

Uma Nova Versão do Algoritmo de Estimação de Canal OVLMS Explorando a Autocorrelação do Ruído no Receptor

Alexandre de Macedo Torturela[†], Juraci Ferreira Galdino[‡] e Ernesto Leite Pinto[‡]

Resumo— Propõe-se neste trabalho o algoritmo WOVLMS para estimação de canal em receptores fracionários. Trata-se de um refinamento do algoritmo OVLMS [1], em que uma matriz de ponderação é introduzida nas suas equações com o propósito de se explorar a autocorrelação do ruído colorido. Resultados de simulações mostram que o algoritmo WOVLMS apresenta desempenho superior ao do algoritmo OVLMS, tanto em termos de erro médio quadrático na estimação do sinal recebido quanto em termos de taxa de erros de bits em receptores adaptativos MLSE-PSP.

Palavras-Chave— Equalização adaptativa, superamostragem, transformação ortogonal, desvanescimento por multipercursos, receptor MLSE/PSP.

Abstract— The OVLMS algorithm was previously proposed by other authors [1] for channel estimation in oversampled communications receivers without taking into account that the noise at the receiver output is usually colored. In the present article a new version of this algorithm named WOVLMS is proposed. This algorithm is based on the minimization of a target function in which a weight matrix is introduced with the aim of exploiting the (known) noise autocorrelation function. Simulation results of performance comparison are presented which show that the new algorithm outperforms the original one, both in terms of the mean square error in sample estimation and bit error rates within adaptive receivers performing maximum likelihood sequence estimation on the basis of per-survivor processing (MLSE/PSP).

Index Terms—Adaptive equalization, fractional sample, MLSE/PSP receiver, orthogonal transformation, multipath fading.

[†] Alexandre de M. Torturela, IMBEL, Rua Monsenhor Manuel Gomes, 520, 20931-670, Rio de Janeiro, Brasil, e-mail: torturela.fmce@imbel.gov.br.

[‡] Ernesto L. Pinto e Juraci F. Galdino, Departamento de Engenharia Elétrica, Instituto Militar de Engenharia, Praça General Tibúrcio, 80, 22290-270, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, e-mails: ernesto@ime.eb.br e galdino@ime.eb.br.

I. INTRODUÇÃO

A evolução dos sistemas de comunicações móveis tem determinado a necessidade do aumento da eficiência espectral e o emprego de canais cada vez mais adversos, cujas respostas ao impulso variam com o tempo e provocam Interferência Entre Símbolos. Esses aspectos motivam o desenvolvimento de receptores que incorporam algoritmos de filtragem adaptativa com boas características de convergência e rastreamento das variações do canal. Por essas razões, o algoritmo Recursive Least Squares (RLS) tem sido cada vez mais empregado no lugar do algoritmo Least Mean Squares (LMS), bastante difundido devido a sua simplicidade. Porém, o algoritmo RLS demanda grande esforço computacional, o que é indesejável em sistemas de comunicações móveis.

Algumas alternativas ao algoritmo RLS vêm sendo propostas, tais como os algoritmos Fractional Variable-Gain Least Mean Squares (FVLMS) e sua versão ortogonalizada, o algoritmo Orthogonal Variable-Gain Least Mean Squares (OVLMS) [1]. Estes dois algoritmos são fracionários – isto é, processam mais de uma amostra por intervalo de símbolo – e incorporam as seguintes características, que lhes conferem maior rapidez de convergência e capacidade de acompanhamento das variações do canal que os algoritmos LMS e RLS convencionais:

- aproveitamento do conhecimento a priori dos filtros de transmissão e de recepção;
- exploração de diversidade temporal implícita, devido à superamostragem;
- o número de coeficientes do filtro transversal associado ao algoritmo de adaptação independe do número de coeficientes adotado para o vetor de estimação da resposta ao impulso do canal.

Entretanto, no desenvolvimento dos algoritmos FVLMS e OVLMS, a correlação do ruído amostrado na saída do filtro de recepção é desconsiderada. Neste trabalho, são apresentadas novas versões destes dois algoritmos, denominadas Weighted FVLMS (WFVLMS) e Weighted OVLMS (WOVLMS), nas quais a referida correlação é explorada, buscando-se assim melhorar a estimação da resposta ao impulso do canal.

O resto do trabalho está organizado da seguinte maneira: na Seção II discute-se a predição das amostras do sinal recebido para os algoritmos fracionários em questão; na Seção III são apresentados os algoritmos WFVLMS e WOVLMS; na Seção

IV é estabelecida uma relação entre a decisão dos símbolos pelo critério de máxima verossimilhança (ML) e a exploração da autocorrelação do ruído colorido; na Seção V são mostrados resultados numéricos de simulações, que permitem uma comparação de desempenho entre os algoritmos WOVLMS, OVLMS, LMS e RLS em termos da média quadrática dos erros de predição (EMQ) e da taxa de erros de bits (BER) versus razão sinal-ruído quando aplicados em receptores de decisão de seqüência de símbolos que empregam o critério de máxima verossimilhança (MLSE); finalmente, na Seção VI são apresentadas algumas conclusões.

