

Quantização Vetorial Robusta Utilizando *Simulated Annealing*

Waslon T. A. Lopes F. Madeiro Marcelo S. Alencar Benedito G. Aguiar Neto*
Laboratório de Comunicações, DEE, COPELE – Universidade Federal da Paraíba
58.109-970 - Campina Grande, PB, Brasil
{waslon,madeiro,malencar,bganeto}@@dee.ufpb.br

Abstract

The present paper is concerned with the application of simulated annealing (SA) to robust vector quantizer design, that is, SA is used to provide a suitable index assignment to the reconstruction vectors of a vector quantization codebook, as an attempt to reduce the effects of channel errors. Simulation results regarding image transmission over a binary symmetric channel show that an image quality improvement is obtained by using SA indexing.

1. Introdução

A quantização vetorial [1] tem sido utilizada em diversos sistemas de codificação de sinais, permitindo elevadas taxas de compressão. No entanto, quando o sistema de comunicação envolve a utilização de um canal ruidoso, o desempenho do quantizador vetorial pode ser seriamente prejudicado.

O problema da quantização vetorial (QV) através de canais ruidosos tem sido objeto de estudo de diversas pesquisas. De forma geral, as abordagens dedicadas à minimização dos efeitos dos erros de canal no desempenho dos sistemas de comunicação baseados em QV podem ser classificadas em duas categorias. Na primeira, denominada quantização vetorial robusta (QVR), o dicionário é treinado (projetado) admitindo-se um canal sem erro. Posteriormente, por meio de um algoritmo de atribuição de índices (AI), faz-se com que o dicionário de QV torne-se robusto a erros de canal [2, 3, 4]. 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 canal 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-se em consideração a distorção de canal [2, 5, 6].

Em um artigo recente [7], visando melhorar a transmissão de imagens por um canal com desvanecimento, o algoritmo *simulated annealing* (SA) foi aplicado ao problema de QVR. Além disso, foram utilizados esquemas de codificação de canal, mais precisamente códigos espaço-temporais e códigos de repetição. O presente trabalho tem como objetivo avaliar de forma mais justa e

objetiva o ganho de desempenho (ganho de qualidade nas imagens reconstruídas) obtido ao se utilizar a indexação dos vetores de reconstrução fornecida pelo algoritmo SA em substituição à indexação original desses vetores. Para tanto, nas simulações realizadas, a transmissão de imagens é realizada sem uso de codificação de canal, de modo a ser assegurado que o ganho de desempenho deva-se apenas à atribuição de índices obtida com SA. Este artigo também difere de [7] por considerar o uso de um canal binário simétrico (BSC). A seção a seguir apresenta uma breve descrição de QV. Na Seção 3 é apresentado o problema de QV em canais ruidosos, sendo considerada a técnica de AI. A Seção 4 descreve o algoritmo SA. Resultados e conclusão são apresentados, respectivamente, nas Seções 5 e 6.

2. Quantização Vetorial

Seja $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}\} \subset R^K$ uma seqüência de vetores. Um quantizador vetorial [1] pode ser visto como uma combinação de um codificador \mathcal{C} e um decodificador \mathcal{D} . O primeiro realiza um mapeamento $\mathcal{C} : R^K \rightarrow \{0, 1, \dots, N-1\}$, utilizando a seguinte regra de codificação: $\mathcal{C}(\mathbf{x}) = i$ se $d(\mathbf{x}, \mathbf{w}_i) < d(\mathbf{x}, \mathbf{w}_j), \forall j \neq i$, sendo $d(\cdot)$ uma medida de distorção. Nesse cenário, o conjunto $W = \{\mathbf{w}_i; i = 0, 1, \dots, N-1\}$ é denominado dicionário e os vetores K -dimensionais \mathbf{w}_i são denominados vetores de reconstrução. A função do codificador, portanto, é identificar e transmitir o índice do vetor de reconstrução que mais se assemelha ao vetor $\mathbf{x} \in R^K$ segundo uma medida de distorção. O mapeamento do decodificador pode ser descrito, ainda, como $\mathbf{x} \in S_i \Rightarrow \mathcal{D}(\mathbf{x}) = i$, em que $\{S_i\}_{i=0}^{N-1}$ é um particionamento do espaço R^K , sendo as células S_i denominadas regiões de Voronoi. Seja $N = 2^n$ o tamanho do dicionário. A taxa de codificação, expressa em bits por pixel (bpp) para QV de imagem e em bit/amostra para QV de sinais de voz, é dada por $R = n/K$. Seja $\mathbf{b}_i = (b_0(i), b_1(i), \dots, b_{n-1}(i))^T$ a representação binária do índice i , que é efetivamente transmitida através do canal. A palavra $\mathbf{b}_i \in \{0, 1\}^n$, correspondente ao código binário natural para o índice i , portanto, é enviada pelo codificador. Deste modo, o codificador realiza, mais precisamente, um mapeamento $\mathcal{C} : R^K \rightarrow \{0, 1\}^n$. A tarefa do decodificador, que dispõe de uma réplica do dicionário, é muito simples: ao receber a palavra binária \mathbf{b}_i , o decodificador produz como saída o vetor de reconstrução \mathbf{w}_i , isto é, produz \mathbf{w}_i como a representação (reprodução) de \mathbf{x} . Essa representação é denotada por

