

DIVERSIDADE EM MODULAÇÃO APLICADA A CANAIS DE COMUNICAÇÕES MÓVEIS: EFEITO DOS ERROS DE ESTIMAÇÃO DE CANAL NA TRANSMISSÃO DE IMAGENS

Waslon Terllizzie A. Lopes, Francisco Madeiro, Juraci F. Galdino, Benedito G. Aguiar Neto e Marcelo S. Alencar

Resumo - No presente artigo a técnica de diversidade em modulação (DM) é aplicada à transmissão de imagens (baseada em quantização vetorial) por um canal com desvanecimento Rayleigh. Os benefícios da DM são apresentados e discutidos. A combinação da DM com a técnica de atribuição de índices (quantização vetorial robusta) é avaliada. O trabalho também apresenta uma avaliação dos efeitos dos erros de estimação de canal no desempenho do sistema de comunicações que utiliza DM, em termos de taxa de erro de bit e da qualidade das imagens reconstruídas.

Palavras-chave: Diversidade em modulação, comunicações móveis, desvanecimento Rayleigh, transmissão de imagens, erros de estimação de canal, quantização vetorial.

Abstract - In the present paper the modulation diversity (MD) technique is applied to image transmission (based on vector quantization) over a Rayleigh fading channel. The benefits of MD are presented and discussed. The combination of MD with the index assignment technique (robust vector quantization) is evaluated. The work also evaluates the effects of channel estimation errors on the performance of a communication system that uses MD, in terms of bit error rate and quality of the reconstructed images.

Keywords: Modulation diversity, mobile communications, Rayleigh fading, image transmission, channel estimation errors, vector quantization.

1. INTRODUÇÃO

O objetivo das técnicas de compressão de imagem é reduzir o número de bits necessários para representar uma imagem (mantendo um nível de qualidade adequado para uma dada aplicação), visando reduzir os requisitos de memória e/ou largura de faixa.

Waslon T. A. Lopes está no Departamento de Engenharia Elétrica, Faculdade de Ciência e Tecnologia (ÁREA1), Salvador, BA, Brasil. Francisco Madeiro está no Departamento de Estatística e Informática, Universidade Católica de Pernambuco, Recife, PE, Brasil. Juraci F. Galdino está no Departamento de Engenharia Elétrica, Instituto Militar de Engenharia, Rio de Janeiro, RJ, Brasil. Benedito G. Aguiar Neto e Marcelo S. Alencar estão no Laboratório de Comunicações, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, PB, Brasil. E-mails: waslon@area1.br, madeiro@dei.unicap.br, galdino@epq.ime.br. Editor de Área responsável: Renato Baldini Filho. Artigo submetido em 29/Jul/2003, revisado em 28/Out/2003, aceito em 28/Out/2003.

A quantização vetorial (QV) desempenha um papel importante em vários sistemas de codificação de imagens, permitindo a obtenção de taxas de compressão elevadas. O desempenho da QV, entretanto, pode ser muito prejudicado em decorrência de erros provocados pelo canal de comunicação: as imagens reconstruídas, obtidas após transmissão por um canal ruidoso, podem apresentar bloqueamentos incômodos.

Em trabalhos recentes, a diversidade em modulação (DM) [1–3] tem sido utilizada satisfatoriamente para melhorar o desempenho dos sistemas de comunicações sem fio. Em um artigo recente [4], referente à transmissão de imagem (baseada em QV) por um canal com desvanecimento Rayleigh, mostrou-se que a DM leva a imagens reconstruídas com qualidade superior à apresentada pelas imagens obtidas sem uso de DM. Mostrou-se também que um ganho adicional de desempenho (em termos de qualidade de imagem) pode ser obtido com a aplicação de uma atribuição de índices (AI) adequada aos vetores-código. Em [4], a AI foi obtida por meio do algoritmo *simulated annealing* [5, 6]. É importante mencionar que todos os resultados apresentados em [4] foram obtidos sem considerar os erros de estimação de canal. No presente artigo, o desempenho da DM aplicada à transmissão de imagens por um canal com desvanecimento Rayleigh é avaliado levando em consideração a ocorrência de erros de estimação do canal de comunicação.

O restante do artigo está organizado da seguinte maneira. A quantização vetorial é descrita na Seção 2, que aborda a QV em transmissão por canais ruidosos. A Seção 3 descreve a aplicação do algoritmo *simulated annealing* ao problema de atribuição de índices (quantização vetorial robusta). A Seção 4 aborda a diversidade em modulação e descreve o modelo do sistema de comunicações considerado no presente trabalho. Na Seção 5 os resultados de simulação são apresentados e discutidos. Conclusões e comentários finais são apresentados na Seção 6.

2. QUANTIZAÇÃO VETORIAL

A quantização vetorial [7, 8] pode ser definida como um mapeamento Q de um vetor x pertencente ao espaço euclidiano K -dimensional, \mathbb{R}^K , em um vetor pertencente a um subconjunto finito W de \mathbb{R}^K , ou seja,

$$Q : \mathbb{R}^K \rightarrow W. \quad (1)$$

O dicionário $W = \{w_i; i = 1, 2, \dots, N\}$ é o conjunto de vetores-código K -dimensionais, também denominados vetores de reconstrução. O índice associado ao vetor-código

w_i será denotado por i . Assim, cada índice $i \in \{0, 1\}^b$ representa uma palavra-binária de b bits. A taxa de codificação do quantizador vetorial, que mede o número de bits por componente do vetor, é $R = \frac{1}{K} \log_2 N = \frac{b}{K}$. Em codificação de imagens, R é expressa em bpp (bits por pixel).

Em um sistema de codificação de sinais baseado em quantização vetorial, o codificador e o decodificador funcionam como descrito a seguir. Dado um vetor $x \in \mathbb{R}^K$ do sinal a ser codificado, o codificador determina a distorção $d(x, w_i)$ entre esse vetor e cada vetor-código w_i , $i = 1, 2, \dots, N$ do dicionário W . A regra ótima de codificação é a regra do vizinho mais próximo, na qual a palavra-binária i é transmitida ao decodificador se o vetor-código w_i corresponder à distorção mínima, isto é, se w_i for o vetor que apresenta a maior similaridade com x dentre todos os vetores-código do dicionário. Em outras palavras, o codificador usa a regra de codificação $C(x) = i$ se $d(x, w_i) < d(x, w_j)$, $\forall j \neq i$. A tarefa do decodificador é muito simples: ao receber o índice i de b bits, o decodificador simplesmente procura o vetor w_i em sua cópia do dicionário W e produz w_i como a reprodução (reconstrução) de x . Ele segue, portanto, a regra de decodificação $D(i) = w_i$. O mapeamento de x em w_i é geralmente expresso como $w_i = Q(x)$.

Uma das questões principais no projeto de quantizadores vetoriais é o compromisso entre taxa e distorção. O alvo a ser perseguido é a obtenção de um dicionário ótimo, que minimize, para uma determinada taxa de codificação, a distorção média introduzida pela aproximação dos vetores de entrada por seus correspondentes vetores-código. Existem diversas técnicas para o projeto de dicionários, dentre as quais podem ser citadas: algoritmo LBG (Linde-Buzo-Gray) [9], que constitui a técnica mais amplamente utilizada; algoritmo auto-organizativo de Kohonen [10, 11] e outros algoritmos não-supervisionados de redes neurais [12, 13]; *stochastic relaxation* [14]; algoritmos *fuzzy* [15, 16]; algoritmos genéticos [17] e algoritmo PNN (*pair-wise nearest neighbor*) [18].

O mapeamento Q leva a um particionamento de \mathbb{R}^K em N subespaços S_i , $i = 1, 2, \dots, N$, para os quais

$$\bigcup_{i=1}^N S_i = \mathbb{R}^K \text{ e } S_i \cap S_j = \emptyset \text{ se } i \neq j, \quad (2)$$

em que cada célula ou região S_i é definida como

$$S_i = \{x : Q(x) = w_i\} = \{x : C(x) = i\}. \quad (3)$$

2.1 QV PARA CANAIS RUIDOSOS

O problema da quantização vetorial (QV) para transmissão em canais ruidosos tem sido objeto de interesse de diversas pesquisas. De forma geral, as abordagens dedicadas à minimização dos efeitos dos erros de canal no desempenho dos sistemas de comunicações baseados em QV podem ser classificadas em duas categorias. Na primeira, denominada quantização vetorial robusta (QVR), o dicionário é treinado (projetado) admitindo um canal sem erro. Posteriormente, por meio de um algoritmo de atribuição de índices (AI), faz-se com que o dicionário torne-se robusto a erros de

canal [19–21]. É importante mencionar que AI é um processo por meio do qual os vetores de reconstrução são adequadamente rotulados (indexados) de modo a reduzir o impacto dos erros de transmissão na qualidade do sinal reconstruído. Na segunda categoria, denominada quantização vetorial otimizada para canal, o quantizador vetorial é treinado para um canal específico, ou seja, levando em consideração a distorção de canal [22,23]. O presente trabalho utiliza QVR – a AI é obtida por meio do algoritmo *simulated annealing* [5].

Considere o sistema de comunicações apresentado na Figura 1. O objetivo do sistema é transmitir uma seqüência de vetores $X = \{x\} \subset \mathbb{R}^K$ por um canal ruidoso usando QV dos vetores de entrada (vetores da fonte) x . Suponha que a palavra-binária $i \in \{0, 1\}^b$, com $b = \log_2 N$ bits, seja enviada pelo codificador.



