

一种改进的认知无线网络功率控制博弈算法

胡图 景志宏 李冯敬

(空军工程大学电讯工程学院 西安 710077)

摘要 针对认知无线网络的特点,设计了一种基于信干比的新效用函数,其优点是无须考虑用户无线接入技术的调制方式,且具有边际效用递减的特性。另外,在传统代价函数中引入了动态调整机制。在此效用函数的基础上,提出了基于动态代价的非合作功率控制博弈算法,分析了算法纳什均衡解的存在性和唯一性。仿真实验表明,新算法与经典算法相比,能够明显改善系统性能。最后,比较和分析了在不同用户数下新算法的性能表现。

关键词 认知无线网络,非合作博弈论,功率控制,效用函数,纳什均衡解

中图分类号 TN929.5 **文献标识码** A

Improved Power Control Game Algorithm in Cognitive Wireless Networks

HU Tu JING Zhi-hong LI Feng-jing

(Institute of Telecommunication Engineering, AFEU, Xi'an 710077, China)

Abstract Considering characteristics of cognitive wireless network, a new utility function based on signal to interference ratio was designed. It is not necessary to consider modulation mode of user wireless access technology and has the characteristic of diminishing marginal utility, while the cost function uses the dynamic mechanism. Based on this utility function, a novel non-cooperative power control game algorithm was proposed. It is proved that the Nash equilibrium of the new algorithm is existent and unique. The simulation experiments show that the proposed algorithm, compared with classical algorithm, can significantly improve system performance. In addition, its performances under the different user numbers' situations were discussed and analyzed.

Keywords Cognitive wireless network, Non-cooperative game theory, Power control, Utility function, Nash equilibrium

1 引言

在无线网络的资源管理中,功率控制是一项十分关键的技术,通过它可以降低用户间的相互干扰,提高系统容量。功率控制在认知无线网络中的重要性则更加突出。因为在认知无线网络中不仅存在拥有授权频段的主用户,还部署了具有认知功能的认知用户。认知用户采用动态频谱感知技术接入授权频段进行通信。由于认知用户的加入会对主用户产生干扰,因此必须对其进行严格的功率控制,使干扰不超过主用户规定的干扰温度限,从而保证网络的正常运行^[1,2]。

博弈论是一种处理多个具有利益冲突或资源争用的局中人策略选择及均衡的有效数学工具,近年来被广泛地应用于计算机、通信网络等领域。目前,已有学者将博弈论引入认知无线网络功率控制的研究中。文献[3]构建了认知无线网络资源管理博弈模型,并利用该模型简单分析了功率控制应注意的问题。文献[4]提出了一种基于非合作博弈的功率控制算法,即根据各认知用户的 QoS 需求来调节发射功率,目的是实现系统总吞吐量的最大化。D. Goodman 等人在文献[5]

提出了一种基于代价函数的博弈功率控制算法,并证明了该算法得到了帕累托改善,具有更好的性能。文献[6]在文献[5]的基础上,采用信干比二次方的形式定义代价函数,同时引入惩罚因子对那些追求大信干比的用户进行重惩罚,得到功率控制博弈算法,它不仅收敛速度快而且结果是帕累托最优。文献[7]提出了一种考虑链路增益的功率控制博弈算法,它对于路径增益不同的用户给出不同的代价函数。文献[8]设计了一种新的代价函数,即通过自适应函数来调节用户发射功率。以上算法只考虑了效用函数或只是简单的代价函数,这与认知无线网络的实际情况相差很大。同时,上述算法很难同时兼顾系统的有效性和用户的公平性。

针对上述算法存在的不足,本文在非合作博弈模型的基础上,设计了一个新的效用函数,提出了一种基于动态代价的功率控制博弈算法,并论证了该算法纳什均衡解的存在性和唯一性。最后通过仿真实验验证了算法的性能。

2 系统模型

考虑由一个主用户和 N 个认知用户组成的基于 CDMA 接入技术的认知无线网络单小区模型,如图 1 所示。

收稿日期:2011-03-20 返修日期:2011-07-02 本文受“863”国家高技术研究发展计划(2010AAJ146),空军工程大学电讯工程学院创新基金(DYCX1014)资助。

