数据 h^1, \dots, h^t , 而本文的目标是运用高斯过程回归来预测观测值 \tilde{h}^{t+1} 。因此,我们建立维度 $L = lN$ 的协变量向量来跟踪观测值的变化,如下:

$$\mathbf{x}_{t+1} = [h_1^t - h_1^{t-1}, \dots, h_1^{t-l+1} - h_1^{t-l}, \dots, h_N^t - h_N^{t-1}, \dots, h_N^{t-l+1} - h_N^{t-l}] \quad (20)$$

其中 $y_{t+1}^n = \tilde{h}_n^{t+1}$, l 是时隙样本的长度,可任意选择。定义样本 $\mathbf{A}_i^n = \{(\mathbf{x}_i, y_i^n)_{i=1}^l\}$ 。根据式(8),可得:

$$\tilde{h}_n^{t+1} = \tilde{q}_n^{t+1} = k_{x_{t+1}, \mathbf{A}_i^n} \mathbf{K}_{\mathbf{A}_i^n}^{-1} [y_1^n, \dots, y_l^n]^T, \quad n = 1, \dots, N \quad (21)$$

由式(21),每个认知用户可以计算每个子载波的预测价格,并且对于相同的子载波,不同的认知用户计算的预测价格是不一样的。在实际中,为了减少计算的复杂度,我们限制样本的大小为固定值,即 $\mathbf{A}_i^n = \{(\mathbf{x}_i, y_i^n)_{i=t-l}^t\}$ 。另外,矩阵 $\mathbf{K}_{\mathbf{A}_i^n}^{-1}$ 可以采用 Schur 补的方法来提高计算效率。

4.3 频谱拍卖流程

- (1) CR_m 根据式(21)计算出预测价格向量。
- (2) CR_m 根据预测价格向量以及式(10),计算出针对各子载波的竞价。
- (3) CR_m 提交竞价给频谱拍卖人。
- (4) 频谱拍卖人根据各认知用户的竞价进行拍卖,并将竞拍后的分配矩阵、支付价格向量以及竞拍获胜的竞价 w_n^t 发送给各用户。
- (5) CR_m 支付相应的价格给频谱拍卖人,并根据分配的子载波和式(15)来最大化收益函数。
- (6) CR_m 根据式(19)更新观测数据矩阵。

5 实验仿真

考虑网络场景在 $400 \text{ m} \times 400 \text{ m}$ 的城区范围内。传输模型包括路径损耗,阴影衰落和快衰落。路径损耗模型如下:

$$PL(r) = PL(r_0) + 10n \cdot \lg(r/r_0) \quad (22)$$

其中, r 为发射机和接收机之间的距离。考虑在城区,取 $n = 3.5$ 。在离发射机为 $r_0 = 1$ 处的参考点的路径损耗为 $PL(r_0) = 0$ 。将阴影衰落建模成一个标准差为 8 dB 的对数正态随机变量^[15],并假设

