

REDES NEURAIIS RECORRENTES APLICADAS NA DETECÇÃO MULTIUSUÁRIO EM SISTEMAS DE COMUNICAÇÃO SEM FIO DS-CDMA

Deolinda Fontes Cardoso

Centro de Análises de Sistemas Navais – CASNAV - MB
Praça Barão de Ladário s/ nº, Ilha das Cobras, Edifício 8, 3º andar – Centro
deolinda@casnav.mar.mil.br

Tiago Travassos Vieira Vinhoza

Centro de Estudos em Telecomunicações da PUC-Rio - CETUC
Rua Marques de São Vicente nº 225 – Gávea
vinhoza@cetuc.puc-rio.br

Resumo

CDMA (*Code Division Multiple Access*) é uma das tecnologias mais promissoras para aumentar a capacidade de sistemas de comunicação sem fio. Nessa tecnologia todos os usuários podem transmitir ao mesmo tempo e cada usuário utiliza todo o espectro de frequência disponível para transmissão. Entretanto, o maior obstáculo ao desempenho é a interferência de múltiplo acesso (IMA), que é o resultado da impossibilidade de manter a ortogonalidade entre os sinais dos usuários na recepção. A detecção multiusuário (MUD) é a estratégia mais efetiva para minimizar os efeitos adversos da IMA. Infelizmente, o detector multiusuário ótimo é considerado *NP-Hard* e diversas estratégias sub-ótimas vêm sendo pesquisadas. Neste trabalho apresentamos um estudo comparativo da aplicação de estruturas não lineares baseadas em redes neurais recorrentes (RNR) com decisão realimentada (DF) aplicadas no problema de MUD. Os resultados apresentados permitem considerar que o emprego de estruturas não lineares com decisão realimentada pode combater de forma mais efetiva os efeitos adversos da interferência entre símbolos (IES) e da interferência de múltiplo acesso (IMA).

Palavras-Chaves: Redes Neurais Recorrentes; Detecção multiusuário sub-ótimo; Interferência de Múltiplo Acesso; Máxima Verossimilhança.

Abstract

Code Division Multiple Access is a promising wireless communication technology. In CDMA systems all users' signals overlap in time and frequency and cause mutual interference. This article describes the multiuser detector based in Recurrent Neural Networks (RNN) with Decision Feedback in order to minimize the effects of multiple access interference in wireless communication systems.

Keywords: *Recurrent Neural Networks; Multi-user Detection Sub-optimum; Multiple Access Interference; Maximum Likelihood.*

1. INTRODUÇÃO

A demanda por serviços de comunicação sem fio vem crescendo rapidamente e num futuro próximo é esperado um crescimento, ainda, maior devido ao desenvolvimento de novos serviços de transmissão multimídia e vários sistemas baseados em localização global. Para possibilitar esse desenvolvimento é imperativo que os sistemas futuros, denominados 3G (terceira geração) e 4G (quarta geração), suportem altas taxas de transmissão de dados (da ordem de Gigabits). Isso requer bandas de frequência consideráveis, o que sempre é possível, por tratar-se de um recurso bastante caro e escasso. Em decorrência, é primordial que esses sistemas sejam capazes de prover alta eficiência espectral.

A tecnologia CDMA é um dos métodos mais eficientes para multiplexar usuários em

sistemas de comunicações, uma vez que estes são separados por códigos distintos ao invés de bandas de frequências ortogonais, como em FDMA (*Frequency Division Multiple Access*) ou por *slots* ortogonais, como em TDMA (*Time Division Multiple Access*). A separação por códigos permite que todos os usuários possam transmitir ao mesmo tempo e cada usuário utiliza todo o espectro de frequência disponível para a transmissão. Em adição, apresenta propriedades bastante atrativas com bom desempenho em canais com múltiplos percursos. Entretanto, o maior obstáculo, que limita a capacidade do sistema CDMA é a Interferência de Múltiplo Acesso (IMA). Esta fonte de interferência é resultante da impossibilidade de manter a ortogonalidade entre os sinais dos usuários na recepção. Além da IMA, outras fontes de interferência prejudicam o desempenho desse sistema, tais como: a Interferência de Banda Estreita; a Interferência entre Símbolos (IES) e o ruído inerente ao receptor.

Uma das formas de minimizar os efeitos adversos desses diferentes tipos de interferência, presentes no canal de transmissão rádio móvel, é realizar o processamento dos sinais recebidos dos vários usuários de forma conjunta usando as informações contidas nestes sinais para melhorar a detecção de cada usuário individualmente. O receptor multiusuário ótimo ML (*Maximum Likelihood*) [1] é capaz de minimizar a probabilidade de erro do sinal recebido, porém, sua complexidade cresce exponencialmente com o número de usuários no sistema. Por esta razão, um grande esforço de pesquisa está sendo realizado no sentido de desenvolver receptores sub-ótimos, que realizam a supressão de interferência, com baixos requisitos de complexidade.

