

3 Trabalhos Relacionados

Este trabalho foi desenvolvido através de uma parceria entre o Laboratório Tecgraf/Puc-Rio e a Petrobras. Através desta parceria, a linha de pesquisa em sísmica ganhou forças dentro do laboratório. Dentre os vários trabalhos desenvolvidos no laboratório podem-se citar os trabalhos de Paiva [16], Cruz e Silva [5], Machado [30].

A seguir, será descrito um pouco do trabalho de Paiva, que visa fazer compressão de dados volumétricos.

Em seu trabalho, Paiva utiliza a transformada do cosseno local para a compressão de dados volumétricos. De acordo com Paiva, a transformada do cosseno local possibilita que um determinado dado volumétrico comprimido tenha uma determinada parte visualizada sem a necessidade de descompressão de todo o dado.

Para aplicar a decomposição do dado volumétrico este é subdividido em vários pequenos blocos que podem ter seus tamanhos fixados ou serem divididos de forma adaptativa, utilizando o algoritmo de *best basis* (uma definição mais formal pode ser obtido em [16]). Neste caso, a estrutura criada se assemelha a uma *octree* onde o nó pai representa o nível de decomposição zero, enquanto que os filhos representam o nível um e assim por diante. Cada bloco gerado é decomposto utilizando três transformadas unidimensionais, uma para cada eixo do bloco.

Após a decomposição dos blocos gerados é feita a quantização dos mesmos. Foi utilizada a técnica de quantização uniforme, sendo que cada bloco terá uma tabela de quantização própria. Após a quantização, os coeficientes quantizados sofrem uma translação para que todos tenham valores positivos.

Antes de fazer a compressão propriamente dita, Paiva descarta alguns coeficientes menos significativos do bloco. Para determinar quais coeficientes devem ser descartados, Paiva ordena o bloco em um vetor de coeficientes. Este

vetor é preenchido percorrendo o bloco em zigue-zague de acordo com alguns critérios de vizinhança para saber qual o próximo elemento do zigue-zague.

De acordo com os critérios adotados por Paiva, os coeficientes perto do final do vetor tendem a ser os coeficientes de baixa frequência. A partir de um determinado ponto do vetor todos os coeficientes são zerados, mantendo-se apenas uma porcentagem dos coeficientes de alta frequência, que estavam na parte inicial do vetor.

Neste ponto é aplicada a codificação aritmética para a compressão do dado volumétrico. Para descomprimir o dado devem-se aplicar as operações inversas das que foram utilizadas na compressão, na ordem inversa. Primeiramente o dado é decodificado, gerando os coeficientes da quantização. Com isso os blocos são reconstruídos e preenchidos com zero os coeficientes que foram descartados. Em seguida faz-se a translação dos coeficientes da quantização e aplica-se a desquantização do dado. Por fim, aplica-se a transformada inversa do cosseno local.

Paiva testou o algoritmo proposto em três conjuntos de dados: tomografia computadorizada, ressonância magnética e levantamento sísmico. Aqui serão descritos apenas os resultados obtidos com o dado sísmico utilizado. Este dado possui dimensões de $256 \times 256 \times 64$ amostras e foi quantizado para 8 *bits*, a fim de facilitar a visualização.

O uso do zigue-zague para percorrer os cubos gerados pela transformada do cosseno local 3D, em dados sísmicos, não proporcionou um ganho tão elevado quanto o seu uso em dados de ressonância magnética. Nos resultados obtidos por Paiva, no dado proveniente de ressonância magnética, a eficiência da transformada utilizando zigue-zague, em relação à transformada normal, foi da ordem de 10 a 25% quando descartado 10% dos coeficientes dos cubos. Para os dados sísmicos, a eficiência ficou na ordem de 6 a 10%.

Para o dado sísmico utilizado, a decomposição em três níveis obteve um resultado melhor que a decomposição em apenas um nível. Este resultado é o oposto do obtido nos dados de ressonância magnética e de tomografia computadorizada, os quais obtiveram o melhor resultado na decomposição em apenas um nível.

Averbuch *et al* [3] fizeram um estudo comparativo entre os principais métodos utilizados na compressão de dados e aplicaram a dados sísmicos.

Averbuch *et al* afirmam que os principais métodos de compressão de dados são compostos por três etapas: transformação, quantização e codificação.

Para a primeira etapa, Averbuch *et al* testaram algoritmos como transformada rápida de *wavelet*, transformada local do cosseno com janelas fixas e com janelas variáveis e *wavelet packet*. Já na etapa de quantização, foram utilizados algoritmos de quantização uniforme, *tree-coding* e outros. Para fazer a codificação foram utilizados *RLE*, *Huffman* e codificação aritmética.

