

一种异步频谱检测周期优化模型及自适应模糊调整算法

郭彩丽 曾志民 冯春燕 刘子琦

(北京邮电大学通信网络综合技术研究所 北京 100876)

摘要: 该文分析授权用户频谱使用的特性, 提出以信道总损失最小为目标函数的异步检测周期优化模型, 针对频谱使用特性的时变性, 设计了一种检测周期自适应模糊调整优化算法。算法采用模糊逻辑及可调参数自优化方法, 实现检测周期的实时自适应调整。仿真结果表明在不同授权用户频谱使用特性分布及分布参数不同变化率情况下, 该算法不但有效, 而且在分布参数变化波动较大时具有很好的稳定性。

关键词: 认知无线网络; 异步周期频谱检测; 自适应模糊调整; 更新理论; 检测周期优化

中图分类号: TN915.01

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2009)04-0920-05

An Asynchronous Spectrum Sensing Period Optimization Model and Adaptive Fuzzy Adjustment Algorithm

Guo Cai-li Zeng Zhi-min Feng Chun-yan Liu Zi-qi

(Institute of Telecommunication Network Technology, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

Abstract: Based on the analysis of primary users' spectrum-usage characteristics, an asynchronous sensing period optimal model on minimal costs of channels is presented, and an Adaptive Fuzzy Adjustment Algorithm (AFAA) of spectrum sensing period is proposed for time-varying spectrum-usage characteristics. The AFAA can adjust sensing period adaptively in real time using fuzzy logic with parameters optimization. Experimental results show that the AFAA is effective under many kinds of situations where spectrum-usage probability distributives as well as the change rates of these distributive parameters are different, and has better stability when the variation of distributive parameters is high.

Key words: Cognitive radio networks; Asynchronous periodic spectrum sensing; Adaptive fuzzy adjustment; Renewal theory; Sensing period optimizing

1 引言

在实际的认知无线电(Cognitive Radio, CR)网络中, 受硬件和能量的限制 CR 用户不可能实现连续不间断的检测。常用的检测机制是周期性频谱检测, 即每隔一段间隔时间进行一次检测。相对应于现有的同步和异步两种静默期机制^[1,2], 周期检测机制也存在同步和异步两种。目前异步周期检测机制因其特有的灵活性受到了关注^[3,4]。异步周期检测机制中检测周期选择的合适与否直接决定着接入机会、对授权用户造成的有害干扰及检测开销的多少。若检测周期过大, 不仅会损失一部分接入机会还会增加对授权用户的干扰; 而检测周期过小, 也会引起频繁检测, 导致消耗不必要的能量。因此有必要研究如何建立数学模型及算法以寻找最优的检测周期。设频谱以信道为单位进行检测, 文中频谱和信道交叉使用。

在现有异步检测周期优化的研究中, 文献[3]提出针对每个信道分别自适应设置其检测周期, 有效减小了定位空闲频

谱的时长, 但未考虑检测周期的设定对授权用户造成有害干扰的影响, 且对每个信道来说, 检测周期仍然是固定间隔的; 文献[4]对文献[3]中的固定间隔频谱检测进一步推广, 提出可变检测间隔的频谱检测机制 FSP(Flexible Sensing Period), 在依据授权用户占用信道时长统计规律的基础上, 引入间隔控制因子适时改变信道的检测间隔, 具有更高的灵活性。在实际网络中, 授权用户使用频谱的特性不可避免会随着用户在不同时间段内业务量的变化而变化。在这种情况下, 上述各异步周期检测机制将不能很好地满足频谱使用特性的动态时变性要求, 从而引起性能下降。

本文在分析授权用户使用频谱特性的基础上, 首先依据更新定理理论, 建立以信道总损失最小为目标的异步检测周期优化模型。然后针对文献[3, 4]中算法对授权用户频谱使用统计规律时变性比较敏感问题, 设计了一种自适应模糊调整算法(Adaptive Fuzzy Adjustment Algorithm, AFAA), 采用模糊逻辑及可调参数自优化方法, 实现快速有效的检测周期实时自适应调整。

