

Recorrência de Padrões Multiescalas com Dicionários Treinados

José F. L. de Oliveira, Eduardo A. B. da Silva e Murilo B. de Carvalho

Resumo— A Recorrência de Padrões Multiescalas ou MMP (de *Multidimensional Multiscale Parser*) é um método de compressão com perdas. Normalmente, estes codificadores usam dicionários iniciais que, apesar de serem pobres, ou seja, de serem constituídos por simples funções constantes, vão sendo enriquecidos durante o processo de codificação cuja principal característica é a sua capacidade de aprender novos padrões e adicioná-los ao dicionário já existente, permitindo codificar eficientemente qualquer tipo de imagem. Isto dá ao codificador MMP um caráter *universal*, ou seja, ele não precisa pressupor nenhum modelo para as imagens codificadas, como é feito no caso dos métodos baseados em transformadas. O presente artigo propõe o emprego de dicionários iniciais treinados em codificadores de imagens baseados no MMP. Utilizando um conjunto de imagens de treinamento, pode-se criar um dicionário inicial potencialmente mais rico que conterá os padrões aprendidos pelo codificador MMP. Os experimentos realizados mostraram que este dicionário inicial treinado é capaz de aumentar a PSNR (*Peak Signal to Noise Ratio*) em cerca de 0,5 dB para várias imagens não contidas no conjunto de treinamento.

Palavras-Chave— Recorrência de Padrões Multiescalas, MMP, Codificadores Universais, Compressão de Imagens.

Abstract— *Multiscale Recurrent Patterns or MMP (Multidimensional Multiscale Parser)* is a lossy compression method. Normally, such encoders make use of poor initial dictionaries that, in spite of being poor, that is, composed by simple constant functions, will be enhanced during the encoding process, whose main characteristic is its capacity of learning new patterns and adding them to the dictionary already available. That gives to the MMP encoder a *universal* flavor, that is, it does not have to assume any model for the images being encoded, as it is the case of methods based on transforms. This article proposes the use of trained dictionaries for image encoders based on the MMP. By making use of a set of training images, it is possible to create an initial dictionary potentially richer which will contain the patterns learned by the MMP encoder. The experiments showed that a trained initial dictionary is able to improve the PSNR (*Peak Signal to Noise Ratio*) in about 0.5 dB for several images not in the training set.

Keywords— Multiscale Recurrent Patterns, MMP, Multidimensional Multiscale Parser, Universal Encoders, Image Compression.

I. INTRODUÇÃO

A Recorrência de Padrões Multiescalas ou MMP (de *Multidimensional Multiscale Parser*) é um método de compressão com perdas, proposto recentemente [1][2], cuja aplicação a

José Fernando Leite de Oliveira, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Caixa Postal 68.504, Rio de Janeiro, RJ, CEP: 21.945-970, Brasil. E-mail: jleite@lps.ufrj.br.

Eduardo Antônio Barros da Silva, COPPE/PEE/LPS, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Caixa Postal 68.504, Rio de Janeiro, RJ, CEP: 21.945-970, Brasil. E-mail: eduardo@lps.ufrj.br.

Murilo Bresciani de Carvalho, TET/CTC, Universidade Federal Fluminense, Niterói, RJ, CEP: 24.210-240, Brasil. E-mail: murilo@telecom.uff.br.

imagens, bem como a vídeo [3], sinais de ECG [4][5] e imagens estéreo [6][7], vem sendo feita com sucesso. O MMP tem como base o casamento aproximado de padrões, codificando blocos de um sinal utilizando as contrações e expansões dos padrões aprendidos e armazenados em dicionários.

A atualização dos dicionários é feita pela adição das contrações e expansões das concatenações dos blocos do sinal previamente codificados. Desta forma, o MMP constrói seus dicionários à medida que o sinal é codificado. Quando aplicado a imagens, o MMP é capaz de construir rapidamente um dicionário com elementos capazes de codificar eficientemente qualquer tipo de imagem comparando-se em desempenho e, por vezes, superando significativamente codificadores estado-da-arte como o SPIHT [8]. Isto dá ao MMP um caráter universal, ou seja, ele não precisa pressupor nenhum modelo para as imagens sendo codificadas, como é feito geralmente em métodos baseados em transformadas.

Entretanto, é necessário que os dicionários iniciais para as várias escalas sejam fornecidos, os quais, em geral, são constituídos por simples funções constantes. Visto que o MMP consegue aprender novos padrões à medida que codifica um sinal, é possível usar um grupo de sinais de treinamento para criar dicionários que possam ser usados como dicionários iniciais na codificação de outros sinais. É possível que o treinamento reduza a universalidade do MMP, pois o dicionário resultante contém, de certa forma, um “modelo” para as imagens usadas durante o treinamento.

