

Sensoriamento Espectral com Fusão de Autovalores para Sinais sob Desvanecimento Rápido

Carlos R. N. da Silva, Dayan A. Guimarães e Rausley A. A. de Souza

Resumo—Técnicas de sensoriamento espectral baseadas nos autovalores da matriz de covariância do sinal recebido tem atraído atenção da comunidade científica, principalmente por apresentarem bom desempenho e por não necessitarem de conhecimento *a priori* sobre o sinal transmitido. Estudos recentes mostraram que a fusão de autovalores no sensoriamento cooperativo e centralizado de sinais de banda larga em canais com desvanecimento lento pode suplantar o desempenho da tradicional fusão de amostras. Neste artigo, como extensão de tais estudos, propõe-se a aplicação da fusão de autovalores no sensoriamento de sinais sujeitos a desvanecimento rápido. Resultados de simulação mostram que técnica proposta é consideravelmente mais robusta nesta situação em comparação com a fusão de amostras.

Palavras-Chave—Rádio cognitivo, sensoriamento cooperativo, sensoriamento espectral, sistemas de comunicação móvel.

Abstract—Eigenvalue-based spectrum sensing techniques are attracting a lot of attention of the scientific community, mainly because they have good performance and do not require any *a priori* knowledge about the characteristics of the transmitted signal. Recent studies have shown that the eigenvalue fusion in centralized cooperative spectrum sensing of wideband signals under slow fading can outperform the traditional sample fusion scheme. In this paper, as an extension of the above studies, the eigenvalue fusion strategy is applied to the sensing of signals subjected to fast fading. Simulation results show that the proposed technique is considerably more robust in this environment when compared to the sample fusion.

Keywords—Cognitive Radio, cooperative sensing, spectrum sensing, mobile communication systems

I. INTRODUÇÃO

A escassez espectral percebida na atual política de alocação fixa representa um dos principais obstáculos ao desdobramento dos sistemas e serviços de comunicação sem fios existentes, bem como ao desenvolvimento de novos. Com o advento do conceito de rádio cognitivo (RC) [1], técnicas de acesso dinâmico ao espectro baseadas em cognição entram em cena através da ocupação das porções subutilizadas [2][3] das bandas de frequência nos domínios espacial e temporal.

Como parte do processo cognitivo que um RC pode executar, o sensoriamento espectral é a tarefa que permite a detecção de lacunas de frequência licenciadas às redes primárias de comunicação sem fio para uso em caráter oportunista pelas redes secundárias das quais os RCs fazem parte. O sensoriamento espectral pode ser realizado de forma independente por cada rádio cognitivo ou pode ser realizado de maneira cooperativa, sendo que esta última tem potencial para operar de forma mais eficaz e é a que tem sido mais explorada nas pesquisas recentes.

Dentre as técnicas de sensoriamento espectral conhecidas, podem ser citadas a detecção por filtro casado, a detecção por propriedades ciclo-estacionárias do sinal e a detecção de energia [4][5]. Técnicas mais recentes incluem aquelas baseadas nos autovalores da matriz de covariância do sinal recebido [6][7], podendo ser citados: o teste de razão de verossimilhança generalizado (GLRT, *generalized likelihood ratio test*), a detecção pela relação entre máximo e mínimo autovalor (MMED, *maximum-minimum eigenvalue detection*), também conhecida como detecção por razão de autovalores (ERD, *eigenvalue ratio detection*) e a detecção por máximo autovalor (MED, *maximum eigenvalue detection*), ou teste de Roy de máxima raiz (RLRT, *Roy's largest root test*). O maior atrativo destas técnicas reside no fato de não ser necessária nenhuma informação *a priori* sobre o sinal transmitido pela rede primária, como é o caso da conhecida detecção de energia (ED, *energy detection*) [4][5].

O sensoriamento espectral continua sendo um tema ativo de pesquisa devido à sua importância no contexto de sistemas de rádio cognitivo. Novas técnicas estão surgindo e outras já propostas estão sendo melhoradas ou combinadas com outras funções cognitivas dos RCs. Este artigo busca contribuir com estas pesquisas propondo a fusão de autovalores para o sensoriamento de sinais de banda estreita em canais com desvanecimento rápido, tais como aqueles encontrados em sistemas de comunicação móvel, como, por exemplo, em redes veiculares. Nestas redes, modelos de canal V2V (*vehicle to vehicle*) [8] e V2I (*vehicle-to-road-infrastructure*) [9] merecem destaque.

