

EQUALIZADORES CEGOS BAYESIANOS USANDO ALGORITMO LMS COM PASSO ADAPTATIVO

ALEXANDRE GUEDES DE MELO

R&D - Motorola Industrial
wam054@email.mot.com

ERNESTO LEITE PINTO

DEE – Instituto Militar de Engenharia
ernesto@aquarius.ime.eb.br

RESUMO

Este artigo tem como ponto de partida dois esquemas de equalização cega propostos em [1], com características de desempenho e complexidade computacional bem distintas[2]. Tais características decorrem fundamentalmente dos algoritmos de filtragem adaptativa usados nestes equalizadores, LMS e KF (de “*Kalman Filter*”). Buscou-se então um compromisso melhor entre complexidade e desempenho, através do estudo de uma métrica de detecção cega de erros de equalização apresentada em [4] e de seu uso num esquema aqui proposto para ajuste de tamanho de passo do algoritmo LMS. É feita uma comparação de resultados de simulação de desempenho entre os esquemas de equalização utilizando o LMS padrão, o KF e o LMS proposto. Os resultados mostram uma melhora significativa no desempenho, em relação ao LMS padrão, e também na complexidade, relativa ao esquema com KF.

1. INTRODUÇÃO

Dois algoritmos de equalização, com complexidades bem diferentes, foram utilizados em uma estrutura de equalização cega apresentada em [1]. Primeiramente foi empregado um equalizador Bayesiano baseado em KF, cuja elevada complexidade computacional motivou a introdução de um equalizador Bayesiano baseado em filtros LMS, que gerou uma redução significativa na complexidade. O desempenho destes algoritmos foi estimado em [1] através de simulação em computador de uma única RIC com 3 coeficientes invariantes no tempo. Tanto o esquema baseado no KF quanto o baseado no LMS apresentaram excelente desempenho de taxa de erro de bit. No que diz respeito às estimativas de canal, observou-se em ambos os casos a convergência para valores muito próximos dos coeficientes do canal, sendo que as estimativas do LMS em geral convergiram mais lentamente.

Já em [2], a avaliação do desempenho destes algoritmos foi estendida de forma que, ao invés de uma única RIC invariante no tempo, foram utilizadas várias amostras de RIC baseadas no modelo GWSS-US (de “*Gaussian Wide Sense Stationary – Uncorrelated Scattering*”) para canais com desvanecimento rápido e seletivo em frequência. Diferentemente do que ocorreu em [1], o desempenho do esquema baseado no LMS mostrou-se bem diferente daquele produzido pelo esquema baseado no KF. As estimativas de canal baseadas no LMS eram instáveis com muito maior frequência que as baseadas no KF, gerando um desempenho de BER bem inferior ao deste último esquema. Como a complexidade computacional do esquema com KF é muito alta para a maioria das aplicações práticas, é altamente

desejável um compromisso melhor entre desempenho e complexidade destes equalizadores.

Neste trabalho seguiu-se a estratégia de obtenção de um melhor desempenho através de variações no LMS, mais especificamente, buscando-se a definição de um esquema de filtragem com passo adaptativo. Para isso utilizou-se a métrica apresentada em [4] desenvolvida para detecção cega de erros de equalização. A proposta do presente trabalho é a utilização desta métrica num esquema de ajuste do passo do algoritmo LMS, e a avaliação de desempenho dos equalizadores Bayesianos cegos assim obtidos.

O artigo está organizado como se segue. O contexto do sistema de comunicação é descrito na Seção 2. A métrica proposta em [4] para detecção cega de erros de equalização é apresentada na Seção 3. A Seção 4 descreve a proposta de adaptação do passo do algoritmo LMS, usando a métrica descrita na Seção 3; a Seção 5 apresenta as curvas de desempenho do equalizador com suas variações obtidas através de simulação em computador. Finalmente, as conclusões são apresentadas na Seção 6.

2. MODELAGEM DO SINAL RECEBIDO

O modelo de tempo discreto admitido para o sinal recebido é:

$$r(k) = \sum_{m=0}^{N_b} b_m(k)d(k-m) + n(k) \quad (1)$$

onde $d(k)$ é o símbolo transmitido no instante k , e $\{b_m(k); m=0, \dots, L\}$ são os coeficientes da RIC que se admite variante no tempo. A Fig.1 mostra o diagrama em blocos deste modelo. Também se admite que as amostras de ruído aditivo $\{n(k)\}$ são descorrelacionadas e apresentam uma distribuição Gaussiana complexa com média zero e variância σ_n^2 .