II. ERRO DE PREDIÇÃO DAS AMOSTRAS RECEBIDAS

A Figura 1 mostra o esquema de equalização em banda básica do sistema de comunicação abordado neste trabalho. O sinal transmitido chega ao receptor através de um canal seletivo em frequência e variante no tempo. O sinal recebido é uma versão contaminada, por ruído gaussiano branco aditivo, do sinal na saída do referido canal. Depois de passar pelo filtro de recepção, este sinal é amostrado M vezes por intervalo de símbolo, sendo o parâmetro M denominado fator de superamostragem. Finalmente, as amostras são entregues ao equalizador adaptativo.

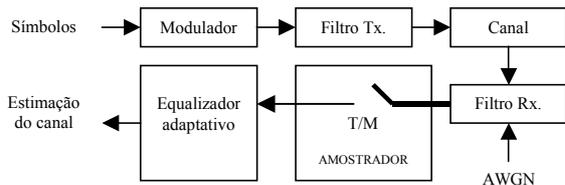


Fig. 1- O modelo do sistema em banda básica.

O esquema de predição adotado nos algoritmos fracionários em questão é mostrado na Figura 2. Seja $s(t)$ o valor da resposta conjunta dos filtros de transmissão e de recepção à seqüência de símbolos transmitida, no instante $t=(k+i/M)T+t_0$, com k inteiro, $i=0,1,\dots,(M-1)$ e t_0 igual ao instante inicial de amostragem. Seja ainda o vetor-coluna $\mathbf{s}_{k+i/M}$ de dimensão L , com o j -ésimo elemento igual a $s(t-\tau_j)$, onde $\tau_j=(j-1)J/(L-1)$, $j=0,1,\dots,(L-1)$. Este vetor é aqui denominado vetor de réplicas, porque seus elementos correspondem a cópias de $s(t)$, mas com retardos diferentes. O parâmetro J corresponde ao retardo máximo admitido.

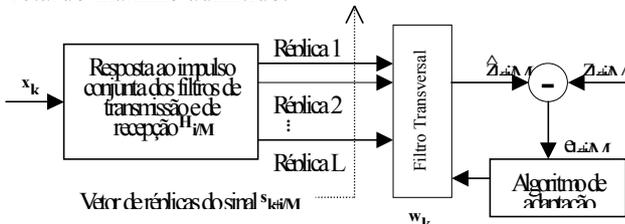


Fig. 2- Esquema de predição das amostras recebidas.

Admitindo que a resposta ao impulso conjunta dos filtros pode ser truncada em N intervalos de símbolos, e considerando o vetor-coluna $\mathbf{x}_k=[x_k, x_{k-1}, \dots, x_{k-N+1}]^T$ formado

pelos últimos N símbolos transmitidos, então o vetor de réplicas $\mathbf{s}_{k+i/M}$ é calculado através da expressão

$$\mathbf{s}_{k+i/M} = \mathbf{H}_{i/M} \mathbf{x}_k \tag{1}$$

onde $\mathbf{H}_{i/M}$ é uma matriz $L \times N$, definida como

$$\mathbf{H}_{i/M} = \begin{bmatrix} h_{i/M} & h_{i/M+1} & \dots & h_{i/M+(N-1)} \\ h_{i/M-J/(L-1)} & h_{i/M+1-J/(L-1)} & \dots & h_{i/M+(N-1)-J/(L-1)} \\ h_{i/M-2J/(L-1)} & h_{i/M+1-2J/(L-1)} & \dots & h_{i/M+(N-1)-2J/(L-1)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ h_{i/M-J} & h_{i/M+1-J} & \dots & h_{i/M+(N-1)-J} \end{bmatrix} \tag{2}$$

sendo $h_u=h(uT)$ uma amostra da resposta ao impulso conjunta dos filtros de transmissão e recepção.

As predições das amostras do sinal recebido são calculadas pelo produto interno entre o vetor de réplicas e o vetor de coeficientes de um filtro transversal. Isto pode ser visto como uma modelagem da RI do canal com L raios, onde o j -ésimo coeficiente corresponde à estimação de um raio com retardo τ_j no instante t . Portanto, se $\mathbf{w}_k=[w_1, w_2, \dots, w_L]^T$ é o vetor de coeficientes do filtro transversal no k -ésimo intervalo de símbolo, então o erro de predição $e_{k+i/M}$ do sinal recebido no instante $(k+i/M)T$ é dado por

$$e_{k+i/M} = z_{k+i/M} - \mathbf{w}_k^H \mathbf{s}_{k+i/M} \tag{3}$$

onde $z_{k+i/M}$ é a amostra do sinal recebido naquele instante, e $(.)^H$ é o operador hermitiano. Os algoritmos de adaptação em questão buscam reduzir funções custo associadas ao erro de predição.

