

# AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO DE ESQUEMAS DE IDENTIFICAÇÃO CEGA DE CANAIS BASEADOS EM SUPERAMOSTRAGEM

JURACI FERREIRA GALDINO<sup>†</sup> e MARCELO SAMPAIO DE ALENCAR<sup>‡</sup>

<sup>†</sup>Departamento de Engenharia Elétrica - Instituto Militar de Engenharia

<sup>‡</sup>Departamento de Engenharia Elétrica - Universidade Federal da Paraíba

E. mail: {galdino,malencar}@dee.ufpb.br

## RESUMO

Este trabalho apresenta os resultados do estudo computacional do desempenho da técnica de subespaço (MS), correlação cruzada (CR), *Two-Step Maximum Likelihood* (TSML) e *Batch Least Squares Smoothing* (BLSS) para realizar identificação cega de canais invariantes e variantes com desvanecimento rápido. Os resultados de simulações apresentados mostram que, para o caso de canal invariante, as técnicas apresentam bom desempenho, especialmente a técnica TSML. No entanto, para o caso de canal variante as técnicas não exibem a propriedade de convergência finita e os resultados mostram degradação na qualidade das estimativas. Neste caso, a técnica BLSS é a que apresenta melhor desempenho.

## 1. INTRODUÇÃO

RECEPTORES cegos permitem aumentar consideravelmente a vazão dos sistemas de comunicação que envolvem canais com desvanecimento rápido. Atualmente, existe uma grande quantidade de técnicas com esta finalidade, as quais podem ser classificadas em três categorias: equalização (filtragem inversa) cega, identificação cega da Resposta Impulsional (RI) do canal seguida de uma técnica de detecção dos símbolos transmitidos e, por fim, os esquemas que realizam estimação conjunta (canal e seqüência de símbolos). Cada uma dessas abordagens possui vantagens, desvantagens e atuantes áreas de pesquisas. Este trabalho discute o problema de identificação cega da RI do canal, bloco básico para implementação de receptores cegos que pertencem à segunda categoria.

Quando o sinal na entrada do receptor (processamento em banda básica) é amostrado na taxa de símbolos, o processo aleatório discreto resultante é comumente modelado como estacionário em sentido amplo [1]. Tendo em vista que as estatísticas de segunda ordem desses processos não preservam sua informação de fase, a seqüência obtida não possui informação suficiente para estimar sistemas com comportamento de fase arbitrário. Nessas situações, para realizar a identificação cega é indispensável o uso de momentos estatísticos de ordem superior (EOS) a dois [2]. Essa abordagem representa uma ferramenta matemática poderosa para estimar canais invariantes com respostas arbitrárias, além de não ser afetada por ruído aditivo gaussiano. No entanto, os algoritmos desenvolvidos apresentam baixa velocidade de

convergência, o que inviabiliza a aplicação desta abordagem para canais variantes no tempo.

Uma alternativa ao uso de EOS é a adoção de diversidade temporal (superamostragem) e/ou espacial (conjunto de sensores). Com essa abordagem, na entrada do receptor dispõe-se de um processo escalar ciclo-estacionário ou um processo vetorial estacionário, que contém informação suficiente para realizar identificação cega da RI do canal usando-se apenas estatísticas de segunda ordem (SOE), desde que determinadas condições sejam atendidas. A grande vantagem dessa técnica em relação às que empregam EOS é velocidade de convergência.

Desde [3] diversas técnicas baseadas na propriedade de cicloestacionariedade têm sido propostas [4]-[9]. Essas técnicas foram desenvolvidas admitindo-se canais invariantes e com memória conhecida.

De acordo com o modelo assumido pela seqüência transmitida as técnicas baseadas em superamostragem podem ser classificadas como determinísticas [13] ou estocásticas [14]. As técnicas determinísticas conseguem estimar a RI do canal sem erro, na ausência de ruído, utilizando uma quantidade finita de dados, propriedade esta comumente referida como convergência finita. Os métodos estocásticos, por outro lado, geralmente não exibem esta propriedade.

A propriedade de convergência finita é extremamente importante em canais rapidamente desvanecidos. Pois, nesses casos, a RI do canal deve ser estimada em um curto intervalo de tempo, a janela de dados é pequena e propriedades estatísticas não podem ser reproduzidas com precisão. Outras propriedades importantes para identificação cega de canais variantes é o desenvolvimento de procedimentos adaptativos que acompanhem as variações do canal, mantendo a qualidade do enlace durante a conexão. Por fim, é extremamente interessante o desenvolvimento de algoritmos com baixa complexidade computacional. Apesar da grande quantidade de técnicas existentes, nenhuma delas conjuga estas propriedades.

