

Influência da Quantização no Sensoriamento Espectral via Teorema dos Círculos de Gerschgorin

Lucas dos S. Costa, Dayan A. Guimarães e Rauley A. A. de Souza

Resumo—No sensoriamento espectral cooperativo centralizado rádios cognitivos monitoram faixas do espectro e enviam dados a um centro de fusão para detectar, mais acuradamente, faixas ociosas. Na prática, tais dados são quantizados antes do envio, podendo gerar perda de desempenho devido à distorção. Dentre outras vantagens, o novo detector baseado no Teorema dos Círculos de Gerschgorin (*Gerschgorin radii and centers ratio*, GRCR) mostrou-se robusto em cenários práticos, por exemplo, sob o efeito do ruído dinâmico e/ou não uniforme, contudo ainda não testado sob o efeito da quantização. Este artigo faz essa análise e mostra que o GRCR também é robusto neste cenário. Nota-se que a quantização uniforme pode ser preferida em alguns casos.

Palavras-Chave—Sensoriamento espectral, detector GRCR, quantização uniforme e não uniforme.

Abstract—In centralized cooperative spectral sensing, cognitive radios sense spectrum bands and send data to a fusion center for detecting, more accurately, idle portions. In practice, such data are quantized before to be sent, which can bring performance loss due to distortion. Among other advantages, the new detector (*Gerschgorin radii and centers ratio*, GRCR), showed being robust in practical scenarios, e.g., under the effect of dynamical and/or non uniform noise, however it was not tested under the effect of the quantization. This paper does this analysis and show that the GRCR is also robust in this scenario. Results show that uniform quantization can be preferred in some cases.

Keywords—Spectrum sensing, GRCR detector, uniform and non-uniform quantization.

I. INTRODUÇÃO

A rápida expansão dos serviços de telecomunicações é o motivo primordial da atual escassez de espectro. Todavia, pesquisas mostram que apesar de escassas, sempre há faixas subutilizadas, visto que os detentores do direito exclusivo de uso não o fazem constantemente e deixam, assim, faixas ociosas que poderiam ser mais eficientemente utilizadas [1]. Por isso, e também devido ao advento da quinta geração (5G) dos sistemas de comunicação, que prevê um enorme número de transceptores, uma nova política de acesso vem sendo desenvolvida.

Na política em vigor, o direito de uso é dado pelos órgãos reguladores exclusivamente ao usuário contratante, ou usuário licenciado/primário (UP), que fica livre para usar o recurso em determinada região geográfica durante o período contratado. A nova política, porém, prevê o acesso oportunista

Lucas dos S. Costa, 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, dayan@inatel.br, rausley@inatel.br). Este trabalho foi parcialmente financiado pelo CNPq contrato No. 308365/2017-8 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.

por parte de um usuário não contratante (não licenciado), ou secundário (US). Nesse caso a ocupação pode ser simultânea a dos UPs, desde de que qualquer interferência seja mantida abaixo de um nível máximo preestabelecido, ou individual, mediante à identificação/deteção de faixas ociosas (decisão final a favor da ausência de UP). Para tal é imprescindível que o sensoriamento, função que equipa os rádios cognitivos (RCs) [2], seja feito constantemente e com uma eficiência tal que maximize as chances de detectar corretamente as oportunidades de alocação.

Sensoriamento e decisão final de ocupação podem ser tarefas de apenas um RC (modelo não cooperativo). Essa opção, no entanto, é menos eficiente, pois a cooperação refina as decisões finais por considerar dados de vários RCs que, uma vez em espaços geográficos distintos, superam problemas inerentes da falta de cooperação, tais como sombreamentos, terminal primário escondido e desvanecimentos multipercurso [2]. O sensoriamento cooperativo pode ser do tipo centralizado, distribuído ou assistido por retransmissão [2]. No tipo centralizado cada RC envia dados, via canal de controle, a um centro de fusão (CF), onde são combinados/fundidos a fim de se chegar à decisão final de ocupação. Comumente são definidos dois tipos genéricos de fusão: a fusão de decisões e a fusão de dados. Na fusão de decisões cada RC toma sua própria decisão sobre a ocupação do canal e a envia ao CF. No outro caso, os dados que trafegam o canal de controle podem ser amostras do sinal coletado por cada RC ou outra quantidade destas derivada. A título de exemplo, além das amostras, a fusão também pode ser baseada nos autovalores da matriz de covariância [3], valores baseados na densidade espectral de potência [4] e valores de energia do sinal recebido [5].