*Os autores gostariam de expressar os agradecimentos à CAPES e ao CNPq pelo apoio financeiro ao trabalho.

$\mathcal{D}(i) = \mathbf{w}_i$. É realizado, portanto, um mapeamento $\mathcal{D} : \{0, 1, \dots, N-1\} \rightarrow W$, ou, mais precisamente, $\mathcal{D} : \{0, 1\}^n \rightarrow W$.

3. Quantização Vetorial em Canais Ruidosos

Considere o sistema de comunicação apresentado na Figura 1. O objetivo do sistema é transmitir uma seqüência de vetores $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}\} \subset R^K$ através de um canal ruidoso, utilizando, para tanto, quantização vetorial dos vetores de entrada (vetores da fonte) \mathbf{x} . Seja \mathbf{b}_i a palavra binária enviada pelo codificador. Devido a erros de canal, considere que o decodificador recebe a palavra binária \mathbf{b}_j , produzindo como saída o vetor reconstruído $\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{w}_j$.

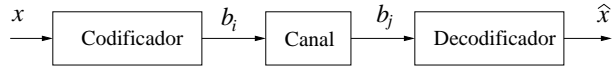


Figura 1: Modelo do sistema de comunicação.

Seja $p_{\mathbf{x}}$ a função densidade de probabilidades K -dimensional da fonte \mathbf{X} . Seja p_i a probabilidade *a priori* de o vetor \mathbf{w}_i ser selecionado como a reconstrução de \mathbf{x} e $p_{j|i}$ a probabilidade de o decodificador receber \mathbf{b}_j dado que \mathbf{b}_i foi enviado pelo codificador. Admitindo-se 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 a fonte \mathbf{X} através do canal ruidoso pode ser expressa como [2, 3]

$$D = D_Q + D_C = \sum_{i=0}^{N-1} \int_{S_i} p_{\mathbf{x}} \|\mathbf{x} - \mathbf{w}_i\|^2 d\mathbf{x} + \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} p_i p_{j|i} \|\mathbf{w}_i - \mathbf{w}_j\|^2, \quad (1)$$

em que D_Q e D_C representam, respectivamente, a distorção de quantização e a distorção devida aos erros de canal.

A distorção total D pode ser reduzida através da minimização de [7]

$$I_{\text{dis}}(s) = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j \in H^1(i)} \|\mathbf{w}_i - \mathbf{w}_j\|^2, \quad (2)$$

em que $j \in H^1(i)$ denota o conjunto de palavras \mathbf{b}_j tais que a distância de Hamming para \mathbf{b}_i é 1, s denota um arranjo (ordenamento) de dicionário e o termo $I_{\text{dis}}(s)$ é denominado índice de desordem do dicionário com ordenamento s .