Convém observar que as j -ésimas linhas das matrizes $\mathbf{H}_{i/M}$ $i=0,\dots,(M-1)$ estão associadas ao retardo τ_j . Portanto, se estas matrizes não forem cuidadosamente escolhidas, coeficientes distintos do vetor de réplicas podem apresentar erros de truncamento diferentes para retardos distintos o que pode prejudicar o desempenho do algoritmo.

É interessante notar ainda que este esquema de recepção fracionário emprega o conhecimento dos filtros de transmissão e de recepção no cálculo do vetor de réplicas, e explora diversidade temporal ao processar mais de uma amostra por intervalo de símbolo.

III. OS ALGORITMOS WFLMS E WOVLMS

O algoritmo aqui proposto, WFLMS, tem como objetivo encontrar a estimativa do vetor de coeficientes do canal \mathbf{w}_k que minimize a seguinte função-custo

$$C_w(\mathbf{w}_k) = \sum_{n=0}^k (1-\mu)^{k-n} \mathbf{e}_n^H \mathbf{P} \mathbf{e}_n$$

(4) onde μ é um parâmetro que assume valor na faixa $0 \leq \mu < 1$ e que recebe a denominação de fator de esquecimento, $\mathbf{P}=[p_{ij}]$ é uma matriz simétrica e positiva definida de dimensão $M \times M$, denominada matriz de ponderação, e $\boldsymbol{\varepsilon}_n$ é o vetor de erros de estimação, definido como

$$\boldsymbol{\varepsilon}_n = [\varepsilon_n \ \varepsilon_{n+1/M} \ \dots \ \varepsilon_{n+(M-1)/M}]^T \quad (5)$$

sendo que o erro de estimação $\varepsilon_{n+i/M}$ é dado por

$$\varepsilon_{n+i/M} = z_{n+i/M} - \mathbf{w}_k^H \mathbf{s}_{n+i/M} \quad k \geq n \quad (6)$$

A função-custo dos algoritmos FVLMS e OVLMS é um caso particular da Equação (4) fazendo-se $\mathbf{P}=\mathbf{I}$, onde \mathbf{I} é matriz-identidade. A próxima seção aborda o critério adotado para escolher a matriz de ponderação empregada pelo algoritmo WFVLMS.

Durante o desenvolvimento do algoritmo [2], algumas aproximações são realizadas admitindo-se que os símbolos transmitidos são independentes e equi-prováveis. A Tabela 1 apresenta os passos do algoritmo WFVLMS (o operador $(.)^T$ denota matriz-transposta).

TABELA 1
Resumo do Algoritmo WFVLMS

Passo	Equação
1	$\mathbf{W}_0 = \mathbf{0}$ $G(k) = \mu [1 - (1 - \mu)^k]^{-1}$ $\mathbf{R}_w = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{M-1} p_{ij} \mathbf{H}_{i/M} \mathbf{H}_{j/M}^T$
2	$\mathbf{s}_{k+i/M} = \mathbf{H}_{i/M} \mathbf{x}_k$
3	$\mathbf{e}_{k+i/M} = z_{k+i/M} - \mathbf{w}_{k-1}^H \mathbf{s}_{k+i/M}$, $i = 0, 1, \dots, M-1$ e $k=1, 2, \dots$
4	$\mathbf{w}_k = \mathbf{w}_{k-1} + G(k) \mathbf{R}_w^{-1} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{M-1} p_{ij} \mathbf{e}_{k+i/M}^* \mathbf{s}_{k+j/M}$

Convém observar que, embora todo o desenvolvimento do algoritmo esteja baseado na minimização de uma soma ponderada de produtos entre erros de estimação, de forma parecida ao algoritmo RLS, nota-se uma grande semelhança entre as equações de adaptação do algoritmo WFVLMS (passo 4) e as do algoritmo LMS convencional, com a diferença de que aqui o ganho $G(k)$ é variável: $G(k)$ é igual a 1 com $k=1$ e tende a μ à medida em que k tende a infinito. Portanto, o algoritmo WFVLMS pode ser visto como uma espécie de algoritmo LMS de passo variável, em que o valor do passo é maior nas primeiras iterações, fazendo-o apresentar uma maior rapidez de convergência.

