Receptores Neurais Adaptativos usando Decisão Realimentada e Arranjo de Antenas para Usuários com Altas Taxas de Dados em Sistemas DS-CDMA

Rodrigo C. de Lamare e Raimundo Sampaio Neto

Resumo— Este artigo propõe detectores multiusuário espáciotemporais adaptativos usando redes neurais recorrentes (RNR) para sistemas DS-CDMA. Uma nova estrutura de recepção espacial e temporal com arranjo de antenas com decisão realimentada é apresentada onde emprega-se uma rede neural recorrente na seção direta e um filtro FIR linear na seção realimentada para cancelamento de interferência paralelo. Para estimação dos parâmetros do receptor proposto é desenvolvido um algortimo baseado no gradiente estocástico. Resultados de simulações mostram que as técnicas propostas são capazes de obter ganhos de desempenho significativos sobre esquemas existentes na literatura.

Palavras-Chave—Sistemas DS-CDMA, detecção multiusuário, redes neurais recorrentes, processamento espacial e temporal, receptores adaptativos.

Abstract—A space-time adaptive decision feedback (DF) multiuser detector (MUDs) for DS-CDMA systems using recurrent neural networks (RNN) is proposed. A space-time DF CDMA receiver structure is presented with dynamically driven RNNs in the feedforward section and a finite impulse response (FIR) linear filter in the feedback section for performing interference cancellation. A computationally efficient stochastic gradient algorithm is developed for estimating the parameters of the proposed receiver structure. Simulation results show that the proposed techniques achieve significant performance gains over existent ones.

Keywords—DS-CDMA systems, multiuser detection, neural networks, space-time processing, adaptive receivers.

I. INTRODUCTION

Em sistemas de múltiplo acesso por divisão de código utilizando sequência direta (DS-CDMA) de terceira geração, usuários com altas taxas de dados podem ser acomodados reduzindo-se o ganho de processamento N e usando-se um fator de espalhamento baixo [1]. Este cenário se refere aos sistemas de terceira geração multitaxa que operam com ganhos de processamento múltiplos (MPG). Para os usuários de baixas taxas MPG há um aumento na interferência justamente pelo fato dos usuários de altas taxas realizarem suas transmissões com incrementos nas potências transmitidas, proporcional às suas taxas, gerando um indesejado incremento na IMA para os usuários de baixas taxas em relação ao sistema convencional (taxa única). Em particular, os desempenhos dos sistemas MPG e códigos múltiplos (MC), empregando uma mesma estratégia de detecção resultam muito próximos. Nestas situações, a interferência de múltiplo acesso é relativamente baixa para os usuários de altas taxas devido ao pequeno número de usuários nesta classe de transmissão e a sua potência relativamente maior do que os usuários de baixas taxas. Por outro lado, a interferência entre símbolos (IES) para estas situações torna-se considerável e pode causar uma degradação de desempenho significativa.

Em sistemas DS-CDMA multitaxa MPG e MC realistas, usuários de alta taxa compartilham a mesma banda com usuários de baixas e médias taxa. A análise dos receptores MUD conduzidas neste trabalho é feita de forma isolada, ou seja, considera-se apenas os usuários de altas taxas por simplicidade. Neste contexto, o emprego de estruturas não lineares, como por exemplo, redes neurais e decisão realimentada, pode combater de forma mais eficaz a IES, causada pelo efeito de multipercurso dos sinais de rádio, e a interferência de múltiplo acesso (IMA), devido à impossibilidade de se manter a ortogonalidade entre os sinais dos usuários. Apesar da complexidade computacional superior ao receptores multiusuário convencionais, que usam filtros lineares FIR, a adoção de redes neurais é viável e promissora para situações onde o fator de espalhamento é baixo e o número de usuários com altas taxas de dados é pequeno. Neste caso, o compromisso entre complexidade computacional e desempenho torna-se bastante atrativo. Neste trabalho, são propostos detectores multiusuário espácio-temporais adaptativos com decisão realimentada, usando redes neurais recorrentes (RNR) dinâmicas [2] na seção direta do receptor e um filtro linear do tipo FIR na seção realimentada para realizar cancelamento da interferência provocada pelos usuários associados na seção realimentada. Além disso, é também apresentado um algoritmo do tipo gradiente estocástico para estimação dos parâmetros do receptor proposto.