Seja Π_N o conjunto de todas funções $\pi : \{0, 1\}^n \rightarrow \{0, 1\}^n$. Cada uma das $N!$ bijeções $\pi \in \Pi_N$ é denominada função de atribuição de índices do dicionário W [2, 7]. Uma permutação π mapeia (unicamente) cada palavra $\mathbf{b}_i \in \{0, 1\}^n$ em outra palavra $\mathbf{b}_{i'} \in \{0, 1\}^n$, em que $\mathbf{b}_{i'} = \pi(\mathbf{b}_i)$. 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 organização $\pi(s)$ do dicionário. 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. Procedendo dessa maneira, obtém-se um novo conjunto de palavras binárias $B' = (010, 011, 000, 001, 110, 111, 100, 101)$ correspondente, portanto, a $s' = (2, 3, 0, 1, 6, 7, 4, 5)$. Nesse exemplo, com a utilização da permutação π seria obtido, portanto, um “novo” dicionário (um dicionário reorganizado) W' que apresenta os mesmos vetores de reconstrução de W , contudo, em uma ordem (arranjo, organização) diferente. Em se tratando de QV em canais ruidosos, o alvo é obter uma configuração $s' = \pi(s)$ tal que $I_{\text{dis}}(s') < I_{\text{dis}}(s)$, de modo que o dicionário com ordenamento s' seja mais robusto (menos sensível) aos erros de canal que o dicionário inicial (original) com ordenamento s .

As técnicas de AI têm como objetivo organizar o dicionário de tal maneira que os erros de canal (que introduzem degradação nas palavras \mathbf{b}_i enviadas pelo codificador) façam com que os vetores de reconstrução decodificados incorretamente (correspondentes a palavras binárias erroneamente recebidas como \mathbf{b}_j) se aproximem, em média, dos vetores de reconstrução concernentes a uma transmissão sem erro. A determinação da configuração de dicionário ótima envolve uma elevada complexidade computacional, em virtude de existirem $N!$ configurações a serem consideradas, correspondentes a $N!$ possíveis permutações π . Por exemplo, um dicionário com $N = 16$ vetores de reconstrução tem um total de $N! = 2,1 \times 10^{13}$ permutações a serem avaliadas. O problema de atribuição de índices para QVR, portanto, pode ser classificado como pertencente à classe dos problemas NP-completos. Desta forma, técnicas para determinação de configurações localmente ótimas devem ser consideradas.

4. Simulated Annealing

Diversos problemas de otimização, de difícil solução, têm sido satisfatoriamente abordados com o algoritmo *simulated annealing* [8, 9]. Por se tratar de um problema de otimização NP-completo, a atribuição de índices (AI) de um dicionário (atribuição de palavras binárias para os vetores de reconstrução), visando quantização vetorial robusta, pode ser obtida por meio do algoritmo *simulated annealing*.

De forma geral, um problema de otimização consiste de um conjunto de configurações ou soluções S e uma função custo $C(\cdot)$ que determina, para cada configuração s , o custo $C(s)$. Para que se realize uma busca pela solução que minimiza a função custo, é necessário conhecer os vizinhos s' de cada solução s , ou seja, é necessário definir uma estrutura de vizinhança \mathcal{N} em S , a qual determina para cada solução (configuração, estado) s o conjunto de possíveis transições que podem ser propostas para s . Nesse contexto, a idéia central do algoritmo

mo SA é introduzir aleatoriedade no processo de procura pelo mínimo da função custo.

Em essência, o algoritmo SA utiliza uma função de perturbação π que mapeia o estado (ou configuração) do sistema em outro estado de acordo com uma lei de probabilidades. Seja s_m o estado do sistema na m -ésima iteração. Em cada passo do algoritmo é proposto um novo estado $\pi(s_m)$ por meio de um perturbação aleatória. A variação correspondente da função custo, $\Delta C_m = C[\pi(s_m)] - C(s_m)$, é, então, calculada. Se ΔC_m é negativa, o sistema move-se para o novo estado, $\pi(s_m) \in \mathcal{N}(s)$. No entanto, quando ΔC_m é positiva, é realizada uma decisão probabilística de o sistema aceitar ou não a perturbação proposta. A mudança de estado ou configuração é aceita com uma probabilidade que decresce exponencialmente com o fator $\Delta C_m/t_m$, em que t_m é um parâmetro denominado temperatura na m -ésima iteração. Assume-se que a seqüência $\{t_m\}$ é monotonicamente não-crescente e que $\lim_{m \rightarrow \infty} t_m = 0$. Mais precisamente, se para cada m for definida uma variável aleatória Φ_m como