O algoritmo WOVLMS é uma variante do algoritmo WFVLMS baseada na diagonalização da matriz autocorrelação \mathbf{R}_w , cuja matriz-inversa é empregada na

equação de adaptação. Verifica-se que \mathbf{R}_w é matriz simétrica e positiva definida. Logo, \mathbf{R}_w pode ser diagonalizada por decomposição em valores singulares (DVS) [8], conforme a equação a seguir

$$\mathbf{R}_w \xrightarrow{DVS} \boldsymbol{\Lambda}_w = \mathbf{U} \mathbf{R}_w \mathbf{U}^T \quad (7)$$

onde $\boldsymbol{\Lambda}_w$ é matriz-diagonal formada pelos autovalores de \mathbf{R}_w e \mathbf{U} é matriz unitária cujas colunas correspondem aos autovetores de \mathbf{R}_w .

Considere o seguinte conjunto de operadores lineares

$$\mathbf{T}_{i/M} \equiv \mathbf{U} \mathbf{H}_{i/M} \quad i = 0, \dots, M-1 \quad (8)$$

e considere também o seguinte conjunto de transformações lineares:

$$\begin{aligned} \mathbf{H}_{i/M} &\rightarrow \mathbf{T}_{i/M} = \mathbf{U} \mathbf{H}_{i/M} \\ \mathbf{s}_{k+i/M} &\rightarrow \mathbf{y}_{k+i/M} = \mathbf{U} \mathbf{s}_{k+i/M} = \mathbf{T}_{i/M} \mathbf{x}_k \\ \mathbf{w}_k &\rightarrow \mathbf{v}_k = \mathbf{U} \mathbf{w}_k \end{aligned} \quad (9)$$

Finalmente, aplicando as transformações lineares de (9) nas equações do algoritmo WFVLMS, chega-se às equações do algoritmo WOVLMS, apresentadas na Tabela 2.

TABELA 2
Resumo do Algoritmo WOVLMS

Passo	Equação
1	$\mathbf{v}_0 = \mathbf{0}$ $G(k) = \mu [1 - (1 - \mu)^k]^{-1}$ $\mathbf{R}_w = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{M-1} p_{ij} \mathbf{H}_{i/M} \mathbf{H}_{j/M}^T$ $\mathbf{R}_w \xrightarrow{DVS} \boldsymbol{\Lambda}_w = \mathbf{U} \mathbf{R}_w \mathbf{U}^H$ $\mathbf{T}_{i/M} \equiv \mathbf{U} \mathbf{H}_{i/M} \quad i = 0, \dots, M-1$
2	$\mathbf{y}_{k+i/M} = \mathbf{T}_{i/M} \mathbf{x}_k$
3	$\mathbf{e}_{k+i/M} = z_{k+i/M} - \mathbf{v}_{k-1}^H \mathbf{y}_{k+i/M}$, $i = 0, 1, \dots, M-1$ e $k=1, 2, \dots$
4	$\mathbf{v}_k = \mathbf{v}_{k-1} + G(k) \boldsymbol{\Lambda}_w^{-1} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{M-1} p_{ij} \mathbf{e}_{k+i/M}^* \mathbf{y}_{k+j/M}$

A diagonalização da matriz \mathbf{R}_w acarreta uma redução no número de operações matemáticas: comparando as equações de adaptação, nota-se que o número de multiplicações no algoritmo WFVLMS varia com o quadrado do número de coeficientes L , enquanto que para o algoritmo WOVLMS este número varia linearmente com L . Além disso, observando que $p_{ij}=p_{ji}$, a equação de adaptação do WOVLMS pode ser reescrita numa forma computacional ainda mais simples. Devido à natureza da transformação realizada, estes algoritmos produzem erros de predição idênticos.

IV. ESCOLHA DA MATRIZ DE PONDERAÇÃO

Seja $\boldsymbol{\varepsilon}=[\varepsilon_0, \varepsilon_1, \dots, \varepsilon_{KM-1}]^T$ o vetor com todos os erros de estimação, sendo K a quantidade total de símbolos transmitidos. Seja também $\mathbf{W}=\{\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_K\}$ o conjunto de todos os vetores de coeficientes do filtro transversal. O canal estimado de acordo com o critério de máxima verossimilhança (ML) é aquele que maximiza a seguinte função densidade de probabilidade condicional [9]

$$p(\boldsymbol{\varepsilon} | \mathbf{W}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^{K \cdot M} \det(\mathbf{C})}} \exp\{-2\boldsymbol{\varepsilon}^H \mathbf{C}^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}\} \quad (12)$$

onde $\det(\cdot)$ é o operador determinante, $\exp(\cdot)$ é a função exponencial natural e $\mathbf{C}=[c_{ij}]$ é a matriz de autocorrelação do ruído presente em todas as $K \cdot M$ amostras, cujos elementos são dados por

$$c_{ij} = \frac{N_0}{2} E \left[g \left(\frac{iT}{M} \right) g^* \left(\frac{(i-j)T}{M} \right) \right] \quad i, j = 1, 2, \dots, K \cdot M \quad (13)$$

onde $g(\cdot)$ é a resposta ao impulso do filtro de recepção e N_0 é a densidade espectral de potência unilateral do ruído branco na entrada do filtro de recepção.