A. Trabalhos Relacionados

Em [6] e [7] os desempenhos dos testes estatísticos GLRT, MMED, MED e RLRT são analisados em um cenário de sensoriamento cooperativo centralizado com fusão de amostras. Em [10] é proposto um novo método de fusão de dados em um cenário de sensoriamento cooperativo centralizado para sinais de banda larga, em que cada RC computa uma matriz de covariância gerando um conjunto de autovalores. Estes autovalores são encaminhados ao centro de fusão (CF) onde são combinados de acordo com o teste desejado. Em [11] tal método é adaptado para sensoriar sinais de um sistema OFDMA (*orthogonal frequency-division multiple access*), determinando o estado de ocupação de um conjunto de subportadoras (subcanais OFDMA) simultaneamente. Tanto em [6] quanto em [7], [10] e [11], bem como na grande maioria das propostas de sensoriamento espectral em canal com desvanecimento, consideram-se lentas as variações do canal entre o transmissor primário e os RCs, ou seja, admite-se que os ganhos de canal se mantêm constantes durante todo o intervalo de sensoriamento. Este modelo é comumente adotado por facilitar as análises matemáticas e também por representar uma situação em que o sensoriamento

traz melhores desempenhos quando comparado à situação de desvanecimento rápido.

B. Contribuições e Estrutura do Artigo

Neste artigo apresentam-se resultados da avaliação de desempenho da fusão de autovalores em canais com desvanecimento rápido no processo de sensoriamento de sinais de banda estreita (desvanecimento plano). Para tal avaliação, a proposta de fusão de autovalores para sinais banda larga de [10] foi modificada para sinais em banda estreita e o desempenho da fusão de autovalores foi comparado com o da fusão de amostras. Os detectores foram construídos a partir dos testes MED, MMED, GLRT e ED, os quais foram empiricamente modificados para se adaptarem à fusão de autovalores. Os testes MED e ED possuem desempenho superior em relação aos testes MMED e GLRT, já que fazem uso da variância do ruído. Os testes MMED e GLRT não necessitam de conhecimento sobre a variância do ruído.

A partir de resultados de simulação verificou-se que a fusão de autovalores apresenta maior robustez frente ao desvanecimento rápido na detecção de sinais de banda estreita quando comparada com a fusão tradicional de amostras. Além dessa robustez, a fusão de autovalores mantém as vantagens descritas em [10] e [11], tais como a diminuição do tráfego (volume de dados) no canal de controle entre os RCs e o CF e melhor desempenho em relação à fusão de amostras.

O restante deste artigo encontra-se organizado da seguinte maneira: na Seção II são abordados alguns dos principais conceitos sobre sensoriamento espectral cooperativo, com destaque para as técnicas centralizadas baseadas em autovalores. A Seção III apresenta a fusão de autovalores para sinais banda estreita e o modelo de canal com desvanecimento rápido adotado. Resultados de simulação são fornecidos e interpretados na Seção IV. Na Seção V são apresentados comentários conclusivos e indicados alguns caminhos para pesquisas complementares.

II. SENSORIAMENTO COOPERATIVO POR AUTOVALORES

Embora o sensoriamento espectral possa ser executado por cada RC de forma independente dos demais, a sua forma cooperativa tem sido considerada como uma eficiente solução de problemas experimentados por redes cognitivas com sensoriamento não cooperativo. Entre tais problemas podem ser citados a incerteza do receptor, o desvanecimento por multipercurso e o sombreamento correlacionado [5]. Dentre as mais variadas técnicas de sensoriamento cooperativo, aquelas baseadas em autovalores [6][7] têm recebido grande atenção da comunidade científica, principalmente devido ao fato de que na formação do teste de hipóteses não é necessário conhecimento *a priori* sobre o sinal transmitido pela rede primária. Em alguns esquemas, como no GLRT e no MMED [7], o conhecimento da variância do ruído térmico não é necessário também.

O sensoriamento cooperativo pode ser centralizado ou distribuído, podendo ou não ser assistido por retransmissão (*relay-assisted*) [5]. No sensoriamento cooperativo centralizado, dados coletados por cada RC em cooperação (por exemplo, amostras de sinal recebido) são enviados a um CF por meio de um canal de controle. A este processo dá-se o nome de fusão de dados (*data-fusion*). Depois que o CF processa os dados recebidos dos RCs, decide sobre o estado de ocupação do canal. O sensoriamento cooperativo centralizado também pode ser executado a partir de decisões sobre o estado de ocupação do canal monitorado, decisões estas tomadas por todos os RCs em cooperação. Neste caso tem-se o que é denominado de fusão de decisões (*decision-fusion*), onde as

decisões tomadas pelos RCs são combinadas no CF através de operações aritméticas binárias antes que a decisão final seja tomada. Em ambos os esquemas centralizados a decisão final é informada aos RCs via canal de controle, seguindo-se o algoritmo de acesso adotado pela rede secundária.