胡图(1986—),男,硕士生,主要研究方向为无线网络资源管理,E-mail:451054573@qq.com;景志宏(1965—),男,博士后,副教授,主要研究方向为无线网络资源管理、LTE 关键技术;李冯敬(1988—),男,硕士生,主要研究方向为战场信息网络新技术。

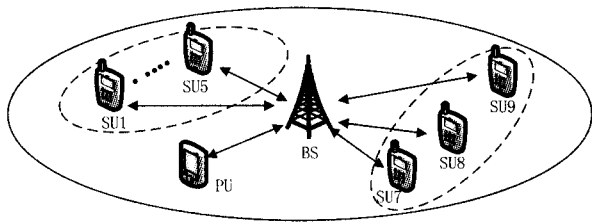


图1 认知无线网络单小区模型

在上述模型中,认知用户与主用户共享频谱,并与基站存在上行的通信链路。设认知用户 i 的发射功率为 p_i , 路径增益为 h_i , 则基站侧接收到该用户的功率为 $p_i h_i$ 。在认知无线网络的环境中,认知用户 i 在基站侧受到的总干扰 $I(p_{-i})$, 不仅要考虑认知用户间的干扰 Q_{si} , 还要注意主用户对认知用户造成的干扰 Q_{pi} , 则总干扰 $I(p_{-i}) = Q_{si} + Q_{pi} + P_{noise}$, 其中 p_{-i} 表示除了认知用户 i 之外的其他用户的发射功率, P_{noise} 为背景噪声。根据上述分析, 得到认知用户 i 在基站侧的信干比 (SINR) 为

$$r_i = G \frac{p_i h_i}{I(p_{-i})}, \forall i \in N$$

式中, G 为扩频增益。

3 非合作功率控制博弈算法

3.1 非合作博弈模型的建立

博弈论是研究决策主体行为发生直接相互作用时的决策以及这种决策的均衡问题。博弈论可以划分为合作博弈和非合作博弈。非合作博弈强调的是个体理性和最优决策。

认知无线网络的非合作功率控制博弈模型可以定义为 $G = [N, P, \{u_i(p_i, p_{-i})\}]$, 其中博弈模型的 3 要素分别为:

(1) 参与者 N 定义 $N = \{1, 2, \dots, N\}$ 是认知无线网络中认知用户的集合;

(2) 策略空间 P 策略空间是由发射功率的集合来定义的, $P = \{P_1, P_2, \dots, P_N\}$, 其中认知用户 i 的策略空间是 $P_i = [P_{min}, P_{max}]$, 其中 P_{min} 是最小发射功率, P_{max} 是最大发射功率;

(3) 效用函数 U 效用函数定义为 $u_i(p_i, p_{-i}), \forall i \in N$ 。

3.2 效用函数的设计

在无线网络资源管理的博弈模型中, 效用函数表示用户对系统服务质量的满意程度, 而代价函数表示用户在获得收益的同时必须付出相应的代价。通过代价函数的引入, 可以避免简单非合作博弈算法中用户竞争的侵略性, 使各用户在非合作博弈下隐含了合作的行为。

在认知无线网络中, 认知用户采用动态频谱接入的策略进行机会式通信, 终端可以采用多种无线接入技术接入网络。而文献[4, 5]设计的效用函数受到具体调制方式的限制, 不适合在认知网络环境中使用。同时, SINR 在无线通信中与误码率直接相关, 是一个很重要的信号质量指标。因此, SINR 将是构成功率控制博弈算法效用函数的主要参数。基于上述考虑, 设计的效用函数如式(1)所示:

$$u(p_i, p_{-i}) = a \frac{r_i}{r_i + b} - c_i \frac{\partial p_i}{\partial r_i} (r_i + r_i^2), \forall i \in N \quad (1)$$