Na fusão de decisões ou de dados, uma estatística de teste é utilizada, a partir da qual obtém-se uma decisão, sendo esta em cada RC na fusão de decisões, ou uma decisão cooperativa no CF na fusão de dados. Como exemplo, citam-se as baseadas nos autovalores da matriz de covariância do sinal recebido, tais como [3]: o teste de máxima verossimilhança generalizado (*generalized likelihood ratio test*, GLRT), a detecção pela razão entre máximo e mínimo autovalores (*maximum-minimum eigenvalue detection*, MMED), às vezes citada como detecção pela razão de autovalores (*eigenvalue ratio detection*, ERD), a detecção pelo máximo autovalor (*maximum eigenvalue detection*, MED), também chamado teste de Roy de máxima raiz (*Roy's largest root test*, RLRT), e a detecção de energia (*energy detection*, ED), que também pode ser gerada sem o cômputo dos autovalores.

O teste RLRT supera os demais em muitos cenários. Apesar

disso, por ser semi-cego, como o ED, necessitando conhecer a potência do ruído em sua construção, é sensível à incerteza na estimativa desta grandeza (incerteza de ruído), bem como o teste de detecção de energia generalizado (*generalized energy detection*, GED) [6], que é uma evolução do ED. Além do mais, o desempenho de uma técnica de sensoriamento robusta contra à incerteza de ruído pode ser sensível em cenários em que cada RC possui potência de ruído distinta (ruído não uniforme). E uma técnica robusta em cenários de ruído não uniforme pode não ser robusta sob os dois efeitos conjuntamente quando os níveis de ruído variam ao longo do tempo (ruído dinâmico) [7].

Recentemente foi proposta uma nova técnica de detecção, o detector que utiliza o Teorema dos Círculos de Gerschgorin (*Gerschgorin radii and centers ratio*, GRCR) [7], que dentre outras vantagens, mostrou-se robusta nas simulações envolvendo os cenários citados anteriormente (ruído dinâmico e não uniforme), que correspondem a uma abordagem mais prática do ponto de vista de implementação.

Na implementação de um sistema de RCs é claro que, salvo a fusão de decisões, os dados enviados ao CF devem ser primeiro digitalizados, o que fatalmente introduz algum grau de distorção no sinal a ser transmitido proporcional ao número de bits de quantização. A análise de desempenho do sensoriamento espectral sob o efeito da quantização é vista como importante em [8], dentre outras publicações, dado que na fusão de dados a maioria dos trabalhos admitem canais de controle ideais, não sendo submetidos a qualquer tipo de erro. Este artigo tem o objetivo de avaliar o desempenho, via simulação, do sensoriamento espectral cooperativo centralizado com o novo detector GRCR sob o efeito da quantização, uniforme e não uniforme, dos dados transmitidos ao CF, via canal de controle. Ressalta-se que, por menor complexidade, apenas o caso de ruído não uniforme é explorado nas simulações.

II. MODELO DO SISTEMA E DETECTOR GRCR

A ação de sensoriar e decidir sobre o estado de ocupação de um determinado canal pode ser modelada matematicamente como um teste binário de hipóteses [9], tal que $y(t) = \{v(t)|\mathcal{H}_0\}$ ou $y(t) = \{hx(t) + v(t)|\mathcal{H}_1\}$. A variável $y(t)$ representa uma amostra do sinal contínuo recebido em um RC, $v(t)$ é uma amostra de ruído, sendo Gaussiano complexo com média zero e variância σ_v^2 , e $x(t)$ uma amostra do sinal primário, todas recebidas no instante t . Já a variável h representa o ganho do canal de sensoriamento e $\mathcal{H}_0/\mathcal{H}_1$ são as hipóteses relacionadas à ausência e à presença do sinal primário no canal sob análise, respectivamente.

O desempenho do sensoriamento pode ser mensurado por meio da probabilidade de detecção, $P_d = \Pr\{\text{decisão} = \mathcal{H}_1|\mathcal{H}_1\}$, e probabilidade de falso alarme, $P_{fa} = \Pr\{\text{decisão} = \mathcal{H}_1|\mathcal{H}_0\}$, em que P_d representa a probabilidade de haver uma decisão em favor de \mathcal{H}_1 dado que o canal está de fato ocupado pelo UP e P_{fa} a probabilidade de decidir-se em favor de \mathcal{H}_1 dado que na realidade o canal se encontra vago. Na fusão de dados as probabilidades P_{fa} e P_d globais podem ser escritas como $P_{fa} = \Pr\{T > \gamma|\mathcal{H}_0\}$ e $P_d = \Pr\{T > \gamma|\mathcal{H}_1\}$, em que γ é o limiar global de decisão predefinido no CF e T é a estatística de teste utilizada, a GRCR no presente trabalho.

