

Uso de banco de subfiltros adaptativos esparsos para identificação e equalização de canal submarino

Stéphane Crombez e Mariane Rembold Petraglia

Resumo—Este artigo apresenta um método de identificação dos parâmetros de um canal submarino, o qual é modelado como um canal MSML (*Multi Scale Multi Lag*). O método consiste na identificação dos parâmetros dos diferentes caminhos que compõem o modelo do canal usando um banco de subfiltros com coeficientes atualizados por algoritmos adaptativos derivados para sistemas esparsos. Após verificar a boa qualidade da identificação assim feita, efetuamos a equalização de canal com a ajuda dos parâmetros encontrados pelo método de identificação proposto e avaliamos a performance dessa equalização para vários níveis de ruído ambiente.

Palavras-Chave—Canal acústico submarino, transmissão sem fio, filtragem adaptativa, sistema esparsos.

Abstract—This paper presents a method for identifying the parameters of an underwater acoustic (UWA) channel, which is modeled as a MSML channel (*Multi Scale Multi Lag*). The method consists in identify the parameters of the different paths which form the UWA model using various adaptive subfilters, designed for sparse system identification. We test the good quality of the identification and then process a channel equalization using the parameters encountered during the identification process. We evaluate the performance of the equalization for different signal-to-noise ratios.

Keywords—Underwater acoustic channel, wireless transmission, adaptive filtering, sparse system.

I. INTRODUÇÃO

As transmissões sem fio em meio submarino são complexas [1]. Para processar transmissões com taxas altas, recorrem-se a métodos usados nas transmissões pelo ar, como a modulação multi-portadora OFDM, que permite a transmissão de um bloco de M dados, cada um desses dados sendo transmitido numa das M portadoras ortogonais entre si durante um tempo T_0 , em vez de enviar a sequência desses M dados numa portadora só durante o mesmo tempo T_0 , diminuindo assim a taxa de transmissão de cada portadora mas conservando a mesma taxa global [2]. Mas, pelo fato que as ondas eletromagnéticas quase não se propagam na água, é preciso usar um outro tipo de ondas: as ondas acústicas. De fato, várias réplicas do sinal transmitido chegam até o receptor, cada uma seguindo um caminho físico diferente, com uma atenuação própria e um atraso próprio, devido às diferenças de comprimento desses diversos caminhos, e também com um efeito doppler próprio devido ao movimento relativo da fonte em relação ao receptor. Além disso, os canais submarinos podem ser considerados esparsos, uma vez que existe um

número relativamente pequeno de caminhos pelos quais o sinal transmitido chega ao receptor.

Este artigo propõe um método baseado em filtragem adaptativa explorando a esparsidade do canal submarino para identificar e equalizar um canal desconhecido. O restante do artigo se organiza da seguinte maneira: a Seção II apresenta o modelo escolhido para representar o sinal recebido após a deformação por um canal submarino; a Seção III apresenta o método de filtragem adaptativa escolhido para realizar a identificação do canal submarino, e resultados com dados simulados; a Seção IV apresenta um método de equalização do canal, utilizando os parâmetros encontrados durante a fase de identificação, e resultados com dados simulados; a Seção V apresenta as conclusões.

II. SINAL TRANSMITIDO E MODELAGEM DO CANAL SUBMARINO

Esta seção tem como objetivo apresentar as notações e as características do sinal transmitido, bem como o modelo empregado neste trabalho para o canal submarino.