Este artigo é organizado da seguinte forma. A Seção II descreve o modelo de sistema DS-CDMA. A Seção III apresenta a estrutura do receptor espácio-temporal proposto. A Seção IV é dedicada aos algoritmos adaptativos para a estrutura de recepção proposta e a Seção V às simulações e à discussão dos resultados. Na Seção VI são apresentadas as conclusões.

Rodrigo C. de Lamare e Raimundo Sampaio Neto, CETUC, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil, E-mails: delamare@infolink.com.br e raimundo@cetuc.puc-rio.br.

II. MODELO DE SISTEMA DS-CDMA

Considere o enlace reverso (terminais móveis para estação rádio-base) de um sistema DS-CDMA síncrono que utiliza modulação do tipo BPSK, tem K usuários, N chips por símbolo e L_p percursos de propagação. Supondo-se que o canal é constante durante cada símbolo e que o receptor equipado com um arranjo linear de antenas com J elementos esteja sincronizado com o percurso principal, o sinal recebido depois de filtrado por filtro casado ao pulso do chip e amostrado a taxa de chips produz o vetor recebido de dimensão $JM \times 1$, dado por

$$\mathbf{r}(i) = \sum_{k=1}^{K} \left(A_k b_k(i) \mathbf{h}_k(i) \star \mathbf{s}_k + \boldsymbol{\eta}_k(i) \right) \otimes \mathbf{a}(\Theta_k) + \mathbf{n}(i)$$
(1)

em que $M = N + L_p - 1$, $\mathbf{n}(i) = [n_1(i) \dots n_{JM}(i)]^T$ é o vetor de ruído complexo gaussiano com $E[\mathbf{n}(k)\mathbf{n}^H(i)] = \sigma^2 \mathbf{I}$, em que $(.)^T$ e $(.)^H$ denotam transposição e transposição hermitiana, respectivamente, E[.] corresponde ao operador valor esperado, $\mathbf{a}(\Theta_k) = [1 \ e^{-j\Theta_k} \dots e^{-j(J-1)\Theta_k}]^T$ é o vetor de sensores do arranjo (array manifold), o desvio de fase para o késimo usuário é $\Theta_k = 2\pi (d/\lambda) \cos(\phi_k)$, em que $d = \lambda/2$ é o espaçamento entre os sensores, λ é o comprimento de onda da portadora, ϕ_k é a direção de chegada (DOA) do usuário k, \otimes é o produto de Kronecker, $b_k(i) \in \{\pm 1 + j0\}$ é o símbolo para o usuário $k, \boldsymbol{\eta}_k(i)$ é a IES, a amplitude do usuário k é A_k , o vetor do canal do usuário k é descrito por $\mathbf{h}_k(i) = [h_{k,0}(i) \dots h_{k,L_p-1}(i)]^T$, o símbolo \star representa a operação de convolução e $\mathbf{s}_k = [c_k(1) \dots c_k(N)]^T$ é a seqüência de assinatura do usuário k.

III. RECEPTOR NEURAL ESPÁCIO-TEMPORAL COM DECISÃO REALIMENTADA



Fig. 1. Diagrama em bloco do receptor neural espácio-temporal com decisão realimentada proposto.

A estrutura do receptor espácio-temporal com decisão realimentada proposto, mostrada na Fig. 1, aplica um banco de detectores RAKE espaciais (*Space-time* RAKE - ST-RAKE) [5] ao vetor de observação recebido $\mathbf{r}(i)$, seguido de um detector multiusuário neural que emprega RNR dinâmicas na seção direta para suprimir conjuntamente a IMA e a IES e um filtro FIR linear na seção realimentada para cancelar os usuário associados ao sistema. As redes neurais recorrentes usadas no receptor são estruturas pequenas com conexões realimentadas e em queum neurônio artificial é conectado aos demais. Estas estruturas neurais são capazes de oferecer um desempenho superior ao conseguido por redes do tipo perceptron com uma única camada [4], redes com múltiplas camadas que usam o algoritmo de retro-propagação [2], e esquemas com funções de base radial (Radial Basis Functions RBF) [3] para supressão da IMA e da IES. Neste contexto, a vantagem do receptor multiusuário neural sobre o linear é o emprego de mapeamentos não lineares a fim de criar regiões de decisão mais adequadas para a detecção dos símbolos transmitidos. Considere uma abordagem one-shot (o receptor considera apenas um símbolo de dados a cada instante de tempo) em queo vetor de dados com dimensão $K \times 1$ representado por $\mathbf{u}(i) = [u_1(i) \dots u_K(i)]^T$ recebido pelo receptor multiusuário é obtido por $\mathbf{u}(i) = \mathbf{S}^{H}\mathbf{r}(i)$, em que $\mathbf{S} = [\tilde{\mathbf{s}}_1^a \dots \tilde{\mathbf{s}}_K^a] \in \tilde{\mathbf{s}}_k^a$ é a assinatura espacial efetiva do usuário k que supõe conhecidos os parâmetros do canal e a direção de chegada (DOA) ϕ_k .