O objetivo principal deste artigo é observar os possíveis benefícios que um dicionário treinado traria ao codificador MMP e como isto pode afetar a sua universalidade. Para tal fim, este artigo apresenta na seção II os fundamentos do MMP e as técnicas mais comuns de atualização dos dicionários. Na seção III, descreve-se o treinamento do dicionário inicial. Na seção IV, resultados são analisados e, por fim, na seção V, apresentam-se as conclusões.

II. OS FUNDAMENTOS DA RECORRÊNCIA DE PADRÕES MULTIESCALAS

A recorrência de padrões multiescalas é um algoritmo que aproxima os blocos de um sinal empregando blocos contidos num dicionário. Apesar de ser um método eficiente de compressão, o algoritmo básico do MMP para codificação de imagens, ou MMP bidimensional (MMP-2D), é relativamente simples. Inicialmente, uma imagem de dimensões $W \times H$ é segmentada em blocos de $W_B \times H_B$, onde W_B e H_B são números inteiros e potências de dois. Então, dado um

dicionário inicial

$$\mathcal{D} = \bigcup_{l=0}^{N_L-1} \mathcal{D}^l, \quad (1)$$

onde N_L é o número de níveis de segmentação (ou número de escalas) e \mathcal{D}^l é o dicionário correspondente ao nível (escala) l , para cada bloco \mathbf{X}_n , $n = 1, 2, \dots, N_B$, sendo N_B o número total de blocos que compõem a imagem, procede-se da seguinte forma [1]:

1. encontrar um elemento \mathbf{S}_m^l no dicionário \mathcal{D}^l que minimize a função de custo Lagrangeana da aproximação,

$$J(\mathcal{T}_n) = D(\mathbf{X}^l, \mathbf{S}_m^l) + \lambda R(\mathbf{S}_m^l),$$

onde \mathcal{T}_n é a árvore de segmentação do bloco \mathbf{X}_n , $D(\cdot, \cdot)$ é a soma dos quadrados das diferenças (SSD - *Sum of Square Differences*) e $R(\cdot)$ é a taxa necessária para codificar a aproximação;

2. dividir o bloco \mathbf{X}^l em outros dois, (ver figura 1), \mathbf{X}_0^{l-1} e \mathbf{X}_1^{l-1} , cada um deles com metade dos *pixels* de \mathbf{X}^l ;
3. aplicar recursivamente o algoritmo a \mathbf{X}_0^{l-1} e \mathbf{X}_1^{l-1} até o nível (ou a escala) 0 (zero) ser atingido;
4. decidir se o bloco \mathbf{X}^l deve ser dividido ou não, baseado nos valores das funções custo determinados nos passos anteriores;
5. se o bloco \mathbf{X}^l não tiver que ser segmentado, usar \mathbf{S}_m^l para aproximar \mathbf{X}^l ;
6. caso contrário,
 - 6.1. criar um novo bloco \mathbf{S}_*^l concatenando os blocos usados para aproximar cada uma das metades de \mathbf{X}^l ;
 - 6.2. adicionar \mathbf{S}_*^l ao dicionário.

Além da partição mostrada na figura 1, que divide um bloco inicial em outros dois de dimensões $W_B/2 \times H_B$, denominada de partição Horizontal-Vertical, é possível dividir o bloco inicial em outros dois de dimensões $W_B \times H_B/2$, ou seja, uma partição Vertical-Horizontal. Esta nomenclatura não é padrão e, por vezes, a primeira é chamada de Vertical-Horizontal e a segunda de Horizontal-Vertical. Com relação ao desempenho de codificação, tudo dependerá das características da imagem em questão, ou seja, se os “detalhes” da mesma são mais horizontais ou mais verticais. Outra possibilidade é a partição *quadtree*, onde um bloco inicial é dividido em outros quatro de dimensões $W_B/2 \times H_B/2$. Entretanto, em termos de taxa-distorção, esta partição apresentou desempenho inferior as outras duas mencionadas anteriormente.

Com relação ao algoritmo de otimização taxa-distorção, a sua descrição completa pode ser encontrada em [9].