A. Sinal transmitido

A sequência original é uma sequência binária \mathbf{B} , cujos bits são agrupados em blocos de q bits para construir um sinal 2^q -PSK. Essa sequência PSK é denotada \mathbf{c} . Símbolos dessa sequência \mathbf{c} são agrupados em pacotes de M símbolos, a fim de construir blocos de sinal ZP-OFDM cada um com duração $T = T_0 + T_g$. Um bloco de sinal OFDM é definido da seguinte maneira:

$$\tilde{s}(t) = \left[\sum_{k=0}^{M-1} c[k] e^{j2\pi \frac{k}{T_0} t} p(t) \right] e^{j2\pi f_c t} \quad (1)$$

onde T_0 é a duração útil do bloco OFDM, T_g é a duração do intervalo de guarda em que o sinal é preenchido com zeros, f_c é a frequência da portadora, M é o número de subportadoras, $p(t)$ é a função porta entre 0 e T_0 e $c[k]$ é o k -ésimo elemento de \mathbf{c} . É esse sinal $\tilde{s}(t)$ que é transmitido pelo canal submarino.

B. Modelagem do canal submarino

O canal submarino deixa o sinal se propagar em todas as direções. Porém, o sinal chega ao receptor seguindo apenas algumas direções bem específicas, dependendo da geometria do lugar. Para cada direção pela qual chega uma réplica do sinal transmitido, se observam deformações daquele sinal: atenuação e atraso, que dependem do caminho seguido pelo sinal, e efeito doppler, que depende do caminho seguido e

das velocidades relativas entre emissor e receptor. O efeito doppler age como um escalamento no tempo no caso de um sinal contínuo, ou como uma reamostragem no caso de um sinal discreto. Assim, sendo $\tilde{s}(t)$ o sinal transmitido, o sinal $\tilde{r}(t)$ recebido é modelado da seguinte forma:

$$\tilde{r}(t) = \sum_{i=1}^I a_i \tilde{s}((1 + \beta_i)t - \tau_i) + v(t) \quad (2)$$

onde a_i é o fator de atenuação, τ_i é o atraso, β_i é o fator de escalamento, e I é o número de caminhos pelos quais o sinal consegue se propagar da fonte até o receptor. No caso de um canal submarino, se considera que I tem um valor pequeno, dizendo-se neste caso que o canal é esparso. Além de tudo, $v(t)$ é um ruído ambiente, independente do sinal transmitido.

Considerando a forma do sinal recebido, justifica-se a utilização do *zero-padding* (ZP) observado em (1). De fato, sem ZP os caminhos mais atrasados do sinal OFDM de um determinado bloco interfeririam com as primeiras amostras do sinal OFDM correspondendo ao bloco seguinte, gerando assim interferência entre blocos (ISI). Considerando um intervalo de guarda $T_g > \tau_{max}$, com τ_{max} o maior dos atrasos, consegue-se evitar esse tipo de interferência.

Mas existe também um outro tipo de interferência, gerada pela perda de ortogonalidade das portadoras devido ao deslocamento em frequência do efeito doppler. Neste caso, se fala de interferências entre portadoras (ICI). Será visto mais adiante neste artigo como compensar esse tipo de interferência.

Agora que foi exposto o modelo do canal submarino, entendemos que efetuar a identificação do canal consiste em estimar os parâmetros a_i , τ_i e β_i , o que será feito na seção seguinte.

III. IDENTIFICAÇÃO DO CANAL SUBMARINO

A. Banco de subfiltros adaptativos

Neste artigo utilizamos a filtragem adaptativa para efetuar a identificação do canal. A filtragem adaptativa clássica é indicada no caso da identificação de um canal *multi lag* (ML), comparando um sinal de referência com a saída produzida pelo canal desconhecido quando se aplica este sinal de referência na entrada daquele sistema. O mesmo procedimento não se aplica a canais MSML, devido às múltiplas escalas. Por isso, propusemos introduzir um banco de subfiltros adaptativos, associados a uma grade de fatores dopplers. Cada subfiltro efetua uma identificação de sistema comparando o sinal recebido (sinal de saída do canal) com uma versão reamostrada do sinal de referência emitido (sinal de entrada do canal). Um diagrama deste banco de subfiltros é mostrado na Fig. 1. Nessa figura, se utiliza um bloco de dados OFDM de referência, que é um bloco de treinamento, conhecido *a priori* no receptor, para poder efetuar, junto com o sinal recebido, a identificação de sistema. O algoritmo adaptativo utilizado é um algoritmo derivado do *Affine Projection Algorithm* (APA). Cada bloco β_i da Fig. 1 representa uma operação de reamostragem por uma taxa $1 + \beta_i$, cada bloco AF_i representa um filtro de resposta ao impulso finita (FIR) de ordem L representado pelo vetor $\mathbf{w}_i(k) = [w_0^{(i)}(k) \ w_1^{(i)}(k) \ \dots \ w_L^{(i)}(k)]^T$, $\tilde{\mathbf{r}}^*(k) =$