2 授权用户频谱使用特性

通常授权用户使用频谱的过程交替地处于占用和空闲

2008-01-28 收到, 2008-05-29 改回

国家自然科学基金(60772110)和北京邮电大学研究生创新基金资助课题

两种状态。相应地对于信道 $i(i=1,2,\dots,N)$ 有“ON”和“OFF”两种状态,分别记为状态“1”和“0”,代表信道“占用”和“空闲”。设信道 i 开始在“1”状态逗留一段时间 X_1^i 后授权用户释放信道,即转移到状态“0”,信道空闲一段时间 Y_1^i 后又转回“1”状态并在“1”状态逗留长为 X_2^i 的时间, ..., 如此相继在状态“1”和“0”之间交替转移下去。由于信道在“1”和“0”两个状态的逗留时间是随机的,可得两串随机变量 $X_1^i, X_2^i, \dots, X_k^i, \dots$ 和 $Y_1^i, Y_2^i, \dots, Y_k^i, \dots$ 。设信道被授权用户占用时长和空闲时长具有一定的统计规律性,即授权用户使用频谱的统计特性 $\{X_k^i, k=1,2,\dots\}$ 和 $\{Y_k^i, k=1,2,\dots\}$ 服从一定的分布,进一步假设 X_k^i 和 Y_k^i 各自相互独立同分布。为不失一般性,设 X_k^i 和 Y_k^i 的概率分布均服从一般分布,分别为 $F^i(x)$ 和 $G^i(y)$ (实际应用中 X_k^i 和 Y_k^i 的概率分布可通过统计学习、神经网络等方法获得)。一般情况下,授权用户占用信道和空闲信道持续时长互不相关, $\{X_k^i\}$ 与 $\{Y_k^i\}$ 满足相互独立。若令 $Z_k^i = X_k^i + Y_k^i$, 则 $\{Z_k^i, k=1,2,\dots\}$ 也是一串独立同分布的随机变量序列,则由 Z_k^i 所确定的随机过程构成交替更新过程。信道 i 每一次从状态“0”转移到状态“1”即为一次更新。若令相邻两次更新间隔时间为一个更新周期,易证期望更新周期长为

$$E(Z^i) = E(X^i) + E(Y^i) \quad (1)$$

3 异步检测周期优化数学模型

依据授权用户频谱使用过程,周期性频谱检测机制必然存在两类检测误差。一类是当信道 i 由状态“1”跳变到“0”时,CR用户由于采用检测周期 $T_{p\lambda}^i$ 进行检测,通常要延迟一段时间才能检测到授权用户已释放信道,因此在这段时间内该信道未被充分利用,此时的检测误差可用接入机会损失时间 T_{opp}^i 来衡量;另一类是当信道 i 由状态“0”跳变到“1”时,CR用户由于采用检测周期 $T_{p\mu}^i$ 进行检测,通常因不能及时检测到授权用户再次占用信道,使得退出该信道时会存在一段延时,从而引起对授权用户的干扰,此时的检测误差可用有害干扰损失时间 T_{hi}^i 来衡量。一般情况下,总是期望这两种检测误差越小越好,这就要求检测周期 $T_{p\lambda}^i$ 和 $T_{p\mu}^i$ 足够的小,但这样会引起检测频度 m 增加,致使检测耗能增加引起损失加大。

设损失因子 C_{opp}, C_{hi}, C_m 分别表示单位时间内浪费的接入机会的损失、对授权用户造成有害干扰的损失和一次检测耗能的损失。对于CR网络来说,最关心的是如何选择最优检测周期,使得信道经长期运行单位时间的期望损失最小。令 $C^i[T_{p\lambda}^i(t), T_{p\mu}^i(t)]$ 为信道 i 单位时间的期望损失,则

$$C^i[T_{p\lambda}^i(t), T_{p\mu}^i(t)] = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{(0, t] \text{ 时间内的期望损失}}{t} \quad (2)$$