$$\Phi_m = \begin{cases} 1, & \text{se } s_{m+1} = \pi(s_m) \\ 0, & \text{se } s_{m+1} = s_m, \end{cases} \quad (3)$$

então $\Phi_m = 1$ se e somente se a perturbação na m -ésima iteração é aceita, e a probabilidade de aceitação da mudança de estado proposta é dada por

$$P(\Phi_m = 1) = \begin{cases} e^{-\frac{\Delta C_m}{t_m}}, & \text{se } \Delta C_m \geq 0 \\ 1, & \text{se } \Delta C_m < 0, \end{cases} \quad (4)$$

que é denominada de regra de aceitação do algoritmo SA. As expressões (3) e (4) mostram que, para o caso de $\Delta C_m \geq 0$, o estado proposto $\pi(s_m)$ é aceito com probabilidade $p = e^{-\Delta C_m/t_m}$ e rejeitado com probabilidade $1-p$. É importante mencionar que a habilidade de o sistema mover-se para estados de maior energia (maior valor da função custo) faz com que o algoritmo SA possua a capacidade de *escapar* de mínimos locais.

A temperatura t_m é reduzida por meio de dois esquemas de resfriamento: (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. É possível mostrar que, obedecidas determinadas condições, um ótimo global pode ser obtido com probabilidade igual a 1 se a temperatura t_m aproximar-se de zero lentamente (de forma logarítmica), ou seja, se $t_m \geq t_0/\ln(1+m)$, em que t_0 denota uma temperatura inicial suficientemente alta. Na prática, tal resfriamento é muito lento, de modo que um esquema de resfriamento exponencial sub-ótimo tem sido utilizado [8]:

$$t_m = t_0 \cdot \alpha^m, \quad (5)$$

em que α é uma constante positiva menor que 1.

O algoritmo *simulated annealing* pode ser resumido na seguinte seqüência de passos:

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

Passo 2) Escolha $s' = \pi(s)$ como uma perturbação aleatória de s ;

Passo 3) Se $\{C(s') < C(s)\}$, então $s \leftarrow s'$, senão se $\{e^{-(C(s')-C(s))/t} < \text{rand}[0, 1]\}$ então $s \leftarrow s'$;

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 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).

4.1. Aplicação

Para utilizar o algoritmo SA na atribuição de índices aos vetores de reconstrução (de um dicionário previamente projetado considerando canal sem erro) visando quantização vetorial robusta, o espaço de configurações (estados, ordenamentos) será definido como o espaço de todos possíveis ordenamentos de índices em que os vetores de reconstrução aparecem no dicionário, a função custo $C(s)$ será avaliada como o índice de desordem $I_{\text{dis}}(s)$ descrito na Equação (2) e a vizinhança $\mathcal{N}(s)$ de uma configuração (arranjo, estado) s será definida como o conjunto de todas possíveis configurações s' obtidas a partir de s por meio da troca de dois índices. Como exemplo, o ordenamento (arranjo) $s' = (0, 1, 3, 5, 2, 6, 4, 7)$ pode ser obtido a partir de uma perturbação introduzida no ordenamento $s = (0, 1, 3, 5, 2, 4, 6, 7)$.

5. Resultados

Nesta seção, são apresentados resultados de simulação referentes à transmissão da imagem Mandrill (256×256 pixels), apresentada na Figura 2, por um canal binário simétrico (BSC, *binary symmetric channel*). Os dicionários utilizados foram projetados com uma seqüência de treino constituída de quatro imagens 256×256 : Airplane, Boat, Gull e Goldhill, apresentadas na Figura 3. Foi avaliada QV de dimensão $K = 16$, correspondente à utilização de blocos de imagem de dimensão 4×4 pixels. Foram utilizados dicionários com $N = 32, 64, 128$ e 256 vetores de reconstrução, projetados com o algoritmo LBG (Linde-Buzo-Gray) [10]. Foram avaliadas, portanto, as seguintes taxas de codificação: 0,3125 bpp; 0,375 bpp; 0,4375 bpp e 0,5 bpp.

