

Desempenho de Técnicas de Fusão para Sensoriamento Espectral Cooperativo Sob Sombreamento Correlacionado

Lucas dos S. Costa, Roberto C. D. V. Bomfin, Dayan A. Guimarães e Rauley A. A. de Souza

Resumo—Neste artigo apresenta-se uma comparação entre os desempenhos do sensoriamento espectral cooperativo com fusão de autovalores ponderada, fusão de amostras ponderada e fusão de decisões, sob sombreamento correlacionado no canal de sensoriamento. Consideram-se as situações em que os níveis de ruído nas entradas dos rádios cognitivos são iguais e distintos entre si. Os resultados revelaram desempenhos semelhantes nestas duas situações, fazendo com que a escolha da melhor opção tenha que ser tomada em função da solução de compromisso entre a complexidade computacional, o volume de dados no canal de controle e a viabilidade de implementação em cada caso.

Palavras-Chave—Sensoriamento espectral, rádio cognitivo, sombreamento correlacionado, fusão de amostras, fusão de autovalores, fusão de decisões OU.

Abstract—This paper presents a performance comparison among the weighted eigenvalue fusion, the weighted sample fusion and the decision fusion with the OR logic for cooperative spectrum sensing with the generalized likelihood ratio test, under the correlated shadowing. The situations of equal and different noise levels at the cognitive radio receivers are considered. Results show that the performances are close to one another in each situation, meaning that the best fusion scheme must be chosen based on a trade-off analysis among complexity, amount of data traffic over the reporting channel and implementation feasibility.

Keywords—Spectrum sensing, cognitive radio, correlated shadowing, sample fusion, eigenvalue fusion, decision fusion OR.

I. INTRODUÇÃO

Em função do aumento da demanda por serviços de comunicações móveis, o espectro de radiofrequências tem ficado cada vez mais congestionado. Para realizar o gerenciamento do espectro, as agências reguladoras de cada país utilizam a política de alocação fixa de banda, na qual o recurso é dividido por tipo de serviço e os usuários adquirem o direito exclusivo de explorar determinada banda. Estudos mostram que esse tipo de política de gerenciamento causa a subutilização do recurso, visto que o detentor do direito de utilizar determinada banda não o faz sempre e em toda área prevista para a cobertura do serviço [1]. Portanto, tem-se um cenário contraditório em que o recurso é ao mesmo tempo escasso e subutilizado, gerando um grande desafio para

as futuras tecnologias de comunicações móveis, por exemplo a 5G. Nesse contexto surge o conceito do rádio cognitivo (RC) [2] que propõe, entre outros atributos, o uso dinâmico do espectro. Para realizar essa tarefa, o RC realiza o sensoriamento espectral [3], que consiste em coletar dados de um sinal em uma determinada largura de faixa para inferir sobre sua disponibilidade. Caso a banda em questão esteja sendo ocupada pelo detentor do direito legal de utilizá-la, chamado de usuário primário (UP), o RC deve procurar outra banda disponível ou limitar sua potência de transmissão a um nível de interferência aceitável pelo UP. Caso a banda analisada esteja livre, o RC, também chamado de usuário secundário (US), a utiliza de forma oportunista.

Assim como os sistemas de comunicação sem fio estão sujeitos aos fenômenos de propagação no canal sem fio [4], o sensoriamento espectral também sofre com esses fenômenos, tais como o desvanecimento por múltiplos percursos e o sombreamento. Para minimizar os danos causados por tais fenômenos, o sensoriamento cooperativo torna-se um caminho natural a ser explorado [5]. Baseado nestas motivações, o presente artigo analisa o sensoriamento espectral cooperativo e centralizado, no qual os RCs enviam dados para um elemento central da rede, denominado centro de fusão (CF), que por sua vez tem a função de tomar a decisão final sobre a ocupação da banda sensoriada. Quanto às técnicas de fusão, faz-se aqui a análise de três métodos: i) fusão de amostras ponderada (FAMP), ii) fusão de autovalores ponderada (FAVP) e iii) fusão de decisões (FDE). No caso da fusão de decisões é utilizada apenas a regra OU, pois as regras E e voto majoritário (MAJ) mostraram desempenho inferior à técnica OU em todos os casos analisados. Para calcular a variável de decisão foi utilizado o teste de razão de verosimilhança generalizado GLRT (*generalized likelihood ratio test*) [6], pois admite-se que os RCs não possuem conhecimento sobre a exata potência de ruído em suas entradas.