As N amostras (por RC) complexas do sinal recebido no m -ésimo RC, $m = 1, 2, \dots, M$, o qual possui uma antena, são armazenadas no vetor $\mathbf{y}_m \in \mathbb{C}^{N \times 1}$, tal que

$$\mathbf{y}_m = (h_m \mathbf{x} + \mathbf{v}_m) / \sigma_{v_m}. \quad (1)$$

A grandeza escalar $h_m \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_{h_m}^2)$ representa o ganho complexo do canal entre o transmissor primário e o m -ésimo RC. Cada ganho é uma amostra independente e identicamente distribuída (i.i.d) de uma distribuição normal, com média zero e variância $\sigma_{h_m}^2$. Em $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$, $\mathbf{x} \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_x^2)$, são armazenadas as amostras complexas i.i.d do sinal transmitido pelo UP, $\mathbf{v}_m \in \mathbb{C}^{N \times 1}$, $\mathbf{v}_m \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_{v_m}^2)$, contém amostras i.i.d de ruído Gaussiano complexo presentes no m -ésimo RC e σ_{v_m} é o desvio padrão do ruído. Na prática σ_{v_m} é comumente obtido por estimativa no receptor [10], [11]. Neste artigo, porém, admite-se o conhecimento pleno deste parâmetro. Note que cada RC pode ter uma potência de ruído, $\sigma_{v_m}^2$, distinta (ruído não uniforme). A potência média dos ganhos de canal foi configurada como unitária, ou seja, $\mathbb{E}\{|h_m|^2\} = 1$, tal que $\mathbb{E}\{\cdot\}$ representa o operador esperança matemática e $|\cdot|$ é o módulo do argumento. Ainda, adotou-se a ponderação de \mathbf{y}_m por σ_{v_m} para favorecer a digitalização dos dados no modelo de quantização uniforme adotado. Essa estratégia reduz a faixa dinâmica do sinal, fazendo com que seus valores máximos (absolutos por dimensão complexa), também enviados ao CF, sejam representáveis com um número menor de bits.

As amostras em \mathbf{y}_m , $m = 1, 2, \dots, M$, são diretamente enviadas ao CF, onde são combinadas/concatenadas, para a formação da matriz de amostras de todos os sinais recebidos, ou seja $\mathbf{Y} = [\mathbf{y}_1 \mathbf{y}_2 \dots \mathbf{y}_M]^T$, $\mathbf{Y} \in \mathbb{C}^{M \times N}$, e posterior formação da estatística de teste e decisão final sobre o estado de ocupação do canal sensoriado.

A estatística de teste do detector GRCR é dada pela razão entre a soma dos raios e a soma do centro dos círculos de Gerschgorin da matriz de covariância, $\mathbf{R} = \mathbf{Y}\mathbf{Y}^\dagger/N$, $\mathbf{R} \in \mathbb{R}^{M \times M}$, das amostras recebidas no CF, em que \dagger representa a operação conjugado complexo transposto, ou Hermitiana. O Teorema dos Círculos de Gerschgorin estabelece que os M autovalores λ de \mathbf{R} estão localizados na união dos M círculos, tal que $|\lambda - r_{ii}| \leq \sum_{j \neq i} |r_{ij}|$. Em [7] foi verificado empiricamente que a razão entre a soma dos raios e a soma do centro dos círculos de Gerschgorin possui comportamento distinto sob \mathcal{H}_0 e \mathcal{H}_1 , o que resultou na estatística de teste:

$$T_{\text{GRCR}} = \frac{\sum_{i=1}^M R_i}{\sum_{i=1}^M C_i} \underset{\mathcal{H}_0}{\overset{\mathcal{H}_1}{\geq}} \gamma. \quad (2)$$

Em (2) $R_i = \sum_{j \neq i} |r_{ij}|$ é o raio e $C_i = r_{ii}$ é o centro do i -ésimo círculo de Gerschgorin, $i, j = 1, 2, \dots, M$, em que $|r_{ij}|$ é o valor absoluto do elemento da i -ésima linha e j -ésima coluna de \mathbf{R} . A decisão final é tomada de modo que se $T_{\text{GRCR}} > \gamma$ decide-se em favor da presença, hipótese \mathcal{H}_1 , do sinal primário, caso contrário, se $T_{\text{GRCR}} < \gamma$ decide-se pela ausência, hipótese \mathcal{H}_0 , do sinal primário no canal sensoriado.

III. ESQUEMAS DE QUANTIZAÇÃO

Como dito anteriormente, na prática as amostras em \mathbf{y}_m precisam ser quantizadas antes da transmissão, o que inevitavelmente introduz algum nível de distorção ao sinal em função

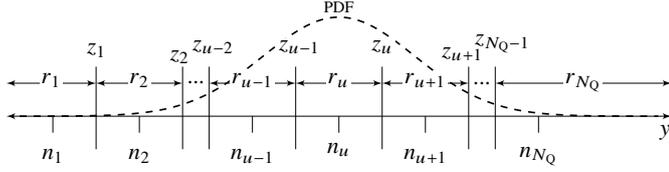


Fig. 1: Quantizador uniforme hipotético.