Figura 1. Quantização vetorial para canais ruidosos.

Se o canal introduzir um erro na palavra-binária i , o decodificador receberá uma palavra-binária j que difere de i . Dessa forma, o decodificador não mais representará o vetor de entrada $x \in \mathbb{R}^K$ pelo vetor-código que obedece a regra do vizinho mais próximo (vetor w_i , correspondente à palavra-binária i). O decodificador representará x pelo vetor-código correspondente à palavra-binária j . A saída, portanto, será o vetor reconstruído $\hat{x} = w_j$. Como $d(x, w_j) > d(x, w_i)$, observa-se que o canal prejudicará a qualidade da reconstrução do vetor de entrada x .

Em se tratando da transmissão de imagens (submetidas à QV) por canais ruidosos, quando uma palavra-binária correspondente a um vetor-código é corrompida por ruído, um bloco de $K = K_1 \times K_2$ pixels é afetado. Considerando a transmissão da seqüência completa de vetores (blocos de pixels) que compõem a imagem, cada palavra-binária incorretamente recebida pelo decodificador comprometerá a qualidade da reconstrução do vetor (bloco de pixels) correspondente. Conseqüentemente, em QV de imagem transmitida por canais ruidosos, bloqueamentos espúrios típicos, incômodos, de $K_1 \times K_2$ pixels são introduzidos na imagem reconstruída.

As técnicas de AI têm como objetivo organizar o dicionário de tal maneira que os erros de canal (que introduzem degradação nas palavras-binárias enviadas pelo codificador) façam com que os vetores de reconstrução decodificados incorretamente (correspondentes a palavras-binárias erroneamente recebidas) se aproximem, em média, dos vetores de reconstrução concernentes a uma transmissão sem erro. O dicionário reorganizado (reordenado) por meio de AI apresenta os mesmos vetores-código do dicionário original (sem uso de AI), entretanto, com uma atribuição diferente de palavras-binárias. A técnica de AI é apresentada a seguir.

Seja p_X a função densidade de probabilidades K -dimensional da fonte X . Seja p_i a probabilidade *a priori* de o vetor w_i ser selecionado como a reconstrução de x e $p_{j|i}$, $i, j = 1, 2, \dots, N$, a probabilidade de o decodificador receber o índice j dado que o índice i foi enviado pelo co-

dificador. Admitindo que a medida de distorção erro médio quadrático é adotada (ou seja, $d(\mathbf{x}, \mathbf{w}_i) = \|\mathbf{x} - \mathbf{w}_i\|^2$) e que a condição de centróide é satisfeita, a distorção total introduzida ao se transmitir os vetores da fonte \mathbf{X} por meio do canal ruidoso pode ser expressa como [19]

$$D = D_Q + D_C = \sum_{i=1}^N \int_{S_i} p_X \|\mathbf{x} - \mathbf{w}_i\|^2 d\mathbf{x} + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N p_i p_{j|i} \|\mathbf{w}_i - \mathbf{w}_j\|^2. \quad (4)$$

Como a distorção de quantização D_Q não depende do canal (ela depende apenas do projeto do dicionário), tornar o quantizador vetorial robusto a erros de canal é equivalente a minimizar a distorção de canal D_C . Isso pode ser feito minimizando

$$I_{\text{des}}(s) = \sum_{i=1}^N \sum_{j \in H^1(i)} \|\mathbf{w}_i - \mathbf{w}_j\|^2, \quad (5)$$

em que $\{j : j \in H^1(i)\}$ é o conjunto de todas as palavras-binárias j cuja distância de Hamming em relação a i é igual a um, s é um arranjo de dicionário e $I_{\text{des}}(s)$ é denominado índice de desordem do dicionário com arranjo s .

A figura de mérito apresentada na Equação 5, proposta por Lopes em [24] e utilizada satisfatoriamente em [4,25], corresponde a uma simplificação da figura de mérito proposta por Zeger e Gersho em [21]. A simplificação foi obtida levando em consideração vetores-código equiprováveis e admitindo que a probabilidade de ocorrência de múltiplos erros de bit em um índice é muito pequena quando comparada com a probabilidade de ocorrência de um único erro ou não ocorrência de erros.

Seja Π_N o conjunto de todas funções $\pi : \{0,1\}^b \rightarrow \{0,1\}^b$. Cada uma das $N!$ bijeções $\pi \in \Pi_N$ é denominada função de atribuição de índices do quantizador [21]. Uma permutação π mapeia (unicamente) cada índice $i \in \{0,1\}^b$ em outro índice $i' \in \{0,1\}^b$, em que $i' = \pi(i)$. Assim, uma permutação pode ser vista como um rearranjo (um reordenamento, uma reorganização) do dicionário. Deste modo, associada a uma permutação π existe uma única (específica) organização $\pi(s)$ do dicionário com arranjo s . Considere, por exemplo, o conjunto de índices $s = (0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7)$, correspondente ao conjunto de palavras-binárias $B = (000, 001, 010, 011, 100, 101, 110, 111)$. Um novo arranjo $s' = \pi(s)$ pode ser obtido por meio de uma permutação π tal que o segundo dígito binário de cada palavra-código seja invertido. Esse procedimento leva a um novo conjunto de palavras-binárias $B' = (010, 011, 000, 001, 110, 111, 100, 101)$ e é equivalente a representar o conjunto de índices $s' = (2, 3, 0, 1, 6, 7, 4, 5)$ pelo conjunto de palavras-binárias $(000, 001, 010, 011, 100, 101, 110, 111)$. No exemplo apresentado, o dicionário estava originalmente organizado de tal modo que os vetores-código $\mathbf{w}_0, \mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \mathbf{w}_3, \mathbf{w}_4, \mathbf{w}_5, \mathbf{w}_6$ e \mathbf{w}_7 eram identificados pelas palavras-binárias 000, 001, 010, 011, 100, 101, 110 e 111, respectivamente. Uma reorganização de dicionário $\mathbf{w}_2, \mathbf{w}_3, \mathbf{w}_0, \mathbf{w}_1, \mathbf{w}_6, \mathbf{w}_7, \mathbf{w}_4$

e \mathbf{w}_5 foi obtida. No dicionário reorganizado (reordenado) $s' = \pi(s)$, o vetor-código \mathbf{w}_2 é identificado por 000, enquanto que no arranjo original de dicionário s , esse vetor-código era identificado por 010. Considerando a permutação π do exemplo apresentado, um “novo” dicionário (um dicionário reorganizado) W' foi obtido: W' apresenta os mesmos vetores-código de W , mas em uma ordem (arranjo, organização, configuração) diferente.

No que diz respeito à quantização vetorial para canais ruidosos, o objetivo é obter um arranjo $s' = \pi(s)$ tal que $I_{\text{des}}(s') < I_{\text{des}}(s)$. Isso corresponde a obter um dicionário com arranjo s' que seja mais robusto (menos sensível) aos erros de canal quando comparado ao dicionário original (inicial) com arranjo s .

A determinação da configuração de dicionário ótima tem uma elevada complexidade computacional, em virtude de existirem $N!$ configurações a serem consideradas. Por exemplo, um dicionário com $N = 64$ vetores de reconstrução tem um total de 10^{89} configurações a serem investigadas. O problema de atribuição de índices para quantização vetorial robusta, portanto, pode ser classificado como pertencente à classe dos problemas NP-completos. Desta forma, técnicas para determinação de configurações sub-ótimas devem ser consideradas.

3. SIMULATED ANNEALING

O algoritmo *simulated annealing* (SA) [5, 26] é uma técnica que relaciona problemas de otimização de natureza combinatorial com o processo físico de resfriamento de metais fundidos. Nesta analogia, um estado inicial aleatório (ou um conjunto de valores) do processo a ser otimizado corresponde ao estado do metal derretido e um mínimo local da função objetivo é relacionado à formação de diferentes estruturas cristalinas quando o metal é solidificado. Em metalurgia, esta técnica é chamada de recozimento (em inglês: *annealing*) sendo frequentemente utilizada na obtenção de estruturas cristalinas muito finas por meio de um resfriamento gradual.

Um problema de otimização combinatorial procura o mínimo global de uma função custo real não-negativa. Geralmente, o problema consiste em um conjunto S de configurações ou soluções e uma função custo $C(\cdot)$, que determina, para cada configuração s , o custo $C(s)$. Para realizar uma busca, deve-se conhecer os vizinhos s' de cada solução s , ou seja, deve-se definir uma estrutura de vizinhança \mathcal{N} em S , tal que $\mathcal{N}(s)$ determina, para cada solução s , um conjunto de possíveis transições que podem ser propostas para s .