Com o intuito de modelar uma situação realista, foi considerado que os canais do UP aos RCs estão sujeitos ao desvanecimento por múltiplos percursos e ao sombreamento espacialmente correlacionado. Na prática o sombreamento é a variação da potência média local causada pela obstrução do sinal por grandes obstáculos, sendo que a proximidade entre RCs fará com que variações de potência sejam similares entre eles, gerando assim o sombreamento correlacionado [7]. Para que tal condição seja reproduzida com fidelidade, foi utilizado o modelo proposto em [8], no qual são consideradas as coordenadas tridimensionais dos RCs para posicioná-los no espaço

Lucas dos S. Costa, Roberto C. D. V. Bomfin, Dayan A. Guimarães e Rauley A. A. de Souza, Instituto Nacional de Telecomunicações (Inatel), Santa Rita do Sapucaí - MG - Brazil (Tel:+55 (35) 3471 9227, e-mail: lucass@inatel.br, roberto@gee.inatel.br, dayan@inatel.br, rausley@inatel.br). Este trabalho foi parcialmente financiado pela Fapemig, CNPq contrato No. 305467/2014-0 e pela Finep, com recursos do Funttel, contrato No 01.14.0231.00, sob o projeto Centro de Referência em Radiocomunicações (CRR) do Instituto Nacional de Telecomunicações – Inatel, Brasil.

e definir o nível de correlação do sombreamento. Também com o objetivo de deixar o modelo realista, foi considerado um cenário em que os RCs possuem diferentes níveis de ruído em suas entradas, uma vez que essa é uma situação comum na prática [9]. Ainda, considerando a variação de nível de ruído (VNR) entre os RCs, foram propostos esquemas de ponderação para as técnicas de fusão de amostras e autovalores, a FAMP e a FAVP, respectivamente, visto que nessa situação as técnicas convencionais tem seu desempenho altamente degradado. Na condição em que os RCs possuem o mesmo nível de ruído, isto é, em situação de VNR nula, as técnicas ponderadas possuem praticamente o mesmo desempenho se comparadas às convencionais, sendo portanto mantidas também nesse caso.

Em [8] foi analisado o sensoriamento espectral baseado em autovalores apenas por fusão de amostras e com VNR nula, tendo sido demonstrado que quanto maior o nível de correlação do sombreamento entre os RCs, mais degradado é o desempenho do sistema. Neste artigo, que analisa também as fusões de autovalores e decisões, foi verificado o mesmo efeito. Também foi demonstrado que no caso de VNR não nula, a fusão de decisões resulta em um melhor desempenho do que a fusão de amostras quando se tem alta correlação do sombreamento, enquanto que para baixa correlação a fusão de amostras supera o desempenho da fusão de decisões.

O objetivo deste trabalho é analisar os desempenhos do sensoriamento espectral cooperativo centralizado, com diferentes técnicas de fusão de dados, quando o canal de sensoriamento está sujeito aos efeitos do desvanecimento por múltiplos percursos e do sombreamento correlacionado, comparar os resultados com o caso em que a VNR é não nula, propor um esquema de ponderação que favorece os dados dos RCs com menor nível de ruído e estabelecer uma relação de compromisso entre desempenhos, volume de dados no canal de controle e complexidade computacional a fim de otimizar a decisão sobre qual técnica de fusão deve ser utilizada em cada caso.

O restante do artigo está assim organizado: na Seção II descreve-se o modelo do sistema. A Seção III é devotada à apresentação do cenário de análise, dos resultados numéricos e de suas interpretações. Na Seção IV conclui-se o artigo.

II. MODELO DO SISTEMA

A. O sensoriamento espectral como teste de hipóteses

O sensoriamento espectral pode ser modelado como um teste de hipóteses binário em que \mathcal{H}_0 é a hipótese nula que indica a ausência de sinal do transmissor primário e \mathcal{H}_1 é a hipótese alternativa que indica a presença de ao menos um transmissor primário ativo. Dois importantes parâmetros são associados ao desempenho do sensoriamento espectral, que são a probabilidade de detecção P_d , e a probabilidade de falso alarme P_{fa} , cujas definições são dadas por $P_{fa} = \Pr\{\text{decisão} = \mathcal{H}_1 | \mathcal{H}_0\} = \Pr\{T > \gamma | \mathcal{H}_0\}$ e $P_d = \Pr\{\text{decisão} = \mathcal{H}_1 | \mathcal{H}_1\} = \Pr\{T > \gamma | \mathcal{H}_1\}$, em que $\Pr\{\cdot\}$ é a probabilidade de ocorrência de um dado evento, T é a variável de decisão e γ é o limiar de decisão. O valor de γ é escolhido dependendo dos requisitos de desempenho do sistema. Neste trabalho os desempenhos serão avaliados por meio de curvas ROC (*receiver operating characteristic*), as quais expressam P_d em função de P_{fa} .