A aplicação deste algoritmo resulta numa árvore de segmentação binária para cada um dos blocos originais, como é mostrado na figura 1. Cada árvore é codificada armazenando-se um *bit* ‘1’ caso o bloco deva ser segmentado ou armazenando-se um *bit* ‘0’ seguido do índice do elemento do dicionário que melhor aproximou o bloco da escala corrente. Visto que tanto o codificador quanto o decodificador conseguem determinar quando a escala corrente é a 0 (zero, ou seja, blocos de 1×1), não é necessário, neste caso, armazenar o *bit* ‘0’ e apenas o índice do elemento é codificado. Portanto, a árvore

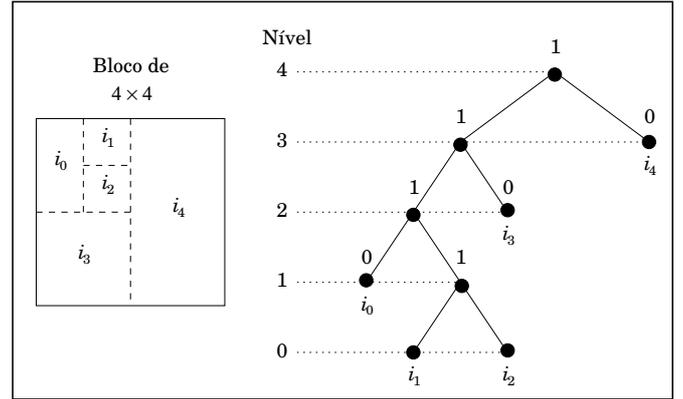


Fig. 1. Exemplo de segmentação de um bloco 4×4 usando uma partição Horizontal-Vertical.

de segmentação da figura 1 seria codificada como

$$\mathcal{T}_n = 1110i_01i_1i_20i_30i_4, \quad (2)$$

percorrendo-se a árvore de cima para baixo e da esquerda para a direita. Para codificar \mathcal{T}_n eficientemente um codificador aritmético adaptativo é utilizado. Tanto os *bits* que informam a segmentação quanto os índices são codificados utilizando contextos fornecidos automaticamente pelas escalas a que pertencem.

Entretanto, para tornar um codificador MMP mais eficiente é preciso fazer uso de algumas técnicas de controle dos elementos que são inseridos durante a atualização do dicionário. Algumas delas excluem os elementos que fazem o dicionário crescer muito mas que são pouco utilizados, outras tentam inserir elementos que sejam usados frequentemente e outras evitam que elementos semelhantes sejam inseridos no dicionário. Tem-se, então, como técnicas de controle dos elementos que são inseridos no dicionário:

- a. a limitação das escalas de inclusão;
- b. a inclusão de blocos rodados;
- c. a inclusão de blocos deslocados;
- d. o uso de uma distância mínima de inclusão.

A seguir, uma breve explanação sobre cada uma delas será apresentada.

A. Limitação das Escalas de Inclusão

Normalmente, os elementos novos adicionados ao dicionário são incluídos em todas as escalas após contração ou expansão, conforme o caso. Como as expansões e contrações são efetuadas por meio de técnicas de interpolação ou subamostragem [1][2], elementos incluídos em escalas muito diferentes das originais, tendem a ter a informação original bastante degradada devido às operações de subamostragem e/ou interpolação excessivas. Além disso, aumentam o tamanho do dicionário rapidamente, representando um custo computacional considerável.

Uma solução simples para este problema é limitar a faixa de escalas para a inclusão de novos elementos no dicionário. Então, dados dois números inteiros, $0 \leq L_1 < N_L$ e $0 \leq L_2 < N_L$, um elemento novo da escala l (ou do nível l , ver

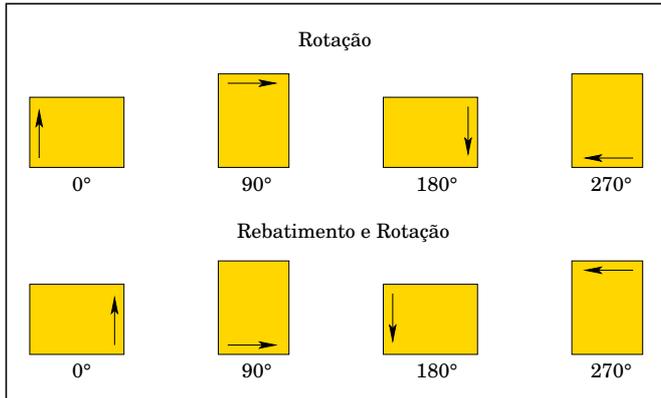


Fig. 2. Rotação de blocos.

figura 1), resultante da concatenação de dois blocos do nível $l - 1$, somente será inserido no dicionário \mathcal{D}^k se k satisfizer à desigualdade

$$L_{min} \leq k \leq L_{max}, \quad (3)$$

onde $L_{min} = \max\{0, l - L_1\}$ e $L_{max} = \min\{l + L_2, N_L - 1\}$. Para o caso de codificação de imagens, os valores $L_1 = 1, 2$ e $L_2 = 2$ demonstraram ser os mais adequados [3].