由授权用户使用频谱的交替更新过程可知,每个 Z_k^i 时刻是一个再生点,依据更新报酬定理^[5],式(2)可转化至一个更新周期内分析,表示为

$$\begin{aligned} & C^i[T_{p\lambda}^i(t), T_{p\mu}^i(t)] \\ &= \frac{\text{一个更新周期内的期望损失 } E(C^i)}{\text{更新周期期望时长 } E(Z^i)} \\ &= \frac{C_{opp}E\{T_{opp}^i\} + C_{hi}E\{T_{hi}^i\} + C_mE\{m^i\}}{E(X^i) + E(Y^i)} \\ &= \left\{ C_{opp}E\{T_{opp}^i[T_{p\lambda}^i(t)]\} + C_{hi}E\{T_{hi}^i[T_{p\mu}^i(t)]\} \right. \\ & \quad \left. + C_mE\{m^i[T_{p\lambda}^i(t), T_{p\mu}^i(t)]\} \right\} / [E(X^i) + E(Y^i)] \quad (3) \end{aligned}$$

其中 $E(T_{opp}^i), E(T_{hi}^i), E(m^i)$ 分别为信道 i 在一个更新周期内的期望接入机会损失时间、期望有害干扰损失时间和期望检测次数。故以一个更新周期内信道总损失最小为目标函数的最优检测周期为

$$[T_{p\lambda}^i(t)^*, T_{p\mu}^i(t)^*] = \arg \min_{T_{p\lambda}^i(t), T_{p\mu}^i(t)} \sum_{i=1}^N C^i[T_{p\lambda}^i(t), T_{p\mu}^i(t)] \quad (4)$$

由式(3)和式(4)可以看出,最优 $[T_{p\lambda}^i(t)^*, T_{p\mu}^i(t)^*]$ 的值取决于 $E(T_{opp}^i), E(T_{hi}^i)$ 和 $E(m^i)$ 。设从每一个检测时间点之后到下一次更新时刻之前的一段时间为剩余时间,则 T_{opp}^i, T_{hi}^i, m^i 的计算与剩余时间的概率分布有关。令 X^i 的剩余时间为 \tilde{X}^i , 由更新定理可知^[5], \tilde{X}^i 的概率分布函数为 $F_{\tilde{X}^i}(x) = \int_0^x \bar{F}^i(u)du / E(X^i)$, 其中 $\bar{F}^i(x) = 1 - F^i(x)$ 。同理, Y^i 的剩余寿命 \tilde{Y}^i 的分布函数为 $G_{\tilde{Y}^i}(y) = \int_0^y \bar{G}^i(u)du / E(Y^i)$,

其中 $\bar{G}^i(y) = 1 - G^i(y)$ 。则依据期望的定义,得

$$E(T_{opp}^i) = \sum_{n=0}^{\infty} \int_{nT_{p\lambda}^i}^{(n+1)T_{p\lambda}^i} [(n+1)T_{p\lambda}^i - t] dF_{\tilde{X}^i}(x) \quad (5)$$

$$E(T_{hi}^i) = \sum_{n=0}^{\infty} \int_{nT_{p\mu}^i}^{(n+1)T_{p\mu}^i} [(n+1)T_{p\mu}^i - t] dG_{\tilde{Y}^i}(y) \quad (6)$$

$$\begin{aligned} E(m^i) &= \sum_{n=0}^{\infty} \int_{nT_{p\lambda}^i}^{(n+1)T_{p\lambda}^i} (n+1)T_{p\lambda}^i dF_{\tilde{X}^i}(x) \\ & \quad + \sum_{n=0}^{\infty} \int_{nT_{p\mu}^i}^{(n+1)T_{p\mu}^i} (n+1)T_{p\mu}^i dG_{\tilde{Y}^i}(y) \quad (7) \end{aligned}$$

将式(5),式(6)和式(7)代入式(3)和式(4),可见,最优的 $[T_{p\lambda}^i(t)^*, T_{p\mu}^i(t)^*]$ 仅由 X^i 和 Y^i 的分布函数 $F^i(x), G^i(y)$ 唯一确定。实际网络中,授权用户使用频谱的特性 $F^i(x)$ 和 $G^i(y)$ 不可避免会随着授权用户业务量的变化而变化,从而引起 $[T_{p\lambda}^i(t)^*, T_{p\mu}^i(t)^*]$ 不断变化。以下对授权用户使用频谱特性的分布参数连续变化情况进行分析。设 $F^i(x)$ 和 $G^i(y)$ 均为单参数分布,参数随时间变化,分别为 $\lambda^i(t)$ 和 $\mu^i(t)$ 。在 $\lambda^i(t), \mu^i(t)$ 为常数和 $\lambda^i(t), \mu^i(t)$ 随时间按正弦规律变化两种情况下信道的理论损失值比较如图1所示。