O problema de otimização estabelecido na Equação 12 pode ser resolvido maximizando o argumento da exponencial dessa equação. Esse procedimento, no entanto, possui uma elevada complexidade computacional. Além disso, é preciso desenvolver uma implementação recursiva para possibilitar a estimação e rastreamento das RI de um canal variante no tempo.

Por outro lado, a função-custo dada pela Equação (4) permite o cálculo da RI do canal de forma recursiva e, de acordo com a escolha da matriz de ponderação, pode aproximar a forma da função custo decorrente do critério ML.

Neste trabalho, considerou-se $\mathbf{P}=\mathbf{C}_M^{-1}$, sendo \mathbf{C}_M^{-1} um sub-bloco de tamanho $M \times M$ da matriz \mathbf{C} . Essa abordagem equivale a aproximar, no processo de estimação, a matriz de correlação do ruído por uma matriz do tipo bloco-diagonal, desprezando-se dessa maneira os coeficientes de correlação do ruído que estão fora desses blocos. Em trabalhos subsequentes, pretende-se buscar novas formas para a matriz \mathbf{P} , com o intuito de se tentar explorar toda a informação contida na matriz de correlação do ruído.

V. RESULTADOS NUMÉRICOS

Os resultados de simulação computacional que são apresentados nesta seção representam o erro médio quadrático (EMQ) na predição das amostras do sinal recebido e a taxa de erros de bits (BER) versus a razão E_b/N_0 , sendo E_b a energia do bit, de um esquema de recepção MLSE/PSP empregando o Algoritmo de Viterbi (AV) para realizar a busca de seqüências sobreviventes.

As curvas de EMQ apresentadas foram obtidas calculando a média sobre 500 realizações independentes, e as de BER

foram obtidas considerando pelo menos 5000 realizações, para cada valor considerado de E_b/N_0 .

Em todas as simulações, o número de seções do filtro transversal para os algoritmos LMS e RLS foi igualado ao parâmetro N dos algoritmos WOVLMS e OVLMS. O modelo de canal adotado foi o WSS-US com dois raios com distribuição de Rayleigh e espectro de Jakes. A modulação adotada foi DQPSK, e retardo máximo entre raios J igual a 1.

O passo do LMS e os fatores de esquecimento dos outros algoritmos investigados foram determinados empiricamente, buscando minimizar o EMQ em regime permanente para cada uma das condições de simulação consideradas, as quais contemplam combinações de parâmetros da modelagem estatística do canal: $f_d T$ e τ , e a razão sinal-ruído (E_b/N_0).

A Figura 3 mostra o desempenho em termos de EMQ destes algoritmos para $E_b/N_0=20\text{dB}$ e $f_d T=2.7 \times 10^{-4}$. Nota-se que os algoritmos WOVLMS e OVLMS convergem tão rapidamente quanto o algoritmo RLS. Além disso, o algoritmo WOVLMS com $M=4$ é o único que atinge um patamar de EMQ igual ao limiar do ruído (-20dB).

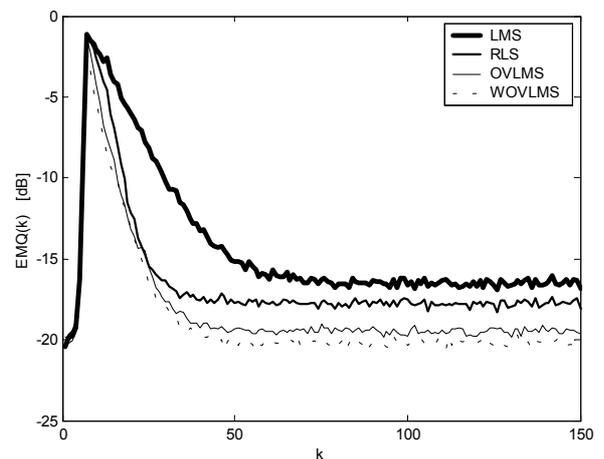


Fig. 3 – Curvas de EMQ dos algoritmos para $E_b/N_0=20\text{dB}$, $f_d T=2.7 \times 10^{-4}$ e $\tau=0.625$ ($N=11$, $L=5$ e $J=1$), $\mu_{\text{OVLMS}}=\mu_{\text{WOVLMS}}=\mu_{\text{LMS}}=\mu_{\text{RLS}}=0.1$

A Figura 4 mostra o desempenho em termos de EMQ desses algoritmos para $E_b/N_0=20\text{dB}$ e $f_d T=1.7 \times 10^{-3}$. Comparando esses resultados com os apresentados na Figura 3, observa-se que o desempenho de todos os algoritmos piorou devido ao canal apresentar desvanecimento por multipercursos mais rápido, exceto no caso do algoritmo WOVLMS, o que acentua sua superioridade.