Neste trabalho realiza-se um estudo comparativo de algumas técnicas propostas na literatura para realizar identificação cega de canal, usando superamostragem. Quatro técnicas são avaliadas: o método dos subespaços (SS), correlação cruzada (CR), *Two-Step Maximum Likelihood* (TSML) e *Batch Least Squares Smoothing* (BLSS). Estas técnicas são implementadas em *batch* e possuem a propriedade de convergência finita.

As simulações apresentadas contemplam canais invariantes e variantes. Apesar das técnicas aqui investigadas serem desenvolvidas admitindo-se canais invariantes, a consi-

Os autores agradecem a Waslon Terlizzie Araújo Lopes pela colaboração para realização deste trabalho e ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pelo apoio financeiro.

deração de canais variantes é importante tendo em vista que um dos principais cenários para aplicação dessas técnica é o de comunicação móveis.

O trabalho é dividido da seguinte forma. Na seção 2 são apresentadas as técnicas aqui investigadas, na seção 3 são apresentados os resultados de simulações e, por fim, na seção 4 apresentam-se as conclusões do trabalho.

## 2. TÉCNICAS DE IDENTIFICAÇÃO CEGA DE CANAL BASEADAS EM SUPERAMOSTRAGEM.

A Figura 1 apresenta a notação que será adotada ao longo deste trabalho. Nesta figura,  $s(k)$  denota o sinal na entrada do canal, os  $\mathbf{h}_i$ 's denotam os sub-canais de comunicação e  $\mathbf{x}_i(k)$  representa o sinal na saída do  $i$ -ésimo sub-canal sem ruído. Além disso,  $\boldsymbol{\eta}(k)$  representa o ruído aditivo, modelado por um processo gaussiano branco com média nula e matriz de covariância conhecida. Por fim,  $\mathbf{y}(k)$  representa a observação. Na aplicação de identificação cega apenas  $\mathbf{y}(k)$  é observado.

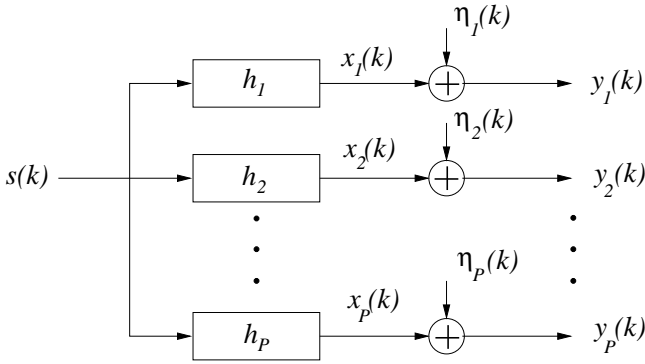


Fig. 1 - Diagrama de bloco do sistema de comunicação simulado.

Os sub-canais apresentados na Figura 1 podem ser obtidos adotando-se taxa de amostragem com fator de superamostragem igual a  $P$ , ou seja adotando-se taxa de amostragem na recepção igual a  $P/T$ , segundo procedimento discutido em [10], sendo  $T$  o intervalo de símbolo.

A saída no instante de tempo  $k$  do  $m$ -ésimo sub-canal,  $y_m(k)$ , é dado por

$$y_m(k) = \sum_{l=0}^L h_m(l) s(k-l) + \eta_m(k) \quad (1)$$

para  $m = 1, \dots, P$  e  $k = 1, \dots, N$ .

Agrupando-se  $W$  símbolos dos  $P$  sub-canais em  $\mathbf{y}_k$  tem-se  $\mathbf{y}(k) = (\mathbf{y}_1(k), \dots, \mathbf{y}_P(k))^T$ , sendo

$$\mathbf{y}_m(k) = (y_m(k+W-1), \dots, y_m(k))^T \quad (2)$$

com  $(\cdot)^T$  denotando o operador transposto. A partir desta notação pode-se expressar  $\mathbf{y}(k)$  como,

$$\mathbf{y}(k) = \mathcal{H}\mathbf{s}(k) + \boldsymbol{\eta}(k) \quad (3)$$

sendo  $\mathcal{H}$  denominada matriz de filtragem do canal e é dada por

$$\mathcal{H} \triangleq \Phi(\mathbf{h}, P, L+1, W) = (\mathcal{H}_1^T, \dots, \mathcal{H}_P^T)^T \quad (4)$$

com  $\mathbf{h} = (\mathbf{h}_1^T, \mathbf{h}_2^T, \dots, \mathbf{h}_P^T)$ ,  $\mathbf{h}_m = (h_m(0), \dots, h_m(L))^T$  e  $\mathcal{H}_m$  dado por

$$\mathcal{H}_m \triangleq \underbrace{\begin{pmatrix} h_m(0) & \dots & h_m(L) \\ & \ddots & \\ & & h_m(0) & \dots & h_m(L) \end{pmatrix}}_{W \text{ linhas e } (W+L) \text{ Colunas}}, \quad (5)$$

