

# Análise Comparativa de Desempenho do MUD Sub-Ótimo por Confiabilidade de Amostras

Celso I. Frison, Celso de Almeida, Rodolpho C. G. F. de Mello e Victor A. Maran

**Resumo**—O presente artigo apresenta uma análise comparativa de desempenho e complexidade entre o detector multiusuário (MUD - Multiuser Detector) por confiabilidade de amostras com dois MUDs sub-ótimos: o decorrelacionador e o MMSE (Minimum Mean Square Error). Estes resultados são também comparados com o MUD ótimo, que é utilizado como referência de desempenho.

**Palavras-Chave**— CDMA, Complexidade, Confiabilidade, Detector Multiusuário, Sub-Ótimo.

**Abstract**—This article presents a comparison of performance and complexity among the samples reliability MUD (Multiuser Detector) and two suboptimal MUDs: the decorrelator and the MMSE (Minimum Mean Square Error). These results are also compared to the optimum MUD, that is used as a benchmark of performance.

**Keywords**— CDMA, Complexity, Multiuser Detection, Reliability, Sub-Optimum.

## I. INTRODUÇÃO

Em um sistema de múltiplo acesso por divisão em códigos, CDMA (*Code Division Multiple Access*), vários usuários transmitem simultaneamente seus bits em um mesmo canal utilizando diferentes sequências de espalhamento [3]. Como consequência há interferência de múltiplo acesso (MAI - *Multiple Access Interference*) entre os símbolos dos usuários. Existem diversas classes de receptores com diferentes técnicas de detecção de dados, desde o simples filtro casado até o mais sofisticado dos detectores multiusuários (MUD - *Multiuser Detector*). Da classe dos detectores MUD, aquele que apresenta o melhor desempenho é conhecido como detector MUD ótimo. A partir deste detector, várias outras técnicas foram propostas, que buscam alcançar um desempenho próximo ao do ótimo, porém com redução da complexidade.

O presente artigo tem como objetivo analisar o compromisso entre o desempenho, em termos de probabilidade de erro de bit e a complexidade, em termos do número de cálculos, do algoritmo proposto em [1] em relação a outras técnicas de detecção conhecidas na literatura. Esta comparação é realizada, tanto com o detector MUD ótimo, como também com algoritmos sub-ótimos, tais como o MUD decorrelacionador e o MUD MMSE. O algoritmo de [1], chamado de detector multiusuário sub-ótimo por confiabilidade de amostras, classifica as amostras do sinal recebidas em confiáveis ou não-confiáveis, onde esta classificação depende apenas da amplitude da amostra

recebida em comparação com um par de limiares de confiabilidade. Desta forma, o presente artigo faz uma comparação entre o algoritmo de confiabilidade de amostras frente ao detector MUD ótimo e aos outros detectores sub-ótimos. O desempenho do MUD ótimo será descrito por uma expressão proposta em [1] e que mostra que este MUD também sofre com a interferência de múltiplo acesso, dependendo do fator de carga do sistema.

A seguir, é descrito o conteúdo deste artigo. Na Seção II os conceitos básicos de detectores multiusuários são abordados. São apresentados os detectores multiusuário ótimo, decorrelacionador (MUD-D) e o de erro quadrático médio mínimo (MMSE). Na Seção III é descrito o funcionamento do detector multiusuário sub-ótimo por confiabilidade de amostras. Na Seção IV os resultados obtidos são apresentados e finalmente, as respectivas conclusões são apresentadas na Seção V.

## II. CONCEITOS BÁSICOS

De acordo com [4], a estratégia mais simples de detecção de sinais CDMA é por meio de filtros casados. No receptor de um dado usuário, o sinal recebido é correlacionado com sua sequência de espalhamento e a amostra resultante desta operação é comparada com um limiar de decisão. O desempenho deste detector depende das propriedades de correlação entre as sequências de espalhamento utilizadas.