Neste artigo considera-se o sensoriamento cooperativo centralizado do tipo fusão de dados, para o qual comumente adota-se o modelo de canal MIMO (*multiple input, multiple output*) discreto no tempo e sem memória. Em uma de suas variantes mais genéricas admite-se que haja m RCs (ou sensores), cada um coletando n amostras dos sinais recebidos de p transmissores primários durante um período de sensoriamento. Suponha que tais amostras sejam arranjadas em uma matriz $\mathbf{Y} \in \mathbb{C}^{m \times n}$. De forma análoga, considere que as amostras referentes ao sinal transmitido pelos p transmissores primários sejam arranjadas em uma matriz $\mathbf{X} \in \mathbb{C}^{p \times n}$. Seja $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{m \times p}$ a matriz de canal com elementos $\{h_{ij}\}$, $i = 1, 2, \dots, m$ e $j = 1, 2, \dots, p$, os quais representam o ganho do canal entre o j -ésimo transmissor primário e o i -ésimo sensor. Finalmente, seja $\mathbf{V} \in \mathbb{C}^{m \times n}$ a matriz que contém as amostras de ruído térmico que contaminam o sinal recebido pelos m sensores. A matriz de amostras do sinal recebido é então $\mathbf{Y} = \mathbf{H}\mathbf{X} + \mathbf{V}$.

No sensoriamento cooperativo por autovalores, uma lacuna espectral é detectada por meio de um teste de hipóteses construído a partir dos autovalores da matriz de covariância do sinal recebido, a qual tem sua estimação de máxima verossimilhança dada pela média amostral $\mathbf{R} = (\mathbf{Y}\mathbf{Y}^\dagger)/n$, onde $\dagger$ significa conjugado transposto. Na fusão de amostras os valores das amostras coletadas pelos RCs em cooperação são encaminhados ao CF. Os autovalores $\{\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_m\}$ de $\mathbf{R}$ são então computados e as estatísticas de teste GLRT, MMED, MED e ED, considerando um único transmissor primário ($p = 1$), são respectivamente computadas por [7]:

$$T_{\text{GLRT}} = \frac{\lambda_1}{\frac{1}{m} \text{tr}(\mathbf{R})} = \frac{\lambda_1}{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \lambda_i}, \quad (1)$$

$$T_{\text{MMED}} = \frac{\lambda_1}{\lambda_m}, \quad (2)$$

$$T_{\text{MED}} = \frac{\lambda_1}{\sigma^2}, \quad (3)$$

$$T_{\text{ED}} = \frac{1}{mn\sigma^2} \|\mathbf{Y}\|_F^2 = \frac{1}{m\sigma^2} \sum_{i=1}^m \lambda_i, \quad (4)$$

onde σ^2 é a variância de ruído térmico na entrada de cada sensor e onde $\text{tr}(\cdot)$ e $\|\cdot\|_F$ representam o traço e a norma de Frobenius da correspondente matriz, respectivamente. O processo de sensoriamento é finalmente concluído comparando-se a estatística de teste com um *limiar de decisão* definido de acordo com o desempenho almejado para o processo de sensoriamento.

III. SENSORIAMENTO COOPERATIVO COM FUSÃO DE AUTOVALORES PARA SINAIS DE BANDA ESTREITA EM CANAIS COM DESVANECIMENTO RÁPIDO

Em sistemas de comunicação móvel é comum que o sinal seja afetado por desvanecimento rápido. Caracteriza-se como desvanecimento rápido quando o tempo de coerência do canal é menor que a duração fundamental considerada pelo sistema (duração de símbolo em um sistema de transmissão digital, por exemplo, ou duração do intervalo de sensoriamento no presente contexto). Isto implica que, na ocorrência de desvanecimento rápido, o sinal recebido pode ter sido afetado por diferentes ganhos durante o intervalo de sensoriamento.