B. Sinal recebido nos RCs

A fim de obter diversidade espacial em cada RC considera-se que há M RCs com J antenas cada, o que resulta em um melhor desempenho do sensoriamento espectral [10]. Em cada antena coleta-se N amostras, logo um RC coleta JN amostras. Os dados coletados pelo m -ésimo RC, $m = 1, 2, \dots, M$, são agrupados na matriz $\mathbf{Y}_m \in \mathbb{C}^{J \times N}$ dada por

$$\mathbf{Y}_m = \mathbf{h}_m \mathbf{x}^T + \mathbf{V}_m, \quad (1)$$

em que os elementos do vetor de ganhos do canal $\mathbf{h}_m \in \mathbb{C}^{J \times 1}$ representam o ganho do canal entre o UP e a j -ésima antena do m -ésimo RC, sendo $j = 1, 2, \dots, J$, e T denota a operação de transposição. O sinal do UP é organizado no vetor $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$. A matriz $\mathbf{V}_m \in \mathbb{C}^{J \times N}$ representa o ruído AWGN (*additive white Gaussian noise*), com média zero e variância σ_m^2 . Note que, assim como mencionado na Seção I, genericamente os RCs operam sob diferentes potências de ruído.

C. Modelo de canal entre UP e RCs

Os canais entre o UP e os RCs levam em consideração simultaneamente o desvanecimento por múltiplos percursos e o sombreamento, adotando-se o modelo Rayleigh-lognormal desenvolvido em [11]. O vetor de canal em (1) é dado por

$$\mathbf{h}_m = \mathbf{h}_m^f + \mathbf{h}_m^s, \quad (2)$$

em que $\mathbf{h}_m^f \in \mathbb{C}^{J \times 1}$ representa o desvanecimento por múltiplos percursos (*multipath fading*), tendo elementos independentes e identicamente distribuídos (i.i.d.) com distribuição Gaussiana complexa e variância $2b_0$, i.e. $\mathbf{h}_m^f \sim \mathcal{CN}(0, 2b_0\mathbf{I})$, sendo \mathbf{I} a matriz identidade de ordem $J \times J$. O vetor $\mathbf{h}_m^s \in \mathbb{C}^{J \times 1}$ em (2) representa o sombreamento (*shadowing*) e tem elementos idênticos cujos módulos e fases possuem distribuições lognormal e uniforme em $[0, 2\pi)$, respectivamente. Note que a parcela de sombreamento é a mesma para todas as antenas do m -ésimo RC, enquanto que o desvanecimento por múltiplos percursos é diferente. A igualdade entre os elementos de \mathbf{h}_m^s para um dado RC justifica-se pela proximidade entre as antenas do m -ésimo RC.

Para gerar as amostras do sombreamento correlacionado, foi utilizado o modelo tridimensional baseado em *grid points* desenvolvido em [8] e ilustrado na Figura 1. Nesse modelo os RCs são dispostos no espaço $L \times L \times L$. O espaçamento entre os *grid points*, D_{dec} , chamado de distância de decorrelação, é a distância a partir da qual a correlação do sombreamento entre os RCs tende a zero. Esse parâmetro, que em termos práticos admite valores em torno de algumas dezenas de metros [7], determina o nível de correlação entre os sombreamentos em diferentes RCs. Assim, para RCs em dadas posições, se D_{dec} aumenta a correlação também aumenta. Nos pontos definidos como *grid points* são geradas amostras Gaussianas com média nula e variância igual a σ_{dB}^2 . Os pontos A, B, C, D, E, F, G e H têm suas amostras representadas como $S_a, S_b, S_c, S_d, S_e, S_f, S_g$ e S_h , respectivamente. O ponto P representa a posição de um RC qualquer, cujas amostras Gaussianas de canal são representadas por S_p , e são obtidas por meio de

$$S_p = [(S_a X' + S_b X)Y' + (S_c X' + S_d X)Y]Z' + [(S_e X' + S_f X)Y' + (S_g X' + S_h X)Y]Z, \quad (3)$$

em que $X' = 1 - X$, $Y' = 1 - Y$ e $Z' = 1 - Z$. As distâncias X , Y e Z são as coordenadas do ponto P normalizadas com relação ao parâmetro D_{dec} . O desvio padrão, σ_p , das amostras S_p , que são a parcela de sombreamento do canal, é diferente de σ_{dB} . Portanto, para que se tenha controle sobre σ_p , fazendo com que seja igual a σ_{dB} , deve-se fazer a correção

$$S'_p = \frac{S_p}{\sqrt{(1-2X+2X^2)(1-2Y+2Y^2)(1-2Z+2Z^2)}}. \quad (4)$$

Finalmente para se obter o canal com sombreamento correlacionado, o módulo dos elementos do vetor de sombreamento em (2) é gerado com distribuição lognormal a partir da transformação $|h_{m,j}^s| = 10^{S'_p/20}$, $j = 1, \dots, J$.