O filtro casado, ou detector convencional, é considerado a melhor técnica de detecção em canais AWGN (*Additive White Gaussian Noise*). Entretanto, seu desempenho apresenta uma degradação em canais com interferência de múltiplo acesso, devido ao processamento dos sinais dos usuários ocorrer individualmente. Essa perda de desempenho pode ser substancial e intolerável, dependendo do fator de carga do sistema.

Como os sistemas atuais trabalham com elevado número de usuários, estratégias de detecção mais eficientes devem ser utilizadas. A detecção multiusuário foi desenvolvida justamente com o intuito de mitigar os efeitos da MAI em sistemas CDMA. Pelo fato desta técnica realizar a detecção conjunta dos usuários, utilizando informações como a correlação cruzada das sequências de espalhamento, atrasos, amplitudes e fases de todos os usuários, os detectores multiusuários alcançam um melhor desempenho, comparados ao detector convencional.

Existem diversos tipos de detectores multiusuários e entre todos o MUD ótimo é aquele que alcança a menor probabilidade de erro de símbolo possível em canais com MAI [5]. O MUD ótimo é também conhecido como detector de máxima verossimilhança (ML - *Maximum Likelihood*) [6] pelo método utilizado na detecção da sequência de informação.

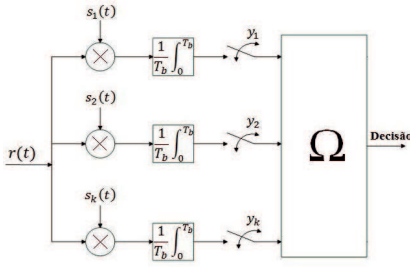


Fig. 1. Estrutura do Detector Multiusuário Genérico.

Nesse artigo é considerado um sistema CDMA em banda base síncrono, que realiza o espalhamento espectral da informação por meio de sequência direta (DSSS). As sequências de espalhamento consideradas são do tipo aleatórias e é ainda considerado um controle de potência perfeito no enlace reverso. Um sistema assíncrono possui correlação cruzada que é menor em relação ao caso síncrono [4]. Desta forma, vamos utilizar o caso síncrono, pois o mesmo representa um pior caso e por outro lado é mais simples de se simular.

Na Fig. 1 é apresentada uma representação genérica dos detectores multiusuário, que serão considerados nesse artigo para um sistema DS-CDMA síncrono. Tais técnicas de detecção se diferenciam na maneira em que os cálculos das amostras  $y_k$  dos  $K$  usuários são realizados conjuntamente, de acordo com a variável  $\Omega$ .

O sinal de entrada do receptor, na Fig. 1, é definido como:

$$r(t) = \sum_{i=1}^K A_i b_i s_i(t) + n(t) \quad (1)$$

onde,  $A_i$ ,  $b_i$ ,  $s_i(t)$  são, respectivamente, a amplitude recebida, o bit de informação transmitido e a sequência de espalhamento do  $i$ -ésimo usuário,  $n(t)$  é o ruído aditivo gaussiano branco e  $K$  é o número de usuários ativos. Este sinal recebido é então correlacionado com a sequência de espalhamento de cada usuário e posteriormente amostrado. Desta forma, a amostra de sinal referente ao  $k$ -ésimo usuário é dada por,

$$y_k = A_k b_k + \sum_{i=1, i \neq k}^K A_i b_i \rho_{ki} + n_k \quad (2)$$

onde,

$$\rho_{ki} = \frac{1}{T_b} \int_0^{T_b} s_i(t) s_k(t) dt \quad (3)$$

é a correlação cruzada normalizada entre as sequências do  $i$ -ésimo e  $k$ -ésimo usuários. O primeiro termo de (2) representa o sinal do  $k$ -ésimo usuário, o segundo termo representa a MAI e o último representa os efeitos do ruído AWGN, dado por,

$$n_k = \frac{1}{T_b} \int_0^{T_b} n(t) s_k(t) dt \quad (4)$$

As amostras de todos os usuários, representadas por (2), entram no dispositivo do detector multiusuário e sua métrica ( $\Omega$ ) é calculada de acordo com a técnica de detecção escolhida. Como o escopo deste artigo é a análise do compromisso entre desempenho e complexidade do detector proposto em [1]

frente ao MUD-D, MUD MMSE e MUD ótimo, uma breve descrição de cada uma das técnicas é realizada a seguir.

