

Estratégias para Aumentar a Acurácia do Sensoriamento de Espectro

André Lauar Sampaio MEIRELLES, Kleber Vieira CARDOSO,
Instituto de Informática (INF)
Universidade Federal de Goiás (UFG)
{andremeirelles, kleber}@inf.ufg.br

Palavras-chave: rádios cognitivos, sensoriamento de espectro, HMM

1 Introdução

A alocação estática do espectro de frequência para transmissões sem fio já é considerada insuficiente [1]. Há oportunidades para uso mais eficiente do espectro no espaço e, sobretudo, no tempo. Ou seja, há regiões em que determinadas faixas estão disponíveis, embora estejam protegidas através de licenças de uso. No entanto, a quantidade mais notável de espectro disponível está no tempo. Mesmo em regiões onde a alocação do espectro licenciado é total, a ocupação média efetiva do meio é inferior a 20% [2].

Neste contexto, o acesso dinâmico ao espectro permite o aproveitamento das oportunidades deixadas pelos usuários licenciados. No entanto, é fundamental que os dispositivos legados (ou usuários primários - UPs) sejam protegidos contra interferências de transmissões oportunistas. Para evitar interferência em dispositivos legados, equipamentos que realizam acesso dinâmico ao espectro (também conhecido como usuários secundários - USs) precisam sensoriar o meio e identificar as transmissões dos dispositivos licenciados para operar em cada banda.

O problema clássico, abordado em [3, 4, 5], trata de identificar a presença de um UP quando o nível de sinal recebido é muito baixo, próximo ao nível do ruído. Esse cenário torna a detecção por energia susceptível a falso alarme (confundir ruído com transmissões do dispositivo legado) e falha de detecção (indicar apenas ruído, enquanto uma transmissão do legado está ocorrendo). Nesses trabalhos, raramente é tratado o problema da interferência gerada por múltiplos USs em uma determinada faixa do espectro.

Neste trabalho, mostramos a baixa acurácia da técnica de detecção de energia quando há múltiplos dispositivos competindo pelo meio e o nível de sinal é muito superior ao do ruído. Apresentamos também estratégias baseadas em modelos estocásticos de comportamento dos UPs para melhorar a capacidade de identificação de suas transmissões em meio a transmissões de USs. Tal modelagem estocástica é baseada em um modelo de Markov oculto (*Hidden Markov Model* - HMM).

2 Material e Métodos

O sensoriamento por detecção de nível de energia é o mecanismo mais simples que pode ser usado na tarefa de encontrar oportunidades de transmissão em um meio sem fio compartilhado por diferentes usuários em diferentes tecnologias. Apesar de sua simplicidade e alta disponibilidade, ele é limitado em definir a origem da transmissão.

Baseamos nossas discussões em um modelo compartimentado do meio. O tempo é dividido em uma sequência contínua de *slots*, de duração parametrizável, mas fixa para cada cenário trabalhado. Tal sequência é chamada de *janela de sensoriamento*.

O mecanismo de sensoriamento funciona como uma janela deslizante, em que cada novo slot é adicionado ao final da janela, sendo o mais antigo descartado.

Uma avaliação do mecanismo de detecção de energia por janelas de tempo é feita em [3]. A cada *slot* de tempo é possível emitir uma avaliação da condição do canal, desde que a janela já esteja inicialmente completa.

Levando-se em conta uma janela de sensoriamento, o problema de detecção de energia pode ser formulado como uma hipótese binária sobre cada *slot*:

$$Y_t = \begin{cases} W_t & t = 1, 2, \dots, T \quad H_0 \text{ sinal ausente} \\ W_t + X_t & t = 1, 2, \dots, T \quad H_1 \text{ sinal presente} \end{cases} \quad (1)$$

Em que Y_t e W_t são o nível de energia e o ruído, respectivamente, no tempo t .

A janela então pode ser declarada ocupada se $|S| > \epsilon$, sendo S o conjunto de slots ocupados, para um ϵ definido previamente de acordo com o cenário a ser trabalhado.

No cenário abordado, de alto SNR, o mecanismo de sensoriamento de energia puramente aplicado só consegue identificar oportunidades de transmissão em períodos de silêncio. A presença de USs transmitindo não necessariamente representa a impossibilidade de utilização do meio, pois USs podem ser dotados de sistemas que evitam interferência entre si, seja via cooperação, alteração de parâmetros de transmissão ou mesmo mudança de canal.