A idéia central do algoritmo SA é adicionar aleatoriedade ao processo de busca do mínimo global de uma função custo, permitindo eventualmente escapar de mínimos locais. Um função de perturbação, π , mapeia o estado (solução, configuração) do sistema s em um outro estado $s' = \pi(s)$ de acordo com uma lei de probabilidade. Mais precisamente, em cada passo do algoritmo SA, um novo estado é proposto e a mudança resultante na função custo, $\Delta C = C(s') - C(s)$, é computada. Se $\Delta C < 0$, o sistema move-se para o novo estado $s' \in \mathcal{N}(s)$; no entanto, quando $\Delta C > 0$, o estado proposto s' é aceito com probabilidade $p = \exp(-\Delta C/t_m)$,

e rejeitado com probabilidade $1 - p$, em que t_m denota a temperatura no m -ésimo passo do algoritmo. A temperatura é um parâmetro decrescente não-negativo do algoritmo SA. Há duas formas de reduzir a temperatura t_m : a) se o número de quedas da função custo exceder um valor pré-estabelecido ou b) se um determinado número de perturbações insatisfatórias (perturbações que não levam a uma queda na função custo) ocorrer. No segundo caso, o sistema alcançou um *equilíbrio térmico*. A taxa na qual t_m é reduzida é chamada esquema de resfriamento.

No presente trabalho, o esquema de resfriamento exponencial [5] é adotado. Assim,

$$t_m = t_0 \cdot \alpha^m, \quad (6)$$

em que α é uma constante positiva menor que a unidade.

O algoritmo SA é resumido a seguir:

Passo 1) Escolha, aleatoriamente, uma configuração inicial s e faça $t_m = t_0$ como uma temperatura suficientemente alta;

Passo 2) Escolha s' como uma perturbação aleatória de s ;

Passo 3) Se $\{C(s') < C(s)\}$ então $s \leftarrow s'$, senão se $\{e^{-(C(s')-C(s))/t_m} > \text{random}[0, 1]\}$ então¹ $s \leftarrow s'$;

Passo 4) Se o número de quedas na função custo exceder um número máximo predeterminado ou se o número máximo de perturbações sem sucesso for alcançado (equilíbrio térmico), reduza a temperatura;

Passo 5) Se a temperatura t_m for menor que uma temperatura final pré-estabelecida t_f ou se o número máximo de iterações for alcançado, pare. Caso contrário, vá para o Passo 2).

3.1 APLICAÇÃO

O algoritmo SA pode ser aplicado ao problema de quantização vetorial robusta como segue:

- O espaço de configurações (estados, ordenamentos) S é definido como o conjunto de todos possíveis ordenamentos de índices em que os vetores-código (vetores de reconstrução) aparecem no dicionário. Por exemplo, $s_1 = (0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7)$ e $s_2 = (0, 1, 2, 3, 7, 6, 5, 4)$ são duas possíveis configurações para um dicionário com 8 vetores-código;

- A função custo $C(s)$ corresponde ao índice de desordem $I_{\text{des}}(s)$ apresentado na Equação 5;

- No presente trabalho, a vizinhança $\mathcal{N}(s)$ de uma configuração (estado) específica s é o conjunto de todas as possíveis configurações s' obtidas a partir de s trocando aleatoriamente dois índices. Por exemplo, $s' = (1, 0, 2, 3, 7, 6, 5, 4)$ pode ser produzido por uma perturbação introduzida no estado $s = (1, 0, 6, 3, 7, 2, 5, 4)$.

4. DIVERSIDADE EM MODULAÇÃO

O efeito do desvanecimento, provocado pelos múltiplos percursos de propagação dos sinais transmitidos em canais de comunicações móveis, pode degradar significativamente o desempenho de sistemas de comunicações digitais. Em razão disto, várias técnicas vêm sendo propostas para melhoria de desempenho desses sistemas. Dentre elas, podem

ser citadas técnicas de diversidade [27–32], esquemas de modulação codificada [33], e uso da transformada *wavelet* na codificação [34].

Em particular, as técnicas de diversidade consistem, basicamente, em fornecer redundância (réplicas) do sinal transmitido ao receptor. Exemplos típicos de técnicas de diversidade são: diversidade temporal, diversidade em frequência e diversidade espacial [29]. Outra técnica proposta recentemente é a técnica de *diversidade em modulação* (DM) que consiste basicamente em introduzir redundância por meio de uma escolha criteriosa do ângulo de referência de uma constelação MPSK combinada com o entrelaçamento independente das componentes dos símbolos a serem transmitidos [2, 3].

Considere a modulação QPSK, que pode ser vista como duas modulações PSK binárias em paralelo – uma em fase (I) e outra em quadratura (Q). Os dois sinais correspondentes são ortogonais e podem ser separados no receptor. Neste esquema, o sinal transmitido é dado por

$$s(t) = A \sum_{n=-\infty}^{+\infty} a_n p(t - nT_S) \cos(\omega_c t) + A \sum_{n=-\infty}^{+\infty} b_n p(t - nT_S) \sin(\omega_c t), \quad (7)$$

sendo

$$a_n, b_n = \pm 1 \quad \text{com mesma probabilidade,}$$

$$p(t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t \leq T_S \\ 0, & \text{caso contrário,} \end{cases}$$

em que ω_c e A são a frequência e a amplitude da portadora respectivamente.

Pode ser observado, a partir da Equação 7, que a informação transmitida em uma componente é independente da informação transmitida na outra. Além do mais, a transmissão destes sinais em canais com desvanecimento independente pode introduzir um ganho de diversidade se houver redundância entre as duas componentes.

Na técnica de DM a introdução de redundância entre essas componentes é realizada combinando a rotação dos sinais da constelação QPSK por uma fase constante θ , como mostrado na Figura 2, com o entrelaçamento independente das componentes [1]. Para essa constelação girada, o sinal transmitido pode ser escrito como

$$s(t) = A \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x_n p(t - nT_S) \cos(\omega_c t) + A \sum_{n=-\infty}^{+\infty} y_{n-k} p(t - nT_S) \sin(\omega_c t), \quad (8)$$

sendo k um inteiro representando o atraso (expresso em número de símbolos) introduzido pelo entrelaçamento entre as componentes I e Q . Além disso,

$$x_n = a_n \cos \theta - b_n \sin \theta \quad (9a)$$

$$y_n = a_n \sin \theta + b_n \cos \theta \quad (9b)$$

¹A função $\text{random}[0, 1]$ gera uma amostra de uma variável aleatória uniformemente distribuída entre 0 e 1.

são os novos símbolos QPSK². O diagrama de blocos do transmissor que implementa este procedimento é apresentado na Figura 3.

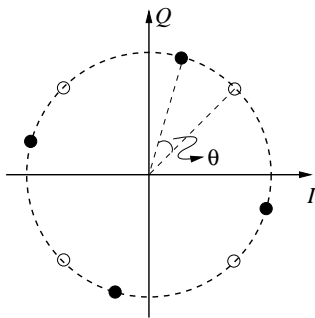


Figura 2. Constelação QPSK: referência (○) e girada por um ângulo θ (●).

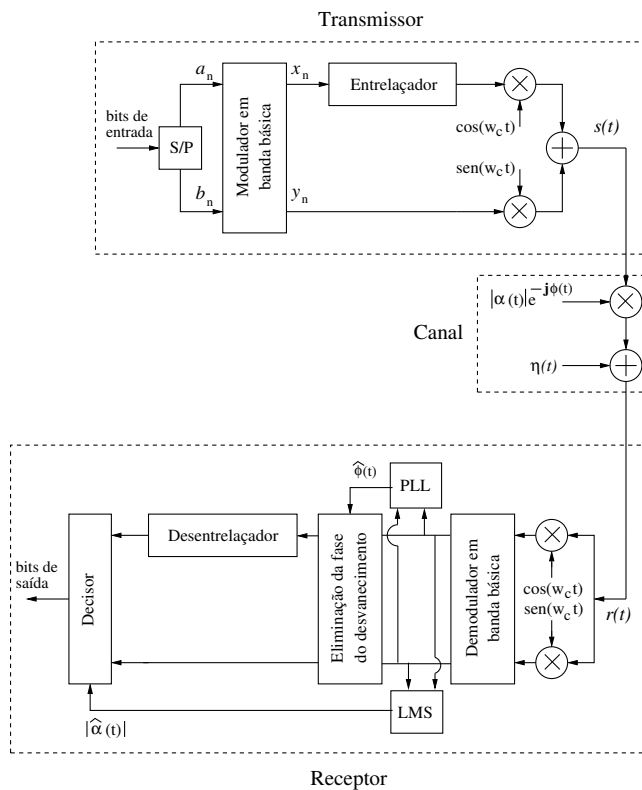


Figura 3. Diagrama de blocos do sistema simulado.

O ganho de desempenho da técnica de diversidade em modulação fundamenta-se no seguinte raciocínio. Nos canais de comunicações móveis [35], os picos de desvanecimentos são profundos, mas de curta duração, podendo degradar toda a informação (componentes em fase e em quadratura de um símbolo) numa transmissão convencional. Isto dificilmente ocorrerá no esquema proposto, pois as componentes de um símbolo são transmitidas em instantes de tempo distintos e existe redundância entre as componentes em fase e

quadratura.

Uma característica interessante desse esquema é que o valor de θ não influencia o desempenho do sistema quando os sinais transmitidos são afetados apenas pelo ruído gaussiano branco (canal AWGN, *additive white Gaussian noise*), pois a distância Euclidiana entre os símbolos da constelação não depende do ângulo θ . Observa-se também que a eficiência espectral do sistema é mantida porque a cada intervalo de sinalização 2 bits são transmitidos independentemente do valor de θ . Além do mais, a complexidade deste esquema é relativamente baixa, pois requer apenas a adição de entrelaçadores ao transmissor, uma vez que os bits de entrada podem ser mapeados diretamente na constelação desejada.