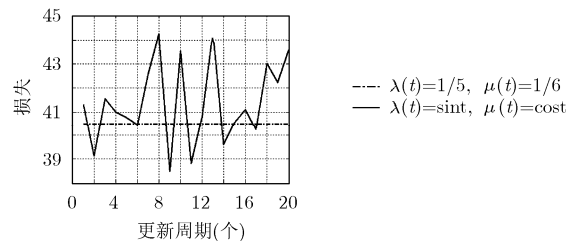


图1 信道损失的理论值比较

从图1可以看出,当 $\lambda^i(t)$ 和 $\mu^i(t)$ 为常数时,依据使目标函数式(4)达到最优的检测周期去检测而得到的信道损失理论值稳定于最小值。当 $\lambda^i(t)$ 和 $\mu^i(t)$ 随时间变化时,若仍以原先的最优检测周期 $[T_{p\lambda}^i(t)^*, T_{p\mu}^i(t)^*]$ 去检测,信道的损失会产生波动,偏离最优值。这说明要使目标函数式(4)达到最优,要求检测机制能够随授权用户频谱使用特性分布参数的变化及时调整检测周期。

4 自适应模糊调整算法(AFAA)

AFAA 算法的核心思想就是依据授权用户使用频谱特性 $F^i(x)$ 和 $G^i(y)$ 分布参数的变化,采用一定的模糊逻辑规则,实时调整检测周期。同时为能够适应授权用户使用频谱的动态性,算法设计采用了可调参数自优化技术,以实现最佳检测周期的快速准确调整。

4.1 模糊控制

设分布函数 $F^i(x)$, $G^i(y)$ 的参数可以实时获取,取 t 时刻分布参数 $\lambda^i(t)$, $\mu^i(t)$ 和分布参数的变化 $\Delta\lambda^i(t)$, $\Delta\mu^i(t)$ 作为输入参数来调整检测周期 $T_{p\lambda}^i(t)$ 和 $T_{p\mu}^i(t)$ 。定义 $\Delta\lambda^i(t) = \lambda^i(t) - \lambda^i(t-1)$, $\Delta\mu^i(t) = \mu^i(t) - \mu^i(t-1)$ 。设 $z^i(t)$, $\Delta z^i(t)$ 的模糊语言变量分别为 A_z^i 和 ΔA_z^i ,其中 $z \in Z, Z = \{\lambda, \mu\}$ 。 A_z^i , ΔA_z^i 的模糊子集分别为 $A_z^i \in \{B(\text{大}), S(\text{小})\}$ 和 $\Delta A_z^i \in \{N(\text{负}), Z(\text{零}), P(\text{正})\}$ 。 A_z^i , ΔA_z^i 的论域分别为 $A_z^i = \{0, T_z^{i1}, T_z^{i2}\}$ 和 $\Delta A_z^i = \{T_z^{i3}, 0, T_z^{i4}\}$,相应的 $z^i(t)$ 和 $\Delta z^i(t)$ 的隶属度函数分别如图2所示。

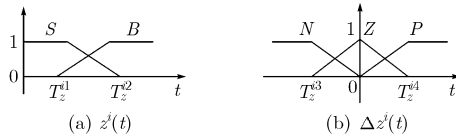


图2 $z^i(t)$ 和 $\Delta z^i(t)$ 的隶属度函数

设计4入2出模糊模型,并进一步分解为2个并联的2入1出模型,相应的输入向量和输出量定义如表1。在 X^i 和 Y^i 持续期间,检测周期的调整分别由6条IF-THEN模糊规则来描述:

规则 $j(j \in \{1, 2, \dots, 6\})$: IF A_z^i is U_z^{ij} and ΔA_z^i is V_z^{ij} THEN $Q_z^{ij} = q_z^{ij}(t)$ 。