A Fig.2 ilustra a estrutura algoritmo, que utiliza um banco de M^{L+1} filtros adaptativos sendo M o tamanho do alfabeto de símbolos, e L o tamanho da memória do canal. Neste esquema

$$\hat{h}_i(k) = [d_i(k), d_i(k-1), \dots, d_i(k-L)] \quad (2)$$

é um vetor linha baseado em

$$d_i^{k,L} = \{d_i(k), d_i(k-1), \dots, d_i(k-L)\}, \quad (3)$$

que é uma das N (M^{L+1}) possíveis subsequências de símbolos tamanho $L+1$. Os resultados obtidos através desta estrutura de equalização são as estimativas condicionais do canal de comunicação para cada subsequência possível, além das

probabilidades associadas a estas subsequências. A decisão é realizada com atraso, tendo por base as probabilidades associadas a cada símbolo $d(k-L)$ possível .

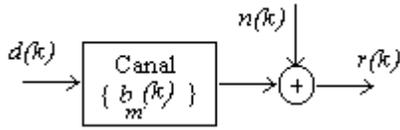


Fig.1 - Modelo em Tempo Discreto do Sinal Recebido

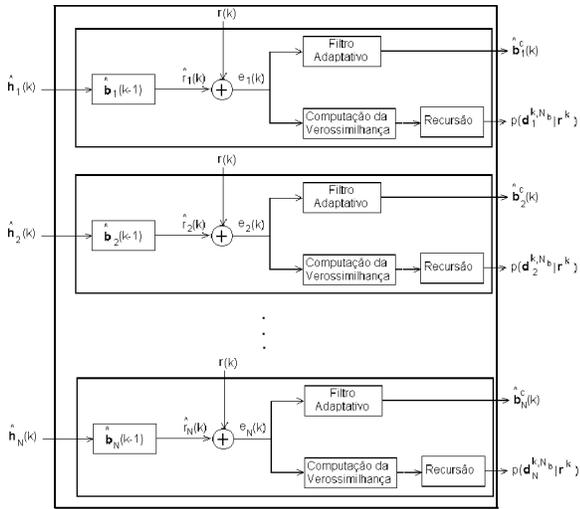


Fig.2 - Equalizador Bayesiano usando Filtrros Adaptativos Paralelos

Estes algoritmos têm uma estrutura paralela adequada para implementação em DSPs programáveis. Desta forma, eles podem ser considerados como alternativas para aplicações práticas, especialmente para sistemas de faixa estreita, tais como rádio HF e modem na banda de voz.

A complexidade destes equalizadores está relacionada principalmente com a complexidade dos filtros adaptativos por eles empregados. Como a sua estrutura é paralela, existe um efeito multiplicador nesta relação, de M^{L+1} . Assim, o esforço de se obter um algoritmo de filtragem adaptativa de complexidade menor é recompensado sobremaneira pela significativa redução produzida na complexidade do equalizador.

Com este intuito, apresenta-se neste artigo um novo esquema de equalização cega com estrutura similar à mostrada na Fig. 2. A inovação aqui proposta consiste no uso de um algoritmo LMS com passo variável (VSSLMS, “Variable Step-Size LMS”).

Vários algoritmos LMS de passo variável têm sido propostos, procurando fazer com que o passo varie de acordo com a proximidade da solução ótima. O que se busca é ter valores maiores de passo quando o algoritmo está longe da solução desejada, acelerando a taxa de convergência, e valores menores quando o mesmo está perto, reduzindo o MSE (do Inglês: “Mean Square Error”) residual.

A fim de se obter um indicador “cego” da necessidade de se modificar o passo do algoritmo LMS, propõe-se aqui a utilização da mesma métrica de decisão desenvolvida em [4] para detecção cega de ocorrência de erros de equalização

3. MÉTRICA DE DETECÇÃO CEGA DE ERROS DE EQUALIZAÇÃO

A Fig. 3 ilustra a estrutura de detecção proposta em [4] para detecção cega da ocorrência de erros de equalização. Admitindo-se inicialmente que o canal seja linear e invariante no tempo (LTI, do Inglês, “Linear Time-Invariant”), esta estrutura se baseia no fato de que a relação entre as decisões alcançadas na saída do dispositivo de decisão e a entrada do equalizador pode ser representada pelo modelo LTI subjacente se e somente se a saída do dispositivo de decisão não contém erros e a seqüência de entrada satisfaz uma condição de persistência de excitação. Assim procurou-se desenvolver uma métrica para detectar se os dados observados seguem ou não o modelo.