式中, a 表示用户的最大满意程度, b 决定了效用函数曲线的陡峭程度, c_i 表示认知用户 i 的代价系数。

式(1)等号右边的第一项为基本效用函数, 它具有边际效

用递减的特点, 即用户 i 对系统的满意程度随着信干比 r_i 的变大而增加, 但增长速率逐渐降低。这不仅符合用户的实际情况, 而且对贪婪用户起到一定的抑制作用。当 $a=1, b$ 取 0, 1, 1 和 5 时基本效用函数的曲线如图 2 所示。

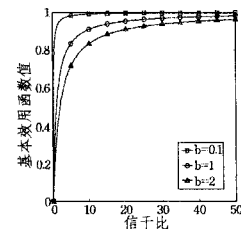


图2 基本效用函数曲线

在代价函数的选择中, 采用文献[6]提出的代价函数 $c(p_i, p_{-i}) = c_i (\partial p_i / \partial r_i) (r_i + r_i^2)$, 其中 $\partial_i = \partial p_i / \partial r_i$ 表示增加单位信干比 r_i 需要增加的功率数。

在文献[6]中代价系数 c 为常数, 表示每个用户付出的代价仅与 $\frac{\partial p_i}{\partial r_i} (r_i + r_i^2)$ 成正比。这样, 无法根据网络当前资源利用情况动态地调整代价函数。在实际网络中, 网络的负荷程度是随着用户数和业务量的改变而动态变化的。当网络用户比较少、负荷程度较轻时, 如果对用户施加较大的代价函数, 强迫用户在较低的发射功率和 SINR 上进行通信, 则会闲置过多的网络资源; 而当网络内的用户比较多、负荷较重时, 如果用户付出的代价过小, 对发射功率不能给予足够的约束, 则在博弈均衡时各个用户的发射功率偏大, 效用变低。因此, 代价系数应该随着网络负荷程度的上升而增大。

本文采用上行链路的负荷因子来评价当前网络的负荷状况, 利用该因子来动态调整代价系数 c 。定义负荷因子为

$$q_i = \frac{I(p_{-i}) - Q_{pi} - P_{noise}}{I(p_{-i})}, \forall i \in N$$

通过负荷因子 q_i , 得到代价函数的系数为

$$c_i = \frac{e}{1 - q_i}, \forall i \in N$$

式中, e 为常数因子。

3.3 纳什均衡解存在性和唯一性的证明

定义 1 在认知无线网络的非合作功率控制博弈模型 G 中, 每个认知用户 i 选择其策略空间 P_i 中的功率水平 p_i , 获得相应的效用函数值 $u_i(p_i, p_{-i})$ 。在非合作博弈过程中, 每个用户选择发射功率来最大化自己获得的效用, 用数学形式表现为 $p_i = \arg \max_{p_i \in P_i} u(p_i, p_{-i}), i \in N$ 。

定义 2 如果认知无线网络中认知用户 i 对于任意 $p_i' \in P_i$, 都存在 $u(p_i, p_{-i}) \geq u(p_i', p_{-i}), \forall i \in N$, 则功率集 P 为该功率控制算法的纳什均衡解。

定义 2 说明在非合作博弈模型的纳什均衡点下, 给定了其他用户的功率, 任意用户都无法通过改变自身的功率来提高效用值。

定理 1 算法存在纳什均衡解。

证明: 根据博弈论的纳什定理, 如果博弈模型 G 满足以下两个条件, 则该模型存在纳什均衡解。

(1) P 是欧几里得空间 R^N 中非空、闭合、有界的凸集;

(2) 效用函数 $u_i(p_i, p_{-i}), \forall i \in N$ 在 P 上是连续的, 在 p_i 上拟凹的。

在博弈模型 G 中, 由于每个用户策略空间 P_i 定义为 $[P_{min}, P_{max}]$, 显然满足条件(1)。

对于条件(2), $u_i(p_i, p_{-i})$ 在 P 上是连续的, 所以只需证

明 $u_i(p_i, p_{-i})$ 在 p_i 上是拟凹的。

效用函数 $u(p_i, p_{-i})$ 对 p_i 的一阶偏微分为

$$\frac{\partial u_i(p_i, p_{-i})}{\partial p_i} = \frac{abGh_i I(p_{-i})}{[Gp_i h_i + bI(p_{-i})]^2} - c_i(2r_i + 1), \forall i \in N$$