$[\tilde{r}(k) \ \tilde{r}(k-1) \ \dots \ \tilde{r}(k-Q)]^H$ é o sinal recebido (que atua como sinal desejado) e

$$\tilde{\mathbf{S}}(k) = \begin{bmatrix} \tilde{s}(k) & \tilde{s}(k-1) & \dots & \tilde{s}(k-Q) \\ \tilde{s}(k-1) & \tilde{s}(k-2) & \dots & \tilde{s}(k-Q-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{s}(k-L) & \tilde{s}(k-1-L) & \dots & \tilde{s}(k-Q-L) \end{bmatrix} \quad (3)$$

é a matriz do sinal de entrada, sendo Q o fator de reuso do APA. Supondo que cada caminho p é afetado por um escalamento doppler diferente, se espera como resultado dessa identificação que cada subfiltro apresente no máximo uma componente não nula. Se entende então que os filtros esperados são muito esparsos. Essa propriedade será explorada em III-B.

B. Algoritmos adaptativos para identificação de sistemas esparsos

Devido à esparsidade do modelo do canal submarino adotado, o banco de subfiltros é constituído de filtros cuja grande maioria dos coeficientes são nulos. Diversos algoritmos adaptativos foram propostos recentemente com propriedades de convergência otimizadas para a modelagem de sistemas esparsos. Uma ferramenta que permite medir a esparsidade de um vetor é a norma- l_0 que contabiliza o número de componentes não nulas de um vetor:

$$\|\mathbf{x}\|_0 = \text{Card}\{k \mid x_k \neq 0\} \quad (4)$$

onde $\mathbf{x} = [x_0 \ x_1 \ \dots \ x_n]^T$. No caso do algoritmo APA, onde a função objetivo é dada por

$$\underset{\mathbf{w}_i(k+1)}{\text{argmin}} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}_i(k+1) - \mathbf{w}_i(k)\|^2$$

sujeito a:

$$\tilde{\mathbf{r}}^*(k) - \tilde{\mathbf{S}}_i^T(k) \mathbf{w}_i^*(k+1) = \mathbf{0}$$

sua versão que procura minimizar a norma- l_0 do vetor de coeficientes tem função objetivo:

$$\underset{\mathbf{w}_i(k+1)}{\text{argmin}} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}_i(k+1) - \mathbf{w}_i(k)\|^2 + \alpha \|\mathbf{w}_i(k+1)\|_0$$

sujeito a:

$$\tilde{\mathbf{r}}^*(k) - \tilde{\mathbf{S}}_i^T(k) \mathbf{w}_i^*(k+1) = \mathbf{0}$$

Transformando esse problema de otimização com restrição num problema sem restrição com a ajuda do lagrangiano, derivando a função objetivo correspondente e igualando a zero o resultado, chegamos na seguinte equação de atualização:

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_i(k+1) &= \mathbf{w}_i(k) + \tilde{\mathbf{S}}_i(k) \left(\tilde{\mathbf{S}}_i^H(k) \tilde{\mathbf{S}}_i(k) \right)^{-1} \mathbf{e}^*(k) \\ &+ \frac{\gamma}{2} \left[\tilde{\mathbf{S}}_i(k) \left(\tilde{\mathbf{S}}_i^H(k) \tilde{\mathbf{S}}_i(k) \right)^{-1} \tilde{\mathbf{S}}_i^H(k) - \mathbf{I} \right] \nabla \|\mathbf{w}_i(k+1)\|_0 \end{aligned} \quad (5)$$

onde $\mathbf{e}^* = \tilde{\mathbf{r}}^*(k) - \tilde{\mathbf{S}}_i^T(k) \mathbf{w}_i^*(k)$. A resolução deste problema não é fácil por causa do termo $\nabla \|\mathbf{w}(k+1)\|_0$. Nesse artigo, optou-se por usar a seguinte aproximação da norma- l_0 :

$$\|\mathbf{x}\|_0 \approx \sum_{i=0}^{M-1} \left(1 - e^{-\rho |x_i|} \right) \quad (6)$$

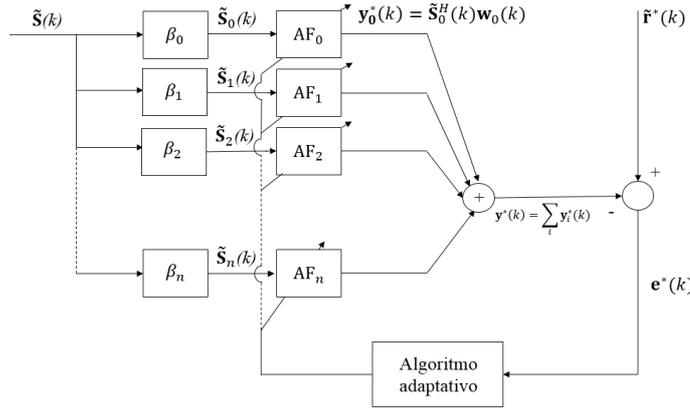


Fig. 1. Diagrama do banco de subfiltros adaptativos. O dispositivo pode ser visto como vários filtros adaptativos em paralelo, cada um efetuando uma identificação de sistema para gerar uma componente afetada por um escalamento doppler específico no sinal recebido.

de tal modo que

$$\nabla \|\mathbf{x}\|_0 = \mathbf{f}_\rho(\mathbf{x}) = [f_\rho(x_0) \ f_\rho(x_1) \ \cdots \ f_\rho(x_{M-1})]^T \quad (7)$$

com

$$f_\rho(x_i) = \frac{\partial \|\mathbf{x}\|_0}{\partial x_i} \approx \rho \text{sign}(x_i) e^{-\rho|x_i|} \quad (8)$$

Nas simulações realizadas, os melhores resultados foram obtidos com parâmetro $\rho = 0.75$. Adotando a aproximação de que o gradiente da norma- l_0 não varia muito de uma iteração para outra, ou seja, $\nabla \|\mathbf{w}(k+1)\|_0 \approx \nabla \|\mathbf{w}(k)\|_0$, chegamos à equação de atualização:

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_i(k+1) &= \mathbf{w}_i(k) + \mu \tilde{\mathbf{S}}_i(k) \left(\tilde{\mathbf{S}}_i^H(k) \tilde{\mathbf{S}}_i(k) + \delta \mathbf{I} \right)^{-1} \mathbf{e}^*(k) \\ &+ \mu \frac{\gamma}{2} \left[\tilde{\mathbf{S}}_i(k) \left(\tilde{\mathbf{S}}_i^H(k) \tilde{\mathbf{S}}_i(k) + \delta \mathbf{I} \right)^{-1} \tilde{\mathbf{S}}_i^H(k) - \mathbf{I} \right] \mathbf{f}_\rho(\mathbf{w}_i(k)) \end{aligned} \quad (9)$$

Esse algoritmo é chamado de AP-SSI (*Affine Projection for Sparse System Identification*) [3]. Existe também uma simplificação desse algoritmo, em que não se impõe a restrição de erro *a posteriori* nulo, simplificando a equação (9) em