$\mathbf{s}(k) = (\mathbf{s}_1(k), \dots, \mathbf{s}_P(k))^T$ , com

$$\mathbf{s}_m(k) = (s_m(k+W-1), \dots, s_m(k)) \quad (6)$$

e  $\boldsymbol{\eta}(k) = (\boldsymbol{\eta}_1(k), \dots, \boldsymbol{\eta}_P(k))^T$ , com

$$\boldsymbol{\eta}_m(k) = (\eta_m(k+W-1), \dots, \eta_m(k)) \quad (7)$$

A saída considerando-se a massa de dados de  $N$  amostras em cada sub-canal pode ser representada por

$$\mathbf{y} = \tilde{\mathcal{H}}\mathbf{s} + \boldsymbol{\eta}, \quad (8)$$

com  $\tilde{\mathcal{H}} \triangleq \Phi(\mathbf{h}, P, L+1, N)$ , sendo  $\mathbf{y}$ ,  $\mathbf{s}$  e  $\boldsymbol{\eta}$  definidos de forma similar a  $\mathbf{y}(k)$ ,  $\mathbf{s}(k)$  e  $\boldsymbol{\eta}(k)$  apenas considerando-se janela de dados de  $N$  amostras ao invés de  $W$  amostras.

O objetivo dos métodos apresentados a seguir é o de estimar  $\mathbf{h}$  de forma única, admitindo-se apenas ambiguidade de fase, a partir de  $\mathbf{y}$ .

### 2.1 Método dos Subespaços

O método dos subespaço (MS) é baseado na decomposição do espaço de observação em dois subespaços vetoriais ortogonais: subespaço sinal e subespaço ruído. O subespaço sinal representa o espaço vetorial no qual a RI do canal está contida. A abstração geométrica ao considerar estes subespaços como ortogonais equivale, na teoria de processos estocásticos, a conjectura de independência estatística destes dois processos. Tal independência, por seu turno, é uma suposição razoável em função da própria independência física destes sinais.

A partir do trabalho [11] diversas técnicas de subespaços foram propostas. No entanto, aqui foi simulada a abordagem apresentada em [5]. De acordo com essa abordagem a identificação do canal é obtida estimando a autocorrelação de  $\mathbf{y}$ ,

$$\hat{\mathbf{R}}_y = \frac{1}{N-W+1} \sum_{n=0}^{N-W} \mathbf{y}(k) \mathbf{y}(k)^H \quad (9)$$

e realizando sua decomposição em valores singulares

$$\hat{\mathbf{R}}_y = [\hat{\mathbf{S}}, \hat{\mathbf{G}}] \hat{\Sigma} [\hat{\mathbf{S}}, \hat{\mathbf{G}}]^H \quad (10)$$

sendo que  $\hat{\mathbf{G}}$  contém os autovetores associados ao subespaço do ruído. Em [5] mostrou-se que se os sub-canais não compartilham zeros, eles podem ser identificados por

$$\hat{\mathbf{H}} = \min_{\mathbf{H}} \mathbf{H}^H \mathbf{Q} \mathbf{H}, \quad (11)$$

com  $\mathbf{Q}$  dado por

$$\mathbf{Q} = \sum_{i=1}^{PW-L-W} \hat{g}_i \hat{g}_i^H, \quad (12)$$

na qual  $\hat{\mathbf{G}}_i$  representa a matriz de filtragem obtida a partir de  $\hat{\mathbf{G}}$ .

Para evitar a solução trivial,  $\mathbf{H} = \mathbf{0}$ , deve-se admitir alguma restrição sobre  $\mathbf{H}$ . Em geral adotando-se uma restrição quadrática (canal normalizado  $\|\mathbf{H}\| = 1$ ) ou, uma restrição linear  $\mathbf{b}^H \mathbf{H} = \mathbf{1}$ , para algum dado vetor complexo  $\mathbf{b}$ . Vale ressaltar que a necessidade de impor uma restrição no canal de comunicação não representa uma deficiência do método, mas sim uma limitação imposta pelo problema de identificação cega. Todas as técnicas de identificação cega identificam o canal com ambiguidade. Cujo efeito nos receptores cegos pode ser resolvido com a adoção de modulação diferencial.