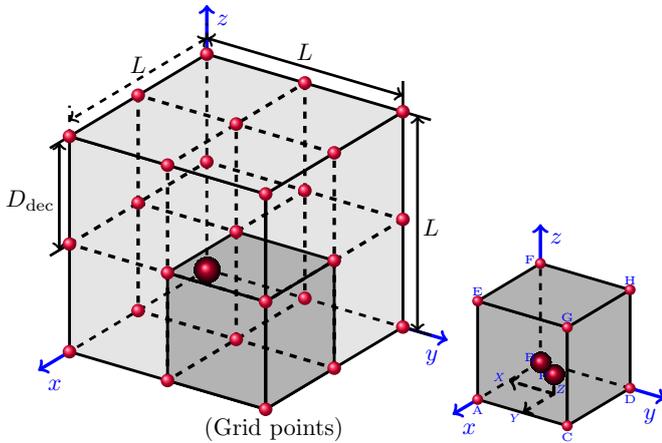


Fig. 1. Modelo tridimensional de canal com sombreamento correlacionado.

D. Técnicas de fusão

Nesta subseção são apresentadas três formas distintas de a rede secundária processar as amostras obtidas pelos M RCs no CF. Para justa comparação, admite-se que em todas as técnicas apresentadas os RCs coletam o mesmo número de amostras em cada intervalo de sensoriamento.

1) *Fusão de amostras ponderada (FAMP)*: Nessa técnica os RCs enviam as amostras em \mathbf{Y}_m para o CF, que gera a matriz $\mathbf{Y}_{CF} \in \mathbb{C}^{JM \times N}$ com elementos ponderados, dada por

$$\mathbf{Y}_{CF} = [f_1 \mathbf{Y}_1^T \quad f_2 \mathbf{Y}_2^T \quad \dots \quad f_M \mathbf{Y}_M^T]^T, \quad (5)$$

em que os escalares f_m representam os fatores de ponderação calculados por $f_m = 1/\hat{\sigma}_m$, $m = 1, 2, \dots, M$, em que $\hat{\sigma}_m$ corresponde ao desvio padrão estimado do ruído no m -ésimo RC. Para calcular $\hat{\sigma}_m$, calcula-se a matriz de covariância das amostras do m -ésimo RC, $\mathbf{R}_m = \frac{1}{N} \mathbf{Y}_m \mathbf{Y}_m^\dagger$, em que \dagger denota conjugado transposto, sendo \mathbf{R}_m uma matriz simétrica de ordem $J \times J$. A seguir calculam-se seus autovalores ordenando-os de forma decrescente, $\lambda_{1,m} > \lambda_{2,m} > \dots > \lambda_{J,m}$. Por fim encontra-se o desvio padrão do ruído pela sua estimativa de máxima verossimilhança [12],

$$\hat{\sigma}_m = \sqrt{\frac{1}{J-1} \sum_{j=2}^J \lambda_{j,m}}. \quad (6)$$

Note que os RCs sob maior potência de ruído terão seus dados penalizados enquanto que os dados dos RCs com baixa

potência de ruído terão maior peso, melhorando assim o desempenho do sistema em situações de VNR não nula.

O CF por sua vez calcula a matriz de covariância de \mathbf{Y}_{CF} fazendo $\mathbf{R} = \frac{1}{N} \mathbf{Y}_{CF} \mathbf{Y}_{CF}^\dagger$, sendo \mathbf{R} uma matriz simétrica de ordem $JM \times JM$. Em seguida o CF computa os JM autovalores de \mathbf{R} , $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_{JM}$. Admitindo que o CF não tem conhecimento exato dos níveis de ruído nos RCs, σ_m^2 , a variável de decisão, obtida utilizando a técnica de detecção GLRT [6] é calculada por

$$T_{FAMP} = \frac{\lambda_1}{\frac{1}{JM} \sum_{i=1}^{JM} \lambda_i}. \quad (7)$$

A variável de decisão no GLRT é equivalente àquela formada pela razão entre λ_1 e a média dos $JM - 1$ menores autovalores, o que corresponde a uma transformação não linear monotônica de (7) [6]. Em outras palavras, o teste GLRT é equivalente ao teste da razão entre o máximo autovalor e a potência de ruído, substituindo-se esta pelo seu valor estimado de máxima verossimilhança.