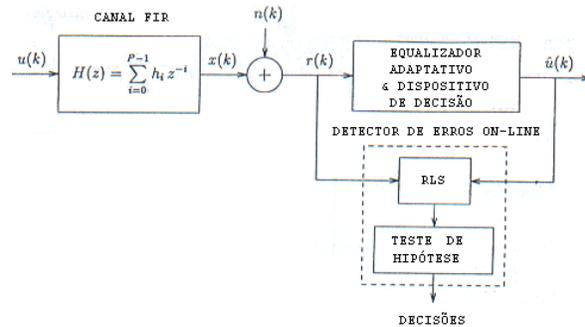


Fig.3 - Estrutura de Detecção de Erros de Equalização

Para tanto analisa-se naquele trabalho a estimação do canal pelo critério de mínimos quadrados (LS, de “least squares”) usando como entrada para este modelo os símbolos decididos (saída do equalizador), como se mostra na Fig. 3. Noutras palavras, analisa-se a estimação LS do canal, tendo por base o seguinte modelo de sinal observado:

$$\underline{r} = \underline{A}\underline{v} + \underline{n} \quad (4)$$

sendo \underline{r} , o vetor de regressão da saída do canal, \underline{n} , o vetor de ruído, \underline{A} , uma matriz de Hankel obtida a partir de $\hat{u}(k)$, e \underline{v} , o vetor de parâmetros que se deseja estimar (coeficientes da RIC). Nota-se que a estimação de \underline{v} pelo método dos mínimos quadrados pode ser obtida recursivamente pelo algoritmo RLS. O uso do RLS com ponderação exponencial permite que variações temporais na resposta impulsional do canal (RIC) sejam acompanhadas, desde que o próprio equalizador adaptativo seja capaz de acompanhá-las, recuperando a seqüência de entrada sem erros.

Para os objetivos pretendidos neste trabalho, o maior interesse recai sobre o termo de atualização do algoritmo RLS, dado por

$$\underline{\delta}(k) = \hat{\underline{v}}(k) - \hat{\underline{v}}(k-1) \quad (5)$$

Deste termo provém a métrica utilizada no teste on-line

proposto em [4], que é dada por:

$$T(k) = \frac{\|\underline{\delta}(k)\|_2^2}{\sigma_n^2 \sum_{i=1}^P \left(\underline{p}_i^T \hat{u}(k) \right)^2} \quad (6)$$

onde \underline{p}_i^T denota a i-ésima linha de $\underline{P}(k)$, que é a inversa da matriz autocorrelação da saída do dispositivo de decisão, e σ_n^2 é a variância do ruído, $n(k)$.

Mostra-se em [4] que, na ausência de erros de decisão, a distribuição de probabilidade da métrica apresentada acima é aproximadamente uma chi-quadrada central com grau de liberdade um. Em caso de erros de equalização, a distribuição de probabilidade de $T(k)$ tende a se concentrar em torno de valores maiores, permitindo que se faça o teste on-line com base em sua magnitude, escolhendo-se um limiar de decisão a partir de uma probabilidade de falso alarme aceita.

4. NOVO CRITÉRIO PARA AJUSTE DE PASSO EM ALGORITMOS VSSLMS

A proposta deste trabalho é utilizar a métrica descrita acima em um novo critério para ajuste do valor do passo em algoritmos VSSLMS, visto que ela provê uma medida aproximada do “sucesso” do equalizador e indiretamente reflete o estado do processo de adaptação. Com base nas propriedades de $T(k)$, um esquema de controle apropriado para o tamanho do passo é:

$$\mu(k) = \mu_{\max} [1 - \exp(-CT(k))] \quad (7)$$

onde μ_{\max} é o tamanho de passo inicial e C é uma constante positiva. Como pode ser visto, quando o valor de $T(k)$ é grande, o passo $\mu(k)$ tende ao valor de μ_{\max} ; caso contrário $\mu(k)$ se torna pequeno.