## 2.2 Método de Correlação Cruzada

No método de correlação cruzada (CR) assume-se que a entrada é desconhecida, porém determinística. A técnica é desenvolvida a partir da constatação de que as saídas dos  $P$  sub-canais são correlacionadas pela entrada comum [10]. Tomando-se as  $i$ -ésima e  $j$ -ésima saídas, tem-se:

$$x_i(k) = h_i(k) \odot s(k) \quad (13)$$

$$x_j(k) = h_j(k) \odot s(k) \quad (14)$$

sendo que  $\odot$  denota convolução soma. A partir das equações apresentadas acima e da propriedade de comutatividade do operador  $\odot$ , pode-se mostrar que

$$h_j(k) \odot x_i(k) = h_i(k) \odot x_j(k). \quad (15)$$

Representando-se a operação convolução soma na forma vetorial e, considerando-se sucessivas amostras das saídas destes sub-canais, tem-se,

$$[\mathbf{X}_i(L) \quad -\mathbf{X}_j(L)] \begin{bmatrix} \mathbf{h}_j \\ \mathbf{h}_i \end{bmatrix} = \mathbf{0} \quad (16)$$

sendo,

$$\mathbf{X}_m(L) \triangleq \begin{bmatrix} x_m(L) & \cdots & x_m(2L) \\ x_m(L+1) & \cdots & x_m(2L+1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_m(N-L) & \cdots & x_m(N) \end{bmatrix} \quad (17)$$

e  $\mathbf{h}_m \triangleq [h_m(L), \dots, h_m(0)]^T$ ,

Considerando-se o efeito do ruído aditivo e combinando-se todos os pares distintos dos  $P$  sub-canais, pode-se escrever um sistema de equações lineares com incógnitas representando o canal de comunicação. Fazendo-se

$$\mathbf{H} \triangleq [\mathbf{h}_1^T, \dots, \mathbf{h}_M^T]^T \quad (18)$$

e  $\mathcal{Y}(L)$  com dimensão igual a  $(N-L+1)[P(P-1)/2] \times (L+1)P$ , obtido a partir das saídas ruidosas dos sub-canais [10], o problema de identificação de sub-canais que não compartilha zeros pode ser resolvido por,

$$\hat{\mathbf{H}} = \min_{\mathbf{H}} \|\mathcal{Y}(L) \mathbf{H}\|^2. \quad (19)$$

A solução da Equação 19 pode ser obtida com o uso de ferramentas matemáticas e restrições sobre o canal de comunicação similares as utilizadas pelo MS.

## 2.3 Two-Step Maximum Likelihood

O método TSML [12] foi desenvolvido a partir do critério de máxima verossimilhança e envolve dois passos de minimização. Em cada passo uma função quadrática é minimizada. Nesse processo de otimização o primeiro passo é equivalente ao método CR e o segundo passo pode ser visto como um método CR ponderado.

Admitindo-se que os sub-canais não compartilham zeros, o critério propõe estimar o canal com

$$\mathbf{H}_c = \min_{\mathbf{H}} \|\mathcal{X}(L) \mathbf{H}\|^2. \quad (20)$$

para produzir  $\mathbf{H}_c$  e

$$\hat{\mathbf{H}} = \min_{\mathbf{H}} \|\mathcal{G}_c(L) \mathbf{H}\|^2. \quad (21)$$

sendo  $\mathcal{G}_c(L)$  obtido a partir de  $\mathbf{H}_c$  [12].

## 2.4 Batch Least Squares Smoothing

A técnica BLSS [13] é obtida a partir do isomorfismo entre os subespaços do sinal transmitido e do subespaço de saída dos sub-canais. De acordo com esta técnica se o sub-canais não apresentarem zeros comuns e se a seqüência transmitida apresentar complexidade linear superior a  $2 \cdot L + 2 \cdot \left(\frac{L}{P-1}\right)$ , o canal pode ser estimado por,

$$\mathbf{H}_c = \max_{\mathbf{H}} \left\| \mathbf{H}^H \mathbf{E} \right\|^2$$

sendo  $\mathbf{E}$  a matriz do erro de projeção de  $s(t)$  no subespaço de saída [13].