do número de bits, b , do conversor analógico-digital (A/D). As amostras recebidas no CF, \mathbf{y}_m , que passaram pelo processo de quantização com b bits em cada RC podem ser reescritas como

$$\mathbf{y}_m^{(b)} = ((h_m \mathbf{x} + \mathbf{v}_m) / \sigma_{v_m})^{(b)}. \quad (3)$$

A matriz geral com as amostras de todos os RCs, construída a partir das M matrizes $\mathbf{y}_m^{(b)}$ recebidas no CF, é reescrita como $\mathbf{Y}^{(b)} = [\mathbf{y}_1^{(b)} \mathbf{y}_2^{(b)} \dots \mathbf{y}_M^{(b)}]^T$, a matriz de covariância como $\mathbf{R}^{(b)} = \mathbf{Y}^{(b)} \mathbf{Y}^{(b)\dagger} / N$ e a estatística de teste do detector GRCR

$$T_{\text{GRCR}}^{(b)} = \frac{\sum_{i=1}^M R_i^{(b)} \mathcal{H}_1}{\sum_{i=1}^M C_i^{(b)} \mathcal{H}_0} \stackrel{\approx}{\geq} \gamma^{(b)}. \quad (4)$$

É claro que agora $R_i^{(b)} = \sum_{j \neq i} |r_{ij}^{(b)}|$ e $C_i^{(b)} = r_{ii}^{(b)}$.

A. Quantização Uniforme

A Figura 1 mostra um quantizador uniforme hipotético com $N_Q = 2^b$ níveis de quantização. As estatísticas do sinal em sua entrada, como a função densidade de probabilidade (*probability density function*, PDF) e a função de distribuição acumulada (*cumulative distribution function*, CDF), são neste caso completamente ignoradas no processo de quantização e o sinal é tratado como se fosse uniformemente distribuído. O quantizador possui N_Q níveis de saída $\{n_1, n_2, \dots, n_{N_Q}\}$, bem como $N_Q - 1$ limiares de decisão $\{z_1, z_2, \dots, z_{N_Q-1}\}$, igualmente espaçados, o que resulta em N_Q regiões de decisão, definidas como

$$r_u = \begin{cases} (\xi, z_u], & u = 1 \\ [z_{u-1}, z_u], & 2 \leq u \leq N_Q - 1 \\ [z_{u-1}, +\infty), & u = N_Q \end{cases} \quad (5)$$

em que $\xi = 0$ exclusivamente na quantização do valor máximo em \mathbf{y}_m e $\xi = -\infty$ para a quantização das amostras em \mathbf{y}_m .

Com o quantizador em [12], o qual utiliza operações em ponto fixo, os níveis de saída são definidos como $n_u = n_1 + S\ell$, $\forall u, \ell = 0, 1, \dots, N_Q - 1$ e os limiares de decisões

$$z_u = (n_u + n_{u+1}) / 2, \quad 1 \leq u < N_Q. \quad (6)$$

O parâmetro $S = 2^{-f}$ é um fator de escala governado por f , $f = 0, 1, \dots, b$, em que f representa o número de bits usado na resolução da parte fracionária de n_u . O nível de saída mínimo é dado por $n_1 = -S(2^{b-1})$, com $\ell = 0$, e o máximo é $n_{N_Q} = S(2^{b-1} - 1)$, com $\ell = N_Q - 1$. Notar que esses níveis não são simétricos, o que é devido à inclusão do nível 0 como um possível valor de saída, $n_{N_Q/2+1} = 0$. Por isso $|n_1| > n_{N_Q}$.

Na estratégia adotada para quantizar os dados, \mathbf{y}_m é normalizado pelo seu valor máximo absoluto (real ou imaginário), resultando no vetor $\mathbf{y}_m^n = \mathbf{y}_m / y_{m_{\max}}^{(b)}$, em que b_{\max} é o número de bits usado para a quantização dos valores máximos dos M

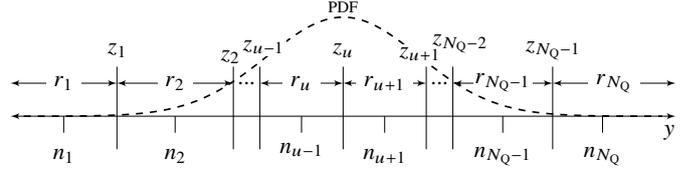


Fig. 2: Quantizador não uniforme hipotético.