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_i(k+1) &= \mathbf{w}_i(k) + \mu \tilde{\mathbf{S}}_i(k) \left(\tilde{\mathbf{S}}_i^H(k) \tilde{\mathbf{S}}_i(k) + \delta \mathbf{I} \right)^{-1} \mathbf{e}^*(k) \\ &+ \mu \frac{\gamma}{2} \mathbf{f}_\rho(\mathbf{w}_i(k)) \end{aligned} \quad (10)$$

Esse algoritmo é chamado de QAP-SSI (*Quasi AP-SSI*), e será utilizado neste trabalho para efetuar a identificação do sistema. Associado a uma grade de escalamentos dopplers para a identificação de um canal MSML, passamos a chamar esse algoritmo de MSMLQAP-SSI, assim como passamos a chamar o algoritmo APA associada à grade de escalamentos de MSMLAPA.

C. Desempenho do algoritmo para identificação do canal submarino

Nesta seção, apresentaremos alguns resultados relativos ao desempenho do MSMLQAP-SSI, e os compararemos com

os resultados do algoritmo MSMLAPA, que não impõe a esparsidade da solução a ser encontrada.

Inicialmente, consideramos um canal submarino chamado de CAN01 com apenas dois caminhos, cada um sendo definido pela tripla (a_i, τ_i, β_i) , e com um ruído ambiente tal que o SNR na entrada do receptor seja de 20 dB. Supondo que os escalamentos β_i são *a priori* conhecidos, construímos a grade $G = \{\beta_0, \beta_1\}$ com β_0 e β_1 associados cada um a um filtro FIR \mathbf{w}_i de comprimento $N = \lceil T_g/T_e \rceil$, sendo T_e o período de amostragem do sinal. Assim, se espera que cada subfiltro identifique o atraso e a atenuação do caminho afetado pelo escalamento associado ao subfiltro. Num caso prático onde escolhamos $(a_0, \tau_0, \beta_0) = (1, 1, 0)$ e $(a_1, \tau_1, \beta_1) = (23, -0.78, 10^{-4})$ e a grade $G = \{0, 10^{-4}\}$ com cada valor associado a um filtro FIR \mathbf{w}_i de comprimento $N = 85$, esperamos obter idealmente os dois subfiltros apresentados na Fig. 2. Os subfiltros obtidos com o algoritmo MSMLAPA e com o algoritmo MSMLQAP-SSI são mostrados na Fig. 3. Nesta figura, verificamos que cada subfiltro conseguiu identificar a componente afetada de um escalamento doppler do mesmo valor que o fator de escalamento associado ao subfiltro considerado. Além disso, podemos ver que o algoritmo MSMLQAP-SSI, que impõe a esparsidade da solução, conseguiu zerar os coeficientes dos filtros que não correspondem a nenhum caminho do canal submarino de forma mais eficiente do que o MSMLAPA.

Agora consideraremos o caso de um canal submarino, chamado CAN02, composto de 5 caminhos com um SNR de 15 dB. Dessa vez, não assumiremos que os escalamentos dopplers são conhecidos *a priori*. Assim, é necessário usar uma grade de escalamentos dopplers com bastantes valores para aumentar a chance de ter na grade valores de escalamentos próximos dos valores efetivamente encontrados no canal. Na identificação de CAN02, sabemos, por ser um canal simulado, que os cinco caminhos têm valores de escalamento entre $-5 \cdot 10^{-4}$ e $5 \cdot 10^{-4}$. escolhamos então a grade $G = \{-5 \cdot 10^{-4}, -4 \cdot 10^{-4}, \dots, 5 \cdot 10^{-4}\}$. G contém portanto 11 valores. Da mesma forma que no caso precedente, efetuaremos a identificação de canal usando os algoritmos

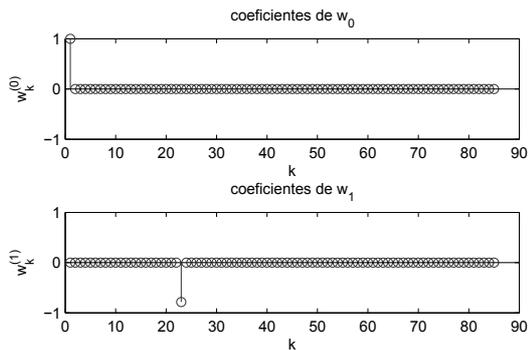


Fig. 2. Subfiltros ideais, que se esperaria encontrar após a identificação do canal CAN01.