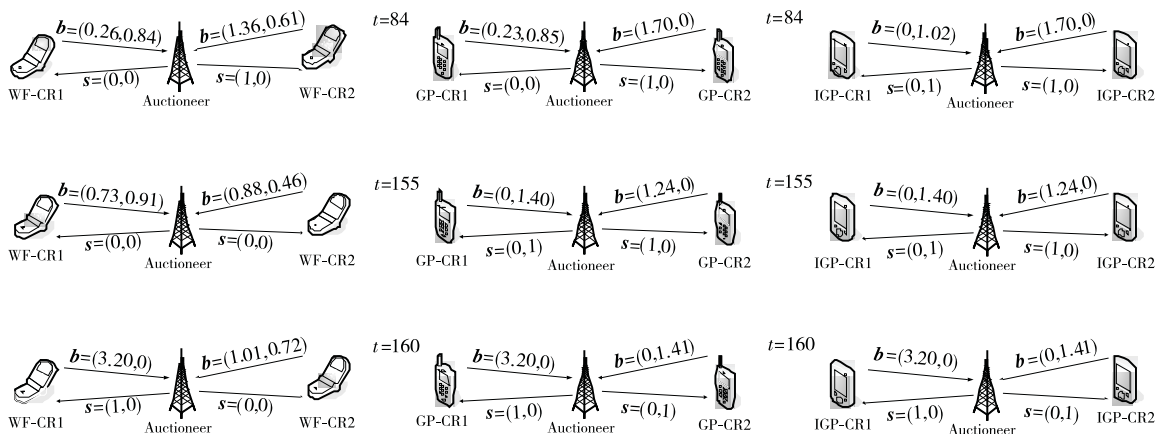


Figure 2 Auction process

图 2 拍卖过程

小尺度衰落为瑞利衰落。设置 $l = 5$ ，采用 64QAM 调制方式。

使用 Matlab 平台，分别对本文提出的算法 (IGP)、文献[8]和文献[12]的算法 (GP 和 WF) 进行实验仿真。

三者的区别在于，基于 WF 算法的认知用户在竞价之前不会预估子载波的支付价格，而基于 GP 算法的认知用户会事先预测各个子载波的支付价格。本文提出的 IGP 算法不仅会预测价格，同时考虑了认知用户能够忍受的误码率上限。在拍卖结果发布后，各认知用户均会根据拍卖结果重新计算各自的收益。

为了更清晰地比较三种算法的数值仿真结果，首先考虑一个简单的网络，包括两个认知传输进程 ($M=2$) 和两个子载波 ($N=2$)，并研究了基于三种不同算法的认知用户在 2 000 个时隙内的竞价行为。虽然认知用户基于不同算法进行竞价，但是在相应子载波上的信道质量是一致的。如图 2 所示，本文将三种不同算法中认知用户的竞价过程和行为进行了比较。其中， b 为竞价向量， s 为分配向量。在第 84 个时隙 ($t=84$)， CR_2 在 c_1 上的信道质量较好，而 CR_1 在 c_2 上的信道质量相对比 c_1 要好。基于 GP 算法的认知用户 1 (GP-CR1) 在两个子载波上的预测值相近，所以竞价结果与基于 WF 算法的认知用户 1 (WF-CR1) 的竞价相近。但是， CR_1 在 c_1 上的低信噪比导致误码率高，使得基于 IGP 算法的认知用户 1 (IGP-CR1) 把所有功率分配到 c_2 上。结果，IGP-CR2 和 IGP-CR1 均获得一个子载波在当前时隙的使用权。而 GP-CR1 和 WF-CR1 没有获得子载波的使用权，WF-CR2 和 GP-CR2 获得 c_1 的使用权。在第 155 个时隙， CR_1 在 c_2 上信道质量更好，而 CR_2 在 c_1 上的信道质量

更好。GP 算法和 IGP 算法分别帮助 GP-CR 和 IGP-CR 集中竞价各自预测价格较低的子载波，但是 WF-CR 分别都竞价了两个子载波。结果 GP-CR 和 IGP-CR 均获得一个子载波的使用，WF-CR1 和 WF-CR2 的竞价低于竞拍底价，并且都没有获得子载波。在第 160 个时隙，对于 CR_1 和 CR_2 而言， c_1 上的信道质量较好。但是，IGP-CR2 和 GP-CR2 在 c_1 上的预测价格较高，使得其只竞价 c_2 ，并获胜。另一方面，WF-CR2 主要竞价 c_1 ，但 WF-CR1 在 c_1 上的竞价更高。因此，在当前时隙，WF-CR2 没有获得任何子载波的使用权。

图 2 展示了三种不同算法对认知用户竞价行为的影响。IGP-CR 不仅根据预测价格和信道质量来竞拍子载波，还考虑了用户的误码率上限，而 WF-CR 仅仅根据信道质量来竞价。如果信道状态稳定在第 84 个时隙，则 IGP-CR1 将仍然获得 c_2 ，而 IGP-CR2 获得 c_1 。GP-CR1 经过学习之后，也会赢得 c_2 。但是，WF-CR 仍然不能竞拍赢得子载波。