B. Inclusão de Blocos Rotacionados no Dicionário

Pode-se enriquecer o dicionário adicionando também as versões rodadas e/ou rebatidas dos blocos que o algoritmo do MMP aprendeu a codificar. As rotações permitidas de 0° (o bloco propriamente dito), 90° , 180° e 270° e suas versões rebatidas são mostradas na figura 2.

Testes efetuados indicam que a rotação de blocos deve ser combinada com a limitação das escalas de inclusão para produzir melhoras em termos de taxa-distorção. Quando não se limita as escalas de inclusão, as rotações tendem a aumentar muito o número de elementos não úteis do dicionário, ou seja, dos blocos degradados mencionados na subseção anterior, causando perda de desempenho do codificador MMP.

C. Inclusão de Blocos Deslocados no Dicionário

Outra forma de enriquecer o dicionário é incluir os blocos contidos em janelas que são deslocadas sobre a parte da imagem já codificada. A janela pode ser deslocada de passos de $1/2^s$ do tamanho do bloco, onde $s > 0$ é um inteiro. Desta forma, se um bloco de tamanho $W_B \times H_B$ tem as coordenadas do canto superior (x_B, y_B) , então todos os blocos de coordenadas

$$(x_B^s, y_B^s) = (x_B - iW_B/2^s, y_B - jH_B/2^s) \quad (4)$$

onde $i, j = 0, 1, \dots, s$ também serão incluídos no dicionário, desde que $x_B^s \geq 0$ e $y_B^s \geq 0$ (vizinhança causal). Em geral, os valores de $s = 1, 2$ são os mais adequados quando se trata de codificação de imagens [3]. Na figura 3, é mostrado um exemplo de deslocamento de metade do tamanho do bloco, ou seja, $s = 1$. O bloco indicado foi dividido em outros dois. A concatenação dos mesmos será incluída em uma ou mais escalas do dicionário, assim como os blocos contidos nas janelas de deslocamento.

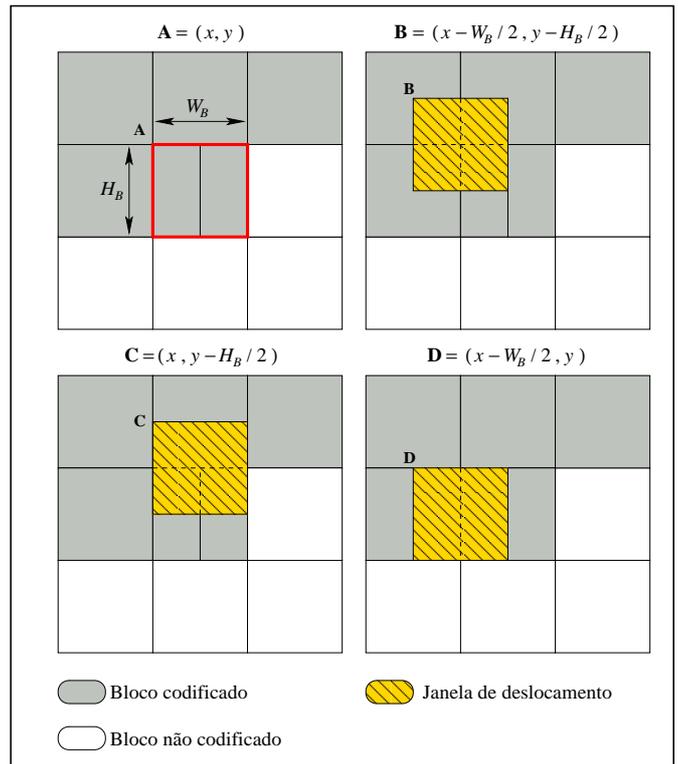


Fig. 3. Inclusão no dicionário de blocos deslocados de metade do seu tamanho.

D. Distância Mínima de Inclusão

Assim como a limitação das escalas de inclusão, a distância mínima de inclusão tem por objetivo evitar que o dicionário aumente de tamanho desnecessariamente. Segundo este critério, um elemento novo \mathbf{S}_*^l só é incluído no dicionário \mathcal{D}^l se

$$d(\mathbf{S}_*^l, \mathbf{S}_i^l) > d_{min}, \quad (5)$$

para todo $i \in \{0, 1, 2, \dots, N_{\mathcal{D}^l} - 1\}$, onde $\mathbf{S}_i^l \in \mathcal{D}^l$, $N_{\mathcal{D}^l}$ é o número de elementos do dicionário \mathcal{D}^l , d é uma métrica dada e d_{min} é um número real não negativo.