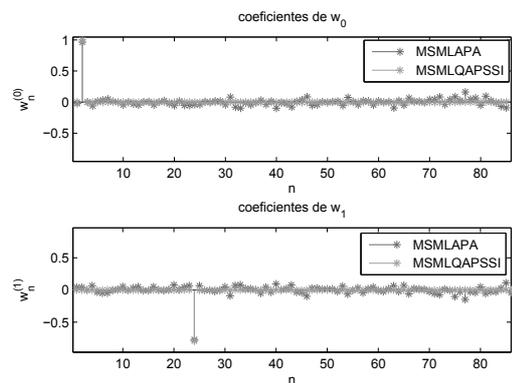


Fig. 3. Subfiltros encontrados após a convergência dos algoritmos na identificação do canal CAN01.

MSMLAPA e MSMLQAP-SSI para compará-los. Dessa vez, são visualizados o erro médio quadrático (MSE) e o desajuste dos coeficientes ao longo das iterações nas Figs. 4 e 5, respectivamente. Nessas figuras, é possível ver que mesmo que a grade de escalamentos contenha mais valores do que o número de caminhos que compõe o canal, isso não é problema para a boa convergência do algoritmo, indicando não ser necessário o conhecimento *a priori* dos valores de dopplers, como foi o caso no exemplo anterior. Além disso, podemos ver a vantagem de usar o algoritmo esparso, tanto para o MSE (-14 dB para o MSMLQAPSSI, contra -12 dB para o MSMLAPA) quanto para o desajuste (apenas -2 dB para o MSMLAPA contra -25 dB para o MSMLQAP-SSI). Porém, vemos que apesar do MSE convergir rápido (em torno de 10^4 iterações para o MSMLQAP-SSI), são necessárias mais iterações para obter boas estimativas dos parâmetros do canal (cerca de $3 \cdot 10^4$ iterações).

Assim, vimos que o uso de um banco de subfiltros adaptativos esparsos consegue identificar os parâmetros (a_i, τ_i, β_i) de um canal submarino. Cada subfiltro associado a um escalamento específico vai buscar dentro do sinal recebido réplicas atenuadas e atrasadas do sinal de referência escalado pelo mesmo valor que o valor associado ao subfiltro, e observamos uma melhora da convergência no caso da utilização de um

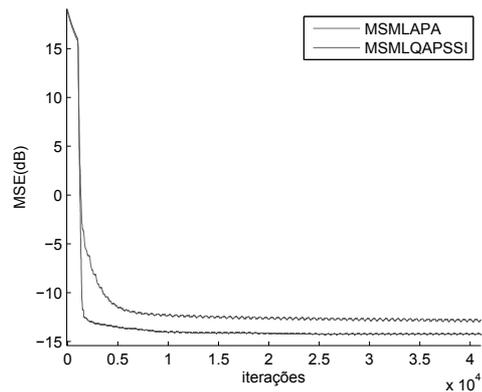


Fig. 4. MSE ao longo das iterações, caso da identificação do canal CAN02

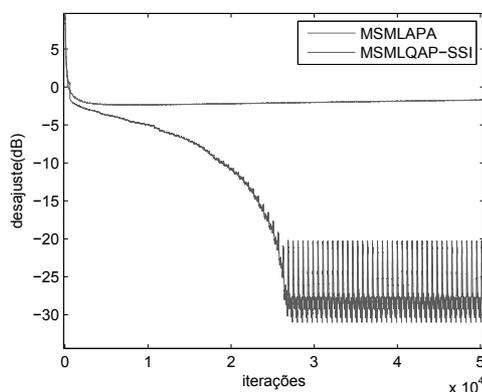


Fig. 5. desajuste dos coeficientes ao longo das iterações, caso da identificação do canal CAN02

algoritmo adaptativo para um sistema esparso em comparação com um algoritmo adaptativo clássico. Uma identificação acurada é um bom primeiro passo para a equalização do sinal recebido.