Admitindo que o canal de comunicações móveis é caracterizado por desvanecimento rápido e plano, o sinal recebido, aqui denotado por $r(t)$, é dado por

$$r(t) = \alpha(t)s(t) + \eta(t), \quad (10)$$

em que $\eta(t)$ representa o ruído aditivo modelado por um processo gaussiano branco, complexo, com média nula e variância $N_0/2$ por dimensão. Além disso, o fator multiplicativo $\alpha(t)$ é modelado por um processo gaussiano estacionário em sentido amplo com densidade espectral de potência dada por

$$G(f) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{1 - (\frac{f}{f_D})^2}}, & \text{se } |f| < f_D \\ 0, & \text{se } |f| \geq f_D, \end{cases} \quad (11)$$

em que f_D é o desvio Doppler máximo [36].

No receptor (Figura 3), $r(t)$ é inicialmente convertido para banda básica. O sinal obtido $r_n(t)$ (equivalente passa-baixas) em um intervalo de sinalização é

$$r_n(t) = |\alpha_n(t)|e^{-j\phi_n(t)}s_n(t) + \eta_n(t), \quad nT_s \leq t \leq (n+1)T_s, \quad (12)$$

em que $\eta_n(t)$ representa o ruído gaussiano branco complexo, $|\alpha_n(t)|$ denota a amplitude do canal no instante de tempo t , $\phi_n(t)$ representa o deslocamento de fase provocado pelo canal e $s_n(t)$ denota o equivalente passa-baixas do sinal transmitido $s(t)$.

Após a eliminação da fase do desvanecimento (multiplicação de $r_n(t)$ por $e^{j\phi_n(t)}$), o vetor recebido, no n -ésimo intervalo de sinalização, aqui denotado por \tilde{r}_n , é expresso como

$$\tilde{r}_n = \alpha_n s_n + \eta_n, \quad (13)$$

sendo s_n a representação vetorial do sinal transmitido no intervalo de sinalização nT_s , dada por

$$s_n = x_n + jy_{n-k}. \quad (14)$$

Além disso, os elementos do vetor complexo η_n são variáveis aleatórias gaussianas independentes e identicamente distribuídas (i.i.d.) com média nula e variância $N_0/2$.

No receptor, depois do desentrelaçamento (Figura 3) o vetor recebido torna-se

$$r_n = [\alpha_n x_n + \text{Re}\{\eta_n\}] + j[\alpha_n y_n + \text{Im}\{\eta_n\}], \quad (15)$$

em que $\text{Re}\{\eta_n\}$ e $\text{Im}\{\eta_n\}$ indicam as partes real e imaginária do ruído complexo η nos intervalos de sinalização nT_s e $(n+k)T_s$, respectivamente.

²É importante observar que, na prática, os bits de entrada podem ser mapeados diretamente na constelação girada, sem a necessidade de implementar as expressões da Equação 9.

Admitindo a transmissão de símbolos equiprováveis, o decisor ótimo, de posse das estimativas de $|\alpha_n|$, calcula a distância Euclidiana quadrática entre o sinal recebido r_n e cada um dos quatro vetores da constelação QPSK (multiplicados pelas estimativas $|\alpha_n|$ e $|\alpha_{n+k}|$), decidindo em favor do mais próximo a r_n .

Considerando que o receptor seja capaz de estimar sem erro os valores de $|\alpha(t)|$ e $\phi(t)$ e que haja descorrelação entre os valores de $\alpha_n(t)$ e $\alpha_{n+k}(t)$, mostrou-se em [2] que a taxa de erro de bit do sistema é minimizada para $\theta = 27^\circ$. Admitindo correlação entre α_n e α_{n+k} , pode-se obter, a partir da função de autocorrelação do canal, os pontos de correlação nula que correspondem às profundidades de entrelaçamento ideais para cada caso. Desta forma, o desempenho apresentado em [2] é alcançado, caso o canal seja perfeitamente estimado.

Assumindo, como deve ocorrer na prática, a presença de erros de estimação do canal pelo receptor, mostrou-se em [2, 3] que a técnica de diversidade em modulação ainda alcança um bom desempenho. Nesses trabalhos foram empregados os algoritmos LMS [37] e PLL [38] para estimação da amplitude e fase do canal, respectivamente.

5. RESULTADOS

Nesta seção são apresentados resultados de simulação referentes à transmissão de imagens por um canal com desvanecimento Rayleigh. Na Seção 5.1 considera-se estimação de canal perfeita. Os erros de estimação de canal, bem como a influência do efeito Doppler no desempenho do sistema de transmissão de imagens, são contemplados na Seção 5.2.

A Figura 4 (em que DM denota diversidade em modulação e EE denota erros de estimação) apresenta o desempenho da diversidade em modulação em termos da taxa de erro de bit. É possível observar na figura o ganho de desempenho obtido com o uso de diversidade em modulação, em termos da redução da taxa de erro de bit. Por exemplo, para $E_b/N_0 = 16$ dB e considerando a ocorrência de erros de estimação (frequência Doppler máxima considerada: 50 Hz), a diversidade em modulação leva a uma redução da taxa de erro de bit de $1,12 \times 10^{-2}$ para $2,55 \times 10^{-3}$.

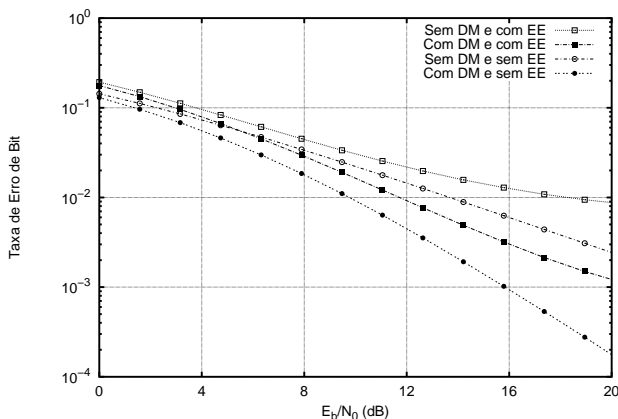


Figura 4. Taxa de erro de bit em função da relação sinal-ruído (E_b/N_0) do canal com desvanecimento.

5.1 ESTIMAÇÃO DE CANAL PERFEITA

Nesta seção são apresentados resultados de simulação concernentes à transmissão da imagem Lena (256×256 pixels), apresentada na Figura 5, por um canal com desvanecimento Rayleigh, considerando estimação perfeita de um canal com desvanecimento e admitindo que o canal seja descorrelacionado. Utilizou-se QV com dimensão $K = 16$ (correspondente a blocos de 4×4 pixels) e tamanho do dicionário $N = 256$. A taxa de codificação correspondente, portanto, foi de $R = 0,5$ bpp. O dicionário foi projetado com o algoritmo LBG (Linde-Buzo-Gray) [9], usando um conjunto de treino consistindo de quatro imagens 256×256 pixels. A qualidade das imagens reconstruídas foi avaliada por meio da relação sinal-ruído de pico (PSNR) [7].

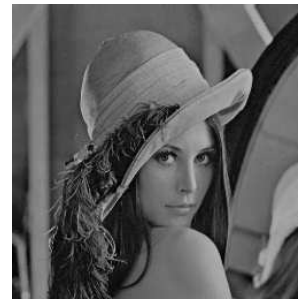


Figura 5. Imagem Lena original (8,0 bpp).

As simulações envolvendo diversidade em modulação consistiram em utilizar o esquema QPSK com uma rotação de constelação de $\theta = 27^\circ$, que é o ângulo de rotação ótimo de QPSK de acordo com [2, 3].

A Figura 6 apresenta a PSNR (mais precisamente o valor médio de PSNR de 200 transmissões de imagem para cada valor de relação sinal-ruído E_b/N_0 considerado) da imagem Lena reconstruída. A notação a seguir foi adotada na Figura 6:

- ORI: valores de PSNR obtidos usando o dicionário original (sem AI) e considerando um sistema de transmissão sem diversidade em modulação ($\theta = 0^\circ$);
- SA: valores de PSNR obtidos usando o dicionário reorganizado (AI pelo algoritmo *simulated annealing*) e considerando um sistema de transmissão sem diversidade em modulação ($\theta = 0^\circ$);
- ORI+DM: valores de PSNR obtidos usando o dicionário original (sem AI) e considerando um sistema de transmissão com diversidade em modulação ($\theta = 27^\circ$);
- SA+DM: valores de PSNR obtidos usando o dicionário reorganizado (AI pelo algoritmo *simulated annealing*) e considerando um sistema de transmissão com diversidade em modulação ($\theta = 27^\circ$).

A Figura 6 mostra que a substituição do esquema convencional (ORI) pelo esquema de diversidade em modulação (ORI+DM) leva a um ganho de desempenho em termos de PSNR das imagens reconstruídas, para todos os valores de E_b/N_0 considerados. Observa-se, por exemplo, que essa substituição leva a um ganho de PSNR de 4 dB para $E_b/N_0 = 16$ dB. A Figura 6 também mostra que a técnica de atribuição de índices (AI) por meio do algoritmo *simulated annealing* (curva SA) supera ORI+MD para valores

de E_b/N_0 até cerca de 12 dB. Observa-se na figura que os melhores resultados em termos de PSNR são obtidos no esquema SA+DM, ou seja, aplicação de diversidade em modulação combinada ao uso de vetores-código submetidos à técnica de AI por meio de *simulated annealing*. A PSNR média das imagens reconstruídas considerando $E_b/N_0 = 16$ dB corresponde a 21,68 dB, 24,61 dB, 25,74 dB e 26,73 dB quando se utilizam os esquemas ORI, SA, ORI+DM e SA+DM, respectivamente.