Para descrever o receptor proposto adota-se por simplicidadeuma abordagem de espaço de estados, em queo vetor de estados $\mathbf{x}_k(i)$ de dimensão $Q \times 1$ contém os Q estados da rede neural para o usuário k e a estimativa do *i*-ésimo símbolo do detector é descrita por:

$$\boldsymbol{\xi}_{k}(i) = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{k}^{T}(i-1) \ \mathbf{u}^{T}(i) \end{bmatrix}^{T}$$
(2)

$$\mathbf{x}_{k}(i) = \varphi(\mathbf{W}_{k}^{H}(i)\boldsymbol{\xi}_{k}(i))$$
(3)

$$\hat{b}_k(i) = sgn\Big(z_k(i)\Big) = sgn\Big(\Re\Big[\mathbf{C}\mathbf{x}_k(i) - \mathbf{f}_k^H(i)\hat{\mathbf{b}}(i)\Big]\Big) \quad (4)$$

em que o operador $\Re(.)$ seleciona a parte real, a matriz $\mathbf{W}_k(i) = [\mathbf{w}_{k,1}(i) \dots \mathbf{w}_{k,j}(i) \dots \mathbf{w}_{k,Q}(i)]$ tem dimensão $(Q+K) \times Q$ e suas Q colunas $\mathbf{w}_{k,j}(i)$, com $j = 1, 2, \ldots, Q$ possuem dimensão $(Q + K) \times 1$ e contêm os coeficientes do esquema de recepção neural para o usuário k, $\mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}$ é a matriz de dimensão $1 \times K$ que define o número de saídas da rede, $\varphi(.)$ é a função de ativação da rede neural. É importante enfatizar que a própria estrutura da seção direta permite definir automaticamente o número de neurônios (igual a K) da rede recorrente usada na seção direta do detector. A matriz de realimentação $\mathbf{F}(i) = [\mathbf{f}_1(i) \dots \mathbf{f}_K(i)]$ de dimensão $K \times K$ contém os filtros FIR de cancelamento de interferência e é restrita a ter zeros na diagonal principal para evitar o cancelamento dos símbolos desejados, e que corresponde ao cancelamento de interferência do tipo paralelo [6] e é capaz de propiciar desempenho uniforme sobre a população de usuários.

IV. ALGORITMOS ADAPTATIVOS

Para ajustar os parâmetros do receptor multiusuário neural com decisão realimentada com arranjo de antenas, é empregada uma técnica adaptativa baseada no gradiente estocástico. A diferença básica deste algoritmo e o RTRL [2] é que ele considera a seção realimentada do receptor, ao passo que o RTRL foi desenvolvido para uma estrutura exclusivamente neural e recorrente. O algoritmo de nosso interesse considera a função custo dada por

$$J(\mathbf{w}_{k,j}(i), \mathbf{f}_k(i)) = |\epsilon_k(i)| = |e_k(i)|^2$$
(5)

que utiliza o critério MMSE a partir dos valores de erro instantâneos da expressão $e_k(i) = b_k(i) - (\mathbf{C}\mathbf{x}_k(i) - \mathbf{f}_k^H(i)\hat{\mathbf{b}}(i))$. Um algoritmo baseado no gradiente estocástico pode ser deduzido ao calcularmos os termos do gradiente em relação a \mathbf{W}_k e \mathbf{f}_k . Considera-se primeiramente a derivada de $\epsilon_k(i)$ com relação ao complexo conjugado do vetor $\mathbf{w}_{k,j}(i)$ de dimensão $(Q + K) \times 1$, que forma a matriz \mathbf{W}_k :