Visando obter dicionários mais robustos aos erros introduzidos pelo canal, utilizou-se o algoritmo SA para promover uma atribuição de índices mais adequada para os vetores de reconstrução. Os parâmetros utilizados no algoritmo SA são apresentados na Tabela 1, em que as temperaturas inicial e final são denotadas, respectivamente, por t_0 e t_f , enquanto que α é a constante que

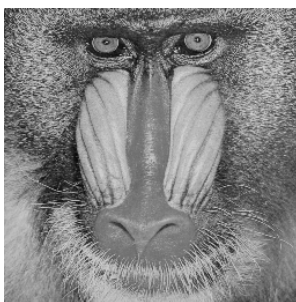


Figura 2: Imagem Mandrill original (8,0 bpp).



(a) Airplane.



(b) Boat.

Tabela 1: Parâmetros do algoritmo *simulated annealing*.

N	t_0	t_f	α	$I_{\text{dis}}(s_0)$	$I_{\text{dis}}(s_f)$
32	1000	1	0,95	7.835,73	6.369,79
64	1000	1	0,95	19.298,86	13.642,05
128	2000	10	0,95	43.429,08	32.838,96
256	5000	10	0,97	95.925,26	68.222,24

controla o resfriamento no algoritmo. O índice de desordem inicial (corespondente ao dicionário original) é denotado por $I_{\text{dis}}(s_0)$; por sua vez, $I_{\text{dis}}(s_f)$ representa o índice de desordem do dicionário organizado (indexado, ordenado) por meio do algoritmo SA. Conforme mostra a Tabela 1, o algoritmo SA contribui para a concepção de dicionários adequadamente organizados, tendo em vista que promove uma redução do índice de desordem. Para $N = 256$, por exemplo, o utilização da atribuição de índices obtida com algoritmo SA faz com que o índice de desordem caia de 95.925,26 (valor obtido com o dicionário/ordenamento original) para 68.222,24 (valor obtido com o dicionário/ordenamento SA).

A qualidade das imagens transmitidas, para diversos valores de probabilidade de erro de bit de um canal binário simétrico, foi avaliada em termos da relação sinal-ruído de pico (PSNR, *peak signal to noise ratio*) da imagem reconstruída, que é definida, para o caso de uma imagem original quantizada a 8,0 bpp, como [1]

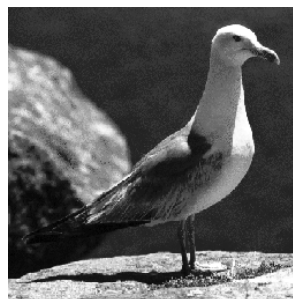
$$\text{PSNR (dB)} = 10 \log_{10} \left[\frac{(255)^2}{\text{MSE}} \right], \quad (6)$$

em que MSE (*mean squared error*) denota o erro médio quadrático entre as imagens original e reconstruída, definido como

$$\text{MSE} = \frac{1}{256^2} \sum_{l=1}^{256} \sum_{c=1}^{256} [F(l, c) - \hat{F}(l, c)]^2, \quad (7)$$

em que $F(l, c)$ e $\hat{F}(l, c)$ representam os valores de pixels das imagens original e reconstruída, l designa a l -ésima linha e c denota a c -ésima coluna de uma imagem (matriz) 256×256 .

As Figuras 4(a), 4(b), 4(c) e 4(d) apresentam a relação sinal-ruído de pico (mais precisamente, o valor médio de PSNR resultante de 50 transmissões da



(c) Gull.

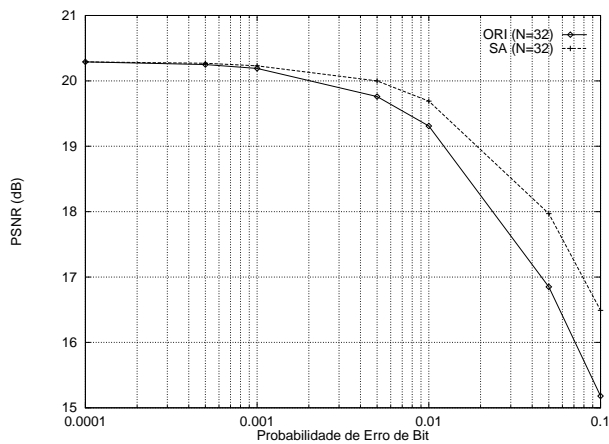


(d) Goldhill.