Convém salientar que a melhora no desempenho do sistema de comunicações baseado em QV, obtida com a substituição do dicionário original pelo dicionário organizado (dicionário cuja organização/indexação foi obtida com a utilização do algoritmo SA) não ocorre às custas de um aumento de complexidade quando da transmissão das imagens. De fato, o processo de atribuição de índices é feito *a priori* (*off-line*) — o dicionário, depois de submetido à atribuição de índices, é então utilizado pelo sistema de comunicações. É importante observar que, tanto no dicionário original quanto no dicionário organizado, os vetores-código são os mesmos. A única diferença é a representação binária atribuída aos vetores-código.

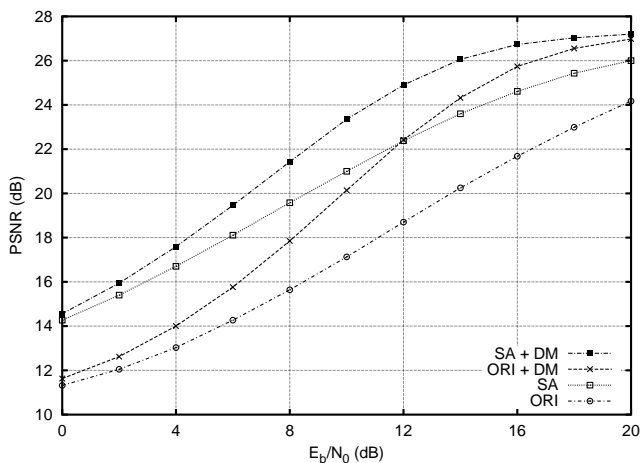


Figura 6. Relação sinal-ruído de pico (PSNR) da imagem Lena reconstruída em função da relação sinal-ruído (E_b/N_0) do canal com desvanecimento, considerando estimação de canal perfeita.

O ganho de qualidade, em termos de PSNR, das imagens reconstruídas pelo uso da diversidade em modulação deve-se ao fato de essa técnica possibilitar a redução da taxa de erro de bit da camada física do sistema de comunicações. Desta forma, reduz-se o número de erros nas palavras-binárias recebidas pelo decodificador. Isto pode ser observado nas Figuras 7(a) e 7(b): observa-se que a diversidade em modulação reduz o número de bloqueamentos espúrios nas imagens reconstruídas. Isto também pode ser observado comparando as Figuras 8(a) e 8(b): a imagem correspondente a ORI+DM tem um menor número de bloqueamentos espúrios quando comparada à imagem ORI.

Os ganhos em PSNR obtidos ao se substituir o dicionário original pelo dicionário cujos vetores-código passaram pelo processo de AI por meio do algoritmo *simulated annealing* deve-se à seguinte razão: quando os erros de transmissão ocorrem, os correspondentes bloqueamentos espúrios intro-

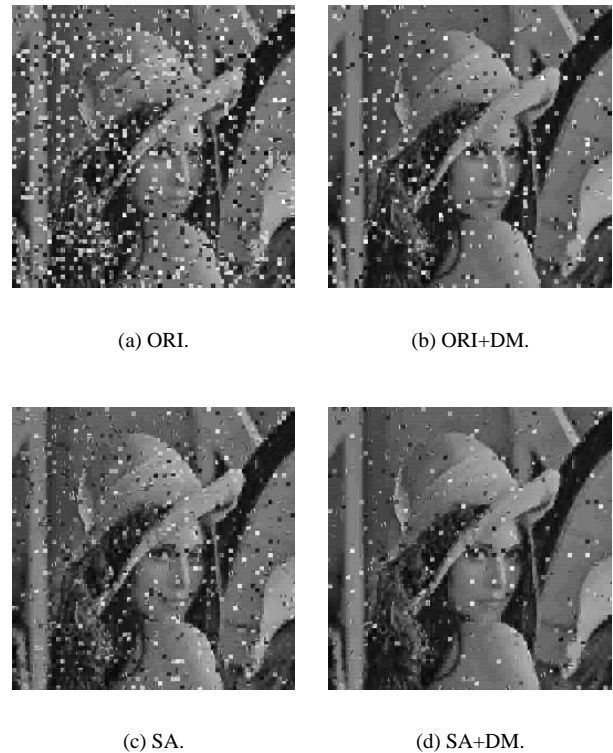


Figura 7. Imagem Lena reconstruída após a transmissão através do canal com desvanecimento com $E_b/N_0 = 8$ dB. Foi considerada estimação de canal perfeita.

duzidos nas imagens reconstruídas utilizando o dicionário organizado (AI por meio *simulated annealing*) são menos incômodos do que os bloqueamentos obtidos com o dicionário original (não submetido ao processo de AI). Em outras palavras, isto se deve ao fato de que a técnica de AI procura organizar os índices dos vetores-código de tal maneira que os vetores-código recebidos erroneamente fiquem, em média, próximos daqueles vetores que seriam recebidos no caso de uma transmissão sem erros. As Figuras 7(a) e 7(c) (bem como as Figuras 8(a) e 8(c)) mostram que os bloqueamentos nas imagens reconstruídas obtidas ao se usar o dicionário organizado (SA) são menos incômodos que os bloqueamentos nas imagens reconstruídas obtidas ao se usar o dicionário original (ORI).

As Figuras 7 e 8 mostram que, na ausência de erros de estimação de canal, a imagem de melhor qualidade é obtida por SA+DM: a diversidade em modulação (DM) reduz o número de bloqueamentos e, quando um bloqueamento ocorre, a atribuição de índices (AI) por meio do algoritmo *simulated annealing* (SA) em geral faz com que o impacto visual correspondente seja menos perceptível. Os melhores desempenhos, considerando estimação perfeita, portanto, são obtidos com o esquema de transmissão que combina DM e AI por meio do algoritmo SA.

5.2 EFEITO DOS ERROS DE ESTIMAÇÃO

Nesta seção são apresentados resultados referentes à transmissão de imagens por um canal sujeito ao desvanecimento



Figura 8. Imagem Lena reconstruída após a transmissão através do canal com desvanecimento com $E_b/N_0 = 16$ dB. Foi considerada estimação de canal perfeita.

Tabela 1. Valores de passo do LMS (μ) e do PLL(κ) para a constelação de referência ($\theta = 0^\circ$) e para a constelação rotacionada ($\theta = 27^\circ$).

		$f_D = 50$ Hz	$f_D = 100$ Hz	$f_D = 150$ Hz
$\theta = 0^\circ$	μ	0,5	0,5	0,5
	κ	0,8	0,9	1,0
$\theta = 27^\circ$	μ	0,25	0,4	0,6
	κ	0,6	0,7	0,7

Rayleigh considerando os erros de estimação de canal e a correlação temporal do canal. As simulações envolvendo diversidade em modulação consistiram em utilizar o esquema QPSK com uma rotação de constelação de $\theta = 27^\circ$, que é o ângulo de rotação ótimo de QPSK de acordo com [2, 3]. O sistema de transmissão utilizou uma profundidade de entrelaçamento k de 50 símbolos. Foram consideradas frequências Doppler (f_D) iguais a 50 Hz, 100 Hz e 150 Hz. Os passos correspondentes do LMS e do PLL utilizados são apresentados na Tabela 1. Estes valores foram escolhidos de modo a minimizar a taxa de erro de bit do sistema [2, 3].

Também foi utilizado o entrelaçamento dos bits dos índices das imagens codificadas antes da transmissão. O entrelaçamento foi levado a efeito com a finalidade de reduzir a probabilidade de ocorrência de múltiplos erros de bit nas palavras-binárias dos vetores-código³, assegurando assim o uso adequado do índice de desordem apresentado na

³Isto foi necessário porque, devido à correlação temporal do canal com desvanecimento, os erros ocorrem em rajadas (*bursts*).

Equação 5.

As Figuras 9, 10 e 11 apresentam a PSNR (mais precisamente, o valor médio de PSNR resultante de 200 transmissões da imagem para cada valor de relação sinal-ruído do canal, E_b/N_0 , considerado) da imagem Lena reconstruída para $K = 16$ e $N = 256$, considerando $f_D = 50$ Hz, 100 Hz e 150 Hz, respectivamente. Nessas figuras, a notação da Seção 5.1 foi mantida, sendo adicionado o acrônimo EE para indicar a presença dos erros de estimação de canal no sistema de transmissão de imagens. Assim, por exemplo, ORI+DM+EE diz respeito aos valores de PSNR obtidos usando o dicionário original (sem AI), considerando um sistema de transmissão com diversidade em modulação ($\theta = 27^\circ$) e considerando a ocorrência de erros de estimação. De modo geral, o melhor desempenho, em termos de PSNR ocorreu para o sistema que combina diversidade em modulação e dicionários organizados com o algoritmo *simulated annealing* (curva DM+SA+EE).