2) *Fusão de autovalores ponderada (FAVP)*: Nessa técnica, cada RC calcula sua matriz de covariância $\mathbf{R}_m = \frac{1}{N} \mathbf{Y}_m \mathbf{Y}_m^\dagger$ de ordem $J \times J$ e em seguida são computados seus autovalores, $\lambda_{1,m} > \lambda_{2,m} > \dots > \lambda_{J,m}$. Os autovalores de cada RC são então enviados via canal de controle para o CF, onde se computa a variável de decisão [13, eq. (14)], aqui particularizada para o caso de portadora única,

$$T_{FAVP} = \frac{J \sum_{m=1}^M \lambda_{1,m}}{\sum_{m=1}^M \sum_{j=1}^J \lambda_{j,m}}. \quad (8)$$

Entretanto, admitindo-se que os níveis de ruído dos RCs não são necessariamente iguais, optou-se por utilizar a versão ponderada dessa técnica, a qual atinge melhores desempenhos. Em tal versão, multiplicam-se os autovalores do m -ésimo RC em (8) por $g_m = 1/\hat{\sigma}_m^2$, sendo $\hat{\sigma}_m$ calculado por (6). Depois de algumas simplificações, a variável de decisão da técnica FAVP resultante é dada por

$$T_{FAVP} = J \left(1 + \frac{M}{\sum_{m=1}^M \frac{\lambda_{1,m}}{\sum_{j=2}^J \lambda_{j,m}}} \right)^{-1}. \quad (9)$$

3) *Fusão de decisões (FDE)*: Na FDE, cada RC toma a sua decisão e a envia para o CF. Como os RCs não têm conhecimento do nível de ruído, mais uma vez a técnica utilizada é a GLRT, para a qual a variável de decisão no m -ésimo RC é calculada por [6]

$$T_{FDE_m} = \frac{J \lambda_{1,m}}{\sum_{j=1}^J \lambda_{j,m}}. \quad (10)$$

Em seguida a decisão é tomada comparando-se a variável de decisão com o devido limiar de decisão. Assim a decisão será dada por $u_m \in \{0, 1\}$, em que 0 corresponde à hipótese \mathcal{H}_0 , e 1 à hipótese \mathcal{H}_1 . As decisões binárias de cada RC são então enviadas via canal de controle para o CF. Consequentemente, um total de M decisões serão processadas pelo CF. Como mencionado, aqui admite-se que o CF toma a decisão final com base na regra OU: decide-se em favor de \mathcal{H}_1 se $\sum_{m=1}^M u_m > 0$, e em favor de \mathcal{H}_0 caso contrário.

III. RESULTADOS NUMÉRICOS

A Figura 2 mostra os resultados que foram obtidos a partir de um cenário de sensoriamento que consiste de uma rede secundária com $M = 3$ RCs, cada qual com $J = 6$ antenas, e cada uma coletando $N = 60$ amostras do sinal recebido a cada período de sensoriamento. Nas simulações com VNR nula $\sigma_m = 1$ para todos os RCs. Para VNR não nula adotou-se $\sigma_1 = 1,62$, $\sigma_2 = 1$ e $\sigma_3 = 0,35$. As distâncias de descorrelação analisadas foram $D_{\text{dec}} = 10, 50$ e 90 metros, correspondentes às Figuras 2(a), (b) e (c), respectivamente.