Na equação (7) existem 2 constantes, μ_{\max} e C , que precisam ser determinadas adequadamente. A primeira, é obtida pela otimização de seu valor via simulação, de forma similar ao que geralmente é feito no caso do algoritmo LMS de passo fixo. Já a escolha do valor para a constante C está relacionada às propriedades estatísticas da métrica $T(k)$, tanto na ausência quanto na presença de erros de equalização. Porém a obtenção das propriedades estatísticas de $T(k)$ na presença de erros de equalização é extremamente complexa. Em [4] se analisa o caso de ocorrência de um erro isolado, obtendo-se a seguinte aproximação para a média condicional de $T(k)$:

$$E\{T(k) | \underline{P}(k), \hat{u}(k)\} = 1 + \frac{h_0^2 e^2}{\sigma_n^2 \sum_{i=0}^P \left(\underline{p}_i^T \hat{u}(k) \right)^2} \quad (8)$$

sendo $e = \frac{u(k-\Delta) - \hat{u}(k)}{\Gamma}$ e Γ é definido por $|\Gamma|=1$.

Vê-se assim que a média condicional de $T(k)$ aumenta diante da ocorrência de um erro de equalização, e a magnitude do

aumento é determinada pelo segundo termo do lado direito da equação (8). Este termo é significativamente afetado pelo valor de σ_n^2 . Para utilização no controle do passo, o peso de σ_n^2 tende a minimizar a influência do erro de equalização propriamente dito, o que não é desejável. Por outro lado, quando não há erros de equalização a média de $T(k)$ é 1 (um), independentemente de σ_n^2 .

Com base no comportamento diferenciado de $T(k)$ propõe-se aqui o uso de dois valores distintos para C , denominados C_1 e C_2 , com o intuito de que, na situação em que erros de equalização sejam detectados, C_1 enfatize na métrica $T(k)$ o peso destes erros, e, na situação oposta, C_2 leve a valores pequenos de passo.

Pela discussão acima, surge a necessidade da escolha de um limiar η que permita decidir quando se deve utilizar cada valor da constante C na equação (7). O critério para escolha desse limiar seguido neste trabalho é o mesmo adotado em [4] para detecção de ocorrência de erro de equalização, ou seja, baseado num valor aceitável de probabilidade de falso alarme.

Alguns testes iniciais revelaram que, mesmo com a utilização de um passo adaptativo, o equalizador baseado no algoritmo VSSLMS pode ficar perdido em falsos mínimos, não convergindo para a RIC. Este fato motivou a busca de outro melhoramento no algoritmo proposto, que é a utilização da métrica também como um critério para se decidir pelo reinício da estimação do canal em caso do mesmo não parecer estar convergindo. Desta forma, escolheu-se um limiar de detecção de divergência η_{div} associado ao valor de $T(k)$, e um contador do número de vezes que este limiar é ultrapassado. Se este contador alcançar um determinado patamar, admite-se que o algoritmo ainda não convergiu, provavelmente por estar num falso mínimo, e deve ser reiniciado.

Para ilustrar o efeito positivo do mecanismo de reinicialização, escolheu-se uma realização específica de RIC onde ambos os algoritmos, LMS-BE e o algoritmo proposto, o qual será chamado de ASSLMS-BE (de “*Adaptive Step Size Least Mean Square – Bayesian Equalizer*”), não convergem inicialmente por se encontrarem num falso mínimo, como pode ser visto na Fig.4 Nota-se nesta Figura que o contador de divergência (baseado na métrica de detecção cega de erros de equalização) ultrapassa o limiar por volta da amostra 200. Nesse ponto o algoritmo ASSLMS-BE é reinicializado e consegue sair de um falso mínimo, melhorando significativamente as estimativas da RIC, a ponto de apresentar erro de estimação próximo do produzido pelo esquema KF-BE.

A Fig.5 apresenta um exemplo de realização da métrica $T(k)$. Esta figura serve para ilustrar os vários critérios utilizados para ajuste do passo do LMS com base nesta métrica. Três regiões distintas são identificadas. As regiões 1 e 2 em que $T(k) > \eta$, indicam a provável ocorrência de erros de equalização e a necessidade de se utilizar a constante C_1 . Na região 3, em que $T(k) < \eta$, é provável a ausência de erros de equalização e por isso a constante C_2 deve ser utilizada. A região 1, em que $T(k) > \eta_{div}$, refere-se à situação onde o contador de ultrapassagem do limiar de detecção de divergência para reinício do algoritmo

deve ser incrementado. Existem portanto 5(cinco) constantes que precisam ser inicialmente definidas para a utilização do passo adaptativo: C_1 , C_2 , η , η_{div} e o limite do contador de ultrapassagem de η_{div} .