Observou-se em todos os casos avaliados que o desempenho do algoritmo OVLMS não se altera quando se aumenta M de 2 para 4; ao contrário do algoritmo WOVLMS, que tem seu desempenho melhorado. Isto indica que o algoritmo WOVLMS efetivamente consegue tirar proveito da correlação entre amostras sucessivas de ruído. Por isso, foi adotado em todas as simulações realizadas $M=4$ para o algoritmo WOVLMS e $M=2$ para o algoritmo OVLMS.

Os testes de BER em função de E_b/N_0 foram realizados fixando-se o comprimento do quadro em 162 símbolos (ou

324 bits), sendo que os 14 primeiros símbolos correspondiam a uma seqüência de treinamento pseudoaleatória fixa, e os 148 símbolos restantes eram aleatórios.

A Figura 5 mostra o desempenho dos algoritmos investigados, em termos da BER em função de E_b/N_0 , para receptor MLSE-PSP com 16 sobreviventes, $f_d T = 2.7 \times 10^{-4}$ (o que corresponde a um receptor padrão IS-136 operando na banda de 800MHz deslocando-se numa velocidade de 8Km/h em relação à estação radiobase) e $\tau = 0.625$.

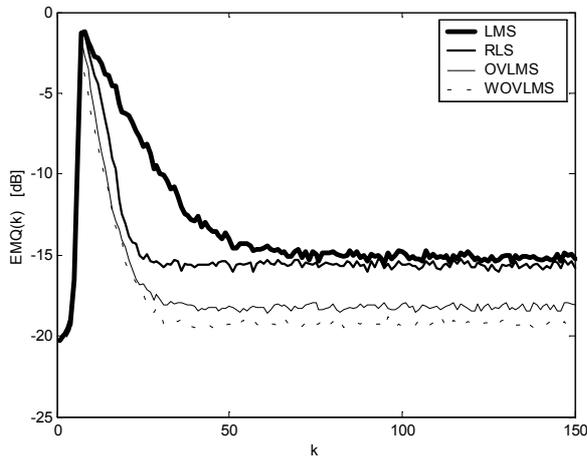


Fig. 4 – Curvas de EMQ dos algoritmos para $E_b/N_0=20\text{dB}$, $f_d T=1.7 \times 10^{-3}$ e $\tau=0.625$ ($N=11$, $L=5$ e $J=1$), $\mu_{\text{OVLMS}}=\mu_{\text{WOVLMS}}=\mu_{\text{LMS}}=0.15$ e $\mu_{\text{RLS}}=0.12$

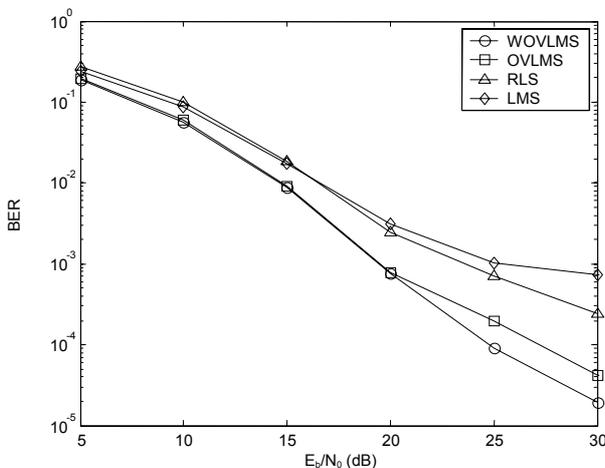


Fig. 5 – BER versus E_b/N_0 dos algoritmos investigados em receptores MLSE-PSP com processamento de 16 percursos sobreviventes, com $f_d T=2.7 \times 10^{-4}$ e $\tau=0.625$ ($N=11$, $L=5$ e $J=1$), $\mu_{\text{OVLMS}}=\mu_{\text{WOVLMS}}=\mu_{\text{LMS}}=\mu_{\text{RLS}}=0.1$

Já a Figura 6 mostra o desempenho desses algoritmos com $f_d T=1.7 \times 10^{-3}$ (o que corresponde a uma velocidade relativa de 50Km/h). Aqui se percebe uma pequena superioridade no desempenho do algoritmo WOVLMS em relação ao do algoritmo OVLMS. Porém, os desempenhos dos algoritmos fracionários WOVLMS e OVLMS mostram-se muito superiores aos dos algoritmos não-fracionários LMS e RLS, chegando a apresentar BER dez vezes menor para $E_b/N_0=30\text{dB}$ e $f_d T=2.7 \times 10^{-4}$. A mesma diferença de

desempenho também é observada com $E_b/N_0=40\text{dB}$ e $f_d T=1.7 \times 10^{-3}$. Outras simulações mostraram resultados semelhantes para outros valores de retardo entre raios τ .