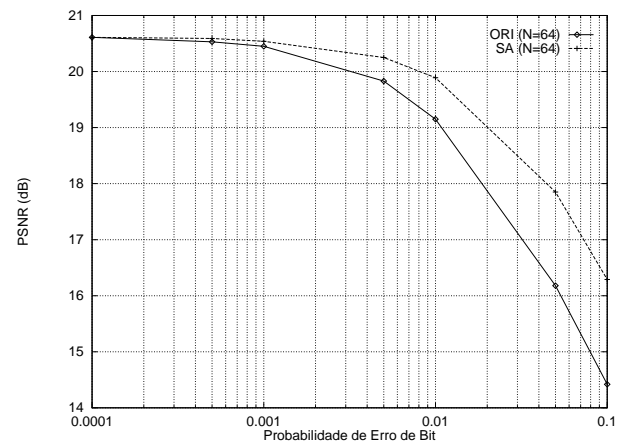
Figura 3: Imagens utilizadas como seqüência de treino.

mesma imagem para cada uma das diversas probabilidades de erro de bit avaliadas) para dicionário com $N = 32, 64, 128$ e 256 vetores de reconstrução, respectivamente. Ao se utilizarem os dicionários organizados (isto é, com atribuição de índices obtida por meio do algoritmo SA) em substituição aos dicionários originais, o ganho de desempenho introduzido aumenta com a probabilidade de erro de bit. De fato, para $N = 128$, por exemplo, essa substituição leva a um ganho de PSNR de 0,41dB; 0,71 dB; 1,55 dB e 1,73 dB para probabilidade de erro de bit igual a 0,005; 0,01; 0,05 e 0,1, respectivamente. Para $N = 32$, tal substituição introduz um ganho de PSNR de 0,24 dB; 0,38 dB; 1,12 dB e 1,31 dB para probabilidade de erro de bit igual a 0,005; 0,01; 0,05 e 0,1, respectivamente. Observou-se, no entanto, para todos valores de N considerados, que essa substituição leva um ganho de desempenho muito pequeno quando a probabilidade de erro de bit é muito baixa (inferior a 0,001). Uma descrição detalhada dos valores de PSNR obtidos com uso de dicionários originais (denotados por ORI) e organizados (denotados por SA), para diversos valores de probabilidade de erro de bit, ϵ , é apresentada na Tabela 2. Conforme se pode observar, a utilização de dicionários SA permitiu obter ganhos de até 0,51 dB; 0,86 dB; 1,75 dB e 1,93 dB para ϵ igual a 0,005; 0,01; 0,05 e 0,1, respectivamente.

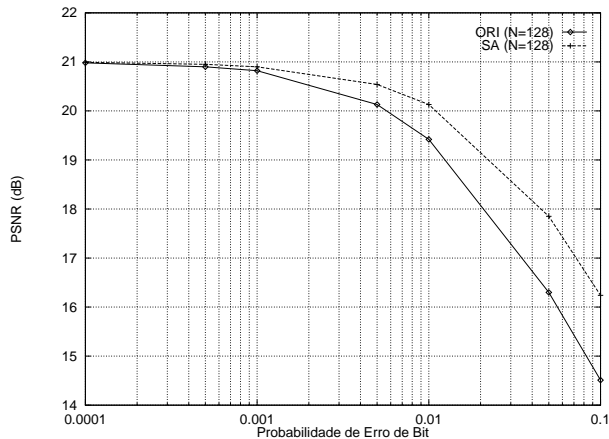
As Figuras 5(a) e 5(b) mostram claramente o ganho de qualidade obtido ao se utilizar os dicionários SA (organizados por meio da indexação obtida com o algoritmo