Redes neurais têm sido utilizadas no projeto de receptores para sistemas de comunicações devido à sua capacidade de classificação, generalização e mapeamento não linear. Em adição, receptores neurais apresentam resultados de desempenho superior, na separação dos sinais de diferentes usuários, em presença de canais de comunicações seletivos em frequência e ruído. Neste trabalho, apresentamos um estudo comparativo de detectores multiusuário baseados em redes neurais recorrentes que incorporam a técnica de decisão realimentada (*decision feedback* – DF). Os resultados apresentados permitem considerar que o emprego de redes neurais com decisão realimentada pode combater de forma mais efetiva os efeitos adversos da IES e da IMA [2,3] por usar a realimentação de decisões passadas para realizar decisões no instante corrente.

Este trabalho está organizado da seguinte forma, a Seção 2 apresenta o modelo do sistema DS-CDMA; a Seção 3 descreve o problema da detecção multiusuário ótima; a Seção 4 aborda os receptores de detecção multiusuário baseados em redes neurais recorrentes; a Seção 5 descreve os resultados de desempenho; e a Seção 6 apresenta as conclusões.

2. O MODELO DO SISTEMA DS-CDMA

O modelo matemático, ilustrado na Figura 1, considera o canal reverso de um sistema DS-CDMA com modulação BPSK e com K usuários ativos. Cada usuário transmite um bloco de $(2M + 1)$ símbolos $b_k(i)$ onde $i \in [-M, \dots, M]$ representando o i -ésimo intervalo de tempo. Os blocos são separados por um período de guarda T_g para assegurar que não exista interferência entre blocos adjacentes. Blocos de diferentes usuários são transmitidos sincronamente, porém, no nível de símbolo o sistema é, em geral, assíncrono. O máximo atraso relativo η_k do k -ésimo usuário é limitado pela duração de símbolo T .

O sinal em banda básica transmitido pelo k -ésimo usuário ativo é dado por:

$$p_k(t) = A_k \sum_{i=-\infty}^{\infty} b_k(i) s_k(t-iT-\eta_k)$$

$b_k(i) \in \{+/- 1 + j0\}$ com $j^2 = -1$, $b_k(i)$ denota o i -ésimo símbolo do usuário k ; A_k é a amplitude; e $s_k(t)$ representa a forma de onda de espalhamento expressa por:

$$s_k(t) = \sum_{i=1}^N a_k(i) \phi(t-iT_c)$$

com $a_k(i) \in \{+/-1/\sqrt{N}\}$ e $\phi(t)$ é a forma de onda do *chip*, T_c é a duração do *chip* e N é o ganho de processamento dado por: $N=T/T_c$.

Cada usuário transmite em um canal multipercurso com resposta impulsional $h_k(t)$. Na entrada do receptor, o sinal composto de todos os usuários é corrompido por ruído aditivo Gaussiano branco formando o sinal recebido $r(t)$ que é demodulado de forma coerente. A seguir, o sinal é filtrado por um filtro casado ao pulso de *chip* e amostrado à taxa de *chip*, produzindo o vetor recebido dado por:

$$\mathbf{r}(i) = \sum_{k=1}^K A_k \mathbf{H}_k(i) \mathbf{B}_k(i) \mathbf{S}_k + \mathbf{n}(i)$$

onde $\mathbf{n}(i)$ é o vetor de ruído complexo gaussiano; $\mathbf{B}_k(i)$ é a matriz diagonal de símbolos do k -ésimo usuário; a matriz \mathbf{S}_k contém versões deslocadas da seqüência de assinatura do usuário k ; e $\mathbf{H}_k(i)$ é a matriz que implementa convolução do sinal do usuário k com o canal correspondente.

Para o receptor convencional multiusuário linear *one shot*, onde é observado e detectado apenas um símbolo a cada instante, o vetor de observações $\mathbf{u}(i)$ é dado por: $\mathbf{u}(i) = \mathbf{S}^H \mathbf{r}(i) = [u_1 u_2 \dots u_k]^T$ onde \mathbf{S} é a matriz que representa o banco de filtros casados às assinaturas dos usuários.

A seqüência de vetores na saída do filtro casado a cada usuário é dada por:

$$\mathbf{u}(i) = [u_1(i) \ u_2(i) \ \dots \ u_K(i)]^T$$

O vetor $\mathbf{u}(i)$ apresenta estatísticas suficientes para a detecção multiusuário ótima. Por simplicidade, a amostragem no tempo é considerada síncrona com $k = iT + \eta_k$ onde $k = 1, \dots, K$. A saída do filtro casado ao canal pode ser reescrita na forma:

$$u_k(i) = b_k(i) \cdot \mathbf{R}_{kk}(0) + \sum_{j=-M}^M b_k(j) \cdot \mathbf{R}_{kk}(i-j) + \sum_{m=1}^K \sum_{j=-M}^M b_m(j) \cdot \mathbf{R}_{km}(i-j) + n_k(t)|_{t=iT+\eta_k}$$

onde $k \in [1, \dots, K]$ e $i \in [-M, \dots, M]$;

$\sum_{j=-M}^M b_k(j) \cdot \mathbf{R}_{kk}(i-j)$ representa a parcela de Interferência entre símbolos (IES);

$\sum_{m=1}^K \sum_{j=-M}^M b_m(j) \cdot \mathbf{R}_{km}(i-j)$ representa a parcela de Interferência de múltiplo acesso (IMA); e $n_k(t)|_{t=iT+\eta_k}$ é a componente do vetor do ruído presente no canal rádio móvel.