Dois conjuntos de curvas, cada um contendo três ROCs, foram apresentados em cada uma das partes (a), (b) e (c) da Figura 2, objetivando-se comparar os desempenhos obtidos pelos esquemas de fusão FAMP, FAVP e FDE OU, sob o efeito do sombreamento correlacionado, com diferentes níveis de potência de ruído em cada RC, ou ambos os efeitos. Cada conjunto composto pelas curvas ROCs com linhas tracejadas corresponde ao grupo de curvas com VNR não nula e cada conjunto de curvas com linhas contínuas corresponde ao grupo em que a VNR é nula. O sinal do UP, \mathbf{x} , foi gerado com elementos i.i.d com distribuição Gaussiana nas partes real e imaginária, e com potência dada por $P_{\text{Tx}} = 10^{\text{SNR}/10} (1/M \sum_{m=1}^M \sigma_m^2)$, em que a SNR (*signal-to-noise ratio*) média na entradas dos RCs foi mantida em -10 dB (valor que representa uma situação prática desafiadora). Os elementos do canal que modelam o desvanecimento por múltiplos percursos, \mathbf{h}_m^f , consideram $b_0 = 0,21$ e a parcela de sombreamento, \mathbf{h}_m^s , possui elementos com desvio padrão $\sigma_{\text{dB}} = 8,68$ dB (ver Subseção II-C). Admite-se que o canal de sensoriamento é lento, ou seja, ele é mantido constante em um período de sensoriamento, variando apenas entre um período e outro. Cada ponto das curvas ROC foi obtido via simulação de Monte Carlo, utilizando o software MATLAB, com 50000 eventos. As transmissões do UP foram simuladas como uma variável aleatória de Bernoulli com 50% do tempo em 1, para contabilizar detecções, e 50% em 0 para a contagem dos falsos alarmes. Os RCs são posicionados no espaço $L \times L \times L$, com coordenadas x, y e z aleatórias com distribuição uniforme em $[0, L]$, tendo-se adotado $L = 50$ metros. Ainda, em todos os casos o canal de controle, também chamado de canal de reporte, formado entre cada RC e o CF foi considerado perfeito, não produzindo, portanto, erros nas informações enviadas, já que o objetivo era analisar o canal de sensoriamento isoladamente.

Uma primeira observação referente à Figura 2 revela a piora de desempenho de todas as técnicas de fusão à medida que o sombreamento se torna mais correlacionado, ou seja, à medida que D_{dec} aumenta. Por exemplo, para $D_{\text{dec}} = 10$ e $P_{\text{fa}} = 0,4$ os dois conjuntos de curvas apresentam $P_d \approx 0,9$ e $P_d \approx 0,7$, sendo a VNR não nula e nula, respectivamente. Já para $D_{\text{dec}} = 50$ e o mesmo valor de P_{fa} , os respectivos valores de P_d são inferiores a $0,9$ e $0,7$. Uma queda ainda maior é observada quando $D_{\text{dec}} = 90$ metros. Nota-se que os desempenhos das três técnicas são melhores quando a VNR é não nula. Este resultado é uma consequência do esquema de ponderação aplicado à FAV e à FAM. Neste caso as amostras da FAMP e os autovalores da FAVP oriundos dos RCs cuja potência de ruído é menor têm maior peso na formação da

matriz de amostras, resultando em uma variável de decisão cujas densidades de probabilidade condicionadas às hipóteses \mathcal{H}_0 e \mathcal{H}_1 se tornam mais afastadas. Como consequência, eleva-se a probabilidade de detecção e reduz-se a probabilidade de falso alarme. A FDE OU também é favorecida frente à VNR não nula apesar de não possuir nenhum tipo de ponderação. O motivo se deve a uma característica da FDE OU, na qual basta que um RC envie uma decisão favorável à hipótese \mathcal{H}_1 ao CF para que a decisão final também seja em favor de \mathcal{H}_1 . Como neste cenário os RCs possuem níveis de ruído distintos, aquele sob menor nível decidirá corretamente sobre o estado de ocupação do canal sensoriado com maior frequência, melhorando, assim, o desempenho da técnica. Ainda, observa-se que, para VNR nula, a FAMP possui desempenhos sempre superiores aos alcançados por suas concorrentes, FAVP e FDE OU, sendo que ambas possuem desempenhos praticamente iguais independente do valor de D_{dec} . Nota-se ainda que a FAVP e FDE OU são mais sensíveis ao aumento do valor de D_{dec} quando comparada à FAMP, uma vez que o deslocamento relativo das curvas ROC para a FAVP e a FDE OU é maior que no caso da FAMP quando D_{dec} é aumentado.

Especificamente nos casos em que a VNR é não nula os resultados mostram que, dependendo do valor de D_{dec} , os desempenhos das três técnicas podem até mesmo sofrer inversões, apesar de seus resultados, para cada valor de D_{dec} , serem bastante semelhantes entre si. Ressalta-se, no entanto, que estas inversões ocorrem apenas até certos valores de P_{fa} para cada valor de D_{dec} . Para $D_{\text{dec}} = 10$ metros e $P_{\text{fa}} \lesssim 0,4$, a classificação de desempenhos favorece à FAMP, seguida pela FDE OU e FAVP. Para $D_{\text{dec}} = 50$ e $P_{\text{fa}} \lesssim 0,3$, a FDE OU e a FAMP possuem praticamente o mesmo desempenho, seguidas pela FAVP. Já para $D_{\text{dec}} = 90$ e $P_{\text{fa}} \lesssim 0,15$, a FDE OU se mostrou a melhor, seguida pela FAMP e FAVP. Neste cenário a FAMP mostrou-se mais sensível à variação de D_{dec} e à VNR, pois agora, ao contrário do que ocorreu com VNR nula, o deslocamento relativo de suas curvas ROC se tornou maior quando comparado à FAVP e à FDE OU.