2.1 Detecção de Comportamento

A solução apresentada é um HMM que possui 3 estados e dois símbolos observáveis. Os estados se correlacionam à ocupação do meio, e representam a situação em que: não há transmissões de qualquer tipo (estado 0), existem transmissões de um UP (estado 1) e existem transmissões de um US (estado 2). Do ponto de vista do US, as observações são: *slot* Ocupado (1) e *slot* Livre (0).

Os estados ocultos, ou reais, representam a real situação de ocupação do meio em cada instante. O modelo HMM pode ser utilizado para se encontrar qual é o estado real mais provável, a cada instante, a partir das observações que são feitas pelo US.

A identificação do estado real no tempo t , é feita através do algoritmo de *forward-backward*, definido em [6]. Iremos apenas resumir seu funcionamento a seguir.

Em uma janela de tamanho T , para cada instante t , correspondem probabilidades:

$$\alpha_t(i) = P(O_1 O_2 \dots O_t, S_t = i | \lambda) \quad i \in N \quad t = 1, 2, 3, \dots, T \quad (2)$$

$$\beta_t(i) = P(O_{t+1} O_{t+2} \dots O_T | S_t = i, \lambda) \quad i \in N \quad t = T - 1, T - 2, \dots, 1$$

Onde λ representa a configuração do modelo (as probabilidades de transição, de observação e iniciais, o conjunto de estados e de observações).

A probabilidade a posterior ($\gamma_t(i)$) do estado i no tempo t é então definida:

$$\gamma_t(i) = \frac{\alpha_t(i)\beta_t(i)}{P(O|\lambda)} = \frac{\alpha_t(i)\beta_t(i)}{\sum_{i=1}^N \alpha_t(i)\beta_t(i)} \quad (3)$$

O algoritmo identifica, a cada instante, o estado com maior $\gamma_t(i)$.

2.2 Algoritmos *Forward-Backward* Completo e *Forward* Completo

Em [5] são definidos os algoritmos CFA (*Complete Forward Algorithm*), CFPB (*Complete Forward Partial Backward*) e *Weighted Complete Forward-Backward* (WFB). O cenário abordado por [5] difere do cenário deste trabalho de forma significativa. Apesar da diferença de cenários, implantamos aqui dois desses algoritmos, o CFA e o WFB, que chamaremos aqui de FBC (*Forward-Backward Completo*).

Algumas adaptações de cenário são importantes. Ao invés de procurar diferenciar a transmissão de um UP de ruído em ambiente de baixo SNR, aqui pretendemos diferenciar a transmissão de um UP e de um US, ambos com alto SNR. A maneira como estes algoritmos foram implementados também é diferente, visto que utilizamos aqui uma cadeia HMM com 3 estados.

3 Resultados e Discussão

A avaliação dos algoritmos foi feita utilizando o simulador ns-3 (versão 3.10 da árvore de desenvolvimento). Foram avaliados 3 algoritmos: CFA, CFB e Sensor de Energia por Janelas Deslizantes. As avaliações mostram o efeito da variação no tamanho da janela e variação no número de USs transmitindo.

3.1 Efeito do Tamanho da Janela

O intuito desta avaliação é determinar qual o impacto que diferentes tamanhos de janela tem na taxa de detecção de UP e na taxa de alarme falso. Como pode ser observado na Figura 1(a), janelas com tamanho a partir de 400 começam a ter uma rápida degradação na performance de alarme falso, apesar disso, as falhas de detecção de UP diminuem (Figura 1(b)).

As métricas de alarme falso e falha de detecção são naturalmente antagônicas, uma vez que para se ter uma melhora na segunda, o meio é declarado ocupado um número maior de vezes, o que incorre em aumento da taxa de alarmes falsos.