#### A. Detector Multiusuário Ótimo

As  $K$  amostras  $y_k$  entram no bloco de decisão ótimo, o qual realizará os cálculos para detectar os bits de informação que foram transmitidos pelos  $K$  usuários ativos. Em suma, o MUD ótimo estima o conjunto de bits  $[\hat{b}_1, \hat{b}_2, \dots, \hat{b}_k]$ , que minimiza a seguinte métrica [4],

$$\frac{1}{T_b} \int_0^{T_b} \left[ r(t) - \sum_{i=1}^K A_i \hat{b}_i s_i(t) \right]^2 dt \quad (5)$$

ou, de forma equivalente, maximiza:

$$2 \sum_{i=1}^K A_i \hat{b}_i y_i - \sum_{i=1}^K \sum_{k=1}^K A_i A_k \hat{b}_i \hat{b}_k \rho_{ki} \quad (6)$$

onde,  $\rho_{kk} = 1$  e  $y_i$  é dado por (2).

No entanto, para alcançar o desempenho proposto, o MUD ótimo apresenta a desvantagem da elevada complexidade em número de cálculos necessários para se determinar a métrica dada em (6). Este detector escolhe os  $K$  bits  $\hat{b}_i$  que maximizam (6) com complexidade exponencial, dada por  $\mathcal{C}_O = 2^K$ .

Para se avaliar o desempenho do detector ótimo vamos utilizar [1], onde foi desenvolvido um limitante da probabilidade de erro de bit média, quando se faz o uso de sequências de espalhamento aleatórias, que é dado por:

$$\bar{P}_b \geq Q \left( \sqrt{2 \frac{E_b}{N_0}} \right) + \sum_{i=0}^G \frac{1}{2} Q \left( \sqrt{4 \frac{E_b}{N_0} \left( 1 - \frac{G-2i}{G} \right)} \right) \frac{1}{2^G} \binom{G}{i} \quad (7)$$

A expressão (7) não é fechada, mas garante uma representação fiel ao comportamento do MUD ótimo. Esta expressão será utilizada ao longo do artigo, visto a elevada complexidade em se realizar a simulação de tal algoritmo para um elevado número de usuários.

#### B. Detector Multiusuário Descorrelacionador (MUD-D)

O MUD descorrelacionador tem como objetivo principal cancelar a interferência de múltiplo acesso das amostras recebidas. Tal operação, que ocorre com as  $K$  amostras dos usuários pode ser representada matematicamente, a partir de (2) em sua forma vetorial:

$$\mathbf{y} = \mathbf{A} \mathbf{R} \mathbf{b} + \mathbf{n} \quad (8)$$

onde,  $\mathbf{R}$  é uma matriz  $K \times K$  de correlações,  $\mathbf{A}$  é uma matriz diagonal  $K \times K$  das amplitudes dos usuários,  $\mathbf{b}$  é o vetor de bits recebidos e  $\mathbf{n}$  é o vetor referente ao ruído aditivo.

Para se eliminar a MAI, o MUD-D, multiplica o vetor de amostras recebidas (8) por  $\mathbf{R}^{-1}$ , desde que a matriz de correlação seja inversível, de forma que:

$$\bar{\mathbf{y}} = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{y} = \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{R} \mathbf{A} \mathbf{b} + \mathbf{n}) = \mathbf{A} \mathbf{b} + \bar{\mathbf{n}} \quad (9)$$

com,  $\bar{\mathbf{n}} = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{n}$ .