Em geral, o valor de d_{min} depende do valor de λ e a relação $d_{min}(\lambda)$ é obtida experimentalmente, utilizando-se um conjunto de imagens de teste. Utilizar um valor de d_{min} muito pequeno faz com que todos os elementos novos, exceto os praticamente iguais, sejam incluídos no dicionário. Utilizar um valor muito grande previne a inclusão de um grande número de elementos novos e, geralmente, introduz perdas significativas em termos de taxa-distorção no codificador do MMP.

III. DICIONÁRIO INICIAL TREINADO

Comumente, o MMP utiliza um dicionário inicial pobre constituído de funções constantes. Mesmo assim, o algoritmo de codificação é capaz de enriquecer este dicionário de forma a codificar qualquer tipo de imagem sem pressupor qualquer modelo para as mesmas, tornando o MMP um algoritmo de caráter universal como já havia sido dito na introdução. Entretanto, quanto mais elementos capazes de codificar os padrões contidos numa imagem o dicionário inicial contiver, melhor será o desempenho do codificador MMP.



Fig. 4. Conjunto de treinamento do dicionário inicial composto por 9 imagens de 512×512 .

Então, a motivação básica de se construir um dicionário empregando um grupo de imagens de treinamento é obter um dicionário com elementos iniciais capazes de codificar melhor os padrões presentes numa dada imagem. Sabe-se, também, por verificação experimental, que a maior parte dos elementos incluídos no dicionário durante a codificação jamais são usados e são resultantes da divisão dos blocos em sub-blocos durante a codificação. Como a inclusão desses elementos tem um custo computacional considerável devido às operações de escalamento, se for possível construir um “bom” dicionário inicial isto deve evitar a inclusão de diversos elementos novos que serão pouco usados. Além disso, a concatenação de elementos deste dicionário mais rico deve gerar elementos mais úteis a codificação que aqueles obtidos a partir de um dicionário inicial pobre.

Porém, com o treinamento do dicionário inicial, a universalidade do codificador MMP pode ser afetada, pois o treinamento faz com que o dicionário inicial aprenda o “modelo” das imagens do conjunto de treinamento. Isto pode fazer com que o codificador tenha uma perda de desempenho para alguns tipos de imagem que não correspondam ao “modelo” do conjunto de treinamento.

O treinamento do dicionário inicial é feito codificando-se uma imagem que é a concatenação das várias imagens selecionadas para este propósito. Após a codificação, os elementos usados pelo menos uma vez são armazenados para poderem ser utilizados como dicionário inicial. A frequência de utilização dos elementos também deve ser armazenada para iniciar o codificador aritmético.

IV. RESULTADOS

Nesta seção, são apresentados alguns resultados da utilização de dicionários iniciais treinados na codificação de imagens

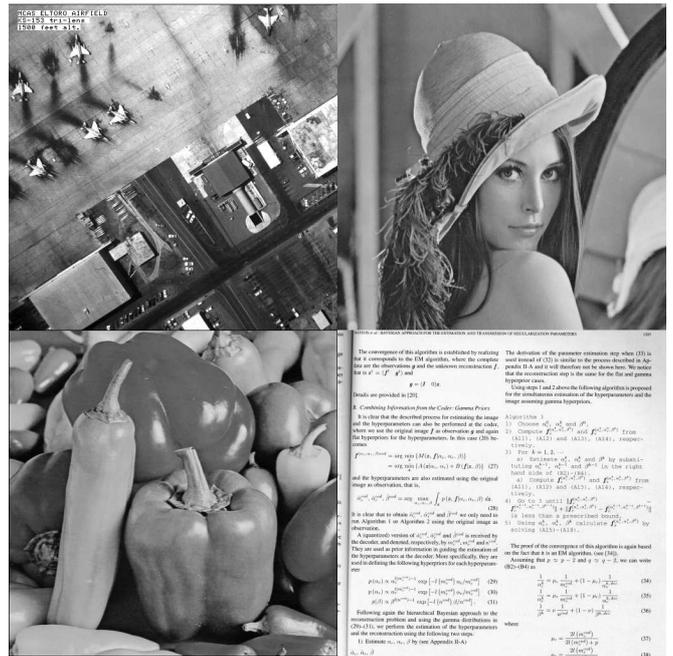


Fig. 5. Conjunto de teste composto por 4 imagens de 512×512 .