vetores \mathbf{y}_m . Assim garante-se que $\{-1 \leq \mathbf{y}_m^n \leq 1\}$ devido à quantização de $y_{m_{\max}}$. Na quantização dos máximos, o nível de saída mínimo do quantizador é dado por $n_1 = 0$, com $\ell = 0$, e o máximo é $n_{N_Q} = S(2^{b-1})$, com $\ell = N_Q - 1$, $\xi = 0$. Dado que agora $\{-1 \leq \mathbf{y}_m^n \leq 1\}$, como um último processo de preparação para a quantização, os vetores normalizados são ponderados por n_{N_Q} , gerando $\mathbf{y}_m^{\text{np}} = S(2^{b-1} - 1) \mathbf{y}_m^n$, fazendo com que a faixa dinâmica do sinal na entrada do quantizador fique entre os limites $\{-S(2^{b-1} - 1) \leq \mathbf{y}_m^{\text{np}} \leq S(2^{b-1} - 1)\}$. Assim é possível controlar as chances de haver amostras do sinal fora da faixa dinâmica do quantizador pelo controle de b_{\max} . Notar que $\{-1 \leq \mathbf{y}_m^n \leq 1\}$ se $y_{m_{\max}}$ não fosse quantizado antes da normalização.

O próximo passo consiste em quantizar \mathbf{y}_m^{np} . Feito isto, $\mathbf{y}_m^{\text{np}(b)}$ e $y_{m_{\max}}^{(b_{\max})}$ são enviados ao CF através do canal de controle, onde os dados são recuperados a fim de gerar a estatística de teste e decisão final. Especificamente, o CF faz a operação

$$\mathbf{y}_m^{(b)} = \frac{y_{m_{\max}}^{(b_{\max})}}{S(2^{b-1} - 1)} \mathbf{y}_m^{\text{np}(b)} \quad (7)$$

seguida pelos passos descritos no início da Seção III. Ou seja, a formação da matriz $\mathbf{Y}^{(b)}$, o cálculo de $\mathbf{R}^{(b)}$ e aplicação de (4).

B. Quantização Não Uniforme

Este modelo requer o conhecimento das estatísticas do sinal na entrada do quantizador. Como as amostras recebidas pelos RCs são diretamente enviadas ao CF, as estatísticas dos sinais que trafegam o canal de controle possuem distribuição Gaussiana com média zero. Assim, sob hipótese \mathcal{H}_0 , PDF e CDF, por dimensão complexa, são descritas, respectivamente, como $f(y|\mathcal{H}_0) = e^{-y^2/\sqrt{\pi}}$, e $F(y|\mathcal{H}_0) = \int_{-\infty}^y f(y|\mathcal{H}_0) dy = 1 - \frac{1}{2} \text{erfc}(y)$, sendo $\text{erfc}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_x^{\infty} e^{-t^2} dt$ a função erro complementar. Por simplicidade na notação, a variável y denota a k -ésima amostra do m -ésimo RC a ser quantizada. Sob hipótese \mathcal{H}_1 , $f(y|\mathcal{H}_1) = e^{-y^2 \sigma_{v_m}^2 / (\sigma_x^2 + \sigma_{v_m}^2)} / (\pi(\sigma_x^2 + \sigma_{v_m}^2) / \sigma_{v_m}^2)^{1/2}$, e $F(y|\mathcal{H}_1) = 1 - \frac{1}{2} \text{erfc}(y \sigma_{v_m} / (\sigma_x^2 + \sigma_{v_m}^2)^{1/2})$.

A Figura 2 mostra um exemplo hipotético de um quantizador não uniforme com $N_Q = 2^b$ níveis. A escolha dos níveis, que em geral não mais serão igualmente espaçados, são agora dependentes da PDF do sinal em sua entrada. Cada nível é definido como o centro de massa da PDF em cada região de quantização r_u , conforme descrito em (5) com $\xi = -\infty$. Ou seja,

$$n_u = \frac{\int_{r_u} y f(y) dy}{\int_{r_u} f(y) dy}, \quad 1 \leq u \leq N_Q \quad (8)$$

tal que $\int_{r_u} y f(y) dy$ corresponde ao valor esperado de y em $r_u = \int_{r_u} f(y) dy$.

1) *Quantizador de máxima entropia de saída (maximum output entropy, MOE) [13]*: para a máxima entropia de saída os limiares de decisão z_u devem ser calculados de tal forma que $r_u = \int_{r_u} f(y)dy = 1/N_Q, \forall u$. Feito isso, cada nível de saída terá probabilidade $p_u = \Pr\{n_u\} = 1/N_Q, \forall u$, no qual a entropia total de saída resulta em $H = -\sum_u p_u \log_2(p_u) = b$. Os limiares podem ser facilmente obtidos por meio da inversão da CDF do sinal de entrada, a função de distribuição acumulada inversa (*inverse cumulative distribution function, ICDF*), dada por $F^{-1}(\bar{p}_u | \{\mu, \sqrt{2}\sigma\}) = \{z_u : F(\bar{p}_u | \{\mu, \sqrt{2}\sigma\}) = \bar{p}_u\}$. As variáveis μ e σ são a média e o desvio padrão de y , respectivamente, e $\bar{p}_u = u/N_Q, 1 \leq u \leq N_Q - 1$, são os valores de probabilidade tal que $\int_{-\infty}^{z_u} f(y)dy = \bar{p}_u$. Assim, sob hipótese \mathcal{H}_0 , o u -ésimo limiar de decisão do m -ésimo RC pode ser escrito como $z_{u_m} | \mathcal{H}_0 = F^{-1}(\bar{p}_{u_m} | \{0, 1\})$ e sob hipótese \mathcal{H}_1 $z_{u_m} | \mathcal{H}_1 = F^{-1}(\bar{p}_{u_m} | \{0, ((\sigma_x^2 + \sigma_{v_m}^2)/\sigma_{v_m}^2)^{1/2}\})$ por dimensão complexa. O próximo passo consiste em aplicar (8) para obter os níveis de saída do quantizador.