Este tipo de detector é chamado de MUD descorrelacionador, pois elimina a MAI no sinal de todos os usuários, porém,

às custas de um aumento na potência do ruído, já que o ruído foi também multiplicado pela matriz de correlação inversa. O desempenho deste detector é degradado com o aumento do fator de carga do sistema. Já para sequências de espalhamento com correlação cruzada igual a zero [8], a probabilidade de erro de bit do MUD-D será a mesma que a do detector para um único usuário e dependerá apenas do ruído AWGN.

Em [7] é obtida a expressão analítica de desempenho para o detector MUD, em termos de probabilidade de erro de bit média, dada por:

$$P_b \cong Q\left(\sqrt{2\frac{E_b}{N_0}\left(1 - \frac{(K-1)}{G}\right)}\right) \quad (10)$$

Ainda em [7] a expressão (10) foi validada, mostrando ter excelente concordância com os resultados simulados, podendo representar o comportamento de tal detector nos diversos cenários que serão analisados no presente artigo. A complexidade de tal algoritmo, segundo [9], cresce de forma polinomial com a dimensão da matriz de correlação, na forma  $\mathcal{C}_D = K^3$ .

### C. Detector Multiusuário com Erro Quadrático Médio Mínimo

Conforme visto anteriormente, o detector convencional trata exclusivamente o ruído AWGN, enquanto o MUD-D elimina apenas a MAI, sem levar em consideração o ruído AWGN. Já o detector MMSE leva em conta, tanto a MAI, quanto o ruído de fundo, e por este motivo consegue desempenhos iguais ou melhores em termos de probabilidade de erro de bit, que o MUD-D [8]. No entanto, para obter tal desempenho, este detector necessita conhecer a potência recebida dos sinais dos usuários, o que torna sua aplicação um pouco mais complexa. Para realizar a detecção dos bits, o MUD-D precisa inverter a matriz  $\mathbf{R} + \sigma^2\mathbf{A}^{-2}$ , onde

$$\sigma^2\mathbf{A}^{-2} = \text{diag}\left[\frac{\sigma^2}{A_1^2}, \frac{\sigma^2}{A_2^2}, \dots, \frac{\sigma^2}{A_K^2}\right] \quad (11)$$

Este cálculo minimiza o erro quadrático médio entre os dados transmitidos e a saída do detector convencional, o que minimiza o valor esperado na saída do detector MMSE  $\min E[(\mathbf{y} - \mathbf{b})^H(\mathbf{y} - \mathbf{b})]$ .

Pelo fato do MUD MMSE considerar, tanto a interferência, como o ruído, este pode ser visto como uma solução de compromisso entre a MAI e o ruído. Desta forma, o detector convencional e o MUD-D podem ser visualizados como casos limites do detector MMSE, quando se considera  $\sigma \rightarrow \infty$  e  $\sigma \rightarrow 0$ , respectivamente.

Em [8] foi desenvolvida uma expressão analítica para a probabilidade de erro de bit do detector MMSE para um sistema CDMA síncrono com controle ideal de potência em canal AWGN utilizando sequências de espalhamento aleatórias, dada por:

$$P_b = Q\left(\sqrt{2\frac{E_b}{N_0} - \frac{1}{4}F\left(2\frac{E_b}{N_0}, \frac{K-1}{G}\right)}\right) \quad (12)$$

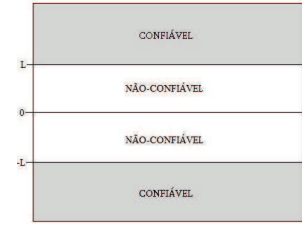


Fig. 2. Regiões de Confiabilidade e Não-Confiabilidade.

onde

$$F(x, y) = \left(\sqrt{x(1 + \sqrt{y})^2 + 1} - \sqrt{x(1 - \sqrt{y})^2 + 1}\right)^2 \quad (13)$$

Esta expressão foi validada por meio de simulação em [8] e por esse motivo será utilizada na análise comparativa a ser realizada com o MUD por confiabilidade de amostras. De acordo com [9], o detector MMSE possui complexidade equivalente à do MUD-D, ou seja  $\mathcal{C}_{MMSE} = K^3$ , relativa à complexidade da inversão de matrizes de dimensão  $K \times K$ .