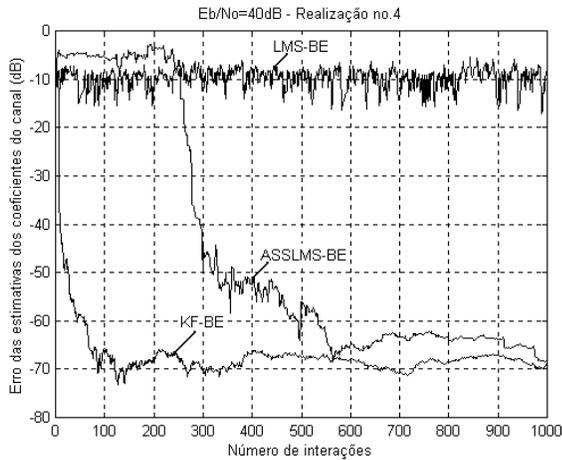


Fig.4 - Exemplo do efeito da reinicialização sobre o algoritmo ASSLMS-BE.

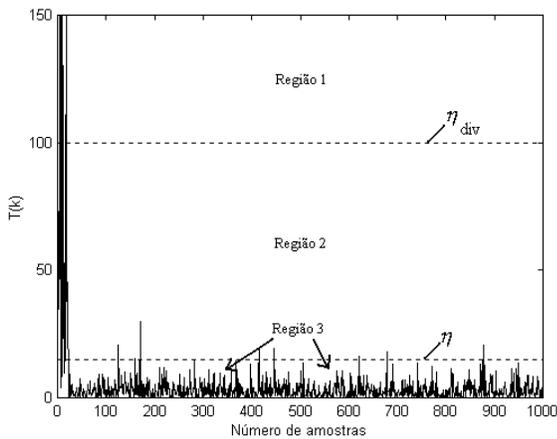


Fig.5 - Exemplo de evolução da métrica $T(k)$ com as amostras.

Nas simulações cujos resultados são apresentados na próxima seção, os valores destas constantes foram fixados de forma empírica, levando-se em conta fatores explicados a seguir. O valor escolhido para η foi de 15 o que leva a uma probabilidade de falso alarme menor que 0,5% [4]. Testes iniciais revelaram que, tanto para η_{div} quanto para o limite do seu contador de ultrapassagem, a escolha do valor 100 leva a resultados satisfatórios no que se refere à indicação da necessidade de se reinicializar o algoritmo pela provável não convergência. Outros testes mostraram ser satisfatória a escolha do valor de C_1 igual a σ_n^2 , de forma a compensar a influência da variância do ruído sobre $T(k)$. Por outro lado, a escolha do valor da constante C_2 igual a 0,1 permite que seja alcançado um valor de passo pequeno e, em conseqüência, um menor MSE residual.

5. RESULTADOS DE SIMULAÇÕES

Várias simulações foram realizadas com o objetivo de avaliar o desempenho do equalizador Bayesiano usando o algoritmo proposto. Para efeito de comparação, também se avaliou o desempenho obtido com o uso de KF (equalizador KF-BE) e com o obtido com o LMS de passo fixo (equalizador LMS-BE). Em todas as simulações foi utilizada modulação BPSK, sendo as estimativas de BER obtidas pela média feita sobre 250 realizações independentes de canal e seqüência de símbolos, cada uma envolvendo a transmissão de 1000 bits, o que perfaz num total de 250.000 bits.

5.1 Canal Invariante no Tempo

Um modelo de canal Gaussiano seletivo em frequência e invariante no tempo foi utilizado para a simulação de um canal aleatório com RIC composta de três derivações, separadas por T segundos, onde T é o intervalo de símbolo.

Para a avaliação de algoritmos LMS de passo fixo é necessário estabelecer o tamanho do passo. No caso do algoritmo ASSLMS-BE é necessário estabelecer o valor máximo permitido para o passo. Esta determinação foi feita para cada valor escolhido de relação sinal ruído (E_b/N_0)* através de estimativa de BER para várias realizações com diversos valores de tamanho de passo. A Tabela 1 apresenta os valores de passos obtidos para os algoritmos LMS-BE e ASSLMS-BE.

E_b/N_0	0dB	5dB	10dB	15dB	20dB	25dB	30dB	35dB	40dB
Passo LMS	0,05	0,15	0,20	0,30	0,30	0,35	0,35	0,35	0,35
Passo ASS	0,05	0,25	0,65	0,85	0,55	0,80	0,80	0,70	0,70

Tabela 1. Valores de passo para o algoritmo LMS-BE e ASSLMS-BE com canal invariante no tempo.