对于可微函数, 当一阶偏导 $\partial u_i(p_i, p_{-i}) / \partial p_i = 0$ 时, 可得一阶优化结果为

$$p_i^* = \left(\frac{1}{Gh_i} \right) \left\{ \left[\frac{abGh_i I(p_{-i})}{c_i(2r_i + 1)} \right]^{1/2} - bI(p_{-i}) \right\}, \forall i \in N$$

效用函数 $u(p_i, p_{-i})$ 对 p_i 的二阶偏微分为

$$\frac{\partial^2 u_i(p_i, p_{-i})}{\partial p_i^2} = \frac{-2Gh_i [abGh_i I^2(p_{-i}) + c_i(Gp_i h_i + bI(p_{-i}))^2]}{[Gp_i h_i + bI(p_{-i})]^3 I(p_{-i})} < 0$$

由于 $\partial^2 u_i(p_i, p_{-i}) / \partial p_i^2 < 0$, 说明效用函数 $u(p_i, p_{-i})$ 在 p_i 上是凹的。由文献[10]可知, 一个凹函数也是一个拟凹的, 所以 $u(p_i, p_{-i})$ 在 p_i 上是拟凹的, 从而条件(2)也满足。

通过上面的分析, 提出的博弈模型满足条件(1)和(2), 存在纳什均衡解。

定理 2 算法存在唯一的纳什均衡解。

根据定理 1, 设纳什均衡解为 P , 根据纳什均衡解的定义, $P = r(P)$ 。只需证明函数 $r(P)$ 是标准函数, 即该函数满足正性、单调性和可扩展性, 则说明该算法的纳什均衡解是唯一的。

(1) 正性证明, $r(P) > 0$ 。

证明: 通过准入控制机制, 接入认知无线网络的认知用户通过发射功率来获取一定的效用, 从而实现 $r(P) > 0$ 。

(2) 单调性证明, 对于 $\forall i \in N$, 如果 $P \leq P'$, 则 $r_i(P) \geq r_i(P')$ 。

证明: 由于 $\partial^2 u_i(p_i, p_{-i}) / \partial p_i^2 < 0, \forall i \in N, r_i(P)$ 是减函数, 当 $P = P'$ 时取等号。

(3) 可扩展性证明, $\alpha r_i(P) > r_i(\alpha P), \forall i \in N, \forall \alpha > 1$ 。

证明: 由可扩展性的定义可得

$$\begin{aligned} \alpha r_i(P) - r_i(\alpha P) &= \left(\frac{\alpha}{Gh_i} \right) \left\{ \left[\frac{abGh_i I(p_{-i})}{c_i(2r_i + 1)} \right]^{1/2} - bI(p_{-i}) \right\} - \\ &\quad \left(\frac{1}{Gh_i} \right) \left\{ \left[\frac{abGh_i I'(p_{-i})}{c'_i(2r'_i + 1)} \right]^{1/2} - bI'(p_{-i}) \right\} \\ &> \left(\frac{1}{Gh_i} \right) \left\{ \left[\frac{abGh_i (P_{\text{noise}} + Q_{\text{pt}})}{e} \right]^{1/2} \right. \\ &\quad \left. \left[(\alpha - 1) \left(\frac{1}{2r_i + 1} \right)^{1/2} \right] - b(\alpha - 1)(P_{\text{noise}} + Q_{\text{pt}}) \right\} \\ &> \left(\frac{1}{Gh_i} \right) \{ b(\alpha - 1)I(p_{-i}) - b(\alpha - 1)(P_{\text{noise}} + Q_{\text{pt}}) \} \\ &= \left(\frac{1}{Gh_i} \right) b(\alpha - 1)Q_{\text{st}} > 0 \end{aligned}$$

由于 $\alpha > 1$, 且上式大于 0, 可扩展性得证。

通过以上对函数 $r(P)$ 正性、单调性和可扩展性的证明, 可以得到算法存在唯一的纳什均衡解。

3.4 功率控制算法的具体步骤

根据上面的分析, 在非合作博弈模型 G 的基础上, 提出一个新的认知无线网络功率控制博弈算法。具体的实现步骤如下:

Step1 在初始时刻 $k=0$, 设置认知用户的发射功率为 $p_i(k) = P_{\min}, \forall i \in N$, 同时设定一个极小值 ϵ ;

Step2 在 $k=k+1$ 时刻, 根据式(2)更新各认知用户的发射功率:

$$p_i(k+1) = \left(\frac{1}{Gh_i} \right) \left\{ \left[\frac{abGh_i I(i, k)}{c_i(2r(i, k) + 1)} \right]^{1/2} - bI(i, k) \right\}, \forall i \in N \quad (2)$$

式中, $I(i, k)$ 和 $r(i, k)$ 分别表示认知用户 i 在第 k 时刻的总干扰和信干比。

Step3 对于所有认知用户 i , 判断 $|p_i(k+1) - p_i(k)| < \epsilon$ 是否成立, 如果成立, 则 $p_i(k)$ 是最终解; 否则返回 Step2 继续迭代。

4 仿真与分析

为分析对比算法性能, 将文献[5]提出的基于线性代价的非合作博弈算法(NGP-LP)与本文算法在同一仿真环境下进行实验。根据代价系数是否依靠当前网络资源利用情况进行动态变化, 将本文算法分为基于静态代价的非合作博弈算法(NGP-SP)和基于动态代价的非合作博弈算法(NGP-DP)。最后讨论在不同用户数下 NGP-DP 算法的性能。

4.1 仿真场景设计

仿真实验基于 Matlab7.6 平台, 采用图 1 所示的单小区模型。基站位于小区中央, 9 个认知用户距离基站分别为 $D = [320, 460, 570, 660, 740, 810, 880, 940, 1000]$ m。主用户位于基站 500m 处, 发射功率为 1mW。本文研究功率控制问题只考虑了大尺度衰落的情况, 设信道模型为 $h = Kd^{-\theta}$, 其中 $K = 7.75 \times 10^{-3}, \theta = 3.6$, 其他仿真参数详见表 1。

表 1 仿真参数设置

仿真参数	描述	取值
W	信道带宽	1MHz
R	数据速率	10kbps
G	扩频增益	100
P_{noise}	背景噪声	5×10^{-15} W
P_{\min}	最小发射功率	1×10^{-5} W
P_{\max}	最大发射功率	0.2W

4.2 三种算法性能比较

在仿真场景中, 9 个认知用户通过准入机制接入网络, 与小区基站进行通信。通过上述 3 种算法进行功率控制, 得到图 3 和图 4。在仿真实验中, 为保证认知用户的效用值处于 0 与 1 之间, 设定 $a = 1, b = 1$ 。另外, 设定 NPG-LP 算法和 NPG-SP 算法中的代价系数 $c = 1$, NPG-DP 算法中常数因子 $e = 1$ 。

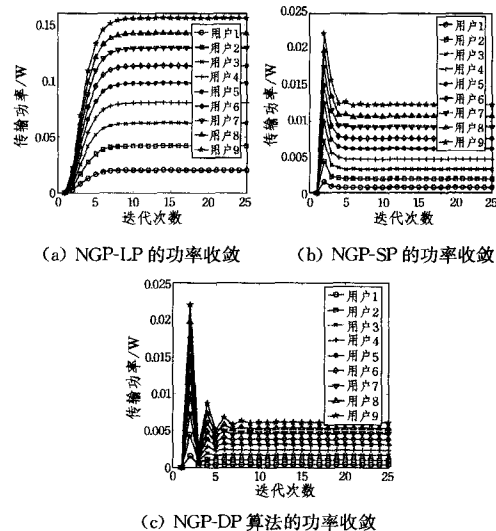


图 3 3 种算法的功率收敛图

在图 3 中, 9 个认知用户的发射功率从 $k=0, p_i=P_{\min}$ 起, 通过 3 种功率控制算法进行博弈迭代都能收敛于某个固定值, 说明本文提出的算法具有良好的收敛性, 且存在唯一的纳什均衡解。通过多次仿真实验, 发现本文算法在经过 8~10 次迭代后即可收敛, 说明算法收敛速度较快, 可以满足功率控制实时性要求。