IV. EQUALIZAÇÃO DO CANAL SUBMARINO

A. Princípio da equalização

Após ter estimado os parâmetros (a_i, τ_i, β_i) do canal submarino com a ajuda de um sinal de referência *a priori* conhecido pelo receptor, podemos passar à fase de equalização, que consiste em tentar recriar o sinal emitido a partir do sinal recebido conhecendo as deformações geradas pelo canal. O sinal recebido $\tilde{r}(t)$ passa por uma demodulação para extrair o dado enviado em cada portadora do sinal OFDM. Assim, relembrando a expressão do sinal recebido

$$\tilde{r}(t) = \sum_{i=0}^{I-1} a_i \tilde{s}((1 + \beta_i)(t - \tau'_i)) + v(t) \quad (11)$$

que é uma reformulação da expressão (2) com $\tau'_i = \tau_i / (1 + \beta_i)$, o símbolo r_m recebido na m -ésima subportadora tem como

expressão

$$r_m = \frac{1}{T_0} \int_0^{T_0+T_g} \tilde{r}(t) e^{-j2\pi f_c t} e^{-j2\pi \frac{m}{T_0} t} dt \quad (12)$$

É possível, a partir de (1), (11) e (12), chegar numa expressão que relaciona diretamente r_m aos $c[k]$, elementos PSK que codificam a sequência binária original [4]. Dessa relação, obtém-se a seguinte expressão matricial, que liga o vetor com os dados recebidos após demodulação OFDM $\mathbf{r} = [r_0 \ r_1 \ \dots \ r_{M-1}]^T$ e o vetor contendo os dados PSK originalmente utilizados para a formação do bloco OFDM $\mathbf{c} = [c[0] \ c[1] \ \dots \ c[M-1]]^T$:

$$\mathbf{r} = \mathbf{H}\mathbf{c} + \mathbf{v} \quad (13)$$

onde

$$[\mathbf{H}]_{m,k} = \sum_{i=0}^{I-1} \frac{a_i}{1 + \beta_i} e^{-j2\pi f_m \tau_i'} \text{sinc} \left(\pi \phi_{m,k}^{(i)} T_0 \right) e^{j\pi \phi_{m,k}^{(i)} T_0} \quad (14)$$

$$\phi_{m,k}^{(i)} = \frac{k - m}{T_0} + \frac{f_m \beta_i}{1 + \beta_i} \quad (15)$$

$f_m = f_c + \frac{m}{T_0}$ e \mathbf{v} é o vetor com as componentes de ruído no receptor. Assim, obtemos uma estimativa de \mathbf{c} fazendo:

$$\hat{\mathbf{c}} = \mathbf{H}^{-1}\mathbf{r} \quad (16)$$

Uma decomposição SVD (*Singular Value Decomposition*) é utilizada para inverter a matriz \mathbf{H} [5]. Com um critério de distância euclidiana para decidir de qual ponto da constelação PSK considerada cada $\hat{c}[k]$ está mais perto, obtemos $\hat{\mathbf{c}}'$, vetor de elementos PSK. A partir dos $\hat{\mathbf{c}}'$, se consegue construir B' , estimativa da sequência binária original B , com a qual podemos comparar cada bit para obter a taxa de erro por bit (BER).