其中 U_z^{ij} , V_z^{ij} 分别表示规则 j 所对应的 A_z^i , ΔA_z^i 的语言变量值; Q_z^{ij} 为该条规则的输出。依据模糊模型可得

$$q_z^{ij}(t) = u_z^{ij}(t)z^{ij}(t) + v_z^{ij}(t)\Delta z^{ij}(t) \quad (8)$$

其中 $z_{ij}(t)$, $\Delta z_{ij}(t)$ 为模糊变量 A_z^i , ΔA_z^i 的隶属度; $u_z^{ij}(t)$,

表1 2个并联的2入1出模糊模型

输入向量	输出量
$[\lambda^i(t), \Delta\lambda^i(t)]^T$	$T_{p\lambda}^i(t)$
$[\mu^i(t), \Delta\mu^i(t)]^T$	$T_{p\mu}^i(t)$

$v_z^{ij}(t)$ 为模糊规则的可调参数,可通过4.2节所述可调参数自优化算法调整到相应的最佳值。

根据以上模糊规则,采用加权平均法,将输出解模糊得 t 时刻的最优检测周期分别为

$$\begin{aligned} T_{pz}^i(t)^* &= \sum_{j=1}^6 q_z^{ij}(t)w_z^{ij}(t) / \sum_{j=1}^6 w_z^{ij}(t) \\ &= \sum_{j=1}^6 [u_z^{ij}(t)z^{ij}(t) + v_z^{ij}(t)\Delta z^{ij}(t)]w_z^{ij}(t) \end{aligned} \quad (9)$$

其中 $w_z^{ij}(t) = z^{ij}(t) \wedge [\Delta z^{ij}(t)]$,且 $w_z^{ij}(t)$ 为归一化权值,满足:

$$\sum_{j=1}^6 w_z^{ij}(t) = 1。$$

4.2 可调参数自优化

可调参数自优化算法主要用于调整 $u_z^{ij}(t)$, $v_z^{ij}(t)$ 两个模糊控制因子,使优化目标函数式(4)达到或接近最优。本文采用最速下降法,算法的迭代计算式为

$$u_z^{ij}(t+1) = u_z^{ij}(t) - \alpha_k \left[-\frac{\partial C^i[T_{p\lambda}^i(t), T_{p\mu}^i(t)]}{\partial u_z^{ij}(t)} \right] \quad (10)$$

$$v_z^{ij}(t+1) = v_z^{ij}(t) - \alpha_k \left[-\frac{\partial C^i[T_{p\lambda}^i(t), T_{p\mu}^i(t)]}{\partial v_z^{ij}(t)} \right] \quad (11)$$

其中 α_k 为迭代步长。由式(3)和式(9)得

$$\begin{aligned} \frac{\partial C^i[T_{p\lambda}^i(t), T_{p\mu}^i(t)]}{\partial u_z^{ij}(t)} &= \frac{\partial C^i[T_{p\lambda}^i(t), T_{p\mu}^i(t)]}{\partial T_{pz}^i(t)} \frac{\partial T_{pz}^i(t)}{\partial u_z^{ij}(t)} \\ &= \frac{\partial C^i[T_{p\lambda}^i(t), T_{p\mu}^i(t)]}{\partial T_{pz}^i(t)} w_z^{ij}(t) z^{ij}(t) \end{aligned} \quad (12)$$

由式(3)可知, $C^i[T_{p\lambda}^i(t), T_{p\mu}^i(t)]$ 与 $T_{pz}^i(t)$ 之间的函数关系较复杂。若函数 $C^i(t) = f(T_p^i)$ 在 $0 < T_p < T_p^*$ 之间连续可导(T_p^* 为授权用户所能承受的最大干扰时长),为简化问题,可采用数值方法近似计算

$$\begin{aligned} \frac{\partial C^i[T_{p\lambda}^i(t), T_{p\mu}^i(t)]}{\partial T_{pz}^i(t)} &= \frac{\partial C^i[T_{p\lambda}^i(t+1), T_{p\mu}^i(t+1)] - \partial C^i[T_{p\lambda}^i(t), T_{p\mu}^i(t)]}{\partial T_{pz}^i(t+1) - \partial T_{pz}^i(t)} \end{aligned} \quad (13)$$