A Figura 7 compara o desempenho dos algoritmos WOVLMS e OVLMS, em termos de BER versus E_b/N_0 , em receptores MLSE-PSP com o processamento de 16 percursos sobreviventes (representados pelas linhas tracejadas) e de 4 percursos sobreviventes (representados pelas linhas sólidas), com $f_d T=2.7 \times 10^{-4}$ e $\tau=0.625$. Nota-se que há uma grande degradação no desempenho do algoritmo OVLMS quando se reduz a quantidade de percursos sobreviventes de 16 para 4 (o mesmo acontece com os algoritmos LMS e RLS). Essa degradação não ocorre para o algoritmo WOVLMS.

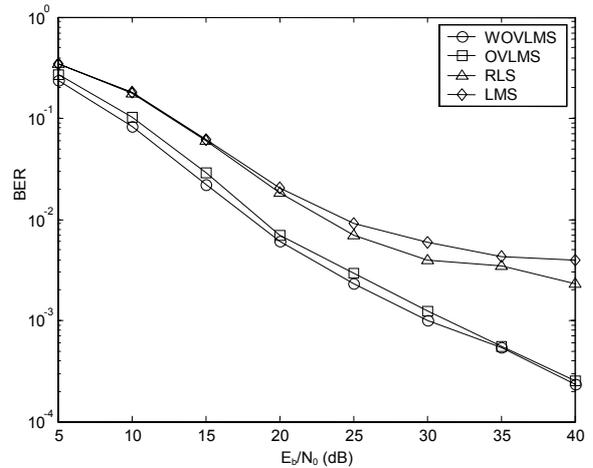


Fig. 6 – BER versus E_b/N_0 dos algoritmos investigados em receptores MLSE-PSP com processamento de 16 percursos sobreviventes, com $f_d T=1.7 \times 10^{-3}$ e $\tau=0.625$ ($N=11$, $L=5$ e $J=1$), $\mu_{\text{OVLMS}}=\mu_{\text{WOVLMS}}=\mu_{\text{LMS}}=0.15$ e $\mu_{\text{RLS}}=0.12$

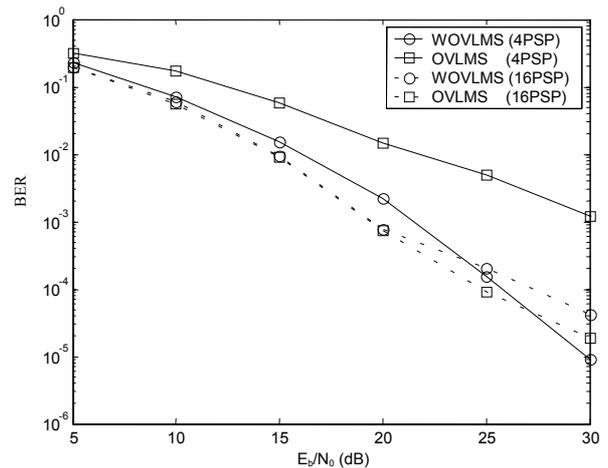


Fig. 7 – BER versus E_b/N_0 dos algoritmos WOVLMS e OVLMS em receptores MLSE-PSP com processamento de 16 e 4 percursos sobreviventes, com $f_d T=2.7 \times 10^{-4}$ e $\tau=0.625$ ($N=11$, $L=5$ e $J=1$), $\mu_{\text{OVLMS}}=\mu_{\text{WOVLMS}}=\mu_{\text{LMS}}=\mu_{\text{RLS}}=0.1$

De forma semelhante, a Figura 8 compara o desempenho dos algoritmos WOVLMS e OVLMS, em termos de BER versus E_b/N_0 , para receptores MLSE-PSP com 16

sobreviventes (linhas tracejadas) e 4 sobreviventes (linhas sólidas), com $f_d T = 1.7 \times 10^{-3}$ e $\tau = 0.625$. Novamente, nota-se uma grande degradação no desempenho do algoritmo OVLMS ao se reduzir à quantidade de sobreviventes e uma robustez no desempenho do WOVLMS quanto a essa redução.

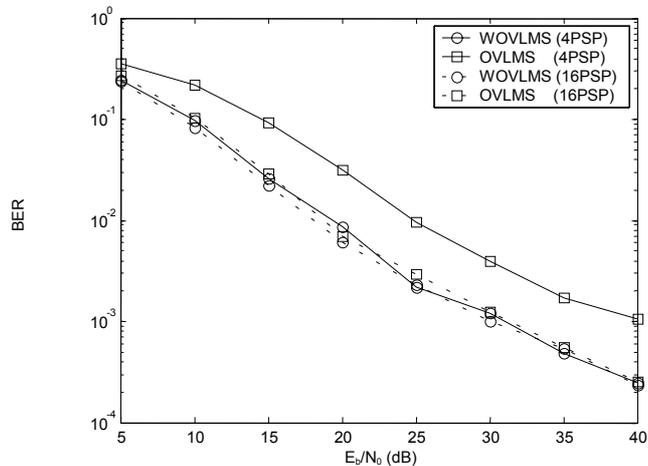


Fig. 8 – BER versus E_b/N_0 dos algoritmos WOVLMS e OVLMS em receptores MLSE-PSP com processamento de 16 e 4 percursos sobreviventes, com $f_d T = 1.7 \times 10^{-3}$ e $\tau = 0.625$ ($N=11$, $L=5$ e $J=1$), $\mu_{OVLMS} = \mu_{WOVLMS} = \mu_{LMS} = 0.15$ e $\mu_{RLS} = 0.12$