Os parâmetros $\mathbf{R}_{km}(i)$ e $\mathbf{R}_{kk}(i)$ são compostos, respectivamente, por elementos da matriz de correlação cruzada e por elementos da matriz de autocorrelação do canal de propagação.

Assim, para o k -ésimo a parcela da IES depende da *função de autocorrelação* da forma de onda da assinatura do sinal $s_k(t)$ e da resposta de impulso do canal $h_k(t)$; e a parcela da IMA no k -ésimo usuário (devido ao m -ésimo usuário) depende da *função de correlação cruzada* das formas de onda da assinatura $s_k(t)$ e $s_m(t)$ de cada usuário e da resposta de impulso do canal $h_k(t)$.

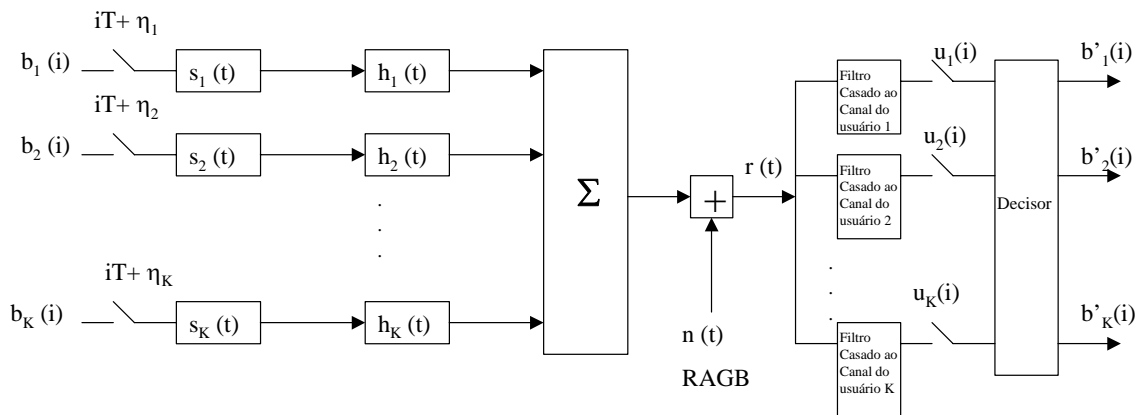


Figura 1 – Modelo do sistema DS-CDMA BPSK com K usuários

Os símbolos detectados são dados por: $\mathbf{b}'(i) = \text{sgn}(\text{Real}[\mathbf{u}(i)])$ onde $\mathbf{b}'(i)$ é o vetor contendo os símbolos detectados do i -ésimo símbolo dos K usuários, $\text{sgn}(\cdot)$ é a função sinal e

Real(.) é o operador que retira a parte real do argumento.

3. DETECÇÃO MULTIUSUÁRIO ÓTIMA (MLSE)

No receptor, a demodulação de determinado usuário requer o processamento do sinal de forma a suprimir os diferentes efeitos adversos do canal de comunicações e da interferência de múltiplo acesso (IMA). A MUD é a estratégia mais promissora para aumentar a capacidade e o desempenho de sistemas CDMA, através da minimização dos efeitos adversos da IMA. Nessa estratégia, desde que os códigos, as amplitudes dos usuários e os parâmetros do canal sejam conhecidos pelo receptor, a informação dos vários usuários é usada de forma conjunta com o intuito de melhorar o processamento do sinal de cada usuário. Em [1] o autor apresentou o detector multiusuário ótimo que minimiza a probabilidade do erro através da MLSE (*Maximum Likelihood Sequence Estimation*). O MUD ótimo para canais multipercorso [4] é aquele que fornece a seqüência de estimativa de máxima verossimilhança para a seqüência de bits transmitida:

$$\mathbf{b}' = \arg \max_{\mathbf{b}} p(\mathbf{u} | \mathbf{b}) \text{ com } \mathbf{b} \in \{-1, 1\}^K$$

A seqüência de vetores de símbolos estimada $\mathbf{b}'(i)$ que maximiza a função de *log likelihood* dada na expressão acima é a seqüência que minimiza a distância entre a seqüência do vetor de saída do filtro casado ao canal e todas as possíveis seqüências de vetores de símbolos de informação. O máximo absoluto da função de *log likelihood* pode ser obtida através do algoritmo de Viterbi [4], que apresenta complexidade $O(2^K)$ crescente exponencialmente com o número K de usuários ativos no sistema. Por essa razão, a detecção multiusuário ótima é um problema *NP-Hard*, sendo intratável computacionalmente mesmo para um baixo número de usuários.