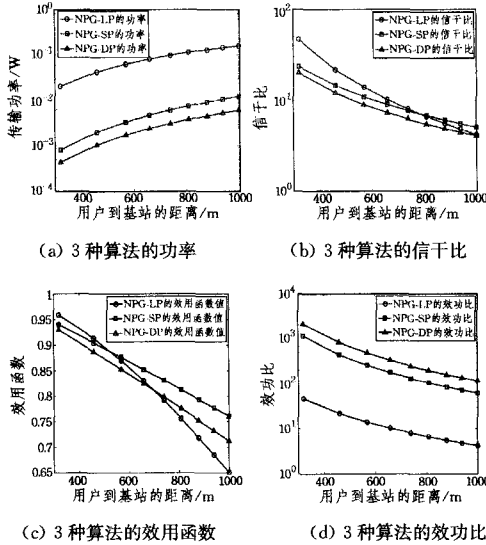


图 4 3 种算法的性能比较

图 4(a) 是在 3 种算法的控制下, 9 个认知用户发射功率的比较。可以看出, 与 NPG-LP 算法相比, NPG-SP 和 NPG-DP 算法极大地降低了认知用户的发射功率, 其中 NPG-DP 的功率最低, 平均功率只有 NPG-LP 的 3.13% 和 NPG-SP 的 51.12%。从图 4(b), (c) 可以看出, 在距离基站近的区域, NPG-LP 的信干比和效用值高于 NPG-SP 和 NPG-DP。但随着距离的增加, 信干比和效用值都在急剧下降。在距离基站 750m 后, NPG-LP 的信干比低于 NPG-SP 的, 但略高于 NPG-DP 的信干比。同时, NPG-LP 的效用值已经小于 NPG-SP 和 NPG-DP 的效用值, 并且随着距离变远还在不断下降。综合图 4(b), (c), 可以分析出, 与 NPG-LP 相比, NPG-SP 和 NPG-DP 算法的信干比和效用值随着基站距离增加而变化缓慢, 在一定程度上改善了不同的用户公平性。

为综合对比 3 种算法的性能, 定义一个新物理量——效用功率比 EPR (Efficiency-Power-Ratio):

$$EPR(J^{-1}) = \frac{\text{Efficiency Value}}{\text{Power}(J)}$$

EPR 的物理意义是用户发射单位功率所获得的效用值。经过仿真得到 3 种算法的效用功率比, 如图 4(d) 所示。从图 4(d) 可以看出, NPG-DP 的 EPR 最高, NPG-SP 次之, NPG-LP 最低。本文算法性能改善的关键在于效用函数的设计。由于基本效用函数具有边际效用递减的特点, 认知用户通过发射功率获得的基本效用值随着 SINR 的变大而增加, 但增加的速率越来越小。也就是说, 当用户的效用值达到一定程度后, 效用值继续上升的空间很小。即使提高极少的效用值也需要发射很大的功率, 降低了更高效用值对用户的吸引力。同时, 在效用函数中引入了代价函数, 这就意味着用户在追求

大信干比的同时, 必须付出巨大代价, 这不利于效用值的增加。据此, 用户在追求自身效用最大化的过程中, 不会一味地自私和贪婪, 降低了资源竞争的侵略性, 使得整个网络的资源分配更加合理。

与 NPG-SP 算法相比, NPG-DP 算法中的代价系数 c 是动态变化的, 可以根据当前网络资源的利用情况进行实时调整。即网络负荷增加时, 代价系数变大, 贪婪用户付出的代价也就变大。这种动态的代价机制可以使功率控制算法能及时地跟踪网络负荷的变化情况, 更加合理地分配无线资源, 从而提高网络的整体性能。