Assim, já que as três técnicas de fusão possuem desempenhos próximos entre si, lembrando que admitiu-se um canal de controle perfeito e que sob erros cada técnica pode ser afetada de forma distinta, conclui-se que a escolha da técnica mais apropriada deve ser feita em função da complexidade computacional requerida nos RCs e no CF, bem como do volume de dados no canal de controle em cada caso. A complexidade computacional imposta aos RCs é maior na FDE OU, já que cada RC deve, além de sensoriar o espectro, calcular a matriz de covariância, computar os autovalores dessa matriz e ainda tomar sua decisão sobre o estado de ocupação do canal. No entanto, o volume de dados no canal de controle na FDE OU é menor, uma vez que só as decisões de cada RC serão enviadas ao CF. Na FAMP os RCs podem ser mais simples, pois agora só precisarão sensoriar o canal e enviar suas amostras ao CF. Neste caso a maior complexidade fica a cargo do CF, que precisa calcular a matriz de covariância a partir das amostras de todos os RCs e computar os autovalores para a posterior formulação da variável de decisão e tomada de decisão final. Consequentemente, este é também o caso em que o volume de dados no canal de controle é o maior. Na

FAVP cada RC deve, após a coleta de dados, calcular a matriz de covariância e os respectivos autovalores, não necessitando tomar uma decisão como na FDE. Já o volume de dados é maior comparado à FDE, mas menor comparado à FAMP, pois somente os autovalores serão enviados ao CF.

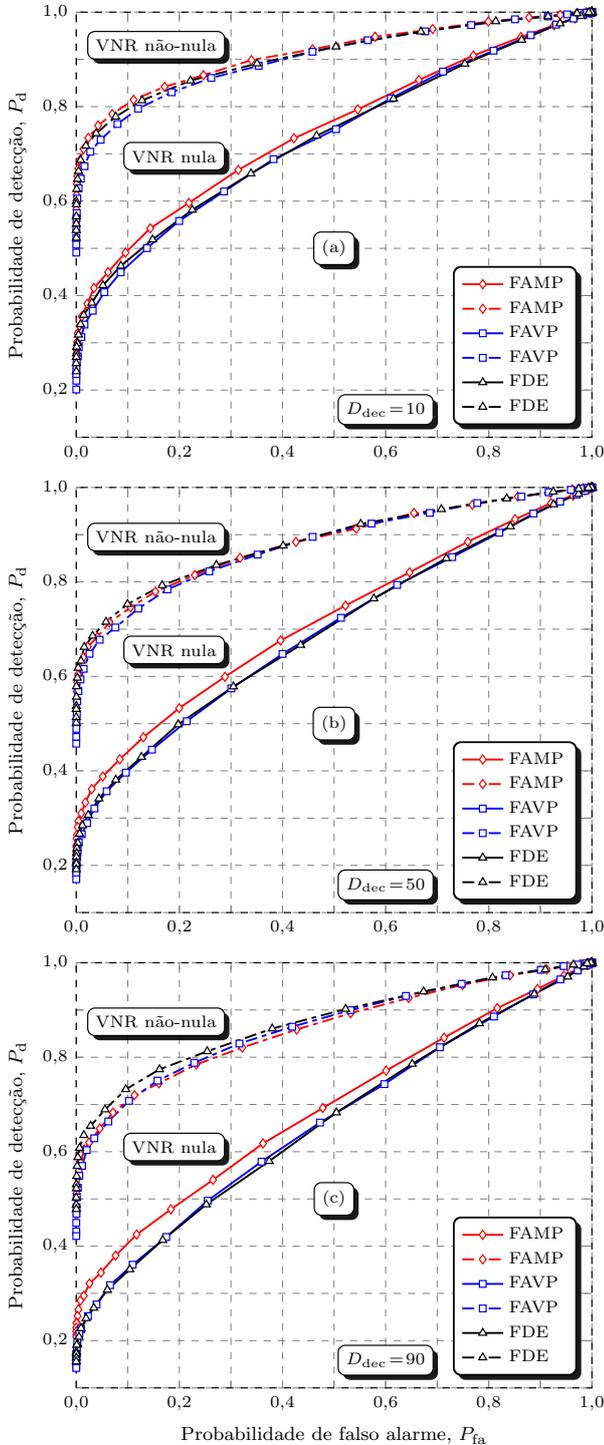


Fig. 2. ROCs para o teste GLRT com fusão de decisões (FDE) OU e fusão ponderada de amostras (FAMP) e autovalores (FAVP) sob somreamento correlacionado e variação de nível de ruído (VNR) nula e não nula entre os RCs para $D_{dec} = 10$ (a), 50 (b) e 90 (c).