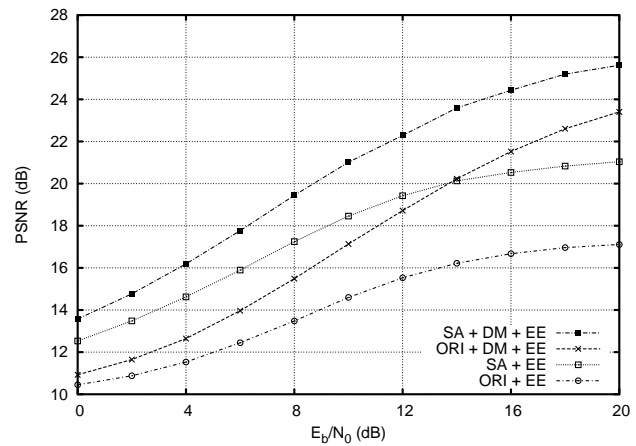


Figura 9. Relação sinal-ruído de pico (PSNR) das imagens reconstruídas em função da relação sinal-ruído (E_b/N_0) do canal com desvanecimento, considerando erros de estimação de canal e $f_D = 50$ Hz.

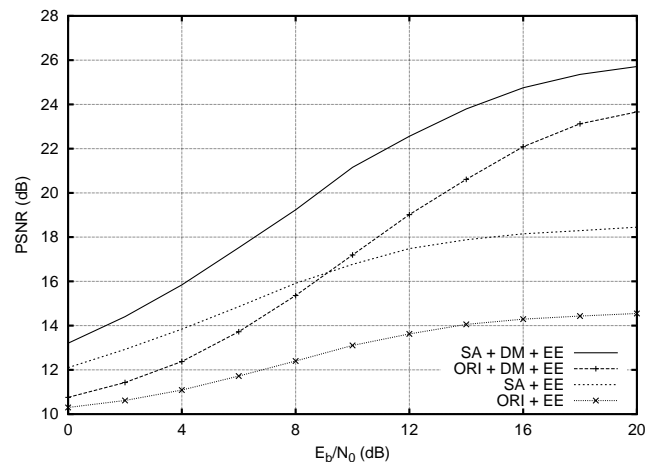


Figura 10. Relação sinal-ruído de pico (PSNR) das imagens reconstruídas em função da relação sinal-ruído (E_b/N_0) do canal com desvanecimento, considerando erros de estimação de canal e $f_D = 100$ Hz.

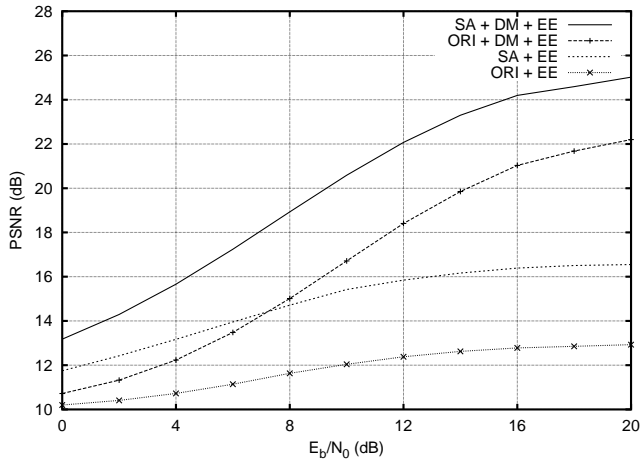


Figura 11. Relação sinal-ruído de pico (PSNR) das imagens reconstruídas em função da relação sinal-ruído (E_b/N_0) do canal com desvanecimento, considerando erros de estimação de canal e $f_D = 150$ Hz.

Comparando os resultados apresentados nas Figuras 9, 10 e 11 com os resultados apresentados na Figura 6, percebe-se a degradação (queda de PSNR) que os erros de estimação produzem nas imagens reconstruídas. Este é um resultado esperado visto que os erros de estimação de canal aumentam a taxa de erro de bit da camada física do sistema de comunicações, que, por sua vez, tende a aumentar o número de índices recebidos erroneamente pelo decodificador. Para $E_b/N_0 = 16$ dB, por exemplo, considerando transmissão sem DM e com uso do dicionário original (isto é, dicionário sem AI por meio de SA), observa-se que os erros de estimação levam a uma redução de PSNR de 21,68 dB (esquema ORI da Figura 6) para 16,67 dB (esquema ORI+EE da Figura 9). É importante destacar, no entanto, que mesmo em um cenário com ocorrência de erros de estimação, a diversidade em modulação tem um papel importante para melhorar o desempenho do sistema de comunicações. De fato, ORI+DM+EE apresenta resultados de PSNR superiores aos apresentados por ORI+EE. Os melhores resultados da Figura 9 foram obtidos para o esquema de transmissão que combina diversidade em modulação e atribuição de índices por meio do algoritmo SA.

Para o caso SA+DM+EE e considerando $E_b/N_0 = 16$ dB, tem-se: considerando estimação perfeita, a PSNR da imagem reconstruída é 26,73 dB; com a presença dos erros de estimação os valores de PSNR são 24,42 dB, 24,75 dB e 24,19 dB para $f_D = 50$ Hz, 100 Hz e 150 Hz, respectivamente. Este é um resultado interessante porque mostra a combinação de dois efeitos opostos sobre a qualidade das imagens reconstruídas. O aumento de f_D faz com que o canal se torne mais descorrelacionado, diminuindo o impacto dos erros em rajadas no sistema, contudo, com o canal variando mais rapidamente, os erros de estimação de canal são maiores e a taxa de erro de bit aumenta, prejudicando a qualidade das imagens reconstruídas. A combinação desses dois efeitos faz com que o melhor desempenho seja obtido para $f_D = 100$ Hz.

Pode-se observar a partir da Figura 12 que a análise quantitativa feita nos parágrafos anteriores está em consonância

com os resultados qualitativos (subjetivos) das imagens reconstruídas. Nesta figura encontram-se exemplos de imagens típicas considerando $E_b/N_0 = 16$ dB e $f_D = 50$ Hz, 100 Hz e 150 Hz. A Tabela 2 apresenta os valores de PSNR para essas imagens.

Conforme esperado, as imagens de melhor qualidade subjetiva (aquelas que apresentam o menor número de bloqueamentos espúrios e/ou bloqueamentos espúrios menos perceptíveis) correspondem aos casos em que o sistema utilizava diversidade em modulação e os dicionários organizados pelo algoritmo *simulated annealing* (SA+DM+EE). Por sua vez, o pior desempenho é obtido quando o sistema não utiliza diversidade em modulação e dicionários organizados (ORI+EE). Observe que os casos intermediários (ORI+DM+EE e SA+EE) apresentam desempenho próximo para $f_D = 50$ Hz e que para $f_D = 150$ Hz o esquema com diversidade em modulação (SA+DM+EE) apresenta nítida vantagem. Considerando o esquema ORI+EE, $E_b/N_0 = 16$ dB e $f_D = 150$ Hz, a imagem reconstruída correspondente apresenta uma qualidade péssima, inviabilizando o seu uso em muitas aplicações. Sob estas mesmas condições, a imagem correspondente ao esquema SA+DM+EE apresenta poucos bloqueamentos espúrios e boa qualidade.

A Figura 12 mostra claramente o efeito da frequência Doppler máxima na qualidade das imagens reconstruídas: o aumento de f_D leva ao aumento do número de bloqueamentos espúrios introduzidos nas imagens. O papel da DM, bem como da AI por meio de SA, pode ser observado nessa figura: DM reduz o número de bloqueamentos espúrios; AI por meio de SA faz que os bloqueamentos, em geral, tornem-se menos incômodos.

Tabela 2. PSNR das imagens reconstruídas (Figura 12) para os quatro casos considerados: SA+DM+EE, SA+EE, ORI+EE e ORI+DM+EE.

	$f_D = 50$ Hz	$f_D = 100$ Hz	$f_D = 150$ Hz
SA+DM+EE	24,42 dB	24,75 dB	24,19 dB
SA+EE	20,53 dB	18,14 dB	16,38 dB
ORI+DM+EE	21,52 dB	22,08 dB	21,03 dB
ORI+EE	16,67 dB	14,29 dB	12,78 dB

6. COMENTÁRIOS FINAIS

A quantização vetorial tem sido utilizada em sistemas de codificação de imagens, permitindo a obtenção de taxas de compressão elevadas. No entanto, a QV é muito sensível a erros de canal, que podem levar a bloqueamentos espúrios muito incômodos nas imagens reconstruídas. No presente trabalho, a diversidade em modulação (DM) foi utilizada para melhorar a transmissão de imagens (baseada em QV) por um canal com desvanecimento Rayleigh. Como a DM contribui para reduzir a taxa de erro de bit do sistema de comunicações, ela leva a uma redução no número de bloqueamentos espúrios introduzidos nas imagens reconstruídas. Um ganho adicional de desempenho foi obtido quando a transmissão de imagens foi realizada usando DM e dicionário submetido à técnica de atribuição de índices (AI), que foi levada



(a) SA+DM+EE, $f_D = 50$ Hz.



(b) SA+DM+EE, $f_D = 100$ Hz.



(c) SA+DM+EE, $f_D = 150$ Hz.



(d) ORI+DM+EE, $f_D = 50$ Hz.