4.3 不同用户数下 NPG-DP 算法性能分析

在原有仿真场景中, 保持仿真参数不变, 令认知用户数 N 分别等于 3, 5, 7, 9, 距基站由近及远地增加小区内认知用户, 通过仿真得到图 5。

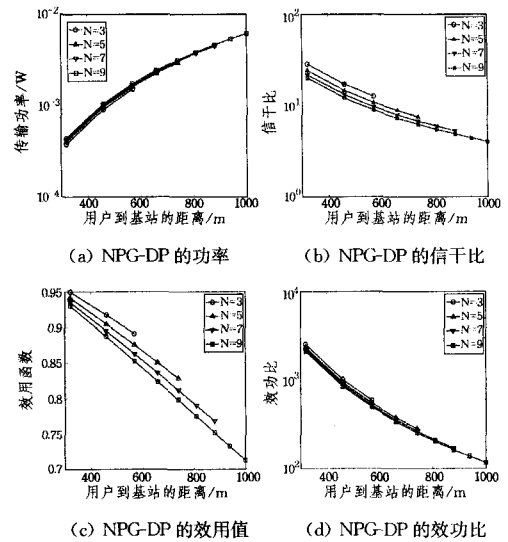


图 5 不同用户数下 NPG-DP 算法的性能比较

从图 5 可以看出, 随着小区内认知用户数的增多, 在相应位置上的终端发射功率也增大, 而信干比和效用值减少。这是由于小区内认知用户在无线资源分配的过程中处于非合作状态, 一旦有新用户加入网络, 会导致争夺资源的竞争更加激烈。各用户为保证自己的通信质量, 就必须依靠增加功率来维持效用值。在 NPG-DP 算法中由于动态代价机制的引入, 使得用户在增加发射功率和追求信干比的同时, 付出了相应的代价, 从而有力避免了用户在竞争中的非理性。尽管最后得到的效用值较以前略有降低, 但网络的整体效用得到了提高。

结束语 在非合作功率控制博弈模型的基础上, 设计了具有边际递减效应的效用函数, 提出了基于动态代价的功率控制博弈算法 (NPG-DP)。论证了在功率博弈过程中, 本算法存在唯一的纳什均衡解。仿真实验表明, NPG-DP 算法与 NPG-SP, NPG-LP 算法相比, 可以明显改善系统性能。其缺点是复杂度较高, 但与算法的优点相比, 这点代价还是值得的。

参考文献

[1] Haykin S. Cognitive radio: Brain-empowered wireless communi-

cations [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2005, 23(2): 201-220

[2] 张平,冯志勇. 认知无线网络[M]. 北京:科学出版社,2010

[3] Neel J. Analysis and design of cognitive radio networks and distributed radio resource management algorithms [D]. Virginia Polytechnic Institute and State University, 2006

[4] Cheng Shi-lun, Yang Zhen. Energy-efficient Power Control Game for Cognitive Radio Systems[J]. IEEE Computer Society, 2007, 4, 1(3): 526-530

[5] Saraydar C, Mandayam N, Goodman D. Efficient power control via pricing in wireless data networks[J]. IEEE Transactions on Communication, 2002, 50(2): 291-303

[6] 杨春刚,李建东,李维英,等. 认知无线电中基于非合作博弈的功率分配方法[J]. 西安电子科技大学学报, 2009, 36(1): 1-4

[7] Le H-S, Liang Q. An efficient power control scheme for cognitive radios[C]//Wireless Communications and Networking Conference. 2007(3): 2559-2563

[8] 赵成林,李鹏,蒋挺. 快速收敛的认知无线电功率控制算法[J]. 北京邮电大学学报, 2009, 32(1): 73-76

[9] 程世伦,杨震. 基于信干比的认知无线电自适应功率控制算法[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(1): 59-62

[10] Roberts A W, Varberg D E. Convex Functions [M]. New York: Academic, 1973

(上接第 74 页)

法、CA-AC 算法的 Snort 系统运行,选取不同数量的规则文件进行测试。测试的标准是:1)规则文件数不同时匹配时间的对比;2)规则文件数量不同的内存占用情况对比。

规则文件数目不同时算法时间对比及内存占用情况测试结果如表 4、表 5 所列。

表 4 规则文件数量不同时匹配时间对比

算法\规则文件数	9	18	27	38	49
AC	4826ms	5534ms	6258ms	7166ms	9489ms
AC-BNFA	4524ms	5230ms	5963ms	6841ms	9012ms
CA-AC	3588ms	4978ms	5725ms	6547ms	8724ms