## 3. RESULTADOS DAS SIMULAÇÕES

Nesta seção são apresentados e discutidos os resultados das simulações. Diversos ensaios contemplando canais invariantes e variantes foram implementados a fim de comparar o desempenho dos métodos investigados. Os esquemas são avaliados com relação ao erro médio quadrático de estimativa (EMQ) de canal medido em dB, que para o caso de canal invariante é dado por,

$$\text{EMQ(dB)} = 10 \cdot \log_{10} \left( \frac{1}{NB} \sum_{i=1}^{NB} \left\| \mathbf{H} - \hat{\mathbf{H}}_i \right\|^2 \right). \quad (22)$$

Na Equação 22  $\hat{\mathbf{H}}_i$  denota a estimativa de canal obtida no  $i$ -ésimo bloco de informação,  $NB$  representa a quantidade de blocos de tamanho  $N$  consideradas nas simulações. Em todas as simulações utilizou-se  $NB = 100$  e transmissão de símbolos QPSK. Além disso, para fins de comparação de desempenho das técnicas investigadas, as ambiguidades de fase foram removidas.

Para o caso de canais invariantes os esquemas de identificação cega de canal são comparados variando-se à razão sinal-ruído (RSR), diante do posicionamento dos zeros e em função do memória dos sub-canais. Os resultados apresentados nas Figuras 2 e 3 foram obtidos considerando-se os seguintes sub-canais

$$\mathbf{h}_1 = (1, -2 \cos \theta, 1)^T \quad \text{e} \quad \mathbf{h}_2 = (1, -2 \cos(\theta + \delta), 1)^T.$$

A Figura 2 apresenta os resultados das simulações para  $\theta = \pi/2$  e  $\delta$  variável de 0 até  $2\pi$  com incrementos de  $\pi/20$ . Admite-se ainda  $N = 30$  e RSR de 40 dB. À medida que  $\delta$  tende para zero, aproxima-se da condição de não identificação e, como pode ser visto na figura, o desempenho de todas as técnicas investigadas degrada intensamente. Esta figura revela uma ligeira superioridade da técnica TSML e observa-se que a técnica MS é a que apresenta pior desempenho. A degradação dessa técnica em relação as demais é superior a 7 dB.

A Figura 3 apresenta o desempenho dos esquemas de recepção em função da RSR adotada. Neste caso considera-se  $\theta = 0$ ,  $\delta = \pi/8$  e  $N = 30$ . As curvas mostradas nessa figura revelam a propriedade de convergência finita.

Os resultados apresentados nas Figuras 2 e 3 indicam superioridade de desempenho do esquema de TSML e um pior desempenho da técnica MS.

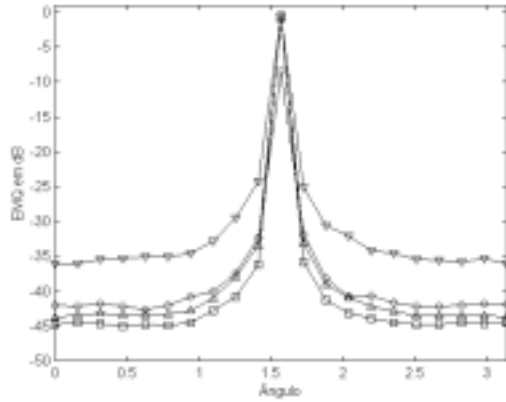


Fig. 2 - EMQ em função do posicionamento do zero do canal  $h_2$ .  $\circ$  BLSS,  $\triangle$  CR,  $\nabla$  MS e  $\square$  TSML.

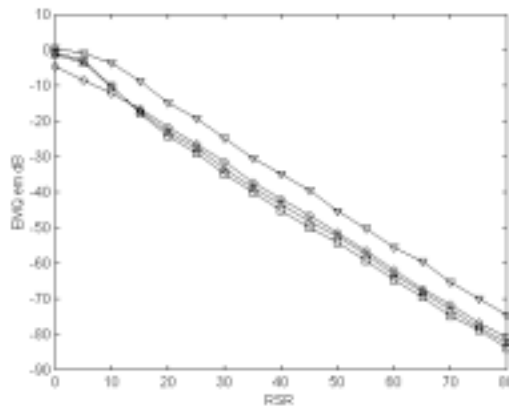


Fig. 3 - EMQ em função da RSR.  $\circ$  BLSS,  $\triangle$  CR,  $\nabla$  MS e  $\square$  TSML.

As Figuras 4 e 5 apresentam o desempenho das técnicas em função da memória dos sub-canais. Neste caso são adicionados zeros aos sub-canais de tal sorte que a condição de

identificação seja garantida. As curvas foram obtidas para RSR=40 dB e considerando-se  $P = 2$  e  $P = 4$ . Na Figura 4 observa-se uma intensa degradação de desempenho com o aumento da memória. Dentre as técnicas investigadas a técnica BLSS é a que apresenta menor sensibilidade com relação a este critério. Na Figura 5 mostra-se que o aumento da quantidade de sub-canais melhora o desempenho dos esquemas. Isto, no entanto, aumenta significativamente a complexidade computacional dos esquemas de identificação.