(e) ORI+DM+EE, $f_D = 100$ Hz.



(f) ORI+DM+EE, $f_D = 150$ Hz.



(g) SA+EE, $f_D = 50$ Hz.



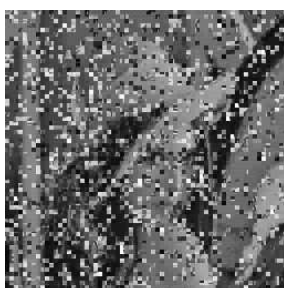
(h) SA+EE, $f_D = 100$ Hz.



(i) SA+EE, $f_D = 150$ Hz.



(j) ORI+EE, $f_D = 50$ Hz.



(k) ORI+EE, $f_D = 100$ Hz.



(l) ORI+EE, $f_D = 150$ Hz.

Figura 12. Imagem Lena reconstruída após a transmissão através do canal com desvanecimento com $E_b/N_0 = 16$ dB.

a efeito com o algoritmo *simulated annealing* – a técnica de AI permite obter bloqueamentos menos incômodos. O trabalho apresentou ainda uma avaliação do efeito dos erros de estimação no desempenho do sistema de comunicações baseado em DM. Resultados em termos de taxa de erro de bit e de relação sinal-ruído de imagens reconstruídas, bem como inspeções visuais nessas imagens, revelaram os benefícios da DM mesmo ao serem considerados erros de estimação do canal com desvanecimento.

Como trabalhos futuros, os autores pretendem avaliar o desempenho do esquema proposto em canais seletivos em frequência bem como analisar o desempenho do sistema considerando outras técnicas de estimação de canal.

AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com o apoio do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq).

REFERÊNCIAS

- [1] S. B. Slimane. “An Improved PSK Scheme for Fading Channels”. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 47, no. 2, pp. 703–710, May 1998.
- [2] W. T. A. Lopes, J. F. Galdino and M. S. Alencar. “Diversidade em Modulação Aplicada a Canais de Comunicações Móveis”. *Revista da Sociedade Brasileira de Telecomunicações*, vol. 17, no. 2, pp. 112–123, Dezembro 2002.
- [3] W. T. A. Lopes, M. S. Alencar and J. F. Galdino. “Modulation Diversity for Wireless Communications: Impact of Channel Estimation Errors and Doppler Effect on System Performance”. In *Communications, Information and Network Security*, edited by V. K. Bhargava, H. V. Poor, V. Tarokh and S. Yoon, chapter 1, pp. 1–16. Kluwer Academic Publishers, Boston, 2003.
- [4] W. T. A. Lopes, F. Madeiro, B. G. Aguiar Neto and M. S. Alencar. “Combining Modulation Diversity and Index Assignment to Improve Image VQ for a Rayleigh Fading Channel”. In *Anais do VI Congresso Brasileiro de Redes Neurais (CBRN’2003)*, pp. 55–60, São Paulo, SP, Brazil, June 2003.
- [5] S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt Jr. and M. P. Vecchi. “Optimization by Simulated Annealing”. *Science*, vol. 220, pp. 671–680, May 1983.
- [6] J. A. Freeman and D. M. Skapura. *Neural Networks: Algorithms, Applications and Programming Techniques*. Addison-Wesley, Reading, MA, March 1991.
- [7] A. Gersho and R. M. Gray. *Vector Quantization and Signal Compression*. Kluwer Academic Publishers, Boston, MA, 1992.
- [8] R. M. Gray. “Vector Quantization”. *IEEE ASSP Magazine*, vol. 1, no. 2, pp. 4–29, April 1984.
- [9] Y. Linde, A. Buzo and R. M. Gray. “An Algorithm for Vector Quantizer Design”. *IEEE Transactions on Communications*, vol. 28, no. 1, pp. 84–95, January 1980.
- [10] T. Kohonen. *Self-Organization and Associative Memory*. Springer-Verlag, Berlin, third edition, 1989.
- [11] T. Kohonen. “The Self-Organizing Map”. *Proceedings of the IEEE*, vol. 78, no. 9, pp. 1464–1480, September 1990.
- [12] A. K. Krishnamurthy, S. C. Ahalt, D. E. Melton and P. Chen. “Neural Networks for Vector Quantization of Speech and Images”. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 8, no. 8, pp. 1449–1457, October 1990.
- [13] E. Yair, K. Zeger and A. Gersho. “Competitive Learning and Soft Competition for Vector Quantizer Design”. *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 40, no. 2, pp. 294–309, February 1992.
- [14] K. Zeger, J. Vaisey and A. Gersho. “Globally Optimal Vector Quantizer Design by Stochastic Relaxation”. *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 40, no. 2, pp. 310–322, February 1992.
- [15] N. B. Karayiannis and P.-I. Pai. “Fuzzy Vector Quantization Algorithms and Their Applications in Image Compression”. *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 4, no. 9, pp. 1193–1201, September 1995.
- [16] N. B. Karayiannis and P.-I. Pai. “Fuzzy Algorithms for Learning Vector Quantization”. *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 7, no. 5, pp. 1196–1211, September 1996.
- [17] J. S. Pan, F. R. McInnes and M. A. Jack. “VQ Codebook Design Using Genetic Algorithms”. *Electronics Letters*, vol. 31, no. 17, pp. 1418–1419, August 1995.
- [18] W. H. Equitz. “A New Vector Quantization Clustering Algorithm”. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 37, no. 10, pp. 1568–1575, October 1989.
- [19] N. Farvardin. “A Study of Vector Quantization for Noisy Channels”. *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 36, no. 4, pp. 799–809, July 1990.
- [20] P. Knagenhjelm and E. Agrell. “The Hadamard Transform – A Tool for Index Assignment”. *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 42, no. 4, pp. 1139–1151, July 1996.
- [21] K. Zeger and A. Gersho. “Pseudo-Gray Coding”. *IEEE Transactions on Communications*, vol. 38, no. 12, pp. 2147–2157, December 1990.
- [22] N. Farvardin and V. Vaishampayan. “On the Performance and Complexity of Channel-Optimized Vector Quantizers”. *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 37, no. 1, pp. 155–160, January 1991.
- [23] H. Jafarkhani and N. Farvardin. “Design of Channel-Optimized Vector Quantizers in the Presence of Channel Mismatch”. *IEEE Transactions on Communications*, vol. 48, no. 1, pp. 118–124, January 2000.
- [24] W. T. A. Lopes. “Atribuição de Índices Sub-ótimos para Quantização Vetorial de Imagens”. Relatório Técnico RT00241/00, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal da Paraíba, Campina Grande, PB, Brasil, 2000.
- [25] W. T. A. Lopes. “Diversidade em Modulação Aplicada à Transmissão de Imagens em Canais com Desvanecimento”. Tese de Doutorado, Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, PB, Brasil, Junho 2003.
- [26] P. J. M. van Laarhoven and E. H. L. Aarts. *Simulated Annealing: Theory and Applications*. Boston: D. Reidel Publishing, 1987.
- [27] V. M. DaSilva and E. S. Sousa. “Fading-Resistant Modulation Using Several Transmitter Antennas”. *IEEE Transactions on Communications*, vol. 45, no. 10, pp. 1236–1244, October 1997.
- [28] G. J. Foschini and M. J. Gans. “On Limits of Wireless Communications in a Fading Environment When Using Multiple Antennas”. *Wireless Personal Communications*, vol. 6, no. 3, pp. 311–335, March 1998.
- [29] V. Tarokh, N. Seshadri and A. R. Calderbank. “Space-Time Codes for High Data Rate Wireless Communication: Performance Criterion and Code Construction”. *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 44, no. 2, pp. 744–765, March 1998.
- [30] A. Wittneben. “A New Bandwidth Efficient Transmit Antenna

- Modulation Diversity Scheme for Linear Digital Communications". *Proceedings of IEEE International Conference on Communications (ICC'93)*, pp. 1630–1634, 1993.
- [31] V. Tarokh, A. Naguib, N. Seshadri and A. R. Calderbank. "Space-Time Codes for High Data Rate Wireless Communication: Performance Criteria in the Presence of Channel Estimation Errors, Mobility and Multiple Paths". *IEEE Transactions on Communications*, vol. 47, no. 2, pp. 199–207, February 1999.
- [32] J. H. Winters and R. D. Gitlin. "The Impact of Antenna Diversity on the Capacity of Wireless Communications Systems". *IEEE Transactions on Communications*, vol. 42, no. 2/3/4, pp. 1740–1751, February/March/April 1994.
- [33] J. Wu and S. Lin. "Multilevel Trellis MPSK Modulation Codes for the Rayleigh Fading Channel". *IEEE Transactions on Communications*, vol. 41, no. 9, pp. 1311–1318, September 1993.
- [34] M. A. Tzannes and M. C. Tzannes. "Bit-by-Bit Channel Coding Using Wavelets". *Proceedings of the IEEE GLOBECOM'92*, pp. 684–688, April 1992.
- [35] J. D. Parsons. *The Mobile Radio Propagation Channel*. John Wiley, 1992.
- [36] J. G. Proakis. *Digital Communications*. McGraw-Hill, New York, 1989.
- [37] S. S. Haykin. *Adaptive Filter Theory*. Prentice Hall, 1991.
- [38] P. Koufalias. "State Variable Approach to Carrier Phase Recovery and Fine Automatic Gain Control on Flat Fading Channels". Master's thesis, University of South Australia, 1996.