4. RECEPTORES COM REDES NEURAIS RECORRENTES

As estruturas não lineares são capazes de lidar de modo eficaz com as incertezas encontradas no sinal recebido; sejam as provocadas pela hostilidade do canal de comunicações, pela interferência de outros usuários e pelo ruído do receptor [6]. Geralmente, apresentam resultados superiores na separação dos sinais de diferentes usuários, principalmente, em presença de canais de comunicações seletivos em frequência e ruído. Em adição, oferecem a possibilidade de uma implementação adaptativa.

As redes neurais recorrentes possuem uma ou mais conexões realimentadas, onde cada neurônio artificial é conectado aos outros neurônios e são consideradas adequadas aos problemas de equalização e de detecção multiusuário. Isto porque, tratam de forma eficaz as funções de transferência, de canais de comunicações, que apresentam nulos espectrais profundos, o que acarreta regiões de decisões ótimas com mínima probabilidade de erro.

4.1. RECEPTORES COM DECISÃO REALIMENTADA E FILTROS LINEARES

De um modo geral, a literatura indica [13] que a utilização de uma seção de decisão realimentada (DF) em um receptor multiusuário (MUD-DF) aumenta a sua capacidade de cancelar a IMA e a IES. A estrutura realimentada minimiza os efeitos da IMA e da IES, de forma mais efetiva, ao tentar cancelar a contribuição dos sinais interferentes nos instantes de decisão. Além disso, os sistemas baseados em realimentação podem reduzir o efeito de aumento do ruído, que geralmente ocorre em receptores MMSE (*Minimum Mean Squared Error*) permitindo o filtro linear direto ter maior flexibilidade no combate à IMA e à IES.

Na Figura 2 é ilustrado um receptor DF do tipo *one shot* (em um instante de tempo apenas um símbolo de cada usuário é observado e detectado).

Para o receptor que incorpora a seção realimentada, os símbolos detectados são:

$$\mathbf{b}'_k(i) = \text{sgn}(\text{Real}[\mathbf{w}_k^H(i) \mathbf{u}(i) - \mathbf{f}_k^H(i) \mathbf{b}'(i)])$$

onde $\mathbf{w}_k(i) = [w_{k,1}(i)...w_{k,K}(i)]^T$ e $\mathbf{f}_k(i) = [f_{k,1}(i)...f_{k,K}(i)]^T$ são, respectivamente, os vetores de coeficientes complexos da seção direta e realimentada do receptor, para o usuário k e o i -ésimo símbolo em um sistema com K usuários. O vetor $\mathbf{b}'(i)$ contém as decisões do receptor. Ao adotar decisão realimentada do tipo paralela a matriz $\mathbf{F}(i) = [\mathbf{f}_1(i) \dots \mathbf{f}_K(i)]$ de dimensão $K \times K$ tem os elementos da diagonal principal iguais a zero para evitar o cancelamento dos símbolos desejados.

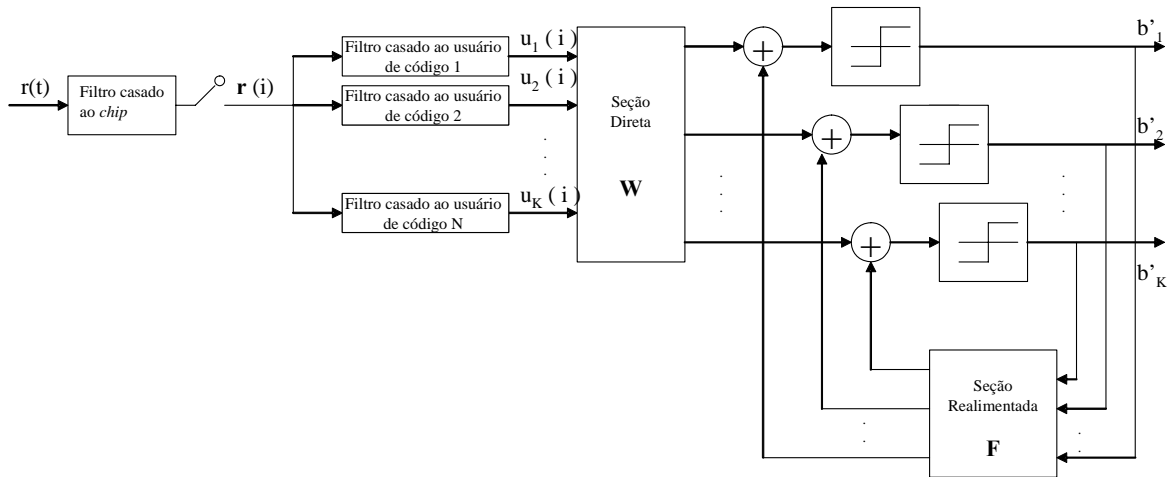


Figura 2 – Receptor one shot com decisão realimentada paralela

A solução MMSE adaptativa o receptor ilustrado na Figura 2 é obtida através do algoritmo LMS (*Least Mean Square*) [11]. Considerando a função de custo dada por:

$$F_{CUSTO}(\mathbf{w}_k(i), \mathbf{f}_k(i)) = E[|b_k(i) - (\mathbf{w}_k^H(i) \mathbf{u}(i) - \mathbf{f}_k^H(i) \mathbf{b}'(i))|^2]$$