$$\frac{\partial \epsilon_k(i)}{\partial \mathbf{w}_{k,j}^*(i)} = \left(\frac{\partial e_k(i)}{\partial \mathbf{w}_{k,j}^*(i)}\right) e_k^*(i) = -\mathbf{C} \left(\frac{\partial \mathbf{x}_k(i)}{\partial \mathbf{w}_{k,j}^*(i)}\right) e_k^*(i)$$
$$= -\mathbf{C} \mathbf{\Lambda}_{k,j}(i) e_k^*(i) \tag{6}$$

em que a matriz $\Lambda_{k,j}(i)$ de dimensão $Q \times (Q + K)$ contém as derivadas parciais do vetor de estados $\mathbf{x}_k(i)$ com respeito a $\mathbf{w}_{k,j}(i)$. Para obter as expressões de atualização da matriz $\Lambda_{k,j}(i)$, considera-se a atualização do vetor de estados $\mathbf{x}_k(i)$ dada por (2) e (3). Usando a regra da cadeia de cálculo em (3), obtemos a seguinte recursão que descreve a dinâmica do processo de aprendizagem do receptor neural:

$$\mathbf{\Lambda}_{k,j}(i+1) = \mathbf{\Phi}_k(i) \Big(\mathbf{W}_k^{1:K}(i) \mathbf{\Lambda}_{k,j}(i) + \mathbf{U}_{k,j}(i) \Big), \quad j = 1, 2, \dots$$
(7)

em que a matriz $\mathbf{W}_{k}^{1:Q}(i)$ de dimensão $Q \times Q$ corresponde a uma sub-matriz de $\mathbf{W}_{k}(i)$, formada pelas primeiras Q linhas de $\mathbf{W}_{k}(i)$, e a matriz $\boldsymbol{\Phi}_{k}(i)$ de dimensão $Q \times Q$ possui uma estrutura diagonal em queos elementos da diagonal principal correspondem à derivada parcial da função de ativação $\varphi(.)$ com respeito ao seu argumento em $\mathbf{w}_{k,j}^{H}(i)\boldsymbol{\xi}_{k}(i)$ conforme expresso por:

$$\Phi_{k}(i) = diag \left(\varphi'(\mathbf{w}_{k,1}^{H}(i)\boldsymbol{\xi}_{k}(i)), \dots, \varphi'(\mathbf{w}_{k,j}^{H}(i)\boldsymbol{\xi}_{k}(i)), \dots, \varphi'(\mathbf{w}_{k,K}^{H}(i)\boldsymbol{\xi}_{k}(i)) \right)$$

$$(8)$$

e a matriz $\mathbf{U}_{k,j}(i)$ de dimensão $Q \times (Q+K)$ apresenta todas as linhas com elementos iguais a zero, exceto a *j*-ésima linha que é igual ao vetor $\boldsymbol{\xi}_k(i)$):

$$\mathbf{U}_{k,j}(i) = \begin{bmatrix} \mathbf{0}^T \\ \boldsymbol{\xi}_k^T(i) \\ \mathbf{0}^T \end{bmatrix}, \quad j = 1, 2, \dots, Q$$
(9)

A equação de atualização dos coeficientes da seção direta do receptor neural DF $\mathbf{w}_{k,j}$ é obtida substituindo-se a expressão obtida em (6) na regra do gradiente descendente $\mathbf{w}_{k,j}(i+1) =$ $\mathbf{w}_{k,j}(i) - \mu_n \nabla \epsilon_{\mathbf{w}_{k,j}}$ e é expressa por:

$$\mathbf{w}_{k,j}(i+1) = \mathbf{w}_{k,j}(i) + \mu_n \mathbf{C} \mathbf{\Lambda}_{k,j}(i) e_k^*(i)$$
(10)

em que μ_n é o passo do algoritmo. Para calcular a regra de ajuste dos coeficientes da seção realimentada do receptor neural DF \mathbf{f}_k , calculamos a derivada de $\epsilon_k(i)$ com relação a \mathbf{f}_k e procedemos de forma análoga à seção direta do receptor, obtendo a seguinte expressão:

$$\mathbf{f}_k(i+1) = \mathbf{f}_k(i) + \mu_f e_k^*(i)\hat{\mathbf{b}}(i) \tag{11}$$

Note que as expressões obtidas para a adaptação dos parâmetros do receptor neural DF também podem ser usadas para um receptor neural sem decisão realimentada, fazendose $\mathbf{f}_k = 0$. Uma observação importante é sobre a função de ativação $\varphi(.)$, para a qual foi escolhida a tangente hiperbólica (tanh(.)), em função de ser diferenciável e pelo fato de ter uma expressão analítica para a sua derivada, que é a secante hiperbólica ao quadrado $(\frac{d \ tanh(x)}{dx} = sech^2(x))$.