usando MMP. O dicionário foi treinado com o conjunto de nove imagens mostrado na figura 4. Nesta figura, da esquerda para a direita e de cima para baixo, têm-se aerial, airplane, boat, bridge, couple, girl, house, kiel e man. A configuração do codificador MMP para o treinamento foi a seguinte:

1. segmentação inicial da imagem em blocos de 8×8 ;
2. partição Horizontal-Vertical, como na figura 1;
3. rotações habilitadas;
4. limitação das escalas de inclusão com $L_1 = 1$ e $L_2 = 2$;
5. otimização taxa-distorção com $\lambda = 50$, usando o algoritmo intermediário (ou MMP-RDI) de [9].
6. distância mínima de inclusão igual a zero (não se conhece ainda $d_{min}(\lambda)$ para imagens).

Para os testes, foram utilizadas as imagens eltoro, lenna, peppers e PP1205¹ (uma das imagens de texto usada em [1]), mostradas na figura 5, que não fizeram parte do conjunto de treinamento. As curvas de taxa-distorção citadas mais adiante foram obtidas empregando-se vários valores de λ no conjunto $\{10, 15, 20, 25, 30, 50, 70, 80, 100, 140, 200\}$. Os itens de configuração 1, 2 e 6 do treinamento foram mantidos em todos os testes a descreitos a seguir.

As curvas de taxa-distorção são mostradas nas figuras 6, 7, 8 e 9, respectivamente. Nos gráficos destas figuras, a curva denominada como SPIHT corresponde ao algoritmo de mesmo nome desenvolvido por Said e Pearlman [8]. A curva do SPIHT foi colocada apenas para justificar o que foi dito na introdução com relação ao desempenho do MMP quando comparado ao do SPIHT. Na figura 9, que corresponde a imagem PP1205, o MMP tem um ganho sobre o SPIHT de cerca de 4 dB em 0,6 bpp. Entretanto, o objetivo deste trabalho

¹Esta imagem pode ser encontrada em <ftp://ftp.lps.ufrj.br> no diretório `pub/profs/eduardo/MMP` com o nome de `pp1205.pgm`.

é apenas o de analisar os potenciais benefícios da utilização de um dicionário inicial treinado para o MMP.

A curva indicada como RDI corresponde ao MMP-RDI como descrito em [9], sem a utilização de rotações, de deslocamentos, da limitação das escalas de inclusão ou de dicionário inicial treinado.

A curva indicada como RDI-M1 corresponde ao MMP-RDI com limitação das escalas de inclusão, definida pelos inteiros L_1 e L_2 , e uso das rotações. Como se pode ver, exceto pela imagem PP1205, todas as outras foram beneficiadas já com esta configuração.

Já a curva indicada como RDI-M2 adiciona à configuração do RDI-M1 a utilização do dicionário inicial treinado. Novamente, exceto pela imagem PP1205, todas as demais foram beneficiadas com esta configuração.

A curva indicada como RDI-M3 adiciona à configuração do RDI-M1 a utilização de deslocamentos, mas *não* emprega o dicionário inicial treinado. Mais uma vez, exceto pela imagem PP1205 todas as outras foram beneficiadas com esta configuração.

Finalmente, a curva indicada como RDI-M4 adiciona à configuração do RDI-M1 a utilização de deslocamentos e do dicionário inicial treinado. E, exceto pela imagem PP1205, todas as outras foram beneficiadas com esta configuração final.

Apesar do fato de o codificador ter perdido a universalidade de acordo com os resultados aqui apresentados, ou seja, a imagem PP1205 sofreu perdas em termos de taxa-distorção, o uso do dicionário inicial mostrou-se funcional para a maioria das imagens testadas, inclusive a eltoro que contém uma grande quantidade de detalhes.

Entretanto, o desempenho do MMP para a imagem PP1205 é ainda bem superior ao do SPIHT (cerca de 2,5 dB em 0,6 bpp), mesmo com as perdas em termos de taxa-distorção introduzidas pelo uso de um dicionário inicial treinado. Considerando-se este fato e que as outras imagens tiveram ganho de desempenho, o emprego do dicionário inicial treinado seria benéfico a despeito da perda da universalidade.

Além disso, como a configuração do codificador MMP pode ter um grande número de variações, não se considera que se tenha esgotado o potencial do dicionário inicial treinado. Talvez um ou mais dos itens de configuração esteja prejudicando a adaptação do codificador para o caso da imagem de texto PP1205.