表 5 规则文件数量不同时占用 memory 大小对比

算法\规则文件数	9	18	27	38	49
AC	1.73M	18.52M	26.78M	30.28M	37.24M
AC-BNFA	1.54M	17.13M	24.74M	27.41M	34.55M
CA-AC	1.26M	15.42M	20.97M	25.12M	31.75M

AC, AC-BNFA 及 CA-AC 这 3 种算法的实验数据结果如表 4 所列。在算法的时间性能比较中,相同数量规则文件中 AC-BNFA 算法用时要少于 AC 算法,同时新的全自动机匹配算法 CA-AC 算法在时间性能方面又优于 AC-BNFA 算法。CA-AC 算法构造的自动机转换状态完整,节约匹配时间,可获得更高的匹配效率。随着 Snort 规则数量的增加,CA-AC 算法在 Snort 入侵检测系统中效率更高。

实验结果表 5 是在规则文件数量不同的情况下的内存占用情况,表中的内存值由 3 部分组成,包括模式串、匹配列表及状态转换表占用内存值。实验结果表明,在规则文件数量少的情况下,3 种算法占用内存情况不很明显。随着文件数量增多,规则数量增加,占用内存随之增大。纵向比较,全自动机 CA-AC 算法在相同数量规则文件情况下,占用内存均小于 AC, AC-BNFA 算法,占用内存约节约 8%。

综上所述,全自动机匹配算法效率较高,进而提高了网络入侵检测系统的处理速度,为今后进一步设计更高效入侵检测系统打下了良好的基础。

结束语 提出了一种基于 AC 算法的改进算法即全自动机匹配 CA-AC 算法,它在匹配性能、算法复杂度方面均优

于 AC 算法。AC-BNFA 算法,在 Snort 特征规则集实验中,与基于 AC, AC-BNFA 算法的 Snort 系统相比,在匹配时间和内存使用上均占有一定优势,可用于网络内容过滤和入侵检测系统中。Snort 与其它入侵检测系统产品相比,简洁、高效且易于扩展,可检测多种攻击和敏感信息,能实时分析流量,规则库更新很快,用户也可以根据具体环境编写自己的检测规则,与防火墙联动,在发现入侵行为时能够很快地进行阻断,因此,可以很好地保护内部网络免受攻击。从对 Snort 运行时间的分析可以看出,实际检测过程中用时最长的是对特征字符串的匹配,其次是对 IP 地址和端口的检测。因此,提高模式匹配的效率和即可有效提高网络入侵检测系统的处理速度。内容过滤和检测系统中字符串匹配算法是一种很重要的检测方法,本文将新的多模式字符串匹配算法——全自动机算法应用于入侵检测系统 Snort 中,使得检测速度大大提高。

参 考 文 献

[1] 杨文君,魏占国,王玉平. 入侵检测系统中高效的模式匹配算法[J]. 小型微型计算机系统, 2009, 30(11): 2189-2194

[2] 宋华,戴一奇. 一种用于内容过滤和检测的快速多关键词识别算法[J]. 计算机研究与发展, 2004, 41(6): 940-945

[3] 张树壮,罗浩,方滨兴,等. 一种面向网络安全检测的高性能正则表达式匹配算法[J]. 计算机学报, 2010, 33(10): 1976-1986

[4] 辛阳,魏景芝,钮心忻,等. 用于入侵检测的快速多模式匹配算法[J]. 北京邮电大学学报, 2008, 31(3): 19-23

[5] Namjoshi K, Narlikar G. Robust and Fast Pattern Matching for Intrusion Detection[C]// IEEE Conference on Computer Communications. Piscataway, 2010: 14-19

[6] Guinde N B, Ziavras S G. Efficient hardware support for pattern matching in network intrusion detection [J]. Computers and Security, 2010, 29(7): 756-769

[7] Kim H J, Hong H, Kim H-S, et al. A Memory-Efficient Parallel String Matching for Intrusion Detection Systems [J]. IEEE Communications Letters, 2009, 13(12): 1004-1006