Portanto, observando as Figuras 7 e 8, nota-se que o receptor WOVLMS com $M=4$ e 4 sobreviventes apresenta o mesmo desempenho que do receptor OVLMS com $M=2$ e 16 sobreviventes, com a vantagem de exigir 4 vezes menos memória.

TABELA 3

Comparação do tempo de processamento de receptores MLSE-PSP para diferentes escolhas do algoritmo de filtragem, do fator de superamostragem (M) e do número de percursos sobreviventes (PSP)

Algoritmo de filtragem adaptativa	M	PSP (AV)	Tempo relativo de processamento (por quadro)
OVLMS	2	16	1 (referência)
WOVLMS	2	16	1.6
WOVLMS	4	16	2.9
WOVLMS	4	4	0.7
LMS	1	16	0.2
RLS	1	16	3.6

A Tabela 3 faz uma comparação do tempo de processamento necessário à estimação da seqüência de símbolos (quadro) dentre os diversos receptores testados, em função do algoritmo de filtragem adaptativa adotado, do número de amostras por intervalo de símbolo e do número de percursos sobreviventes, considerando as simulações realizadas em computador. Foi constatado que o receptor WOVLMS com $M=4$ e processamento de 4 percursos

sobreviventes executa a estimação de um quadro num tempo aproximadamente 30 por cento menor que o levado pelo receptor OVLMS com $M=2$ e processamento de 16 percursos sobreviventes, e apenas 20 por cento do tempo necessário ao receptor com algoritmo RLS.

VI. CONCLUSÕES

Apresentou-se neste trabalho uma nova versão do algoritmo de estimação de canal OVLMS, denominada WOVLMS, que explora a correlação entre amostras sucessivas de ruído filtrado no receptor, o que é desconsiderado no algoritmo OVLMS original.

Os resultados das simulações comprovaram a superioridade do algoritmo WOVLMS em relação ao algoritmo OVLMS, quando ambos são empregados em receptores MLSE-PSP. Foi visto que o receptor WOVLMS com 4 amostras por intervalo de símbolo e 4 percursos sobreviventes apresenta o mesmo desempenho que o receptor OVLMS com 2 amostras por intervalo de símbolo e 16 percursos sobreviventes, mas com a vantagem de exigir 4 vezes menos memória e 30 por cento menos tempo de processamento para executar a estimação de um quadro.

O algoritmo WOVLMS explora apenas as correlações das amostras do ruído que estão restritas a um intervalo de símbolo. Atualmente os autores estão investigando procedimentos que visam eliminar esta restrição, com o propósito de melhorar ainda mais o desempenho do algoritmo sem aumentar demasiadamente sua complexidade.

REFERÊNCIAS

- [1] DENNO S. e SAITO Y., **Orthogonal-Transformed Variable-Gain Least Mean Squares (OVLMS) Algorithm for Fractional Tap-Spaced Adaptive MLSE Equalizers**, IEEE Transactions on Communications, vol. 47, nº8, Ago. 1999
- [2] TORTURELA A., **Receptores MLSE-PSP baseados em algoritmos FVLMS**, tese de Mestrado, Instituto Militar de Engenharia (IME), 2003
- [3] JAKES, W. C.: **Microwave Mobile Communications**. Wiley, 1974
- [4] MÜLLER, Andreas: **Simulation of Multipath Fading Channels using the Monte-Carlo Method**, IEEE 1994
- [5] FORNEY G. D.: **The Viterbi Algorithm**, IEEE Proceedings, vol. 61, 1973
- [6] KUBO, Hiroshi, MURAKAMI, Keishi e FUJINO, Tadashi: **An Adaptive Maximum-Likelihood Sequence Estimator for Fast Time-Varying Intersymbol Interference Channels**, IEEE Transactions on Communications, vol. 42 nº 2/3/4, Fev./Mar./Abr. 1994
- [7] DINIZ, Paulo S. R.: **Adaptive Filtering**. Kluwer Academic Publishers, 1997
- [8] HAYKIN, Simon: **Adaptive Filter Theory**, 3ª edição. Prentice Hall, 1996
- [9] PAPOULIS, Athanasios: **Probability, Random Variables and Stochastic Processes**, 3ª edição. McGraw-Hill, 1991.