Na fusão de autovalores, cada um dos m RCs irá computar sua própria matriz de covariância a partir das n amostras de sinal por ele coletadas dentro do intervalo de sensoriamento. Considerando um canal com desvanecimento rápido, a matriz $\mathbf{H}$ descrita na seção anterior será variante com o tempo, levando ao seguinte modelo de formação da matriz de amostras:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{H}(t)\mathbf{X} + \mathbf{V}, \quad (5)$$

onde t é um índice de tempo discreto que varia a cada K amostras do sinal recebido, mantendo-se descorrelacionado entre uma variação e a seguinte. Perceba que se K tem a duração do intervalo de sensoriamento ($K = n$), um desvanecimento lento é simulado. Se $K < n$, simula-se um desvanecimento rápido. Quanto menor o valor de K , mais rápido é o desvanecimento. Para $K = 1$ tem-se a máxima taxa de variação do desvanecimento, situação em que este se altera a cada amostra coletada por um RC.

A detecção de transmissões primárias é realizada através de um teste de hipóteses binário construído a partir dos autovalores da matriz de covariância. Tal teste de hipóteses pode ser descrito como:

$$\begin{cases} \mathcal{H}_0 : \mathbf{Y} = \mathbf{V} \\ \mathcal{H}_1 : \mathbf{Y} = \mathbf{H}(t)\mathbf{X} + \mathbf{V} \end{cases}, \quad (6)$$

onde $\mathcal{H}_0$ é a hipótese de ausência de sinal primário e $\mathcal{H}_1$ é a hipótese de presença de sinal primário.

Na fusão de autovalores, cada linha da matriz $\mathbf{Y}$ deve ser rearranjada para formar uma matriz com J linhas, sendo J o número de autovalores que cada RC irá transmitir ao CF, que é igual à ordem da matriz de covariância $\mathbf{R}$. Para um boa estimativa da matriz de covariância é interessante que J seja muito menor que n/J . O rearranjo é feito como se segue [10]:

$$\mathbf{A}^{(i)} = \begin{bmatrix} Y^{(i)}(1) & \dots & Y^{(i)}(n/J) \\ Y^{(i)}(n/J+1) & \dots & Y^{(i)}(2n/J) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ Y^{(i)}(n+1-n/J) & \dots & Y^{(i)}(n) \end{bmatrix}, \quad (7)$$

onde $Y^{(i)}(j)$ é a j -ésima amostra obtida pelo i -ésimo RC. A correspondente matriz de covariância pode ser estimada por

$$\mathbf{R}^{(i)} = \frac{J}{n} \mathbf{A}^{(i)} \mathbf{A}^{(i)\dagger}. \quad (8)$$

Cada RC computa seus J autovalores e os envia ao CF para serem processados. Em [10] e [11] os testes estatísticos para a fusão de autovalores em sinais banda larga foram empiricamente determinados. Para sinais de banda estreita os testes GLRT e MMED como definidos em [10] e [11] não trouxeram qualquer resultado satisfatório, tendo que ser aqui redefinidos. Apenas para facilitar o entendimento do artigo, tais testes são reproduzidos aqui:

$$T_{\text{GLRT},k} = \frac{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \lambda_{1,k,i}}{\frac{1}{mJK} \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^J \lambda_{j,k,i}}, \quad (9)$$

$$T_{\text{MMED},k} = \frac{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \lambda_{1,k,i}}{\frac{1}{mK} \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^m \lambda_{J,k,i}}, \quad (10)$$

onde $\{\lambda_{1,k,i} \geq \lambda_{2,k,i} \geq \dots \geq \lambda_{J,k,i}\}$ são os J autovalores ordenados, computados pelo i -ésimo RC na k -ésima faixa espectral do sinal de banda larga considerado em [10] e [11].

Assim são então definidos os testes GLRT, MMED, MED e ED para sinais de banda estreita sujeitos ao desvanecimento rápido:

$$T_{\text{GLRT}} = \frac{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \lambda_{1,i}^{(1)}}{\frac{1}{2mJ} \sum_{\tau=0}^1 \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^J \lambda_{j,i}^{(\tau)}}, \quad (11)$$

$$T_{\text{MMED}} = \frac{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \lambda_{1,i}^{(1)}}{\frac{1}{2m} \sum_{\tau=0}^1 \sum_{i=1}^m \lambda_{J,i}^{(\tau)}}, \quad (12)$$

$$T_{\text{MED}} = \frac{1}{m\sigma^2} \sum_{i=1}^m \lambda_{1,i}^{(1)}, \quad (13)$$

$$T_{\text{ED}} = \frac{1}{Jm\sigma^2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^J \lambda_{j,i}^{(1)}, \quad (14)$$