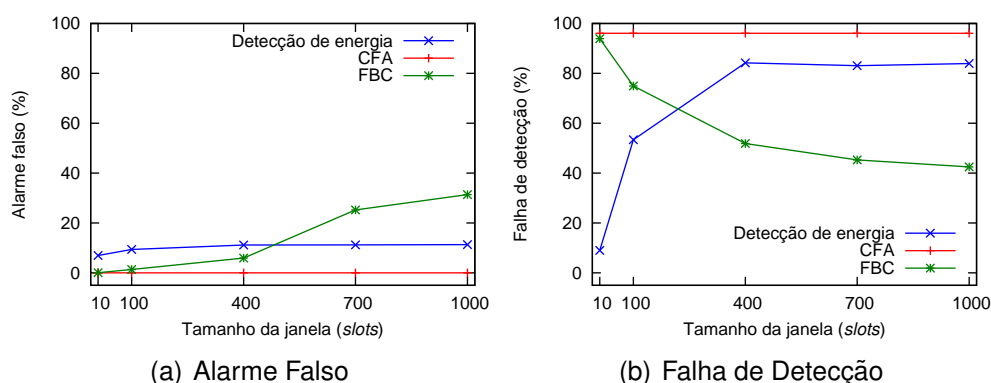


Figura 1: Influência do tamanho da janela de sensoriamento.

3.2 Efeito do Número de US Transmissores

Nesta avaliação, os nós US são nós wifi comuns, conectados ao mesmo canal do UP. A partir de 4 USs transmitindo, a curva 2(a) entra em tendência estacionária, indicando que as oportunidades de transmissão no meio ficam escassas.

O modelo de detecção de energia mantém uma tendência ascendente de alarmes falsos ao se aumentar o número de usuários secundários transmissores. Esta tendência era esperada, visto que com o aumento da ocupação do meio por USs, o detector de energia capta estas transmissões mas não consegue distingui-las do UP.

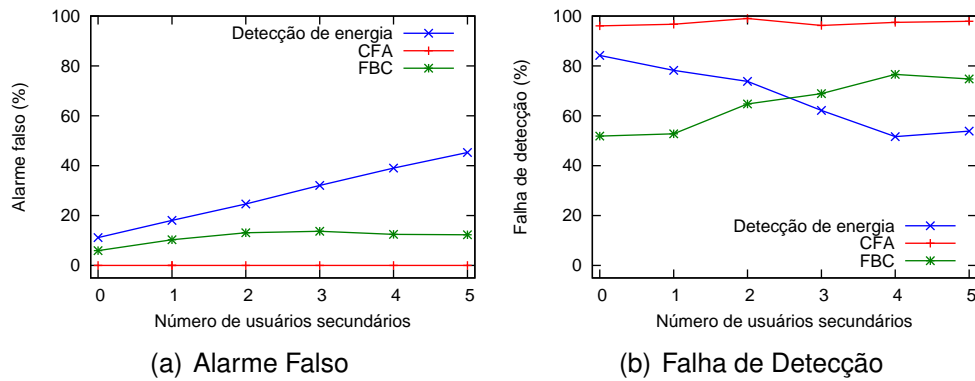


Figura 2: Influência do número de usuários secundários.

4 Conclusão

Um dos algoritmos baseados em HMM apresentados mostrou valores de alarme falso bem abaixo do mecanismo por detecção de energia. Apesar disso, os valores de falha de detecção ainda precisam atingir níveis mais baixos afim de se proteger o UP.

Referências

- [1] AKYILDIZ, I. F. et al. NeXt generation/dynamic spectrum access/cognitive radio wireless networks: A survey. **Computer Networks**, 2006.
- [2] MARTIAN, A.; MARCU, I.; MARGHESCU, I. Spectrum Occupancy in an Urban Environment: A Cognitive Radio Approach. In: **Advanced International Conference on Telecommunications (AICT)**. [S.l.: s.n.], 2010.
- [3] SUN, Z.; LANEMAN, J. N.; BRADFORD, G. J. Sequence Detection Algorithms for Dynamic Spectrum Access Networks. In: **IEEE Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN)**. [S.l.: s.n.], 2010.
- [4] DIGHAM, F. F.; ALOUINI, M.-S.; SIMON, M. K. On the Energy Detection of Unknown Signals Over Fading Channels. **IEEE Transactions on Communications**, 2007.
- [5] SUN, Z. **Design and Implementation of Sequence Detection Algorithms for Dynamic Spectrum Access Networks**. Dissertação (Mestrado) — Graduate Program in Electrical Engineering – University of Notre Dame, 2010.
- [6] RABINER, L. R. A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition. **Proceedings of the IEEE**, 1989.