### III. ALGORITMO DE DETECÇÃO SUB-ÓTIMO

O MUD por confiabilidade de amostras classifica as amostras recebidas em (2) como confiáveis ou não-confiáveis, comparando suas amplitudes com um par de limiares de confiabilidade. Estes limiares são ilustrados na Fig. 2, que como o próprio nome infere, concedem a garantia de confiabilidade da amostra. Caso uma amostra tenha amplitude no intervalo  $-L \leq y_k \leq L$ , esta é classificada como não-confiável, caso contrário é classificada como confiável.

Para as amostras classificadas como não-confiáveis, o MUD por confiabilidade de amostras realiza a mesma operação do MUD ótimo (6) para decidi-las, correspondendo a uma complexidade exponencial. Já para as amostras classificadas como confiáveis, esta são decididas apenas pela sua polaridade (decisão abrupta). Desta forma, amostras confiáveis positivas são decididas como +1 e amostras confiáveis negativas são decididas como -1. Sendo assim, os bits já decididos entram no cálculo da métrica (6) como constantes. Desta forma, restando  $K_{NC}$  amostras não-confiáveis, todas as  $2^{K_{NC}}$  possíveis combinações devem ser examinadas pela métrica (6). Com esta simples classificação das amostras é possível reduzir a complexidade para  $2^{K_{NC}} \leq 2^K$ , pois  $K_{NC} \leq K$ .

O algoritmo por confiabilidade de amostras apresenta limitante superior de complexidade dado pelo MUD ótimo, que ocorre quando  $L \rightarrow \infty$ . Neste caso, o número de amostras não-confiáveis é igual ao número total de usuários e a complexidade é dada por  $2^K$ . Quando o limiar  $L$  é igual a 0, o detector alcança o desempenho do filtro casado, pois todas as amostras serão classificadas como confiáveis e a complexidade se reduz a apenas 1 cálculo.

Portanto, a variação nos limiares de confiabilidade modifica diretamente a complexidade e também a probabilidade de erro de bit do detector. Para um limiar baixo, a complexidade do algoritmo é também baixa e seu desempenho é equivalente ao do detector convencional. Por outro lado, um limiar de confiabilidade alto, oferece um excelente desempenho na detecção, mas ao preço de uma elevada complexidade. Desta forma,

ajustando-se o limiar de confiabilidade entre 0 e  $\infty$  pode-se obter um compromisso entre o desempenho e a complexidade.

Em [1] [2] são obtidas expressões da probabilidade de erro de bit média do MUD por confiabilidade de amostras, que varia em função do limiar de confiabilidade:

$$P_b = Q\left(\sqrt{2\frac{E_b}{N_0}}\right) + Q\left(\frac{L + \mu_y}{\sigma_y}\right) \quad (14)$$

onde  $\mu_y$  e  $\sigma_y$  são, respectivamente, a média e o desvio padrão das amostras na saída do filtro casado, que é suposto ser uma variável aleatória gaussiana. O segundo termo do lado direito da expressão se refere à degradação de desempenho causado ao sistema pela decisão abrupta de amostras consideradas confiáveis. Neste caso, um erro ocorre quando um bit  $-1$  transmitido é corrompido por interferências e ruído e acaba gerando uma amostra de sinal com amplitude maior que  $+L$  e vice-versa.

A complexidade referente a este detector corresponde apenas aos cálculos realizados com as amostras classificadas como não-confiáveis, já que somente essas amostras farão parte do cálculo de (6). Esta complexidade pode ser calculada [1], como

$$C = 2^{K P_{NC}(L)} \quad (15)$$

onde

$$P_{NC}(L) = 1 - Q\left(\frac{L - \mu_y}{\sigma_y}\right) \quad (16)$$

é a probabilidade de ocorrência de amostras não-confiáveis, em função do limiar de confiabilidade.