B. Desempenho da equalização

Nesta simulação, criamos vários canais MSML para utilizar como modelos de canais submarinos e consideramos diferentes níveis de ruído ambiente. Para cada canal, efetuamos a identificação com um bloco de sinal OFDM de referência, e utilizamos os parâmetros assim encontrados para processar a equalização de nove outros blocos que também passaram pelo mesmo canal. Conseguimos assim calcular várias BERs que agrupamos por nível de ruído ambiente no canal (150 canais para cada nível de ruído ambiente). A operação de equalização depende não apenas da boa identificação dos parâmetros do canal, mas também da inversão da matriz \mathbf{H} , uma vez que o condicionamento dessa matriz pode ter efeitos sobre a BER encontrada. Foram utilizados nesta simulação modulação 4PSK, $f_c = 16,384$ kHz, frequência de amostragem $f_s = 40,960$ kHz, $M = 512$ subportadoras, $\lfloor M/6 \rfloor = 85$ amostras nulas no intervalo de guarda do ZP e ruído aditivo branco gaussiano.

Analisando a distribuição das BERs agrupadas por canal de mesmo nível de ruído ambiente, concluímos ser interessante extrair três grandezas: a média, a mediana e o valor mais provável. Essas grandezas podem ser visualizadas na Fig. 6.

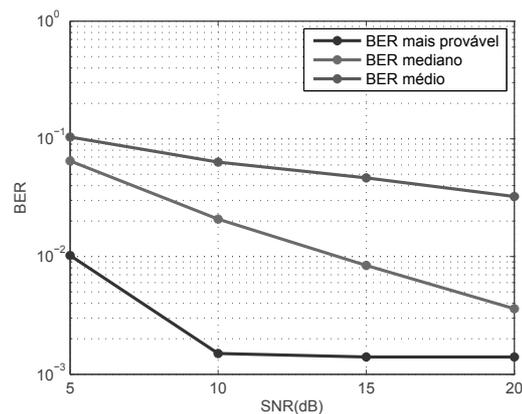


Fig. 6. Equalização de vários canais com 3 caminhos: BER em função do SNR - várias grandezas estatísticas são plotadas considerando a mudança da distribuição da BER em função do SNR

Quando se observa, para um valor de SNR fixo, a distribuição da BER, se obtém uma função de densidade de probabilidade afastada de uma gaussiana. A Fig. 6 confirma esse fato, mostrando que os valores médio, mediano e mais provável são bem distintos. Também mostra que o valor médio da BER é puxado para o alto por alguns blocos que tiveram um desempenho ruim, mas que a grande maioria dos blocos foi equalizada com uma BER bem perto de 0.

V. CONCLUSÕES

Neste artigo propomos um método eficiente de identificação de canal submarino acústico que utiliza um banco de subfiltros adaptativos, onde cada subfiltro repara as componentes escaladas por um doppler específico. O algoritmo adaptativo empregado, denominado MSMLQAP-SSIA, explora a esparsidade do modelo do canal através da minimização de uma aproximação da norma l_0 do vetor de coeficientes. Resultados de simulação mostraram a vantagem em se usar um algoritmo apropriado para identificação de sistemas esparsos e que os parâmetros estimados podem servir para efetuar a equalização de canal. Essa equalização resultou em bom desempenho do ponto de vista da BER.

REFERÊNCIAS

- [1] D. Brady e J. C. Presig, *Wireless Communications: Signal Processing Perspectives*. Prentice-Hall, ch. 8, pp. 330-379, 1998.
- [2] S. B. Weinstein, "The History of Orthogonal Frequency-Division Multiplexing (History of Communications)," *IEEE Communications Magazine*, v. 47, pp. 26-35, Novembro 2009.
- [3] M. V. S. Lima, W. A. Martins e P. S. R. Diniz, "Affine Pojection algorithms for sparse system identification," *2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, pp. 5666-5670, Maio 2013.
- [4] C. R. Berger, Z. Shengli, J. C. Presing e P. Willett, "Sparse Channel Estimation for Multicarrier Underwater Acoustic Communication: From Subspace Methods to Compressed Sensing," *IEEE Transactions on Signal Processing*, v. 58, pp. 1708-1721, Março 2010.
- [5] G. W. Stewart, "On the Early History of the Singular Value Decomposition," *University of Maryland, Institute for Advanced Computer Studies*, Março 1992.