综合式(10),式(12)和式(13)可得

$$\begin{aligned} u_z^{ij}(t+1) &= u_z^{ij}(t) - \alpha_k \\ &\cdot \frac{\partial C^i[T_{p\lambda}^i(t+1), T_{p\mu}^i(t+1)] - \partial C^i[T_{p\lambda}^i(t), T_{p\mu}^i(t)]}{\partial T_{pz}^i(t+1) - \partial T_{pz}^i(t)} w_z^{ij}(t) z^{ij}(t) \end{aligned} \quad (14)$$

同理,可得

$$\begin{aligned} v_z^{ij}(t+1) &= v_z^{ij}(t) - \alpha_k \\ &\cdot \frac{\partial C^i[T_{p\lambda}^i(t+1), T_{p\mu}^i(t+1)] - \partial C^i[T_{p\lambda}^i(t), T_{p\mu}^i(t)]}{\partial T_{pz}^i(t+1) - \partial T_{pz}^i(t)} w_z^{ij}(t) z^{ij}(t) \end{aligned} \quad (15)$$

5 仿真分析

5.1 仿真参数

本节对所提算法进行了仿真实验。仿真时间为1000个更

新周期。为简化仿真，设 $F^i(t)$ 与 $G^i(t)$ 同分布，但具有不同的分布参数 $\lambda^i(t)$ 和 $\mu^i(t)$ ， $\lambda^i(t), \mu^i(t) > 0$ ，且满足 $1/\lambda^i(t) = \int_0^\infty x dF^i(x)$ ， $1/\mu^i(t) = \int_0^\infty y dG^i(y)$ 。 $\lambda^i(t)$ 和 $\mu^i(t)$ 均以正弦规律变化，幅值变化范围分别为 $[1/5.5, 1/4.5]$ ， $[1/9.5, 1/8.5]$ 。其它的仿真参数如表2所示。

表 2 仿真参数

参数	值	参数	值
N	10	$T_\lambda^{i1}, T_\mu^{i1}$	1/6, 1/10
C_{opp}	10	$T_\lambda^{i2}, T_\mu^{i2}$	1/4, 1/8
C_{hi}	60	$T_\lambda^{i3}, T_\mu^{i3}$	-(1/0.5), -1
C_m	1	$T_\lambda^{i4}, T_\mu^{i4}$	1/0.5, 1

5.2 算法性能比较

为分析比较AFAA算法性能，本文选取文献[3]中算法(因对于每个信道来说检测周期是固定的，所以记为fixed PS)和文献[4]中FSP算法作为对比算法，以验证AFAA算法对不同频谱使用概率分布及分布参数不同变化率的适用性。

在 $F^i(x)$ 和 $G^i(y)$ 均服从指数分布与 $F^i(x)$ 和 $G^i(y)$ 均服从二阶Erlang分布两种情况下，AFAA与fixed PS, FSP算法性能比较如图3所示。图3可见，无论 $F^i(x)$ 和 $G^i(y)$ 是服从负指数分布还是Erlang分布，由于模糊控制对分布参数时变的不确定性有很好的适应能力，本文所提AFAA算法的期望损失均明显小于fixed PS和FSP算法，降低了40%左右。且随着更新周期的增加，该算法具有更高的稳定性。由于FSP算法与fixed PS算法的检测周期均不随频谱使用特性的变化而变化，从图3中可见，FSP算法的性能与fixed PS相差无几，因此下文取fixed PS为代表算法进行比较。

限于篇幅，仅以 $F^i(x)$ 和 $G^i(y)$ 均服从二阶Erlang分布为例，对 $\lambda^i(t)$ 与 $\mu^i(t)$ 具有不同变化率情况下AFAA和fixed PS算法性能进行比较。其中， $\lambda^i(t)$ 与 $\mu^i(t)$ 满足线性变化 $\lambda^i(t) = \mu^i(t) + 1$ ，仿真结果如图4所示。从图4中可以看出，在分布参数变化率较小时，两种算法的性能基本接近；随着分布参数变化率的增加，fixed PS的性能显著下降，而AFAA算法的性能虽有所下降，但下降幅度较小。这说明了fixed PS对频谱特性分布参数变化情况比较敏感，对于AFAA算法则通过模糊推理判断实时地自适应调整检测周期，更能适应比较复杂频谱使用特性变化情况。