O desempenho de taxa de erro em função de E_b/N_0 é apresentado na Fig.5. Os algoritmos apresentam desempenhos próximos para valores de E_b/N_0 abaixo de aproximadamente 10dB. A partir deste valor, e até 40dB, o desempenho do algoritmo LMS-BE praticamente não se altera, enquanto que o desempenho do KF-BE continua melhorando. Já o desempenho do algoritmo ASSLMS-BE fica aproximadamente inalterado entre 15dB e 25dB, voltando a melhorar a taxas equivalentes a do KF-BE a partir dos 25dB. Este comportamento entre 15dB e 25dB pode ser explicado pelo esquema de reinicialização, onde o contador deve alcançar certo valor, permitindo-se assim que, numa situação de divergência das estimativas da RIC para uma mesma realização de canal e seqüência transmitida, o algoritmo seja reinicializado primeiramente para um menor valor de E_b/N_0 . Isto explica também o desempenho obtido para 15dB ser melhor do que o para 20dB.

A Fig.6 mostra a existência de pisos para os desempenhos de

* A relação sinal ruído é expressa pela razão entre a energia por bit (E_b) e a densidade espectral unilateral de potência do ruído (N_0).

taxa de erro produzidos pelos 3 equalizadores, sendo alcançado rapidamente para o algoritmo LMS-BE e de forma mais lenta para os outros dois. A existência de pisos nas curvas de BER decorre principalmente dos erros que ocorrem antes que se alcance a convergência nas estimativas de canal, e aos casos de divergência dos algoritmos.

A Fig.7 apresenta a porcentagem de bits errados por amostras de RIC (agrupadas de 10 em 10) para cada um dos algoritmos na situação de eliminação quase total do efeito do ruído ($E_b/N_0 = 40\text{dB}$). Por esta figura, pode-se constatar que, na média, o algoritmo ASSLMS-BE apresenta cerca de 10 vezes menos bits errados por realização que o obtido pelo LMS-BE. Já para o KF-BE, a proporção é de aproximadamente 100 vezes menos.

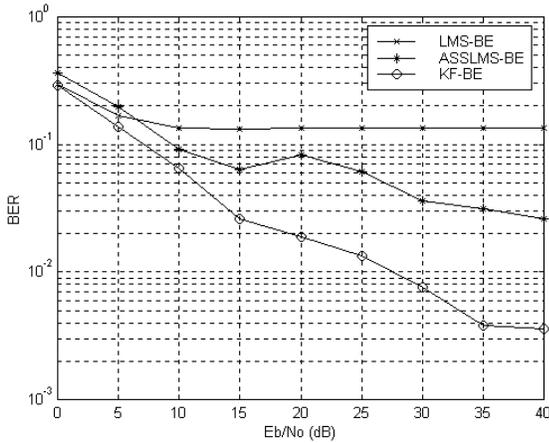


Fig.6 - Curvas de Desempenho de BER para canal invariante no tempo.

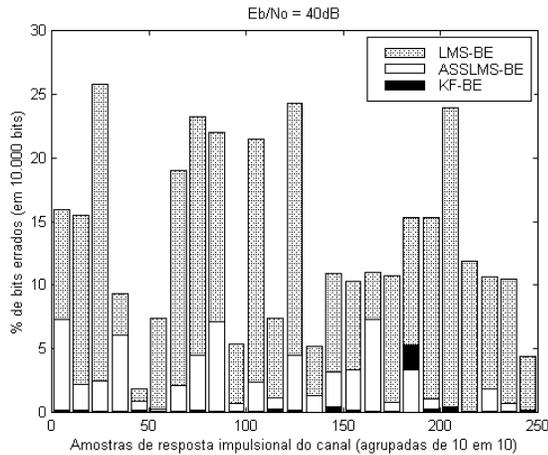


Fig.7 - Porcentagem de bits errados para cada grupo de 10 amostras da RIC invariante no tempo.

A Fig.8 apresenta os resultados de MSE alcançados para cada um dos algoritmos na estimação da RIC. Pode ser visto que o KF-BE apresenta a taxa de convergência mais rápida e também alcança o menor valor MSE. Exatamente

o oposto acontece com o LMS-BE: além de apresentar uma convergência lenta, apresenta um elevado valor para o MSE residual. O desempenho do ASSLMS-BE fica entre os desempenhos dos outros dois algoritmos, porém muito mais próximo ao do KF-BE, tanto ao que se refere à taxa de convergência quanto ao MSE residual.