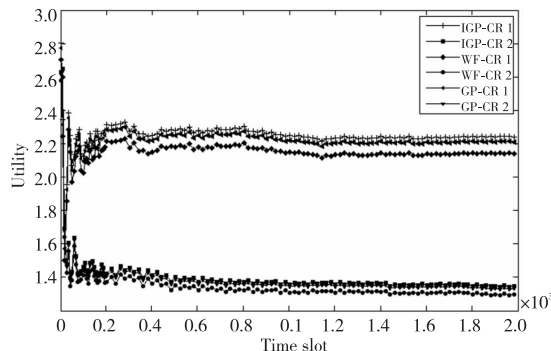


Figure 3 Average utility of each CR

图 3 认知用户的平均收益

图 3 和图 4 分别比较了三种不同算法的认知用户在 2 000 个时隙内的平均收益和获胜概率。图 3 中，IGP-CR 的收益高于 GP-CR 和 WF-CR。

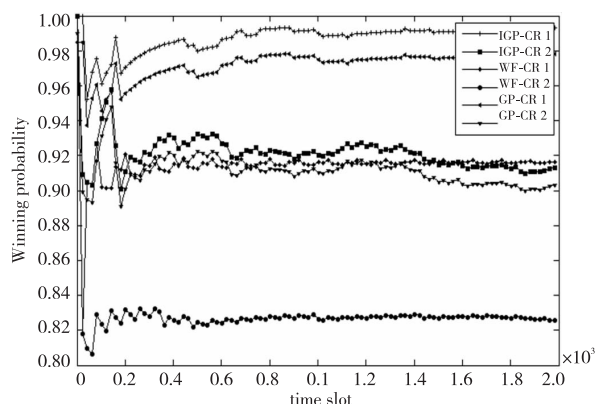


Figure 4 Winning probability of each CR

图4 认知用户的获胜概率

即 IGP 算法不仅能够进一步增加认知用户的竞拍成功率和平均收益,同时也增加了频谱利用率。图 4 中,IGP-CR 的获胜概率高于 GP-CR 和 WF-CR,表明本文提出的 IGP 算法的价格预测精度比 GP 算法的更高。

在简单网络仿真实验的基础上,将网络中认知用户数量增加至 16,子载波数量分别增加至 16 和 32。图 5 展示了系统的总收益。其中,基于 IGP 算法的系统总收益更高,而且随着子载波数量的增加,总收益的差距更大。综上所述,IGP 算法比 GP 算法能显著增加认知用户竞价成功的概率和收益,并提高频谱利用率。

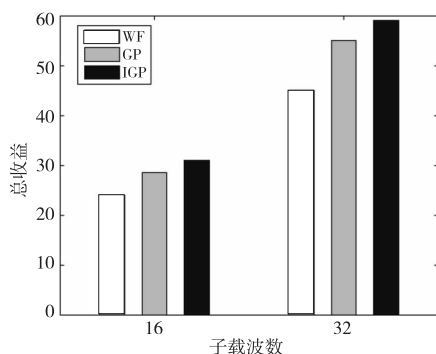


Figure 5 System revenue

图5 系统总收益

6 结束语

本文针对认知网络中包含一个频谱服务者和多个认知用户的情况,建立重复拍卖模型来描述动态频谱分配问题,提出了基于拍卖理论和高斯过程回归学习的频谱分配算法。该算法考虑了认知用户对服务质量的要求,使认知用户通过学习其他竞争者的竞价行为来提高竞拍获胜几率。在每一轮拍卖过程中,频谱拍卖人拍卖空闲的子载波信道,

认知用户根据自身状态竞价各子载波。

仿真结果表明,该算法能显著提高频谱利用率、认知用户的竞拍效率和收益。随着系统规模的扩大,本算法的优势会更加突出。

参考文献:

- [1] Mitola III J, Maguire Jr G Q. Cognitive radio: Making software radios more personal [J]. *Personal Communications, IEEE*, 1999, 6(4): 13-18.
- [2] Chen J, Gao Y M, Kuo Y H. A parallel repeated auction for spectrum allocation in distributed cognitive radio networks [J]. *Wireless Personal Communications*, 2014, 77(4): 2839-2855.
- [3] Zhang Y, Niyato D, Wang P, et al. Auction-based resource allocation in cognitive radio systems [J]. *Communications Magazine, IEEE*, 2012, 50(11): 108-120.
- [4] Chen Z, Qiu R C. Q-learning based bidding algorithm for spectrum auction in cognitive radio [C] // *Proc of the IEEE Southeast Conference 2011 Building Global Engineers*, 2011: 409-412.
- [5] Teng Y, Zhang Y, Niu F, et al. Reinforcement learning based auction algorithm for dynamic spectrum access in cognitive radio networks [C] // *2010 IEEE 72nd Vehicular Technology Conference Fall (VTC 2010-Fall)*, 2010: 1-5.
- [6] Han Z, Zheng R, Poor H V. Repeated auctions with Bayesian nonparametric learning for spectrum access in cognitive radio networks [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2011, 10(3): 890-900.
- [7] Fu F, van der Schaar M. Learning to compete for resources in wireless stochastic games [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2009, 58(4): 1904-1919.
- [8] Ahmadi H, Chew Y H, Reyhani N, et al. Learning solutions for auction-based dynamic spectrum access in multicarrier systems [J]. *Computer Networks*, 2014, 67: 60-73.
- [9] Sallent O, Pérez-Romero J, Agustí R, et al. Cognitive pilot channel enabling spectrum awareness [C] // *Proc of IEEE International Conference on Communications Workshops*, 2009: 1-6.
- [10] He Zhi-kun, Liu Guang-bin, Zhao Xi-jing, et al. Overview of Gaussian process regression [J]. *Control and Decision*, 2013, 28(8): 1121-1129. (in Chinese)
- [11] Ei Ferkouss O, Ajib W. Game theory based resource allocation for cognitive radio networks [C] // *Proc of 2012 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*, 2012: 1174-1179.
- [12] Umaria K N, Joshi K. Comparative analysis of BER performance of DWT based OFDM system with conventional FFT based OFDM system [C] // *Proc of 2012 1st International Conference on Emerging Technology Trends in Electronics, Communication and Networking (ET2ECN)*, 2012: 1-6.

- [13] Boyd S, Vandenberghe L. Convex optimization[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2009.
- [14] Seeger M. Gaussian processes for machine learning[J]. International Journal of Neural Systems, 2004, 14(2): 69-106.
- [15] Cho Y S, Kim J, Yang W Y, et al. MIMO-OFDM wireless communications with MATLAB[M]. NJ: John Wiley & Sons, 2010.

附中文参考文献:

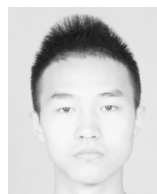
- [10] 何志昆, 刘光斌, 赵曦晶, 等. 高斯过程回归方法综述[J]. 控制与决策, 2013, 28(8): 1121-1129.

作者简介:



刘觉夫(1963 -), 男, 湖南平江人, 硕士, 教授, 研究方向为认知无线网络和信息安全。E-mail: yangj0917@163. com

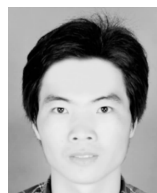
LIU Jue-fu, born in 1963, MS, professor, his research interests include cognitive wireless network, and information security.



杨将(1990 -), 男, 湖南汨罗人, 硕士生, 研究方向为认知无线网络和信息安全。

E-mail: yangj0917@163. com

YANG Jiang, born in 1990, MS candidate, his research interests include cognitive wireless network, and information security.



王建旭(1990 -), 男, 江苏徐州人, 硕士生, 研究方向为认知无线网络和信息安全。E-mail: 1187698744@qq. com

WANG Jian-xu, born in 1990, MS candidate, his research interests include cognitive wireless network, and information security.



胡静(1990 -), 女, 陕西彬县人, 硕士生, 研究方向为认知无线网络和信息安全。

E-mail: 18579132953@163. com

HU Jing, born in 1990, MS candidate, her research interests include cognitive wireless network, and information security.