V. CONCLUSÕES

Neste artigo, foi investigada a utilização de dicionários iniciais treinados em codificadores de imagens baseados no algoritmo de recorrência de padrões multiescala, conhecido como MMP. Nos trabalhos anteriores, os dicionários iniciais adotados eram simples planos com níveis de cinza constantes. Apesar de este tipo de dicionário inicial ser pobre, o algoritmo do MMP consegue rapidamente incluir no dicionário elementos mais adequados a codificação de uma dada imagem. Entretanto, os elementos de um dicionário treinado permitiram melhorar o desempenho de codificador, em termos de taxa-distorção, para uma ampla variedade de imagens. As imagens

eltoro, lena e peppers tiveram ganhos de mais 0,5 dB em 0,5 bpp.

AGRADECIMENTOS

Agradecemos ao *Centro Tecnológico do Exército*, pelo suporte deste trabalho através do financiamento FINEP/FAPEB, sob o convênio 2645/06.

REFERÊNCIAS

- [1] CARVALHO, M. B. D., *Compressão de Sinais Multidimensionais Usando Recorrência de Padrões Multiescalas*. Ph.D. dissertation, UFRJ - Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil, Março 2001.
- [2] CARVALHO, M. B. D., SILVA, E. A. B. D., FINAMORE, W. A., "Multidimensional Signal Compression Using Multiscale Recurrent Patterns", *Elsevier Signal Processing*, , n. 82, pp. 1559–1580, Novembro 2002.
- [3] RODRIGUES, N. M. M., SILVA, E. A. B. D., CARVALHO, M. B. D., *et al.*, "Improving H.264/AVC Inter Compression with Multiscale Recurrent Patterns". *IEEE International conference on Image Processing*, Outubro 2006.
- [4] FILHO, E. B. L., SILVA, E. A. B. D., CARVALHO, M. B. D., *et al.*, "Electrocardiographic Signal Compression Using Multiscale Recurrent Patterns", *IEEE Transactions on Circuits and Systems I*, v. 52, n. 12, pp. 2739–2753, Dezembro 2005.
- [5] FILHO, E. B. L., SILVA, E. A. B. D., JÚNIOR, W. S. S., *et al.*, "ECG Compression Using Multiscale Recurrent Patterns with Period Normalization", *ISCAS 2006 IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, , Maio 2006.
- [6] DUARTE, M. H. V., CARVALHO, M. B. D., SILVA, E. A. B. D., *et al.*, "Stereo Image Coding Using Multiscale Recurrent Patterns". *IEEE International conference on Image Processing*, Rochester, New York, Setembro 2002.
- [7] DUARTE, M. H. V., CARVALHO, M. B. D., SILVA, E. A. B. D., *et al.*, "Multiscale Recurrent Patterns Applied to Stereo Image Coding", *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, v. 11, n. 15, Novembro 2005.
- [8] SAID, A., PEARLMAN, W. A., "A New, Fast and Efficient Image Codec Based on Set Partitioning in Hierarchical Trees", *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, v. 6, pp. 243–250, Junho 1996.
- [9] FILHO, E. B. D. L., *Compressão de Imagens Usando Recorrência de Padrões Multiescalas com Critério de Continuidade Inter-Blocos*. M.Sc. dissertation, UFRJ - Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil, Abril 2004.

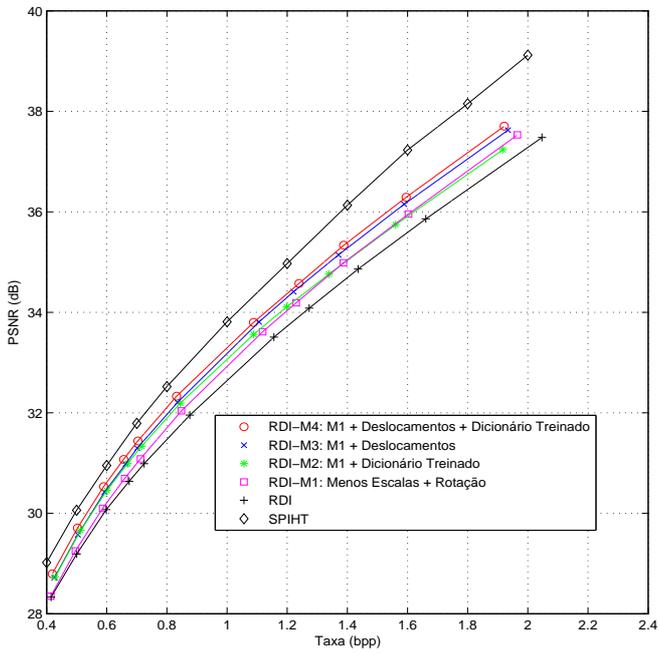


Fig. 6. Eltoro 512 x 512.