Finalmente, o fator de carga é definido como o quociente entre o número de interferentes e o ganho de processamento:

$$\mathcal{L} = \frac{K - 1}{G} \quad (17)$$

#### IV. RESULTADOS

A Fig. 3 apresenta uma comparação das expressões analíticas apresentadas para o MUD ótimo (7) e para o MUD por confiabilidade de amostras (14) com suas respectivas simulações. É ilustrado um cenário utilizando um ganho de processamento de 16 chips/bit, relação sinal-ruído igual a 7 dB e limiar de confiabilidade igual a 1,3. A simulação comprova que tais expressões representam fielmente o comportamento de seus respectivos detectores. Desta forma, as figuras subsequentes serão geradas unicamente a partir das expressões teóricas dos MUDs, já que as expressões teóricas de todos os algoritmos foram validadas. Esta consideração é bastante útil pelo fato da alta complexidade da simulação encontrada nos cenários que serão analisados. Os resultados são apresentados considerando como parâmetros nominais do sistema um ganho de processamento igual a 64 chips/bit, uma relação sinal-ruído de 7 dB e para o detector multiusuário por confiabilidade de amostras um limiar igual a 1,3. Como o objetivo desta comparação é obter qual técnica de detecção sub-ótima apresenta o melhor compromisso entre desempenho e complexidade, ambos os gráficos serão apresentados em uma mesma figura, em função do fator de carga do sistema (17). Posteriormente, cada um dos parâmetros nominais será modificado de forma independente para análise dos MUDs.

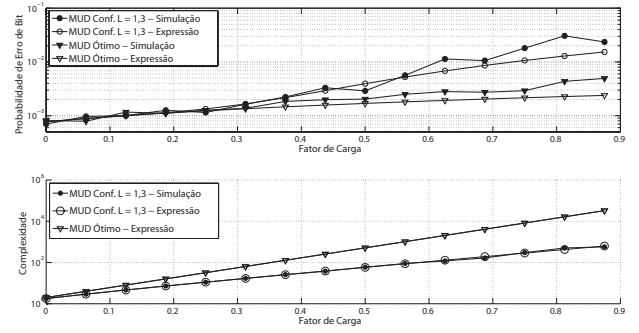


Fig. 3. Probabilidade de Erro de Bit e Complexidade em Função do Fator de Carga para um Cenário com Ganho de Processamento igual a 16 chips/bit, Relação Sinal-Ruído de 7 dB e Limiar de Confiabilidade de 1,3. Resultados Analíticos e de Simulação.

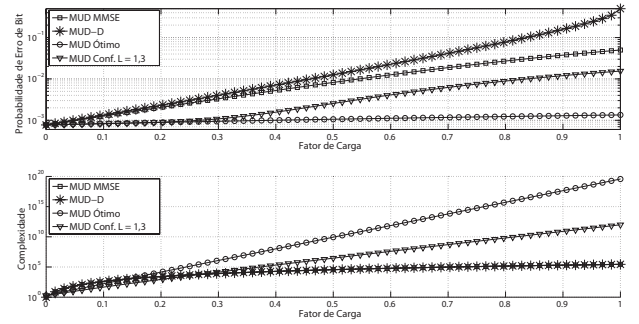


Fig. 4. Probabilidade de Erro de Bit e Complexidade em Função do Fator de Carga para um Cenário com Ganho de Processamento igual a 64 chips/bit, Relação Sinal-Ruído de 7 dB e Limiar de Confiabilidade de 1,3.