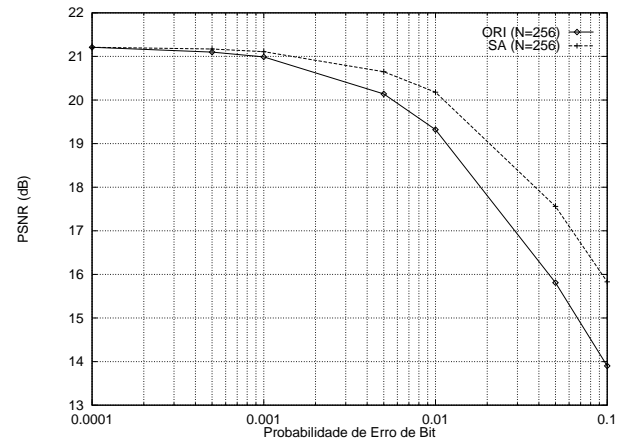
(a) $N = 32 \Rightarrow R = 0,3125$ bpp



(b) $N = 64 \Rightarrow R = 0,375$ bpp



(c) $N = 128 \Rightarrow R = 0,4375$ bpp



(d) $N = 256 \Rightarrow R = 0,5$ bpp

Figura 4: Relação sinal-ruído de pico (PSNR) da imagem Mandrill em função da probabilidade de erro de bit de um canal binário simétrico, considerando o dicionário original (denotado por ORI) e o dicionário organizado/ordenado (denotado por SA) por meio da atribuição de índices fornecida pelo algoritmo *simulated annealing*, com $N = 32, 64, 128$ e 256 vetores de reconstrução.

mo SA) em substituição aos dicionários originais. De fato, para um BSC com probabilidade de erro de bit $\epsilon = 0,01$, a relação sinal-ruído de pico (PSNR) subiu de 19,32 dB (dicionário original) para 20,18 dB (dicionário SA). Além disso, uma simples inspeção visual mostra que, sob o ponto de vista de qualidade subjetiva da imagem reconstruída, os dicionários SA são mais robustos aos erros de canal, em virtude de levarem a uma imagem reconstruída com degradações (tipicamente manifestadas sob a forma de bloqueamentos espúrios da imagem) menos incômodas. À medida que ϵ sobe de 0,01 para 0,05, aumenta o número de erros introduzidos nas palavras binárias que representam os índices dos vetores de reconstrução transmitidos pelo canal. Como conseqüência, uma maior degradação é introduzida na imagem reconstruída, conforme se pode observar comparando-se as Figuras Figuras 5(a) e 5(c). É

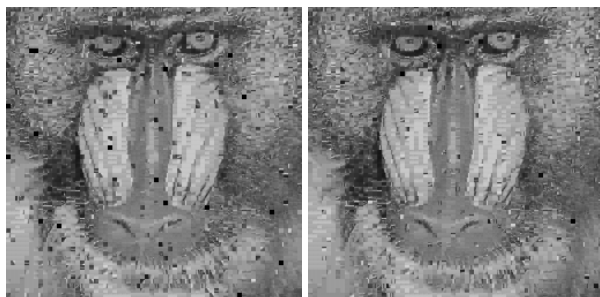
importante observar que, para um BSC com $\epsilon = 0,05$, a atribuição de índices obtidas com o algoritmo SA contribui para a consecução de dicionários mais robustos aos erros de canal, conforme mostram as Figuras 5(c) e 5(d) – os dicionários SA levam a uma imagem reconstruída com melhor qualidade, tanto sob o ponto de vista de avaliação objetiva (maior valor de PSNR) como sob o ponto de vista de avaliação subjetiva (melhor qualidade visual, bloqueamentos espúrios menos acentuados).

6. Conclusão

Neste trabalho o algoritmo *simulated annealing* (SA) foi utilizado no projeto de quantizadores vetoriais robustos, isto é, foi aplicado ao problema (NP-completo) de atribuição de palavras binárias aos vetores de reconstrução, de modo a tornar o dicionário menos

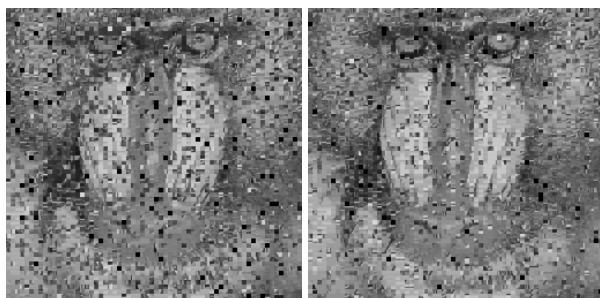
Tabela 2: PSNR (dB) em função da probabilidade de erro de bit, ϵ , para os dicionários ORI e SA.