Calculando as expressões do gradiente em relação à $\mathbf{w}_k(i)$ e $\mathbf{f}_k(i)$ e usando os valores instantâneos dessas expressões em uma técnica de gradiente descendente obtém-se as recursões:

$$\mathbf{w}_k(i+1) = \mathbf{w}_k(i) + \mu_w \text{erro}_k^*(i) \mathbf{u}(i)$$

$$\mathbf{f}_k(i+1) = \mathbf{f}_k(i) + \mu_f \text{erro}_k^*(i) \mathbf{b}'(i)$$

Onde o sinal de erro é dado por $\text{erro}_k(i) = b_k(i) - (\mathbf{w}_k^H(i) \mathbf{u}(i) - \mathbf{f}_k^H(i) \mathbf{b}'(i))$, o asterisco denota o conjugado complexo, $b_k(i)$ é o sinal ou símbolo desejado para o k -ésimo usuário receptores. No modo de treinamento é usada uma seqüência de símbolos conhecidos e no modo de operação as decisões tomadas são utilizadas como seqüência de treinamento para adaptação dos parâmetros. Os parâmetros μ_w e μ_f são, respectivamente, os passos do algoritmo para as seções direta e realimentada.

4.2. RECEPTORES NEURAIIS COM DECISÃO REALIMENTADA

Para o treinamento do equalizador neural é empregado o algoritmo *Real Time Recurrent Learning* (RTRL). Neste algoritmo de aprendizado o ajuste dos pesos sinápticos é feito em tempo real, isto é enquanto a rede processa o sinal. Este algoritmo é derivado a partir da descrição da rede por equações de estado. Utilizando esta modelagem, o vetor de estados da

RNR para o usuário k é descrito por:

$$\mathbf{x}_k(i+1) = [\sigma(\mathbf{w}_1^H \boldsymbol{\xi}(i)) \quad \sigma(\mathbf{w}_2^H \boldsymbol{\xi}(i)) \quad \dots \quad \sigma(\mathbf{w}_q^H \boldsymbol{\xi}(i))]^T$$

onde se supõe que todos os neurônios tem a mesma função de ativação $\sigma(x) = \tanh(x)$; O vetor \mathbf{w}_j é o vetor de coeficientes (pesos sinápticos) complexos do neurônio j na rede recorrente e o vetor $\boldsymbol{\xi}(i)$ é composto pelo vetor de estados passados $\mathbf{x}(i-1)$ e pelo vetor de observações $\mathbf{u}(i)$. A estimativa dada pela estrutura neural recorrente é dada por:

$$\mathbf{y}(i) = \mathbf{C}\mathbf{x}(i) = \mathbf{C} \sigma(\mathbf{W}_a\mathbf{x}(i-1) + \mathbf{W}_b\mathbf{u}(i))$$

onde \mathbf{C} é a matriz que seleciona e combina os estados da rede para formar a estimativa $\mathbf{y}(i)$ e \mathbf{W}_a e \mathbf{W}_b são respectivamente matrizes com os pesos sinápticos provenientes da malha de realimentação e das entradas.

Assim, com $\mathbf{x}_k(i) = \sigma(\mathbf{W}_k^H(i) \boldsymbol{\xi}(i))$, onde \mathbf{W}_k é a matriz com os vetores de pesos dos neurônios da rede neural para do usuário k , obtém-se os valores na saída do receptor neural com decisão realimentada, dados por:

$$b'_k(i) = \text{sgn}(\text{Real}[\mathbf{C}\mathbf{x}_k(i) - \mathbf{f}_k^H(i) \mathbf{b}'(i)])$$

onde o vetor $\mathbf{f}_k(i)$ contém os parâmetros da seção realimentada que realiza o cancelamento da interferência do detector multiusuário e \mathbf{C} é uma matriz que seleciona o número de saídas da rede neural utilizadas para formar a estimativa $\mathbf{y}(i)$. A Figura 3 ilustra o diagrama de blocos do MUD neural com decisão realimentada *one shot* (uma saída $b'_k(i)$ por vetor de observação $\mathbf{u}(i)$).