Na Fig. 4 é apresentada a probabilidade de erro de bit e a complexidade em função do fator de carga do sistema para os parâmetros nominais. Inicialmente, observa-se que o MUD-D apresenta um desempenho próximo ao MUD MMSE e como foi mencionado anteriormente, estes algoritmos têm mesma complexidade. Desta forma, vamos fazer uma comparação entre o MUD MMSE, o MUD por confiabilidade de amostras e o MUD ótimo. Em termos de desempenho, observa-se que o MUD por confiabilidade de amostras apresenta, até um fator de carga de 30%, o mesmo desempenho que o MUD ótimo e mesmo para altas cargas o seu desempenho é melhor que o do MUD MMSE. Por sua vez, até 35% da carga do sistema, a complexidade do MUD por confiabilidade de amostras é similar à do MUD MMSE, mas a partir desse valor a sua complexidade acaba aumentando juntamente com o nível de interferência no sistema. Desta forma, para se obter um ganho de desempenho do MUD por confiabilidade frente ao MUD MMSE, é requisitada uma maior complexidade. Já a complexidade do MUD ótimo acaba sendo muito maior frente à dos sub-ótimos. Na Fig. 5 o ganho de processamento foi modificado para 8 chips/bit, representando um cenário propício para altas taxas de dados, visto o baixo ganho de processamento utilizado. Observa-se que a probabilidade de erro de bit obtida pelos detectores é a mesma para quase toda a variação do fator de carga, onde apenas o MUD-D

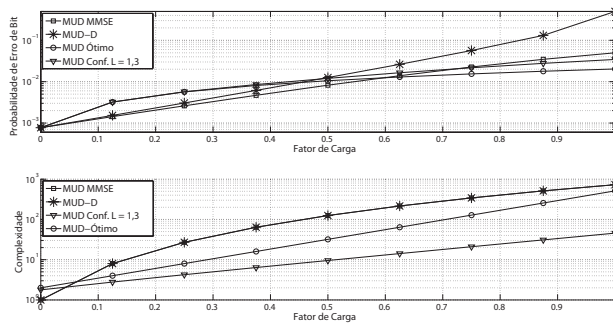


Fig. 5. Probabilidade de Erro de Bit e Complexidade em Função do Fator de Carga para um Cenário com Ganho de Processamento igual a 8 chips/bit, Relação Sinal-Ruído de 7 dB e Limiar de Confiabilidade de 1, 3.

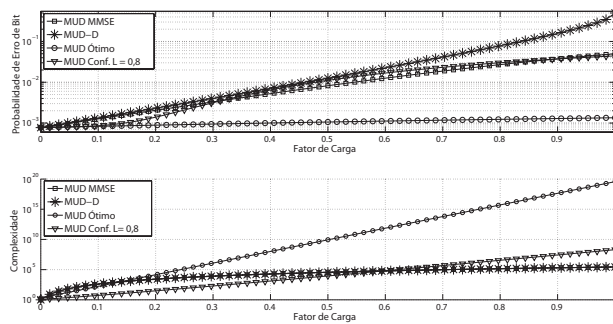


Fig. 6. Probabilidade de Erro de Bit e Complexidade em Função do Fator de Carga para um Cenário com Ganho de Processamento igual a 64 chips/bit, Relação Sinal-Ruído de 7 dB e Limiar de Confiabilidade de 0, 8.

apresenta um pior desempenho para fatores de carga acima que 50%. Por outro lado, a complexidade retrata o ganho obtido pelo MUD por confiabilidade de amostras, já que este obtém o mesmo desempenho do detector ótimo, porém com uma complexidade muito inferior. Na Fig. 6 o limiar de confiabilidade do MUD por confiabilidade foi diminuído para 0, 8. Como esperado, percebe-se que o desempenho obtido com este limiar foi inferior em relação ao obtido com o valor nominal, sendo este desempenho muito próximo ao do MUD MMSE. Entretanto, a complexidade do algoritmo também diminuiu, conforme previsto pela teoria. Desta forma, para fatores de carga de até 60% o algoritmo mostra-se ser a técnica sub-ótima mais indicada, dentre as analisadas, pela baixa complexidade oferecida, quando comparada às demais. Por fim, na Fig. 7 um número fixo de 25 usuários é estabelecido, onde é analisado o comportamento do desempenho dos detectores em função da relação sinal-ruído. Observa-se que MUD por confiabilidade de amostras apresenta o melhor desempenho para relações sinal-ruído até 10 dB, onde seu desempenho começa a se estabilizar à medida que diminui o ruído do sistema. Entretanto, o próprio MUD ótimo apresenta um comportamento semelhante, originado pela MAI, em consequência da utilização de seqüências de espalhamento aleatórias, que acabam gerando, com baixa probabilidade, correlações cruzadas significativas entre as seqüências dos usuários.