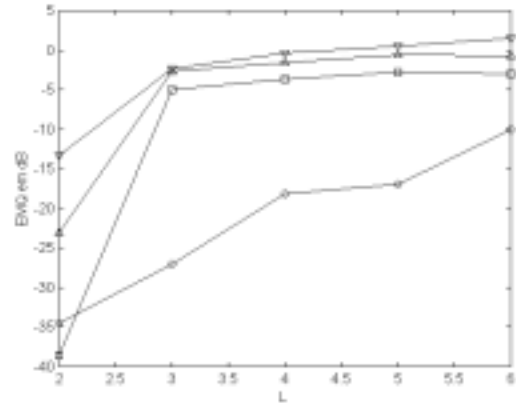


Fig. 4 - EMQ em função de  $L$  para  $P = 2$ .  $\circ$  BLSS,  $\triangle$  CR,  $\nabla$  MS e  $\square$  TSML.

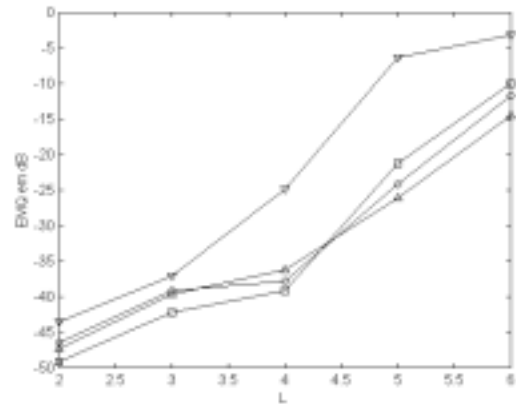


Fig. 5 - EMQ em função de  $L$  para  $P = 4$ .  $\circ$  BLSS,  $\triangle$  CR,  $\nabla$  MS e  $\square$  TSML.

A seguir são apresentados os resultados para canais variantes, caracterizados pelo efeito de desvanecimento rápido. O canal usado é modelado como um processo gaussiano WSS-US (*Wide Sense Stationary-Unrelated Scattering*) com raios igualmente espaçados a intervalos de  $T/P$ . A saída do canal sem ruído é dada por

$$y_i(n) = \sum_{i=0}^{NR} \theta_{i,n} a_{n-i,T/P}, \quad (23)$$

sendo  $T$  o intervalo de símbolo e  $\{\theta_{i,n}, i = 0, \dots, NR\}$  processos gaussianos estatisticamente independentes entre si, com

densidade espectral de potência dada por

$$G(f) = \begin{cases} \frac{\sigma_{c,i}^2}{\sqrt{1-(\frac{f}{f_D})^2}}, & |f| < f_D \\ 0, & |f| > f_D \end{cases} \quad (24)$$

na qual  $\sigma_{c,i}^2$  é a potência média do processo  $\theta_i$  e  $f_D$  é o máximo desvio Doppler [1].

Nas simulações considera-se modulação QPSK com uma taxa de símbolos de 24,3 kbaud.

Os esquemas de identificação da RI do canal são comparados diante do EMQ dado por

$$\text{EMQ}(\text{dB}) = 10 \cdot \log_{10} \left( \frac{1}{NB \cdot N} \sum_{i=1}^{NB} \sum_{k=1}^N \left\| \mathbf{H}(k) - \hat{\mathbf{H}}_i \right\|^2 \right).$$

A Figura 6 apresenta o desempenho dos esquemas de identificação cega considerados em função da  $f_D$  do canal, para RSR de 40 dB,  $N = 30$  e  $L = 2$ . Seis valores de  $f_D$  foram simulados: 0, 1, 5, 10, 50 100 e 200 Hz. Os resultados apresentados indicam que as técnicas investigadas apresentam uma intensa degradação de desempenho à medida que aumenta-se a intensidade do efeito Doppler. Todas as técnicas investigadas possuem degradação de desempenho superior a 10 dB com  $f_D$  de 10 Hz em relação ao canal invariante. Observa-se que a técnica BLSS apresenta melhor desempenho do que as demais.