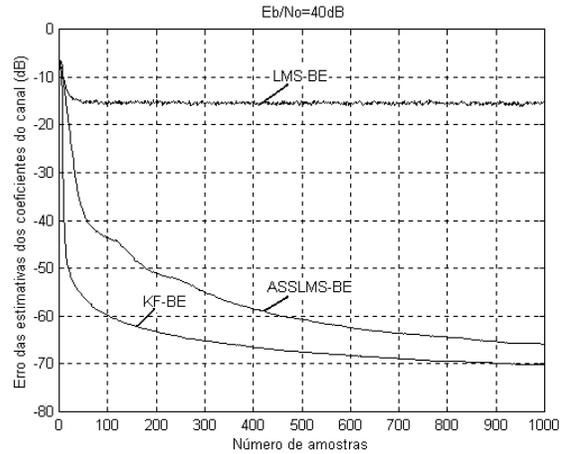


Fig.8 - Trajetória de erro das estimativas dos coeficientes do canal invariante no tempo.

5.2 Canal Variante no Tempo

Utilizou-se neste trabalho um modelo de canal GWSS-US, freqüentemente utilizado para a modelagem de sistemas de comunicações móveis, com perfil de retardo de potência discreto e espectro Doppler de Jakes [5] cuja resposta ao impulso é composta de três derivações, separadas por T segundos, com variância 0,5, 0,3 e 0,2, respectivamente. Cada derivação foi simulada utilizando-se a técnica de Monte Carlo apresentada em [6]. Foram considerados os valores de 24,3 Kbits/s como a taxa de transmissão, e de 50 Hz como o deslocamento Doppler máximo (f_D), que corresponde à velocidade de 60 Km/h para uma portadora de 900 MHz.

Para a otimização do passo, seguiu-se a mesma técnica utilizada na seção 5.1. A Tabela 2 apresenta os resultados obtidos.

E_b/N_0	0dB	5dB	10dB	15dB	20dB	25dB	30dB	35dB	40dB
Passo LMS	0,10	0,15	0,15	0,15	0,20	0,15	0,20	0,20	0,20
Passo ASS	0,30	0,40	0,55	0,75	0,85	0,85	0,85	0,90	0,70

Tabela 2. Valores de passo para o algoritmo LMS-BE e ASSLMS-BE com canal variante no tempo.

O desempenho de taxa de erro em função da razão sinal ruído (E_b/N_0) expressa em dB é apresentado na Fig.9. Os algoritmos apresentam desempenhos próximos para valores de E_b/N_0 abaixo de aproximadamente 15dB. Novamente, o desempenho do algoritmo LMS-BE praticamente não se altera até 40dB, enquanto que o desempenho do KF-BE continua melhorando. O desempenho do algoritmo ASSLMS-BE também continua a

melhorar porém a taxas menores que as do algoritmo KF-BE.

Seguindo a mesma comparação realizada na Seção 5.1, a Fig.10 apresenta a porcentagem de bits errados por amostras de RIC (agrupadas de 10 em 10) onde se constata que o ASSLMS-BE apresenta cerca de 3 vezes menos bits errados por realização que o obtido pelo LMS-BE. Enquanto que o KF-BE mantém a proporção de aproximadamente 100 vezes menos.

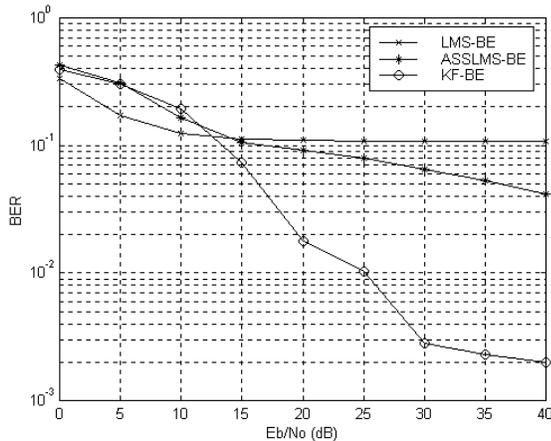


Fig.9 - Curvas de Desempenho de BER para canal variante no tempo.