IV. CONCLUSÕES

O artigo apresentou uma comparação entre os desempenhos da fusão de decisões (FDE) pela regra de decisão OU, da

fusão de amostras ponderada (FAMP) e da fusão de autovalores ponderada (FAVP) no sensoriamento espectral cooperativo centralizado, com o teste de razão de verossimilhança generalizado (GLRT, *generalized likelihood ratio test*), em um cenário em que os rádios cognitivos estão sujeitos aos efeitos do somreamento correlacionado. Foram admitidas duas situações particulares para a rede secundária. Em uma delas todos os RCs possuíam a mesma potência de ruído. Na outra, cada RC operava sob um nível de ruído distinto, o que corresponde a uma situação mais realista do ponto de vista prático. Os resultados mostraram que os desempenhos das três técnicas ficaram próximos entre si e, portanto, a escolha da melhor opção deve ser feita em função da complexidade computacional, do volume de dados no canal de controle e da viabilidade de implementação em cada caso.

Adotou-se um canal de controle perfeito. No entanto, sob erros seria razoável prever que a FDE OU, apesar dos bons resultados sob VNR não nula, sofreria maior degradação de desempenho, dado que apenas uma decisão é enviada por RC ao centro de fusão. Sendo esta uma possível extensão deste trabalho. Além do mais, uma abordagem mais ampla do ponto de vista da configuração da rede secundária e dos parâmetros do canal de sensoriamento, bem como dos valores arbitrados para a VNR, poderia ser adotada a fim de fornecer maiores informações e complementar as conclusões apresentadas.

REFERÊNCIAS

- [1] Y. Chen and H. S. Oh, "A survey of measurement-based spectrum occupancy modeling for cognitive radios," *IEEE Commun. Surveys Tuts.*, vol. 18, no. 1, pp. 848–859, Firstquarter 2016.
- [2] J. Mitola III and G. Q. Maguire Jr., "Cognitive radio: making software radios more personal," *IEEE Personal Commun. Mag.*, vol. 6, no. 4, pp. 13–18, Aug. 1999.
- [3] T. Yücek and H. Arslan, "A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications," *IEEE Commun. Surveys Tuts.*, vol. 11, no. 1, pp. 116–130, First 2009.
- [4] M. K. Simon and M. S. Alouini, *Digital communication over fading channels*, ser. Wiley series in telecommunications and signal processing. Wiley-Interscience, 2005.
- [5] I. F. Akyildiz, B. F. Lo, and R. Balakrishnan, "Cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks: A survey," *Phys. Commun.*, vol. 4, no. 1, pp. 40–62, Mar. 2011.
- [6] B. Nadler, F. Penna, and R. Garello, "Performance of eigenvalue-based signal detectors with known and unknown noise level," in *2011 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, Jun. 2011, pp. 1–5.
- [7] M. Gudmundson, "Correlation model for shadow fading in mobile radio systems," *Electronics Letters*, vol. 27, no. 23, pp. 2145–2146, Nov. 1991.
- [8] R. C. D. V. Bomfim and R. A. A. de Souza, "A new spatially correlated shadowed channel model with cognitive radio application," in *Vehicular Technology Conference (VTC Spring), 2015 IEEE 81st*, May 2015, pp. 1–5.
- [9] B. Shent, L. Huang, C. Zhao, Z. Zhou, and K. Kwak, "Energy detection based spectrum sensing for cognitive radios in noise of uncertain power," in *Communications and Information Technologies, 2008. ISCIT 2008. International Symposium on*, Oct. 2008, pp. 628–633.
- [10] A. Singh, M. Bhatnagar, and R. Mallik, "Cooperative spectrum sensing in multiple antenna based cognitive radio network using an improved energy detector," *IEEE Commun. Lett.*, vol. 16, Jan. 2012.
- [11] C. Loo, "A statistical model for a land mobile satellite link," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 34, no. 3, pp. 122–127, Aug. 1985.
- [12] M. Wax and T. Kailath, "Detection of signals by information theoretic criteria," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Process.*, vol. 33, no. 2, pp. 387–392, Apr. 1985.
- [13] D. A. Guimarães, C. R. N. da Silva, and R. A. A. de Souza, "Cooperative spectrum sensing using eigenvalue fusion for OFDMA and other wideband signals," *Journal of Sensor and Actuator Networks*, vol. 2, no. 1, pp. 1–24, 2013.