为进一步验证算法性能，对 $\lambda^i(t)$ 与 $\mu^i(t)$ 非线性变化情况进行仿真，仿真结果如图5所示。图5中可见，非线性变化满足 $\mu^i(t) = \lg \lambda^i(t)$ 和 $\mu^i(t) = [\lambda^i(t)]^2$ 两种情况下，AFAA算法相比 $\lambda^i(t)$ 与 $\mu^i(t)$ 线性变化时，性能略有下降且波动相对较大，但其性能相比fixed PS仍具有明显的优势。

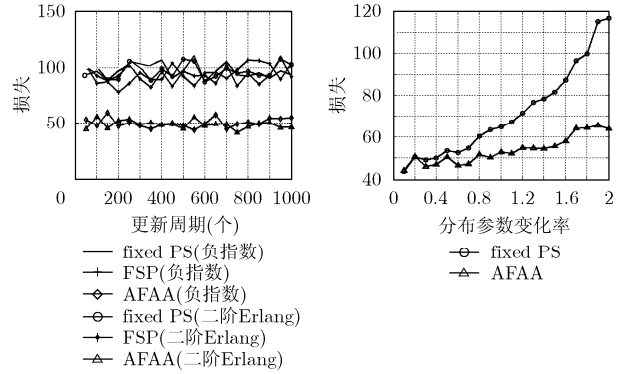


图 3 不同分布下 AFAA, fixed PS 和 FSP 算法性能比较

图 4 不同分布参数变化率下算法性能

以上分析均假设 $\lambda^i(t)$ 和 $\mu^i(t)$ 为连续变化，对于 $\lambda^i(t)$ 和 $\mu^i(t)$ 不连续变化时，即 $\lambda^i(t)$ 和 $\mu^i(t)$ 随时间随机取一些离散值情况下，AFAA算法与fixed PS算法的性能比较如图6所示。图6中可见，相比fixed PS，AFAA算法在 $\lambda^i(t)$ 和 $\mu^i(t)$ 不连续变化情况下性能的优势并不明显，这是由于 $\lambda^i(t)$ 和 $\mu^i(t)$ 的不连续变化使得实时计算得到的最优检测周期在下一刻并不一定趋于最优。AFAA算法更适用于频谱使用特性参数连续变化的应用环境。