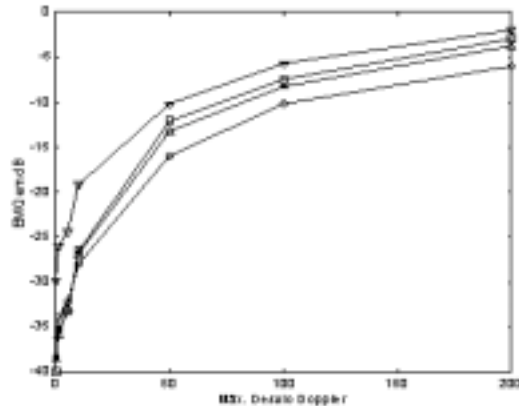


Fig. 6 - EMQ em função do Máximo Desvio Doppler.  $\circ$  BLSS,  $\triangle$  CR,  $\nabla$  MS e  $\square$  TSML.

As Figuras 7 e 8 apresentam o desempenho dos esquemas em função da RSR para  $f_D$  de 10 e 50 Hz, respectivamente. Em ambos os casos utilizou-se  $N = 30$ . Os resultados indicam que ao contrário do que ocorre para os canais invariantes (Figura 3), as técnicas não apresentam mais a propriedade de convergência finita, elas apresentam um limiar irredutível de EMQ que aumenta com a  $f_D$ .

As Figuras 9 e 10 apresentam o desempenho à medida que se aumenta a massa de dados. As curvas de EMQ foram obtidas com RSR de 40 dB, para  $N$  igual a 20, 30, 50, 100, 200 e 300 símbolos QPSK e com  $f_D = 10$  Hz (Figura 9) e  $f_D = 50$  (Figura 10). Os resultados mostram uma intensa degradação de desempenho com aumento de  $N$ , o que pode

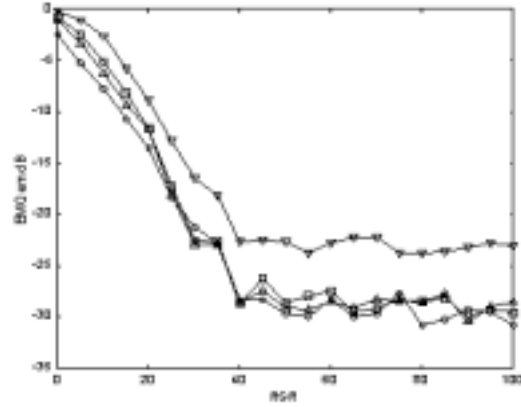


Fig. 7 - EMQ em função da RSR para  $f_D = 10$  Hz.  $\circ$  BLSS,  $\triangle$  CR,  $\nabla$  MS e  $\square$  TSML.

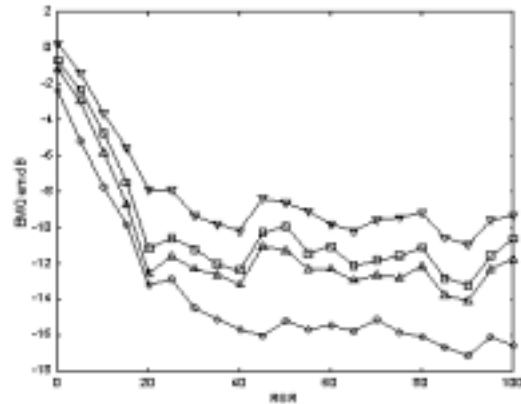


Fig. 8 - EMQ em função da RSR com  $f_D = 50$  Hz.  $\circ$  BLSS,  $\triangle$  CR,  $\nabla$  MS e  $\square$  TSML.

ser justificado pela violação da suposição de canal invariante dentro da janela de dados. Observa-se que para a  $f_D$  de 50 Hz a melhor janela de dados é a de 20 símbolos, exceto para a técnica MS, na qual a melhor janela de dados é a de 30 símbolos.

Quando se considera a transmissão por canais com desvanecimento rápido, a técnica BLSS apresenta melhor desempenho.

#### 4. CONCLUSÕES

Os resultados de simulações aqui apresentados para as técnicas de identificação cega, que se baseiam no uso de superamostragem, apresentam excelentes resultados para os canais invariantes, exceto à medida que se aumenta  $L$ . Nesta situação uma melhoria de desempenho pode ser obtida com o aumento da quantidade de sub-canais, o que implica em aumentar consideravelmente a complexidade computacional das técnicas.