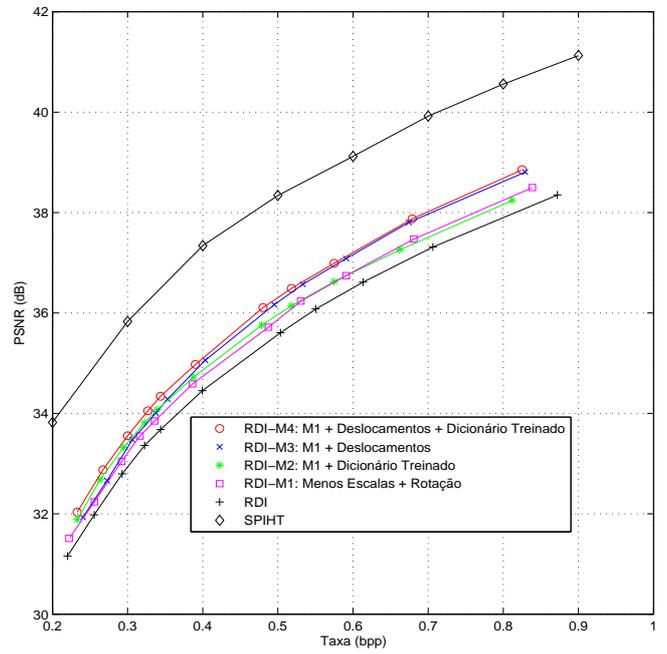


Fig. 8. Peppers 512 x 512.

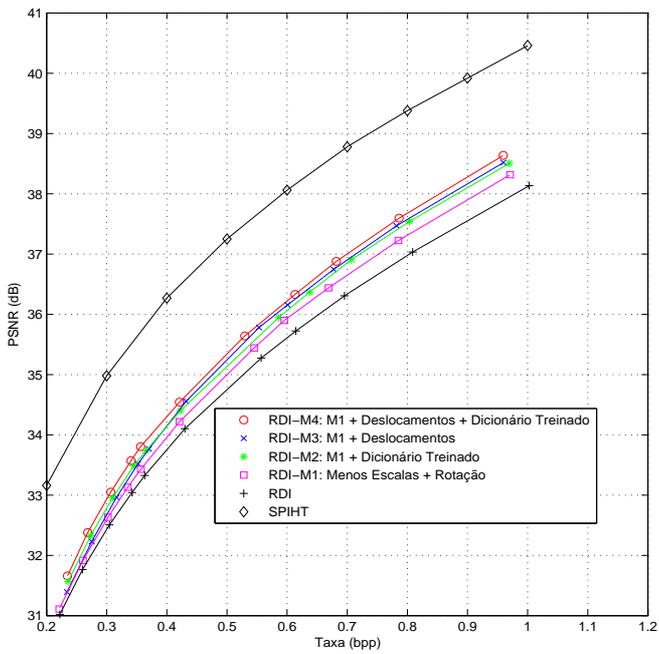


Fig. 7. Lenna 512 x 512.

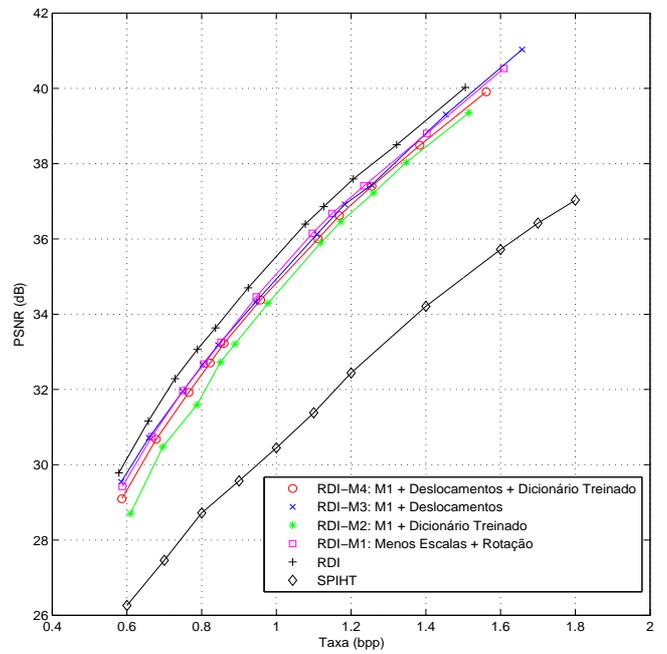


Fig. 9. PP1205 512 x 512.