Waslon Terlizzie Araújo Lopes nasceu em Petrolina, Pernambuco, em 29 de dezembro de 1974. Recebeu o diploma de Engenheiro Eletricista e o título de Mestre em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal da Paraíba em 1998 e 1999, respectivamente. Recebeu o título de Doutor em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal de Campina Grande em junho de 2003. Atualmente, Waslon Terlizzie é professor e coordenador do Núcleo de Telecomunicações do Departamento de Engenharia Elétrica da Faculdade ÁREA1, Salvador, BA. É Coordenador executivo do Instituto de Estudos Avançados em Comunicações (Iecom). Suas atividades de pesquisa concentram-se em quantização vetorial robusta, sistemas de comunicações sem fio e teoria das comunicações, áreas em que tem mais de 30 artigos publicados. É um dos autores do livro *Communications, Information and Network Security*, pela Kluwer Academic Publishers. Waslon Terlizzie é membro da Sociedade Brasileira de Telecomunicações (SBrT) desde 1997 e membro da Sociedade Brasileira de Redes Neurais (SBRN).

Francisco Madeiro Bernardino Junior nasceu em Fortaleza, Ceará, em 27 de março de 1972. Recebeu o diploma de Engenheiro Eletricista e os títulos de Mestre e Doutor em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal da Paraíba (UFPB) em 1995, 1998 e 2001, respectivamente. Suas atividades de pesquisa concentram-se em processamento de sinais e sistemas inteligentes. Francisco Madeiro é professor do Departamento de Estatística e Informática e do Mestrado em Ciências da Linguagem da Universidade Católica de Pernambuco (UNICAP). Foi professor homenageado da turma de concluintes de Ciência da Computação, período 2003.2, da UNICAP. É sócio fundador do Instituto de Estudos Avançados em Comunicações (Iecom), no qual exerce a função de Diretor de Engenharia. É membro da Sociedade Brasileira de Telecomunicações (SBrT), da Sociedade Brasileira de Redes Neurais (SBRN) e da Sociedade Brasileira de Computação (SBC).

Juraci Ferreira Galdino nasceu em Malta, Paraíba, em 1967. Formou-se em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal da

Paraíba em 1991. Formou-se Oficial Engenheiro Militar do Exército Brasileiro pelo Instituto Militar de Engenharia em 1992. Recebeu o título de mestre em Engenharia Elétrica pelo Instituto Militar de Engenharia em 1998 e o título de Doutor em Ciências pela Universidade Federal de Campina Grande em Dezembro de 2002. Desde Janeiro de 2003 é professor do Instituto Militar de Engenharia. Suas pesquisas concentram-se principalmente em *wavelets*, filtragem adaptativa e comunicações móveis. É autor de diversos trabalhos publicados em anais de congressos de sociedades científicas nacionais e internacionais e um dos autores do livro *Communications, Information and Network Security*, pela Kluwer Academic Publishers. Juraci Ferreira Galdino é membro da Sociedade Brasileira de Telecomunicações (SBrT).

Benedito Guimarães Aguiar Neto nasceu em São Luís, Maranhão, em 1954. É Professor Titular do Departamento de Engenharia Elétrica (DEE) do Centro de Ciências e Tecnologia (CCT) da Universidade Federal da Paraíba (UFPB). É graduado em Engenharia Elétrica (1977) e Mestre em Engenharia Elétrica na área de Telecomunicações pela UFPB (1982) e Doutor em Engenharia Elétrica (1987) pela *Technische Universitaet Berlin*, República Federal da Alemanha. Foi Coordenador do Curso de Graduação em Engenharia Elétrica, Coordenador do Laboratório de Automação e Processamento de Sinais do DEE/CCT, Assessor de Graduação do CCT, Coordenador do Programa de Reengenharia do Ensino de Engenharia (REENGE) no CCT, membro do Conselho Superior de Ensino Pesquisa e Extensão (CONSEPE) da UFPB e Coordenador da Comissão Nacional de Diretrizes Curriculares da Associação Brasileira de Ensino de Engenharia (ABENGE). É tutor do Grupo PET do Curso de Engenharia Elétrica desde 1992, Editor da Revista de Ensino de Engenharia da ABENGE, membro do Conselho Técnico Científico da *Asociacion Iberoamericana de Enseñanza de la Ingeniería*, representante da comunidade científica no Conselho Curador da Fundação Parque Tecnológico da Paraíba e membro do Conselho Universitário (CONSUNI) da UFPB. Desenvolve atividades de ensino e pesquisa na área de Processamento e Transmissão Digital de Voz e Imagem, bem como cursos de extensão universitária na forma de treinamento específico a engenheiros que atuam na área de telecomunicações. Suas áreas específicas de interesse são: Codificação Digital de Voz e Imagem, Reconhecimento de Fala e de Locutor, Tratamento de Voz Degradada por Ruído Acústico Ambiental e Transcrição Texto-fala, áreas nas quais orientou 12 dissertações de mestrado, 2 teses de doutorado e inúmeros trabalhos de iniciação científica. É membro do *Institute of Electrical and Electronics Engineers* (IEEE), Sociedade Brasileira de Telecomunicações (SBrT), Sociedade Brasileira para o Progresso da Ciência (SBPC) e Sociedade Brasileira de Redes Neurais (SBRN).

Marcelo Sampaio de Alencar nasceu em Serrita, Pernambuco, em 1957. Formou-se em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal de Pernambuco, em 1980, recebeu o título de mestre em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal da Paraíba, em 1988 e o de Ph.D. em Engenharia Elétrica pela University of Waterloo, Canada, em 1993. Durante o período de 1982 a 1984 trabalhou na Faculdade de Engenharia da Universidade para o Desenvolvimento do Estado de Santa Catarina, onde foi Membro Titular do Conselho Universitário e Vice-Presidente da Associação dos Professores. Entre 1984 e 2001, trabalhou no Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Federal da Paraíba (UFPB). Atualmente trabalha no Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Campina Grande (UFCG), onde exerce o cargo de Professor Titular. Exerceu os cargos de Vice-Coordenador do Curso de Engenharia Elétrica, Assessor de Extensão do Centro de Ciências e Tecnologia, Presidente da Comissão de Extensão do Centro de Ciências e Tecnologia da UFPB e foi Membro nato do

Comitê Assessor de Extensão da Universidade Federal da Paraíba. Atualmente exerce a Coordenação do Grupo de Comunicações do Departamento, com cadastro no CNPq. Trabalhou como consultor da Embratel, da Telern, da Telebras, da Chesf, da TIM, da Siemens, da Contol, do CNPq e da Finep em diversos projetos, além de ser Coordenador dos convênios que a UFCG mantém com a Embratel, Telern, Chesf e Atecel. Em 1989, trabalhou na Divisão Regional de Engenharia da Embratel, em Recife. Foi Diretor da Sociedade Brasileira de Telecomunicações (SBRT), membro do Conselho Deliberativo e, atualmente, é Vice-Presidente para Relações Externas. Membro da Sociedade Brasileira de Microondas (SBMO), da Sociedade Brasileira de Engenharia Biomédica (SBEB), da Associação Brasileira de Jornalismo Científico (ABJC) e do Instituto dos Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos (IEEE). Foi Professor Visitante no Departamento de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade de Toronto, entre julho e agosto de 1997 e em abril de 2003. Revisor da revista IEEE Transactions on Communications. Revisor de diversas revistas científicas do IEEE, SBRT, SBMO e Kluwer. Tem sido, por muitos anos, membro do Comitê Técnico ou revisor da IEEE Globecom, da IEEE ICC, da IEEE WCNC, da IEEE PIMRC, IEEE WPMC, SBMO, IMOC, IEEE WS SPAWC, IEEE/IFIP ICT, IWT e do Simpósio da SBRT.

Foi membro do International Advisory Committee do PIMRC'95 XV SBT, em 1997. Foi Coordenador Técnico do ITS, em 2002. Foi membro da Comissão Organizadora do VI SBT, em 1988. Marcelo S. Alencar é membro da CBC 2 da Anatel. Membro da Câmara Técnica Setorial de Desenvolvimento Tecnológico das Telecomunicações, da Finep. Presidente do Instituto de Estudos Avançados em Comunicações (Iecom). Coordenador Geral do Grupo de Telecomunicações (Camada Física) do SBTVD. Tem sua biografia incluída nas publicações Who's Who in the World, Who's Who in Science and Engineering, publicado por Marquis Who's Who, New Providence, EUA, e Outstanding People of the 21st Century, publicado pelo International Biographical Centre, Cambridge, Inglaterra, e recebeu um patrocínio (Grant) da Fundação IEEE. Foi um dos agraciados com a homenagem pelos 20 anos da SBRT. É autor dos livros *Telefonia Digital* (Quarta Edição) e *Sistemas de Comunicações*, pela Editora Érica Ltda, autor do livro *Princípios de Comunicações*, pela Editora Universitária, UFPB, autor do ensaio *Historical Evolution of Telecommunications in Brazil*, pela IEEE Foundationum dos autores do livro *Communications, Information and Network Security*, pela Kluwer Academic Publishers, e articulista do *Jornal do Comercio On Line*, de Recife, assinando a coluna *Difusão*, de divulgação científica, desde abril de 2000.