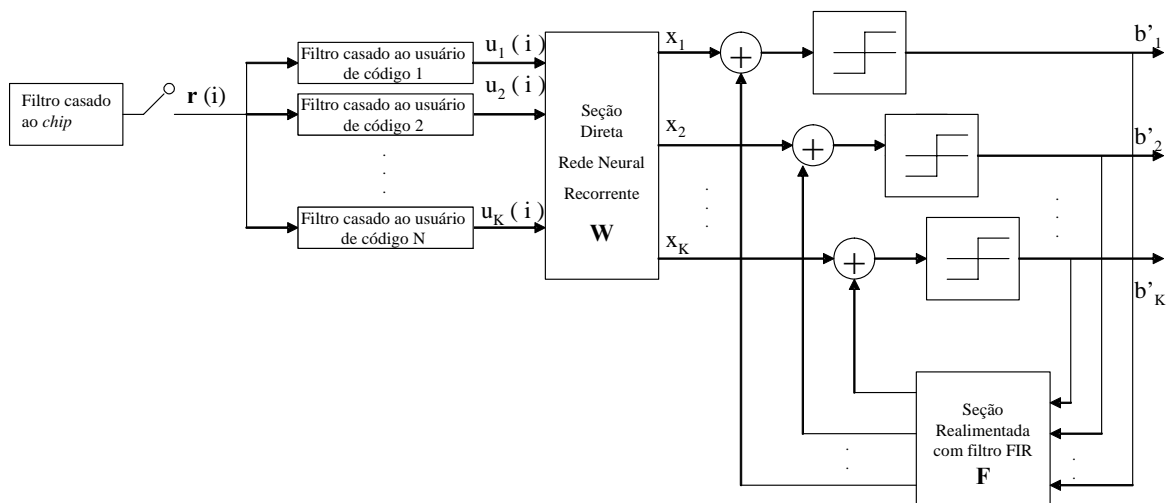


Figura 3 – Diagrama do receptor multiusuário adaptativo de decisão realimentada com filtro FIR e rede neural recorrente na seção direta.

4.3. RECEPTOR NEURAL ADAPTATIVO

Para ajustar os parâmetros do receptor multiusuário neural com decisão realimentada, pode ser adotada a técnica adaptativa baseada no gradiente estocástico. A diferença principal desse algoritmo e do algoritmo RTRL é que aquele considera a seção realimentada do receptor, e o RTRL foi desenvolvido para ser utilizado em uma estrutura exclusivamente neural e recorrente. A função de ativação, da rede neural, sendo a tangente hiperbólica

facilita o processo de adaptação devido a ser uma função diferenciável e pelo fato de apresentar uma expressão analítica para a sua derivada, dada pela secante hiperbólica ao quadrado ($d \tanh(x)/dx = \text{sech}^2(x)$). A função de custo adotada no algoritmo adaptativo de gradiente estocástico é dada por:

$$F_{\text{CUSTO}}(\mathbf{w}_k(i), \mathbf{f}_k(i)) = E[|b_k(i) - (\mathbf{w}_k^H(i) \mathbf{u}(i) - \mathbf{f}_k^H(i) \mathbf{b}'(i))|^2] = |\epsilon_k(i)| = |\text{erro}_k(i)|^2$$

utiliza o critério MMSE a partir dos valores de erro instantâneos da expressão dada por:

$$\text{erro}_k(i) = b_k(i) - (\mathbf{C} \mathbf{x}_k(i) - \mathbf{f}_k^H(i) \mathbf{b}'(i))$$

Após calcular os termos do gradiente estocástico em relação a \mathbf{W}_k e \mathbf{f}_k e usando a regra da cadeia em $\mathbf{x}_k(i) = \sigma(\mathbf{W}_1^H(i) \boldsymbol{\xi}(i))$ obtém-se a expressão de recursão que descreve a dinâmica do processo de aprendizagem do receptor neural:

$$\boldsymbol{\Lambda}_{k,j}(i+1) = \boldsymbol{\Phi}_k(i) (\mathbf{W}_k^{1:K}(i) \boldsymbol{\Lambda}_{k,j}(i) + \mathbf{U}_{k,j}(i))$$

onde $\boldsymbol{\Phi}_k(i)$ é uma matriz diagonal com elementos correspondentes à derivada da função de ativação $\sigma(x) = \tanh(x)$ com respeito ao seu argumento em $\mathbf{w}_{k,j}^H(i) \boldsymbol{\xi}_k(i)$; e

$\mathbf{U}_{k,j}(i)$ é a matriz que possui todas as linhas com elementos iguais a zero, exceto a j -ésima linha que é dada pelo vetor $\boldsymbol{\xi}(i)$.

A regra de ajuste dos coeficientes da seção realimentada do MUD neural DF é dada por:

$$\mathbf{f}_k(i+1) = \mathbf{f}_k(i) + \mu_f \text{erro}_k^*(i) \mathbf{b}'(i)$$

Sendo que, nesta equação o sinal de erro é função da uma rede neural recorrente.

5. RESULTADOS EXPERIMENTAIS

Neste trabalho são investigados os desempenhos dos receptores multiusuário que empregam redes neurais recorrentes adaptativas diferentes dos propostos em [5] e, que utilizam estruturas de cancelamento de interferência através de decisão realimentada (*Decision Feedback* – DF). Uma versão do detector RNR adaptativo sem cancelamento de interferência foi publicada em [9], e receptores adaptativos RNR com DF foram descritos em [10]. Detectores multiusuário adaptativos, com e sem cancelamento de interferência, que empregam o critério MMSE são examinados com o algoritmo LMS (*Least Mean Square*) [11] e comparados aos receptores neurais, que operam com o algoritmo baseado no gradiente estocástico denominado RTRL (*Real Time Recurrent Learning*) proposto por Williams e Zipser [12].