V. SIMULAÇÕES

Nesta seção é avaliado o desempenho da estrutura de recepção proposta e dos algoritmos adaptativos em termos da taxa de erro de bits (*bit error rate*-BER). Em particular, são analisados os algoritmos adaptativos LMS e o RTRL [2], e os receptores RAKE [5], o receptor multiusuário MMSE linear (L-MUD), o receptor multiusuário com decisão realimentada e as estruturas neurais propostas sem decisão realimentada (NMUD) e com decisão realimentada (DF-NMUD) com J = 1 e suas respectivas versões espácio-temporais com J = 2, 3 elementos no arranjo de antenas. É importante ressaltar que p**g**ara o NMUD faz-se $\mathbf{f}_k = \mathbf{0}$ para a estrutura e algoritmos apresentados nas Seções III e IV.

O sistema DS-CDMA emprega sequências de Gold com comprimento N = 7. Em situações em que os usuários do sistema operam com altas taxas de dados, o sistema designa um ganho de processamento N pequeno a fim de garantir um aumento da taxa de transmissão, acarretando uma situação onde o receptor se encontra menos protegido contra a IES. Os canais experimentados pelos diferentes usuários são independentes e identicamente distribuídos cujos coeficientes são dados por $h_{k,l}(i) = p_{k,l}\alpha_{k,l}(i)$ (l = 0, 1, 2 e k = 1, 2, ..., K), em que $p_{k,l}$ representa a potência do l-ésimo percurso do usuário k e $\alpha_{k,l}(i)$, é uma seqüência de variáveis complexas gaussianas obtida aplicando-se ruído branco gaussiano complexo a um filtro com função de transferência aproximada $c/\sqrt{1-(f/f_d)^2}$ em que c é uma constante de normalização, $f_d = v/\lambda$ é o deslocamento Doppler máximo, λ é o comprimento de onda da freqüência da portadora, e v é a velocidade do terminal móvel [7]. Este procedimento corresponde à geração de seqüências correlacionadas de variáveis aleatórias cuja envoltória corresponde a variáveis aleatórias de Rayleigh com potência unitária $(E[|\alpha_{k,l}^2(i)|] = 1)$. Os resultados são mostrados em termos da freqüência Doppler normalizada f_dT (ciclos/símbolo) e são usados canais com três percursos com potências $p_{k,l}$ relativas dadas por 0, -3 e - 6 dB, em queem cada experimento o espaçamento entre os percursos para cada usuário k é obtido com o auxílio de variáveis aleatórias discretas uniformes entre 1 e 3 chips. Os parâmetros dos algoritmos são otimizados, utiliza-se Q = 1 como parâmetro para os estados da rede neural recorrente e o sistema tem um controle de potência perfeito. A função de ativação usada nos receptores neurais $\varphi(.)$ é a tangente hiperbólica e as DOAs ϕ_k são uniformemente distribuídas entre $(-\pi/3, \pi/3)$ para todas as simulações. As curvas são obtidas tirando-se as médias de 200 experimentos independentes. O desempenho em termos de BER mostrado nos resultados se refere à BER média entre os K usuários no sistema.



Fig. 2. Desempenho de convergência em termos de BER para receptores com a seção linear apenas.



Fig. 3. Desempenho de convergência em termos de BER para receptores DF.

Nas Figs. 2 e 3 é mostrado o desempenho de convergência em termos de BER dos algoritmos e receptores analisados. Em particular, a Fig. 2 mostra as curvas para receptores que não utilizam decisão realimentada. Os resultados mostram que os esquemas neurais são superiores aos detectores lineares e à medida que o número de elementos J do arranjo de antenas é aumentado, verifica-se uma melhoria significativa do desempenho. A Fig. 3 ilustra o desempenho dos receptores com decisão realimentada, cujas curvas indicam que os receptores neurais com decisão realimentada (DF-NMUD) superam em desempenho os receptores DF-MUD, que empregam filtros lineares FIR, e os respectivos desempenhos podem ser melhorados com o aumento do número de sensores J no arranjo de antenas. Uma comparação entre as curvas obtidas nas Figs. 2 e 3 indicam que as estruturas de recepção com decisão realimentada são superiores aquelas que não utilizam cancelamento de interferência e o melhor desempenho é conseguido pelo esquema proposto DF-NMUD.