2) *Quantizador de mínimo erro médio quadrático (minimum mean square error, MMSE) [14]*: o algoritmo iterativo de Lloyd-Max é usado para encontrar os melhores valores de n_u a fim de que o erro médio quadrático (*mean square error, MSE*) entre o sinal contínuo de entrada y e sua versão quantizada discreta n_u seja mínimo. Como o cálculo de n_u em (8) exige o conhecimento de z_u em (6), e o cálculo de z_u requer n_u , primeiramente é comum arbitrar-se os valores iniciais de n_u e fazer o primeiro cálculo de z_u . A partir deste ponto o algoritmo recursivamente calcula novos limiares de decisão e níveis de saída até que uma convergência seja alcançada. Em outras palavras o algoritmo de Lloyd-Max encontra os valores de n_u e z_u sob o critério minimize $\sum_{u=1}^{N_Q} \int_{r_u} (y - n_u)^2 f(y)dy$ sendo n_u e z_u as variáveis de otimização. O critério de parada é baseado em um valor máximo de distorção alvo. Se o erro quadrático médio for maior que o valor máximo de distorção calculam-se novos valores para n_u e z_u .

IV. RESULTADOS NUMÉRICOS

Para a análise de desempenho foram configurados dois cenários de sensoriamento espectral cooperativo centralizado no qual $M = 5$ RCs de antena única monitoram os sinais de um UP. No primeiro cenário cada RC envia $N = 250$ amostras complexas coletadas do sinal recebido ao CF, via canal de controle, a cada período de sensoriamento. No segundo cenário cada RC envia $N = 500$ amostras. A relação sinal-ruído (RSR) média usada em cada sensor foi $-12, -11, -10, -9$ e -8 dB e a atividade do UP foi simulada como uma variável aleatória de Bernouli, com 50% inativo, para contagem de falsos alarmes, e 50% ativo, para contabilizar detecções, para a maior incerteza sobre sua frequência de ocupação. Ainda, na análise em mãos, com $P_{\mathcal{H}_0} \neq P_{\mathcal{H}_1} \neq 0.5$ não haveria qualquer mudança em P_{fa} e P_d , dado que o poder estatístico do detector não sofre influência da atividade do UP. Foram usados $b = 2, 3$ e 4 bits de quantização. Na quantização uniforme o número de bits da parte fracionária de n_u foi ajustado para $f = b$, uma vez que $\{-1 \lesssim \mathbf{y}_m^i \lesssim 1\}$, e o número de bits para quantizar os valores máximos em \mathbf{y}_m foi configurado para $b_{\max} = 3$, com $f = 1$ já que normalmente $y_{m_{\max}} > 1$.

Os desempenhos são analisados por meio da curva característica de operação do receptor (*receiver operating characteristic, ROC*), que relaciona P_{fa} e P_d . Cada ponto desta curva foi gerado por eventos de Monte Carlo com 10^5 realizações. Em todos os casos a curva sem quantização, ROC não quantizada, em que os dados brutos são diretamente enviados ao CF, permite uma comparação com as ROCs obtidas com a quantização uniforme e não uniforme (MOE e MMSE). Todas as simulações foram feitas no *software* MATLAB®.

A Figura 3(a) foi gerada com $b = 4$ bits. Com $N = 250$ ou 500 todas as curvas têm praticamente o mesmo desempenho. Tal fato revela que o detector GRCR possui poder estatístico para operar sem grandes perdas mesmo com baixa resolução do sinal recebido no CF. Por terem quase os mesmos desempenhos, ressalta-se que a quantização uniforme é mais atrativa neste caso pela simplicidade de implementação, não necessitando conhecer qualquer estatística do sinal na entrada do quantizador, como a PDF e/ou a CDF/ICDF.

Com $b = 3$, Figura 3(b), os desempenhos são ligeiramente diferentes, sendo que com $N = 250$ as diferenças são um pouco maiores. Ou seja, N influencia o desempenho de cada quantizador de forma distinta. Porém as perdas são baixas, com $N = 250$ e 500 , comparadas com a curva sem quantização. Como a curva com quantização uniforme continua próxima às curvas MMSE e MOE, a escolha do quantizador mais adequado pode ser feita em função dos requisitos de desempenho e do conhecimento das estatísticas do sinal. Admitindo-se que as densidades são conhecidas, mas com requisitos de desempenhos não elevados, o quantizador uniforme ainda pode ser a melhor escolha.