Nossa investigação, baseada em [2], avaliou os desempenhos de receptores multiusuário lineares e neurais com e sem decisão realimentada, comparando seus desempenhos com o detector convencional de um único usuário (SUD) e com o limiar de desempenho de um único usuário (*SU Bound*) que corresponde ao SUD em um sistema com apenas um usuário e sem IMA. A medida de comparação é a taxa de erro de bits (*Bit Error Rate* - BER), quanto menor for essa medida mais eficiente é o sistema.

Para examinar os receptores é considerado um sistema DS-CDMA BPSK (*Binary Phase Shift Keying*) com seqüências de espalhamento de *Gold* com $N=15$ e com largura de banda de 3.84 Mhz, típica de sistema DS-CDMA faixa larga e com taxa de transmissão de 256 kbps. A frequência de portadora é de 1900 MHz. Supõe-se que os canais são estatisticamente independentes e identicamente distribuídos. O desempenho e a convergência, em termos de BER, dos receptores multiusuário são avaliados em canal seletivo em frequência com desvanecimento de *Rayleigh*. Os resultados de desempenho ilustrados referem-se à BER média dos K usuários em questão. Além dessas considerações, os canais são normalizados apresentando potência unitária no receptor.

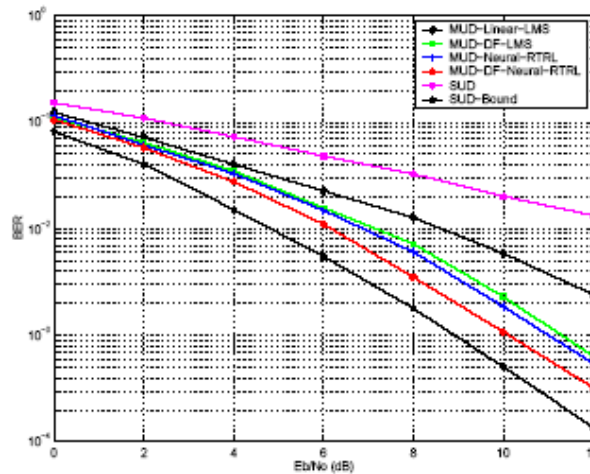


Figura 4 – Desempenho em BER versus E_b/N_0 dos receptores multiusuário em um canal seletivo em frequência com desvanecimento de Rayleigh.

A Figura 4 ilustra as curvas de BER versus E_b/N_0 . A Figura 5 ilustra as curvas BER versus número de usuários. É possível observar que os resultados alcançados pelo receptor MUD DF Neural RTRL são superiores ao MUD neural RTRL sem DF, ao MUD DF LMS, ao MUD linear LMS e ao SUD.

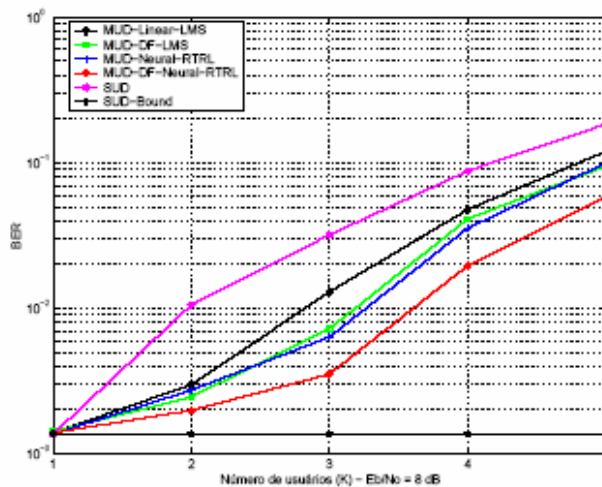


Figura 5 – Desempenho em BER versus número de usuários dos receptores multiusuário em um canal seletivo em frequência com desvanecimento de Rayleigh e $E_b/N_0 = 8$ dB.

6. CONCLUSÕES

Este trabalho abordou o problema da detecção multiusuário, em sistemas de comunicações sem fio, que utilizam a técnica de DS-CDMA. Foram avaliados os desempenhos de receptores multiusuário adaptativos que utilizam técnicas de inteligência artificial adotando redes neurais recorrentes (RNR). Os receptores multiusuário RNR foram comparadas aos detectores multiusuário com filtros FIR lineares. Os receptores MUD lineares utilizaram o critério de desempenho MMSE (*Minimum Mean Squared Error*) através do algoritmo LMS (*Least Mean Square*) e os receptores neurais utilizaram o algoritmo RTRL (*Real Time Recurrent Learning*). Em adição, foram avaliados os desempenhos desses receptores incorporando estruturas de decisão alimentada DF (*Decision Feedback*).

Uma das principais vantagens de esquemas com decisão realimentada paralela, é proporcionar um desempenho uniforme com relação aos diferentes usuários. Por outro lado, a

desvantagem principal é a susceptibilidade a propagação de erros. A solução MMSE adaptativa para o receptor MUD-DF pode ser obtida através do algoritmo LMS. Os maiores problemas deste algoritmo são: apresentar uma taxa de convergência muito lenta e a existência de dispersão significativa entre o maior e menor autovalor da matriz de autocorrelação do vetor de observações.