Fig. 4. Desempenho em termos de BER para receptores sem decisão realimentada versus (a) E_b/N_0 e (b) número de usuários (K).

O desempenho em termos de BER dos algoritmos e receptores sem e com decisão realimentada é ilustrado nas Figs. 4 e 5, respectivamente. Nestes experimentos, os receptores e algoritmos são ajustados com 200 símbolos conhecidos durante o período de treinamento, e em seguida são chaveados para o modo de operação, que utiliza as decisões passadas para continuar a ajustar os parâmetros do receptor, e processam 2000 símbolos de dados. Os resultados mostram que os receptor DF-NMUD proposto obtém o melhor desempenho em BER, seguido do esquema NMUD, o DF-MUD com filtros lineares, o L-MUD e os receptores RAKE.

Especificamente, o uso de receptores neurais sem decisão realimentada, conforme as curvas da Fig. 4, permite a acomodação de até mais um usuário no sistema e uma economia de até 8 dB para um mesmo desempenho em termos de BER. Nota-se também que o uso do arranjo de antenas é capaz de propiciar ganhos substanciais em termos de aumento do número de usuários no sistema, economia de potência e desempenho. No que se refere ao emprego dos receptores neurais com decisão realimentada, os resultados da Fig. 5 corroboram as curvas obtidas na Fig. 4, para o caso sem decisão realimentada, e indicam que este tipo de estrutura é capaz de propiciar ganhos de desempenho sobre estruturas sem realimentação das decisões e uma economia de potência de até 2 dB para um mesmo desempenho em termos de BER.

Em termos de complexidade, os algoritmos baseados no gradiente estocástico requerem um complexidade proporcional



Fig. 5. Desempenho em termos de BER para receptores com decisão realimentada versus (a) E_b/N_0 e (b) número de usuários (K).

a $O(QK^2)$ para treinar as estruturas neurais, enquanto que para o treinamento das estruturas com filtros lineares FIR a complexidade é de cerca de O(K). Apesar de requererem uma complexidade computacional superior, as redes neurais utilizadas no projeto do receptor proposto são pequenas e seu emprego nos parece justificável para situações em que N e K são pequenos e a IES é significativa. Para maiores detalhes sobre a complexidade computacional das estruturas neurais, sugere-se que o leitor consulte [2].

VI. CONCLUSÕES

Uma estrutura de recepção espácio-temporal neural e adaptativa com decisão realimentada para usuários com altas taxas de dados foi proposta para sistemas DS-CDMA. Algoritmos computacionalmente eficientes baseados no gradiente estocástico também foram desenvolvidos para a nova estrutura levando em conta as seções direta e realimentada do receptor. Os resultados numéricos obtidos por simulação mostram que os novos receptores conseguem ganhos de desempenho significativos sobre os detectores multiusuário que utilizam filtros lineares FIR e o receptor RAKE.

REFERÊNCIAS

- "Physical Layer Standard for CDMA2000 Spread Spectrum Systems (Release C),"Telecommunications Industry Association, TIA/EIA/IS-2002.2-C, May 2002.
- [2] S. Haykin, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, 2nd Edition, Prentice-Hall, 1999.
- [3] B. Aazhang, B. P. Paris and G. C. Orsak, "Neural Networks for Multiuser Detection in Code-Division-Multiple-Access Communications," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 40, No. 7, July 1992.
- [4] U. Mitra and H. V. Poor, "Neural Network Techniques for Adaptive Multi-user Demodulation," *IEEE Journal on Selected Areas of Communications*, Vol. 12, No. 9, December 1994.
- [5] A. Paulraj, R. Nabar, D. Gore, Introduction to Space-Time Wireless Communications, Cambridge, 2003.
- [6] G. Woodward, R. Ratasuk, M. L. Honig e P. Rapajic, "Minimum Mean-Squared Error Multiuser Decision-Feedback Detectors for DS-CDMA," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 50, no. 12, December, 2002.

[7] T. S. Rappaport, Wireless Communications, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1996.