onde $\{\lambda_{1,i}^{(\tau)} \geq \lambda_{2,i}^{(\tau)} \geq \dots \geq \lambda_{J,i}^{(\tau)}\}$ são os J autovalores ordenados e computados pelo i -ésimo RC no intervalo de sensoriamento τ , com $\tau = 1$ representando o intervalo atual e $\tau = 0$ representando o intervalo anterior. O teste GLRT é computado pela média dos máximos autovalores recebidos pelo CF dividida pela média das médias de todos os autovalores recebidos no intervalo atual e no anterior. O teste MMED é formado pela média dos máximos autovalores dividida pela média da média dos menores autovalores dos intervalos atual e anterior. O teste MED é a média dos máximos autovalores computados no intervalo atual dividida pela variância do ruído. O teste ED é a média de todos os autovalores computados no intervalo atual dividida pela variância do ruído.

A redefinição do teste GLRT em (11) pode ser justificada por meio das Figuras 1 e 2. Na Figura 1 tem-se o histograma da média dos autovalores utilizada no denominador do teste (9) proposto em [10] e [11], para uma faixa espectral e um conjunto de parâmetros sistêmicos arbitrariamente escolhidos, sem perda de generalidade. Pode-se perceber que sob a hipótese $\mathcal{H}_0$ os valores são menores que sob a hipótese $\mathcal{H}_1$, o que também acontece com a média dos maiores autovalores no numerador de (9). Esta variação casada no numerador e no denominador do teste de hipóteses acaba por reduzir seu poder estatístico, pois torna menos discrepante a relação entre o numerador e o denominador de (9), da hipótese $\mathcal{H}_0$ para a hipótese $\mathcal{H}_1$. O ideal seria se apenas o numerador se elevar ou o denominador ser reduzido da hipótese $\mathcal{H}_0$ para a hipótese $\mathcal{H}_1$.

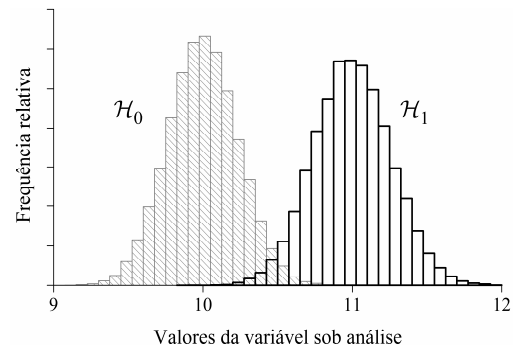


Fig. 1. Histograma da média de todos os autovalores recebidos pelo CF.

Já na Figura 2 tem-se o histograma da média das médias dos autovalores em dois intervalos consecutivos de sensoriamento, assim como definido no denominador de (11). Embora haja variação nos histogramas entre as hipóteses $\mathcal{H}_0$ e $\mathcal{H}_1$, o aumento da frequência de ocorrência de valores

intermediários da variável sob análise faz com que a combinação destes leve à presença de uma moda central. Esta moda, por sua vez, faz com que a relação entre numerador e denominador em (11) proporcione, em média, maior variação da hipótese $\mathcal{H}_0$ para a hipótese $\mathcal{H}_1$. Isto eleva o poder estatístico do correspondente teste, melhorando o desempenho do sensoriamento espectral. Análise similar sustenta a redefinição do denominador de (12).

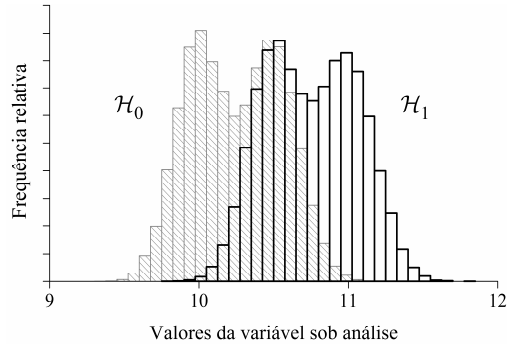


Fig. 2. Histograma referente ao denominador da equação (9).

IV. RESULTADOS DE SIMULAÇÃO

Os desempenhos dos testes de hipóteses podem ser avaliados por meio de curvas ROC (*receiver operating characteristic*), as quais apresentam os valores de probabilidade de falso alarme (P_{fa}) versus probabilidade de detecção (P_d) de acordo com a variação do limiar de decisão γ . Um falso alarme acontece quando se decide por canal ocupado quando ele está desocupado. Já uma detecção acontece quando se decide que um canal está ocupado quando, de fato, há sinal da rede primária sendo transmitido. Matematicamente, $P_{fa} = \Pr[T > \gamma | \mathcal{H}_0]$ e $P_d = \Pr[T > \gamma | \mathcal{H}_1]$.