N	Index.	$\epsilon = 0,0$	$\epsilon = 0,0001$	$\epsilon = 0,0005$	$\epsilon = 0,001$	$\epsilon = 0,005$	$\epsilon = 0,01$	$\epsilon = 0,05$	$\epsilon = 0,1$
32	ORI	20,30	20,29	20,25	20,19	19,76	19,31	16,85	15,18
	SA	20,30	20,29	20,27	20,23	20,00	19,69	17,97	16,49
64	ORI	20,62	20,61	20,53	20,45	19,83	19,15	16,18	14,42
	SA	20,62	20,61	20,59	20,54	20,25	19,89	17,85	16,29
128	ORI	21,00	20,98	20,90	20,82	20,13	19,42	16,30	14,51
	SA	21,00	20,99	20,95	20,90	20,54	20,13	17,85	16,24
256	ORI	21,23	21,21	21,10	20,99	20,14	19,32	15,81	13,90
	SA	21,23	21,21	21,17	21,11	20,65	20,18	17,56	15,83



(a) ORI, $\epsilon = 0,01$,
 $PSNR = 19,32$ dB.

(b) SA, $\epsilon = 0,01$,
 $PSNR = 20,18$ dB.



(c) ORI, $\epsilon = 0,05$,
 $PSNR = 15,81$ dB.

(d) SA, $\epsilon = 0,05$,
 $PSNR = 17,56$ dB.

Figura 5: Imagem Mandrill codificada à taxa de 0,5 bpp e transmitida por um canal binário simétrico com probabilidade de erro de bit ϵ .

sensível aos erros introduzidos por um canal binário simétrico. Simulações envolvendo transmissão de imagens mostraram que os dicionários organizados por meio do algoritmo SA levam a imagens reconstruídas com melhor qualidade objetiva (maior valor de relação sinal-ruído de pico, PSNR) e subjetiva (bloqueamentos espúrios menos intensos, menos incômodos) quando comparados aos dicionários originais. Para um canal com probabilidade de erro de bit igual a 0,01 e 0,05 foram obtidos ganhos de PSNR de 0,86 dB e 1,75 dB, respectivamente.

Referências

- [1] Gersho, A. and Gray, R. M. *Vector Quantization and Signal Compression*. Kluwer Academic Publishers, Boston, MA, 1992.
- [2] Farvardin, N. A Study of Vector Quantization for Noisy Channels. *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 36, No. 4, pages 799–809, July 1990.
- [3] Knagenhjelm, P. and Agrell, E. The Hadamard Transform – A Tool for Index Assignment. *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 42, No. 4, pages 1139–1151, July 1996.
- [4] Zeger, K. and Gersho, A. Pseudo-Gray Coding. *IEEE Transactions on Communications*, Vol. 38, No. 12, pages 2147–2158, December 1990.
- [5] Farvardin, N. and Vaishampayan, V. On the Performance and Complexity of Channel-Optimized Vector Quantizers. *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 37, No. 1, pages 155–160, January 1991.
- [6] Jafarkhani, H. and Farvardin, N. Design of Channel-Optimized Vector Quantizers in the Presence of Channel Mismatch. *IEEE Transactions on Communications*, Vol. 48, No. 1, pages 118–124, January 2000.
- [7] Lopes, W. T. A., Madeiro, F., Alencar, M. S. and Aguiar Neto, B. G. Simulated Annealing for Robust VQ: Improving Image Transmission through a Fading Channel. *Proceedings of the VIth Brazilian Symposium on Neural Networks (IEEE SBRN'2000)*, Rio de Janeiro – RJ, Brazil, November 2000.
- [8] Kirkpatrick S., Gelatt, C. D. and M. P. Vecchi. Optimization by Simulated Annealing. *Science*, Vol. 220, No. 4598, pages 671–680, 1983.
- [9] Freeman, J. A. and Skapura, D. M. *Neural Networks - Algorithms, Applications and Programming Techniques*. Addison-Wesley, Reading, MA, 1991.
- [10] Linde, Y., Buzo, A. and Gray, R. M. An Algorithm for Vector Quantizer Design. *IEEE Transactions on Communications*, Vol. COM - 28, No. 1, pages 84–95, January 1980.