Para canais variantes caracterizados pelo efeito de desvanecimento rápido, o desempenho das técnicas se degrada intensamente, mesmo com o uso de janelas de processamento com poucos dados. Os resultados apresentados indicam

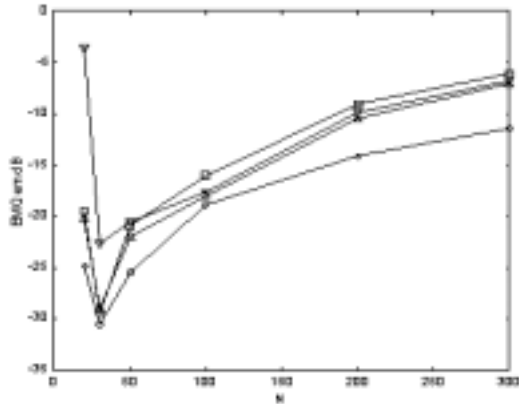


Fig. 9 - EMQ para  $f_D = 10$  Hz em função de  $N$ . o BLSS,  $\Delta$  CR,  $\nabla$  MS e  $\square$  TSML.

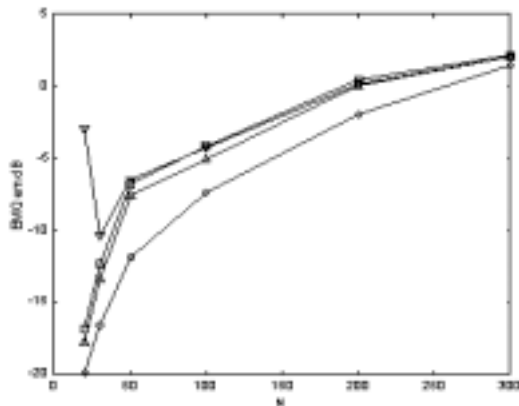


Fig. 10 - EMQ para  $f_D = 50$  Hz em função de  $N$ . o BLSS,  $\Delta$  CR,  $\nabla$  MS e  $\square$  TSML.

a necessidade do desenvolvimento de esquemas recursivos para este tipo de canal. Isto, no entanto, é difícil de se obter para as técnicas CR, MS e TSML, em função do uso de decomposição de valores singulares.

## 5. REFERÊNCIAS

- [1] J. G. Proakis. *Digital Communications*. McGraw-Hill, 1995.
- [2] F. J. Casadevall. Performance of Blind Equalization with Higher Order Statistics in Indoor Radio Environments. *IEEE Trans. Vehicular Tech.*, Vol. 46(No. 2):369-374, May. 1997.
- [3] T. Kailath, L. Tong, G. Xu. Blind Identification and Equalization Based on Second Order Statistics: A Time Domain Approach. *IEEE Trans. Information Theory*, Vol. 40(No. 2), Mar. 1994.
- [4] L. Tong G. Xu, H. Liu and T. Kailath. A Least-Squares Approach to Blind Channel Identification. *IEEE Trans. on Signal Processing*, Vol. 43(No. 12), Dez. 1995.
- [5] J.F. Cardoso, E. Moulines, P. Duhamel and S. Mayrargue. Subspace Methods for the Blind Identification of Multichannel FIR Filters. *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 43(No. 2):516-525, Feb. 1995.
- [6] B. Hassibi, L. Tong, G. Xu and T. Kailath. Blind Channel Identification Based on Second-Order Statistics: A Frequency-Domain Approach. *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 41(No. 1), Jan. 1995.
- [7] T. Kailath, L. Tong, G. Xu. Blind Channel Identification and Equalization Using Spectral Correlation Measurements, Part II: A Time-Domain Approach. *IEEE Press*, pages 437-454, 1994.
- [8] S. D. Halford and G. B. Giannakis. Blind Fractionally Spaced Equalization of Noisy FIR Channels: Direct and Adaptive Solutions. *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 45(No. 9):2277-2292, Sep. 1997.
- [9] J. K. Tugnait. Blind Equalization and Estimation of FIR Communications Channels using Fractional Sampling. *IEEE Trans. on Communications*, Vol. 44(No. 3):324-335, Mar. 1996.
- [10] L. Tong, G. Xu, H. Liu and T. Kailath. A Least-Squares Approach to Blind Channel Identification. *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 43(No. 12):2982-2993, Dec. 1995.
- [11] W. A. Gardner. A New Method of Channel Identification. *IEEE Transactions on Communications*, Vol. 39(No. 6):813-817, Jun. 1991.
- [12] Y. Hua. Fast Maximum Likelihood for Blind Identification of Multiple FIR Channels. *IEEE Trans. on Signal Processing*, Vol. 44(No. 3):661-672, March 1996.
- [13] L. Tong, Q. Zhao. Adaptive Blind Channel Estimation by Least Squares Smoothing. *IEEE Trans. on Signal Processing*, Vol. 47(No. 11):3000-3012, November 1999.
- [14] K. A. Meraim, E. Moulines and P. Loubaton Prediction Error Method for Second-Order Blind Identification. *IEEE Trans. on Signal Processing*, Vol. 45(No. 3):694-705, March 1997.