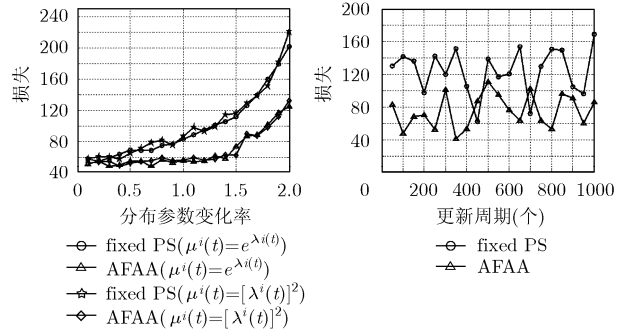


图 5 分布参数非线性变化情况下算法性能

图 6 分布参数不连续变化情况下算法性能

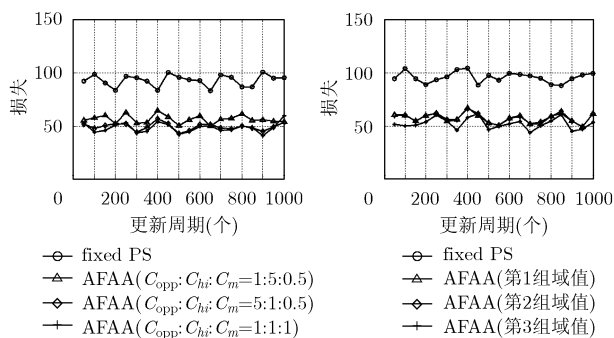
5.3 损失因子及域值的选取对算法性能的影响

损失因子 C_{opp} ， C_{hi} ， C_m 的设置与实际网络应用密切相关。一般来说，相比损失一部分接入机会，对授权用户造成有害干扰的损失更不能容忍。因此 C_{hi} 通常设置为 C_{opp} 的若干倍。而在一些能量受限的网络，如无线传感器网络里，CR用户因检测所消耗能量而造成的损失则更为重要，相比 C_{opp} 和 C_{hi} ， C_m 的取值应更大一些。为分析损失因子对算法性能的影响，取3组不同比例的损失因子进行仿真比较如图7。其它仿真参数与5.1节相同。

此外，考虑到论域中选取不同的域值也会影响到算法的动态性能，因此取3组不同的域值对算法进行仿真比较，其中域值的详细取值如表3。其它仿真参数与5.1节相同。仿真结果如图8所示。

表3 3组域值取值

域值	T_{λ}^{i1}	T_{μ}^{i1}	T_{λ}^{i2}	T_{μ}^{i2}	T_{λ}^{i3}	T_{μ}^{i3}	T_{λ}^{i4}	T_{μ}^{i4}
第1组	1/6	1/7	1/4	1/5	-(1/1.5)	-(1/1.5)	1/1.5	1/1.5
第2组	1/7	1/8	1/3	1/4	-(1/3)	-(1/3)	1/3	1/3
第3组	1/8	1/9	1/2	1/3	-(1/4)	-(1/4)	1/4	1/4

图7 不同损失因子
取值的算法性能图8 不同域值
取值的算法性能

综合图7和图8仿真结果可知, 设置不同的损失因子和域值产生的信道损失会略有不同, 但对算法本身在频谱使用特性变化环境下性能优势的影响并不大。这其中一个主要的原因是采用了带调整因子的模糊控制器, 降低了影响的程度。

6 结束语

本文依据授权用户频谱使用特性分析, 提出了基于信道总损失最小的异步检测周期优化模型, 并针对频谱使用概率分布参数的时变性, 设计了一种基于模糊逻辑的检测周期自适应调整算法AFAA。仿真结果表明, AFAA算法与现有异步周期检测算法相比, 在不同频谱使用概率分布及分布参数不同变化率情况下均具有更好的性能, 且对频谱使用特性变化环境具有较强的适应性。文中仅对授权用户频谱使用特性分布参数连续变化情况做了讨论, 下一步研究的重点是频谱使用特性分布参数非连续变化及频谱使用概率分布函数时变情况下的最优检测周期策略。

参考文献

- [1] Liang Y C, Leon W S, and Zeng Y H, *et al.* System description and operation principles for IEEE 802.22 WRANs. IEEE 802.22-05/0094r4, <http://www.ieee802.org/22/>, 2007, 04.
- [2] Lau V K N, Cheng R S, and Murch R D, *et al.* Adaptive quiet period Control. IEEE 802.22-06/0082r0, <http://www.ieee802.org/22/>, 2006, 06.
- [3] Kim H and Shin K G. Efficient discovery of spectrum opportunities with MAC-Layer sensing in cognitive radio networks [J]. *IEEE Trans. on Mobile Computing*, 2008, 7(5): 533-545.
- [4] 张宇, 冯春燕, 郭彩丽. 基于可变间隔的认知无线电频谱检测机制[J]. 北京邮电大学学报, 2008, 31(2): 128-131.
Zhang Y, Feng C Y, and Guo C L. A flexible sensing period mechanism of spectrum sensing in cognitive radio networks [J]. *Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications*, 2008, 31(2): 128-131.
- [5] Cox D R. Renewal Theory [M]. London: Butler & Tanner Ltd, 1967: 189-246.

郭彩丽: 女, 1977年生, 博士生, 研究方向为认知无线电频谱检测关键技术、认知无线网络合作与跨层设计。

曾志民: 男, 1956年生, 教授, 博士生导师, 北京邮电大学通信网络综合技术研究所所长, 主要研究方向为无线通信理论与技术、宽带网络与无线传感器网络。

冯春燕: 女, 1963年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为无线宽带通信网络理论与技术。