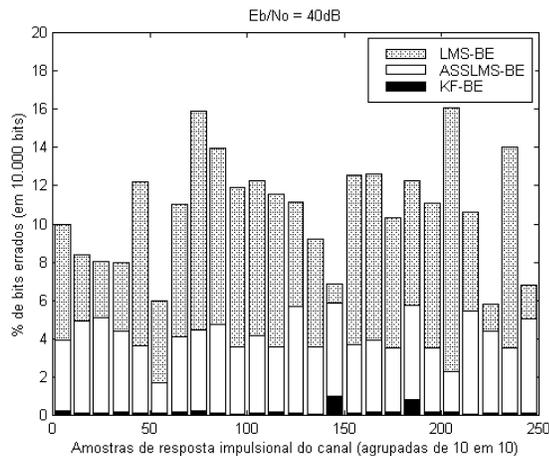


Fig.10 - Porcentagem de bits errados para cada grupo de 10 amostras da RIC variante no tempo.

A Fig.11 compara os resultados de MSE alcançados para cada um dos algoritmos na estimação da RIC variante no tempo. Novamente o KF-BE apresenta a taxa de convergência mais rápida e o menor valor MSE residual, e o LMS-BE continua com uma convergência lenta e um maior valor para o MSE residual. O desempenho do ASSLMS-BE inicialmente fica entre os desempenhos do KF-BE e do LMS-BE porém, posteriormente tende ao do LMS-BE. Este comportamento mostra a necessidade de um ajuste do valor alcançado pelo passo quando o algoritmo converge já que este valor não é o suficiente para permitir o acompanhamento eficiente das variações do canal após a convergência. Este ajuste será alvo de estudos futuros.

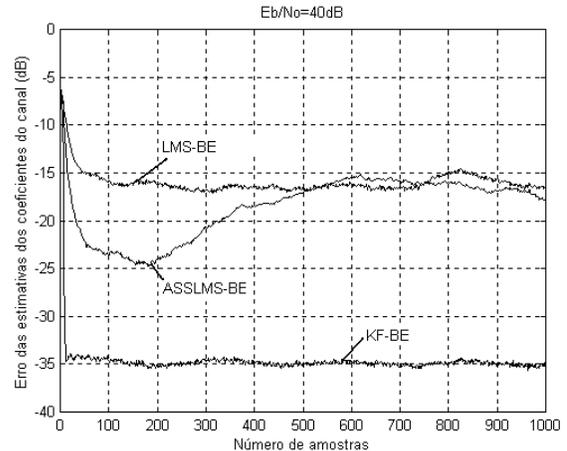


Fig.11 - Trajetória de erro das estimativas dos coeficientes do canal variante no tempo.

6. CONCLUSÕES

Um novo esquema de equalização cega baseado no algoritmo LMS com passo adaptativo foi introduzido neste trabalho. O ajuste de passo aqui proposto se vale de uma métrica desenvolvida em [4] para uso em um algoritmo de detecção cega de erros de equalização. Simulou-se o esquema de equalização cega apresentada em [1] empregando o algoritmo aqui proposto, sendo seu desempenho estimado e comparado com os obtidos com a utilização do LMS padrão e com a do KF. Os resultados mostraram que a adoção do passo adaptativo levou a melhoramentos significativos tanto no que se refere a taxa de convergência e ao MSE residual das estimativas do canal, quanto à taxa de erro de bit, principalmente para SNR mais altas. Obteve-se assim, características de desempenho e complexidade intermediárias entre as produzidas pelo LMS e ao KF. Especificamente a complexidade ficou mais próxima da do LMS padrão, e o desempenho, para canal invariante no tempo, ficou bem mais próximo do obtido com KF.

7. REFERÊNCIAS

- [1] Ronald A. Iltis, John J. Shynk, K. Giridhar, "Bayesian Algorithms for Blind Equalization Using Parallel Adaptive Filtering", *IEEE Trans. on Comm.*, March 1994.
- [2] Alexandre G. Melo, Ernesto L. Pinto, "Performance Evaluation of Bayesian Blind Equalizers Over WSS-US Channels", XVII SBT, 1999.
- [3] John G. Proakis, *Digital Communications*. McGraw-Hill, Singapore, 1995.
- [4] K. Dogançay, V. Krishnamurthy, "Blind On-Line Testing for Equalization Errors in Digital Communication Systems", *IEEE Trans. on Information Theory*, vol.44, no. 4, July 1998.
- [5] R. H. Clarke, "A Statistical Theory of Mobile Reception", *Bell Syst. Techn. J.*, Vol. 47, 1968.
- [6] A. Müller, "Simulation of Multipath Fading Channels Using Monte Carlo Method", *IEEE Conference*, 1994.