Com apenas $b = 2$ bits, Figura 3(c), nota-se que, apesar das perdas, as curvas MMSE e MOE obtiveram desempenhos bastante superiores às respectivas curvas com quantização uniforme. A influência de N ainda pode ser vista (a diferença entre a curva sem quantização e as curvas quantizadas continua maior com $N = 250$). Neste caso a distorção imposta pelo quantizador uniforme foi de tal forma elevada que prejudicou severamente o desempenho do detector. Ainda assim, com $b = 2$ bits apenas, é possível alcançar desempenhos próximos ao ideal (curva sem quantização) se a quantização não uniforme for implementada.

Em termos de classificação geral, com $b < 4$ os resultados com o quantizador MMSE foram os melhores, seguidos pelos resultados com os quantizadores MOE e uniforme.

Obviamente que a alteração do cenário resultará em diferentes desempenhos. Apenas como exemplo, em cenários com i) $100 \leq N < 250$ e $M = 5$ (mesmos valores de RSR), ii) $M = 5$, RSRs inferiores e $100 \leq N \leq 500$ e iii) $M = 3$, RSRs inferiores/superiores e $100 \leq N \leq 500$, todas as conclusões apresentadas são mantidas.

V. CONCLUSÕES

O artigo apresentou uma análise de desempenho, via simulação, do novo detector, denominado Teorema dos Círculos de Gerschgorin (*Gerschgorin radii and centers ratio, GRCR*), no sensoriamento espectral cooperativo centralizado sob o efeito da quantização uniforme e não uniforme das

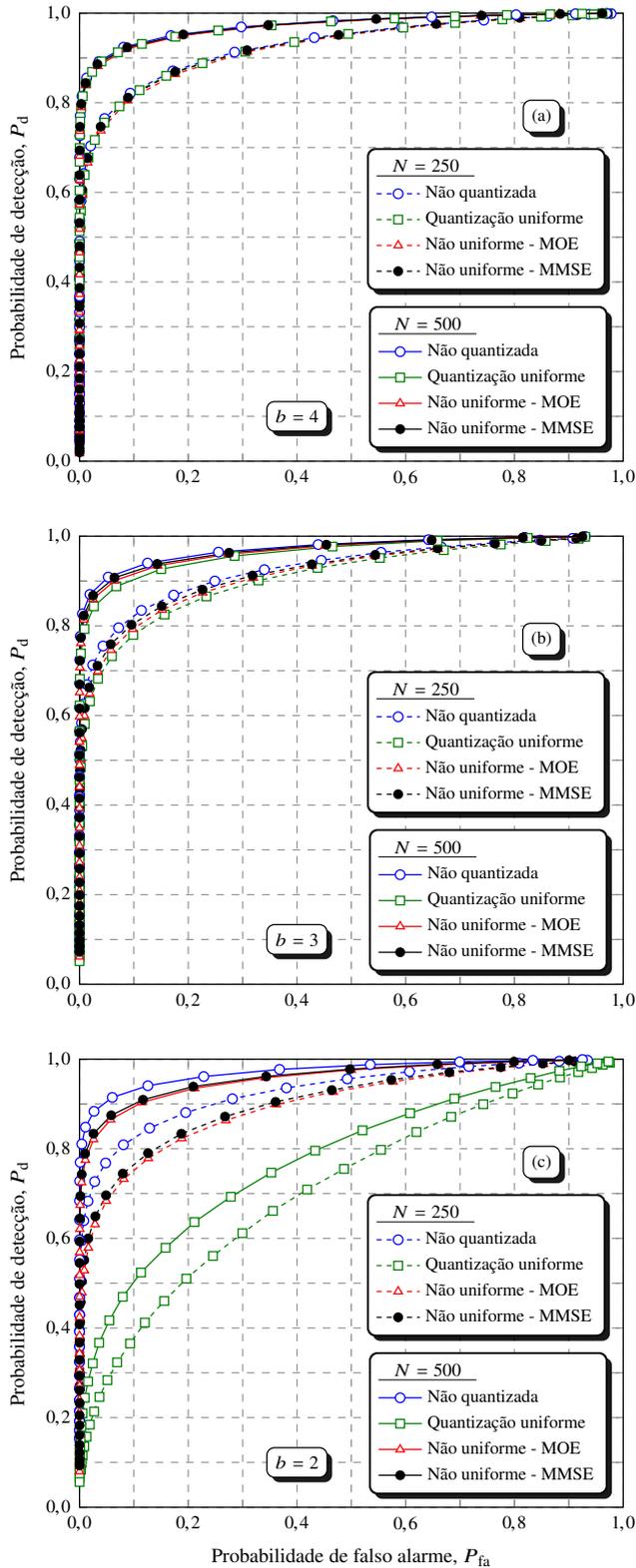


Fig. 3: ROCs GRCR com fusão de dados não quantizados e com quantização uniforme e não uniforme (MOE/MMSE) com $b = 4$ (a), $b = 3$ (b) e $b = 2$ (c) bits de quantização, com $N = 250$ e $N = 500$ amostras coletadas.