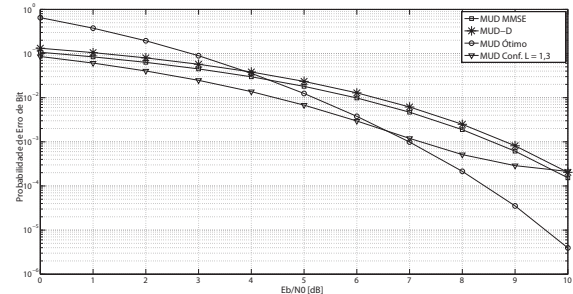


Fig. 7. Probabilidade de Erro de Bit em Função do da Relação Sinal-Ruído para um Cenário com Ganho de Processamento igual a 64 chips/bit, 25 Usuários e Limiar de Confiabilidade de 1, 3.

## V. CONCLUSÕES

Neste artigo foi realizada uma investigação do compromisso entre desempenho e complexidade do detector multiusuário sub-ótimo por confiabilidade de amostras frente ao detector ótimo e a dois outros algoritmos sub-ótimos, o descorrelacionador e o de erro quadrático médio mínimo.

Pelos resultados analisados, conclui-se que o MUD por confiabilidade de amostras possui grandes vantagens em relação aos seus concorrentes, quando se trata do compromisso entre desempenho e complexidade. Esta técnica se mostra mais indicada para cenários onde se utilizam baixos ganhos de processamento e também baixas relações sinal-ruído. Quando se utiliza elevados ganhos de processamento, poder-se-ia permitir a variação do limiar de confiabilidade para ajustar o desempenho requerido a uma complexidade definida. Desta forma, o algoritmo por confiabilidade de amostras mostra-se eficiente e versátil, ainda mais pela possibilidade de utilização de limiares de confiabilidade dinâmicos.

Este artigo analisou o comportamento dos algoritmos de detecção em um canal AWGN. Entretanto, esta análise pode ser facilmente estendida para um canal com desvanecimento.

## REFERÊNCIAS

- [1] C. I. Frison, *Detector Multiusuário por Confiabilidade de Amostras*. Dissertação de Mestrado, FEEC, UNICAMP, 2009.
- [2] C. I. Frison, C. de Almeida. *Low Complexity Multiuser Detection Based on Reliable Samples: A Baseband Analysis*, The 13th International Symposium on Wireless Personal Multimedia Communications, Recife, Brasil, 2010.
- [3] J. G. Proakis, *Digital Communication*, 4th ed, New York, McGraw-Hill, 2000.
- [4] S. Verdu, *Multiuser Detection*, Cambridge University Press, 1988.
- [5] R. Lupas, S. Verdu. *Linear Multiuser Detectors for Synchronous CDMA Channels*, IEEE Transactions on Information Theory, Vol. 35, pp 123 – 136, Janeiro 1986.
- [6] S. Verdu. *Minimum Probability of Error for Asynchronous Gaussian Multiple Access Channels*, IEEE. Transactions on Information Theory, Vol. 32, pp. 85 – 96, January 1986.
- [7] R. Baldini F., C. de Almeida and G. Fraienraich, *On the Performance of CDMA Systems Employing Multiuser Decorrelating Detector and Antenna Array*, IEEE Transactions on Vehicular Technology, V. 56, pp 1640 – 1648, 2007.
- [8] G. Fraidenraich, *Análise de Desempenho de Detectores Multiusuários Lineares em Canal com Desvanecimento Rayleigh*, Dissertação de Mestrado, FEEC, UNICAMP, 2002.
- [9] T. Abrão e P. J. E. Jeszensky, *Detectores Multiusuários para DS/CDMA - Lineares Fixos*, Revista da Sociedade Brasileira de Telecomunicações, V. 16, No. 2, Dezembro, 2001.