O MUD neural RTRL com Decisão Realimentada (DF) consegue melhor desempenho que o MUD neural RTRL sem Decisão Realimentada superando, mais ainda, os MUD lineares LMS com e sem Decisão Realimentada e o detector de único usuário (SUD). O que comprova que a estratégia de decisão realimentada DF é eficaz para cancelar os efeitos adversos da IMA e IES e aumentar a capacidade do sistema. A estratégia DF consiste em tentar minimizar a contribuição dos sinais interferentes nos instantes da decisão.

Os receptores neurais apresentam maior complexidade em comparação com os detectores convencionais baseados em filtros lineares com resposta impulsional finita FIR (*Finite Impulse Response*). Isto porque, empregam funções não lineares para formar regiões de decisão na detecção dos símbolos transmitidos, ao contrário dos detectores convencionais que utilizam funções lineares. Entretanto, o emprego de estruturas neurais é atrativo para situações onde o fator de espalhamento é baixo (número de elementos de processamento é reduzido) e o número de usuário operando com altas taxas de transmissão é pequeno. Sob este aspecto, o compromisso complexidade computacional *versus* desempenho oferecido pelos detectores neurais é bastante promissor.

Com base nessas considerações é viável a aplicação de estruturas neurais com decisão realimentada em sistemas de telefonia celular DS-CDMA. Nesses sistemas, os usuários que operam com altas taxas de transmissão podem ser acomodados reduzindo-se o ganho de processamento N e adotando um fator de espalhamento menor [7,8]. Em tais situações, apesar da interferência de múltiplo acesso (IMA) ser relativamente baixa, em virtude do número reduzido de usuários, a interferência entre símbolos (IES) pode causar uma significativa degradação no desempenho do sistema. Nesse contexto, RNR utilizadas no projeto de receptores MUD são bastante promissoras, apresentam desempenhos superiores às estruturas lineares [2,5,9,10].

Os resultados desta investigação permitem considerar que receptores MUD com estratégias de DF e RNR permitem alcançar desempenho superior ao dos receptores MUD lineares. Isto é devido às estruturas neurais permitirem dimensionar o tamanho e os coeficientes da rede à partir dos parâmetros característicos do sistema de comunicações. Além de permitem reduzir o ganho de processamento para atender às transmissões com altas taxas de dados. Sugestões para trabalhos futuros: analisar a convergência dos algoritmos para receptores neurais no caso linear; propor novos algoritmos com baixa complexidade que empregam seleção de dados e passos variáveis para estruturas neurais.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Verdu, S. *Multiuser Detection*, Cambridge, 1998.
- [2] De Lamare, Rodrigo C. *Estruturas e Algoritmos para Detecção Multiusuário e Supressão da Interferência em Sistemas DS-CDMA*. Tese de Doutorado em Engenharia Elétrica. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Dezembro de 2004.
- [3] Honig, M.L. e Poor H. V. *Adaptive Interference Suppression* em *Wireless Communications: Signal Processing Perspectives*, Prentice-Hall, cap. 2, 64-128, 1998.
- [4] Hess J., Reinhardt M., Lindner J., Bossert M., Donder A., Beck M., *Performance of Optimum and Suboptimum Multiuser Detection in DS-CDMA Mobile Radio Systems*. IEEE Second Symposium on Communications and Vehicular Technology, SVCT'94, Bélgica, 74-81, 1994.
- [5] Teich W. G., Seidl M. e Nold M. *Multiuser Detection for DS-CDMA Communication Systems based on Recurrent Neural Networks Structures*, IEEE ISSSTA'98, Setembro, 863-867, 1998.
- [6] Haykin, S. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, 2nd Ed, Prentice-Hall, 99

- [7] *Physical Layer Standard for CDMA2000 Spread Spectrum Systems (Release C)*, Telecommunications Industry Association, TIA/EIA/IS-20002.2-C, Maio 2002.
- [8] *Physical Layer aspects of UTRA High Speed Downlink Packet Access (Release 4) 3rd Generation Partnership Project*, 3GPP TS 25.2, Series, Technical Specification, 2001.
- [9] De Lamare R.C. e Sampaio Neto R. *Analysis of Adaptive Multiuser Receivers for DS-CDMA using Recurrent Neural Networks*. SBrT/International Telecommunications Symposium, 2002.
- [10] De Lamare R.C. e Sampaio Neto R. *Adaptive Decision Feedback Multiuser Detectors with Recurrent Neural Networks for DS-CDMA in Fading Channels*. Proceedings IEEE International Conference in Telecommunications (ICT), Fortaleza, Agosto, 2004.
- [11] Haykin S. *Adaptive Filter Theory*, 4th Edition, Prentice-Hall, 2002.
- [12] Williams R.J. e Zipser A. *Learning Algorithm for continually running fully Recurrent Neural Networks*. Neural Computation, vol. 1 pp. 270-280. 1989.
- [13] Abdulrahman M., Sheikh A. U.K e Falconer D. D. *Decision Feedback Equalization for CDMA*. Indoor Wireless Communications. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, vol 12, no. 4, 1994.