amostras de sensoriamento enviadas ao centro de fusão (CF). Foram utilizadas $N = 250$ e 500 amostras e os resultados mostraram que, mesmo com poucos bits, $b = \{4, 3, 2\}$, o novo detector é bastante robusto às distorções dos sinais

devido à quantização. Além disso, foi visto que a quantização uniforme pode ser preferida quando o número de bits é superior a $b = 2$ devido ao desempenho obtido e à não necessidade do conhecimento das estatísticas do sinal. Com $b = 2$ a quantização não uniforme proporciona resultados bastante superiores. O número de amostras enviadas, N , influencia de forma distinta o desempenho do detector em cada esquema de quantização.

Admitiu-se apenas o erro de quantização nos sinais enviados ao CF (canal de controle perfeito). Assim, avaliar o GRCR sob erros neste canal é uma oportunidade para novas pesquisas. Os resultados também poderiam ser comparados com os obtidos pela fusão de decisões (equivalente à quantização com $b = 1$), com e/ou sem erros no canal de controle, bem como com e/ou códigos corretores de erros. Ainda, em uma versão mais completa poder-se-ia incluir outros detectores, tais como GLRT, MMED, MED e ED (considerando ou não as novas abordagens) para fins de comparação. Tudo isso ainda poderia ser avaliado sob o efeito do ruído dinâmico e da estimativa do desvio padrão do ruído em cada sensor.

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, 2016.
- [2] I. F. Akyildiz, B. F. Lo, and R. Balakrishnan, "Cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks: a survey," *Physical commun.*, vol. 4, no. 1, pp. 40–62, 2011.
- [3] B. Nadler, F. Penna, and R. Garello, "Performance of eigenvalue-based signal detectors with known and unknown noise level," in *Commun. (ICC), 2011 IEEE Int. Conf. on*. IEEE, 2011, pp. 1–5.
- [4] R. C. D. V. Bomfim, R. A. A. de Souza, and D. A. Guimarães, "Circular folding cooperative power spectral density split cancellation algorithm for spectrum sensing," *IEEE Commun. Lett.*, vol. 21, no. 2, pp. 250–253, Feb. 2017.
- [5] S. Nallagonda, S. K. Bandari, S. D. Roy, and S. Kundu, "Performance of cooperative spectrum sensing with soft data fusion schemes in fading channels," in *2013 Annu. IEEE India Conf. (INDICON)*, Dec. 2013, pp. 1–6.
- [6] Y. Chen, "Improved energy detector for random signals in Gaussian noise," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 9, no. 2, pp. 558–563, Feb. 2010.
- [7] D. A. Guimarães, "Robust test statistic for cooperative spectrum sensing based on the Gerschgorin circle theorem," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 2445–2456, 2018.
- [8] S. K. Sharma, T. E. Bogale, S. Chatzinotas, B. Ottersten, L. B. Le, and X. Wang, "Cognitive radio techniques under practical imperfections: a survey," *IEEE Commun. Surveys Tuts.*, vol. 17, no. 4, pp. 1858–1884, Fourthquarter 2015.
- [9] A. Ghasemi and E. S. Sousa, "Collaborative spectrum sensing for opportunistic access in fading environments," in *First IEEE Int. Symp. on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, 2005. DySPAN 2005.*, Nov. 2005, pp. 131–136.
- [10] A. Ahmed, Y. F. Hu, and J. M. Noras, "Noise variance estimation for spectrum sensing in cognitive radio networks," *AASRI Procedia*, vol. 9, pp. 37–43, 2014.
- [11] Z. Ye, G. Memik, and J. Grosspietsch, "Energy detection using estimated noise variance for spectrum sensing in cognitive radio networks," in *2008 IEEE Wireless Commun. and Networking Conf.*, Mar. 2008, pp. 711–716.
- [12] MathWorks. (2016, Dec.) PDF documentation for fixed-point designer. FPTUG.pdf. [Online]. Available: https://www.mathworks.com/help/pdf_doc/fixedpoint/index.html?s_cid=doc_ftr
- [13] D. Messerschmitt, "Quantizing for maximum output entropy," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 17, no. 5, pp. 612–612, Sep. 1971.
- [14] J. Max, "Quantizing for minimum distortion," *IRE Trans. Inf. Theory*, vol. 6, no. 1, pp. 7–12, Mar. 1960.