Resultados de simulação comparando os desempenhos da fusão de autovalores e da fusão de amostras são fornecidos e interpretados a seguir. Considerou-se um único transmissor primário ($p = 1$), $m = 6$ rádios cognitivos, relação sinal-ruído RSR = -10 dB, potência (variância) unitária do sinal transmitido com distribuição Gaussiana e, portanto, variância do ruído Gaussiano $\sigma^2 = 10$. No caso da fusão de autovalores o número de amostras coletadas por RC foi $n = 300$. Para a fusão de amostras o número de amostras por RC foi $n = 50$. O número de autovalores transmitidos ao CF na fusão de autovalores foi $J = 6$. A diferença entre o número de amostras em cada método de fusão se deve à necessidade de ter um cenário justo de comparação, assim como foi feito em [10] e [11]. Tal cenário exige que as matrizes de amostras usadas para computar a matriz de covariância em cada caso devam ter a mesma ordem, levando assim à mesma precisão na estimativa por média amostral. Assim, com $J = 6$ e $n = 300$ a matriz de amostras criada conforme (7) terá ordem 6×50 , que é a mesma ordem da matriz recebida pelo CF na fusão de amostras com $m = 6$ e $n = 50$. Em ambos os casos a matriz de covariância terá ordem $J \times J = m \times m = 6 \times 6$. O canal entre o transmissor primário e os RCs foi modelado com magnitude aleatória com distribuição Rayleigh e fase uniformemente distribuída em $(0, 2\pi]$. A magnitude e a fase do canal variam de acordo com a velocidade adotada para o desvanecimento, esta determinada pelo parâmetro K definido logo após a equação (5).

As Figuras 3-6 apresentam curvas ROC para os testes estatísticos GLRT, MMED, MED e ED, respectivamente, com fusão de amostras e fusão de autovalores. Foram consideradas três taxas de variação do desvanecimento definidas aqui como lento ($K = n$), rápido ($K = 10$) e super-rápido ($K = 1$). Pode-se

observar que a fusão de autovalores não apresenta degradação de desempenho com o aumento da taxa de variação do desvanecimento, enquanto a fusão de amostras sofre degradação bastante expressiva para todos os testes estatísticos. Com desvanecimento super-rápido, os testes GLRT e MMED tornam-se inúteis, pois proporcionam $P_{fa} = P_d$ para toda faixa de variação do limiar. Para o teste MED a fusão de amostras se mostrou significativamente degradada se o desvanecimento não é lento, mas apresentou pequena diferença de desempenho da situação de desvanecimento rápido para a situação de desvanecimento super-rápido.

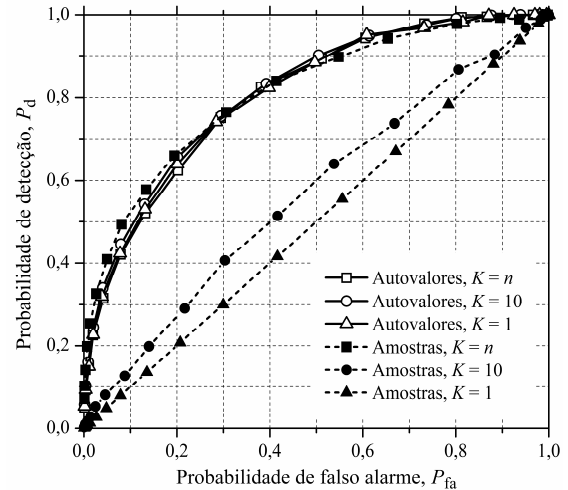


Fig. 3. Desempenho do teste GLRT sob desvanecimento lento ($K = n$), moderadamente rápido ($K = 10$) e super-rápido ($K = 1$), para fusão de autovalores e fusão de amostras.

Conjectura-se que a inferioridade da fusão de amostras frente ao desvanecimento rápido em relação à fusão de autovalores se deve à ocorrência de diferentes ganhos de canal nas amostras colhidas por cada RC. Isto produz matrizes de amostra nas quais não somente há variação de ganho de uma linha para outra (o que proporcionaria maior diversidade e, por consequência, melhor desempenho do sensoriamento), mas também dentro de cada linha.

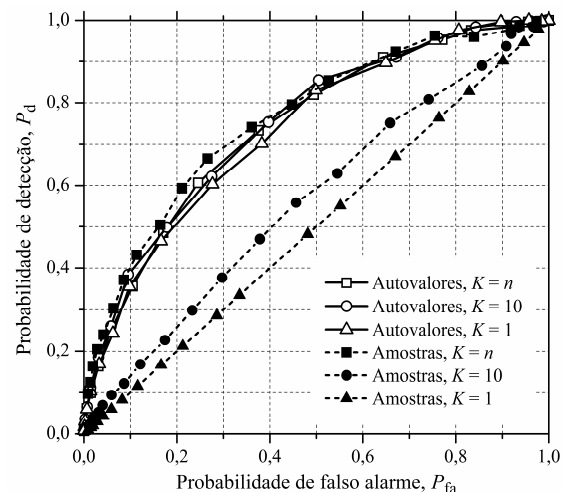


Fig. 4. Desempenho do teste MMED sob desvanecimento lento ($K = n$), moderadamente rápido ($K = 10$) e super-rápido ($K = 1$), para fusão de autovalores e fusão de amostras.

No caso da fusão de autovalores, não há variação de ganho de canal de uma linha para outra na matriz de amostras que cada RC constrói. Além disso, o desvanecimento rápido produz ao longo das linhas dessas matrizes o mesmo efeito que produz

entre as linhas no caso da fusão de amostras. Some-se a isso o efeito de diversidade produzida nos próprios autovalores, o que confere a superioridade da fusão destes no processo de sensoriamento cooperativo.

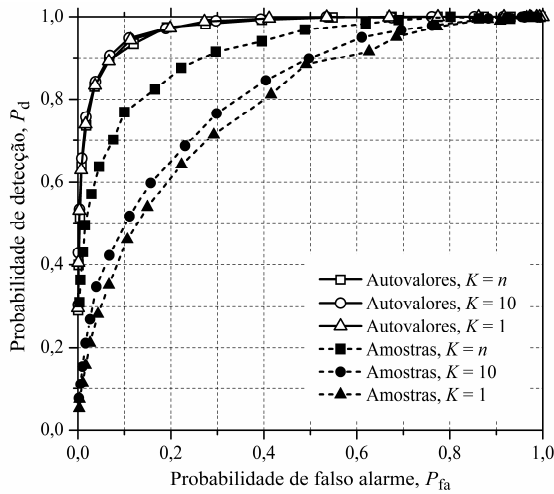


Fig. 5. Desempenho do teste MED sob desvanecimento lento ($K=n$), moderadamente rápido ($K=10$) e super-rápido ($K=1$), para fusão de autovalores e fusão de amostras.

A detecção de energia, embora tenha apresentado significativa redução de desempenho da situação de fusão de autovalores para fusão de amostras, como também constatado em [10] e [11], não apresentou variação de desempenho com as diferentes taxas de variação do desvanecimento. Este é um resultado esperado, posto que a energia média do sinal recebido não varia com a taxa de variação do desvanecimento, seja esta energia computada diretamente por meio das amostras do sinal ou por meio dos autovalores. Vale observar que a detecção de energia apresentou o melhor desempenho entre as técnicas analisadas, não necessitando de redefinição em sua estatística de teste para operar no canal com desvanecimento rápido.

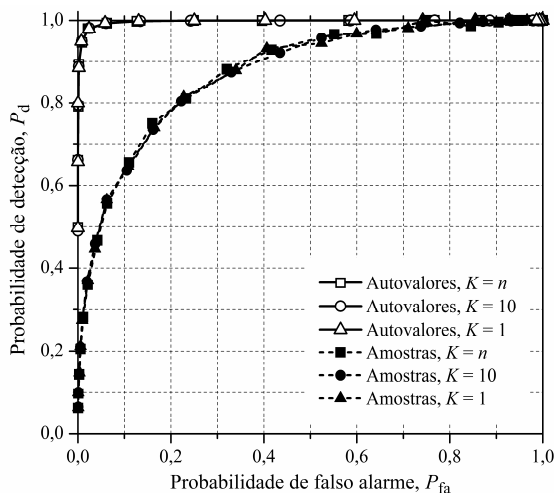


Fig. 6. Desempenho do teste ED sob desvanecimento lento ($K=n$), moderadamente rápido ($K=10$) e super-rápido ($K=1$), para fusão de autovalores e fusão de amostras.

Vale ressaltar que os resultados correspondentes ao desvanecimento lento com fusão de amostras coincidem com aqueles apresentados em [7], o que representa uma maneira de validar as simulações que foram desenvolvidas para desenvolvimento do presente trabalho. Ademais, os resultados referentes à fusão de autovalores em canal com desvanecimento lento estão condizentes com aqueles

apresentados em [10] e [11] no que se refere à superioridade da fusão de autovalores frente à fusão de amostras.

V. CONCLUSÕES

Neste artigo foi analisado o desempenho da fusão de autovalores em canais com desvanecimento rápido. A análise foi realizada através das curvas ROC dos testes estatísticos MED, GLRT, MMED e ED para diferentes taxas de variação do desvanecimento. Os resultados de simulação mostraram que a fusão de autovalores para todos os testes considerados apresenta robustez frente ao desvanecimento rápido, enquanto na fusão de amostras o desempenho se mostrou consideravelmente degradado com o aumento da taxa de variação do desvanecimento. Assim, além das vantagens apresentadas em [10] e [11] para fusão de autovalores, conclui-se que este método ainda possui robustez em relação à velocidade de mudança de ganhos do canal durante o período de sensoriamento, o que a torna bastante atrativa para aplicação em sistemas de comunicação móvel cognitivos.

Sugere-se como continuação deste trabalho o estudo sobre o desempenho da fusão de autovalores considerando imperfeições no canal de controle. Outra possível direção de estudo seria a análise da modificação dos denominadores das equações (9) e (10) utilizando mais termos correspondentes a instantes anteriores de sensoriamento. A adaptação da técnica aqui proposta ao sensoriamento de sinais de banda larga na presença de desvanecimento rápido e seletivo em frequência, usando modelos específicos de canais V2V, representa também uma oportunidade para futuras pesquisas.

REFERÊNCIAS

- [1] J. Mitola, "Cognitive radio: An integrated agent architecture for software defined radio", Ph.D. dissertation, KTH Royal Inst. Technol., Stockholm, Sweden, 2000.
- [2] M.A. McHenry, P.A. Tenhula and D. McCloskey, "Chicago Spectrum Occupancy Measurements & Analysis and a Long-term Studies Proposal", *Shared Spectrum Co. report*, November 2005.
- [3] M.H. Islam et al., "Spectrum survey in Singapore: occupancy measurements and analysis", in *Proc. of the CROWNCOM'08*, Singapore, May 2008.
- [4] Y. Zeng, et al., "A Review on Spectrum Sensing for Cognitive Radio: Challenges and Solutions", *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2010.
- [5] I.F. Akyildiz, B. F. Lo, and R. Balakrishnan, "Cooperative Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks: A Survey", *Elsevier Physical Comm.* 4, pp. 40-62, 2010.
- [6] A. Kortun, et al., "On the Performance of Eigenvalue-Based Cooperative Spectrum Sensing for Cognitive Radio", *IEEE J. of Selected Topics In Signal Processing*, vol. 5, no. 1, February 2011.
- [7] B. Nadler, F. Penna, and R. Garello, "Performance of Eigenvalue-based Signal Detectors with Known and Unknown Noise Level", In: *Proc. of the IEEE ICC*, Kyoto, Japan, June 2011.
- [8] S. Dhar et al. "An Overview of V2V Communication Channel Modeling". In *IJCA Proc. of the Int. Symposium on Devices MEMS, Intelligent Systems & Communication (ISDMISC)*. 2011; 24-34.
- [9] L. Reggiani, et al., *Small LTE Base Stations Deployment in Vehicle-to-Road- Infrastructure Communications, Vehicular Technologies - Deployment and Applications*, InTech, 2013, Disponível em: <http://www.intechopen.com/books/vehicular-technologies-deployment-and-applications/small-lte-base-stations-deployment-in-vehicle-to-road-infrastructure-communications>.
- [10] C.R.N. Silva, D.A. Guimarães e R.A.A de Souza. "Sensoriamento Espectral Baseado em Autovalores para Sinais em Banda Larga". XXX Simpósio Brasileiro de Telecomunicações, SBrT'12, Brasília, DF, Setembro 2012.
- [11] D.A. Guimarães, C.R.N. Silva, and R.A.A de Souza. "Cooperative Spectrum Sensing using Eigenvalue Combining for OFDMA and other Wideband Signals". *Journal of Sensor and Actuator Networks* 2013; 2(1):1-24.