No total foram testados oito casos, fazendo algumas combinações com os algoritmos citados a cima. Os autores destacam que a transformada *wavelet* e a transformada do cosseno local apresentam melhores taxas de compressão que a utilização de algoritmos semelhantes, como o EZW (*Embedded Zerotree Wavelet*). A transformada *wavelet* é a que possui um melhor desempenho computacional, enquanto que a transformada do cosseno local possui o SNR, índice utilizado para medir o erro do dado reconstruído, superior.

Para o desenvolvimento do presente trabalho, foi utilizada uma das combinações propostas por Averbuch *et al*. Nesta combinação é utilizada a transformada rápida de *wavelet* combinada com a quantização uniforme. Para a codificação de entropia são utilizados os algoritmos *RLE* e *Huffman*. O diferencial do trabalho aqui desenvolvido para o que foi feito por Averbuch *et al* é a utilização da transformada *wavelet* 3D no lugar da transformada 2D e a aplicação em dados sísmicos volumétricos.

A seguir serão descritas cada uma das etapas deste método.

Averbuch *et al* utilizou a transformada rápida de *wavelet* 2D, com uma decomposição com suporte à multiresolução. Este tipo de transformada é descrito em [31]. A quantização do dado é a mesma descrita por Bradley, Brislawn e Hopper [8]. Neste tipo de quantização, cada sub-banda gerada pela decomposição *wavelet* terá uma quantização independente das outras sub-bandas do dado. A codificação e a decodificação possuem uma pequena diferença. Este tipo de quantização será mais bem explicado posteriormente. Para a compressão é utilizada a codificação de *Huffman* e, em seguida, é aplicado o algoritmo de *RLE*.

O erro introduzido na compressão/descompressão dos dados foi medido através do índice SNR (*signal-to-noise ratio*). Esta medida visa estabelecer uma correlação entre o sinal original e o sinal reconstruído. Seja a_i o valor de um

determinado pixel do dado original, e $\hat{a}_i$ o valor deste pixel no dado reconstruído, o SNR é dado por [3]:

$$SNR = 10 \log_{10} \frac{\sum_i a_i^2}{\sum_i (a_i - \hat{a}_i)^2} \quad (3.1)$$

O SNR é muito utilizado em processamento de sinais, onde pode haver um intervalo de variação muito grande. Por isso, é utilizada uma escala logarítmica para representar o SNR. A unidade do SNR é dada por decibéis. Quanto maior o valor de SNR menos ruído foi introduzido no dado. Este fato é claramente observado analisando a fórmula (3.1). O denominador é a soma quadrática da diferença entre o sinal original e o sinal reconstruído. Quanto menor for o erro introduzido, menor será esta soma, pois $a_i - \hat{a}_i$ tende para zero, fazendo que o resultado da divisão tenda a crescer.

Averbuch *et al* obtiveram taxas de compressão, para o método descrito, variando de 12: 1 até 63: 1 e com SNR variando de 10 dB até 50 dB. A figura 14 representa o resultado obtido por Averbuch *et al* utilizando o método proposto.

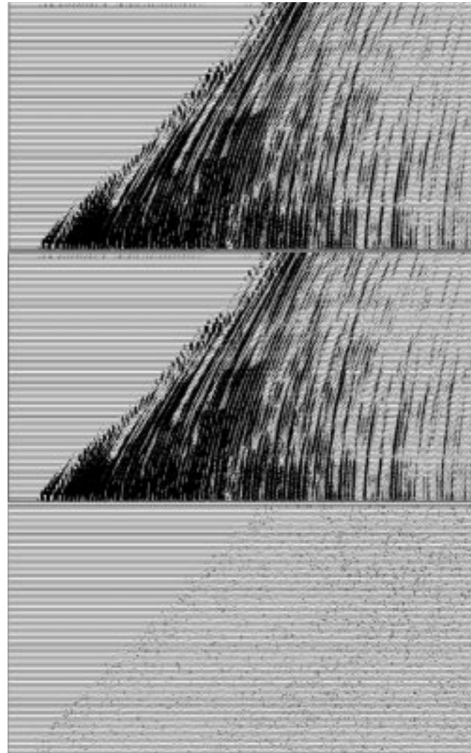


Figura 14 Resultado da compressão de dados utilizando o método descrito por Averbuch *et al*. Adaptado de [3].

No topo da imagem encontra-se a visualização do dado original. No meio, a visualização do dado descomprimido após ser aplicada uma taxa de compressão

de 20:1. A última imagem representa a diferença entre a representação do dado original e o dado processado. Neste exemplo, o SNR obtido foi 35 dB.

Durante o desenvolvimento deste trabalho, não foi identificado um trabalho na literatura que estabelecesse um valor de SNR limite para aceitação da compressão do dado sísmico. Em trabalhos de compressão de vídeo, é normal afirmar que SNR de 35 dB não são notados pelos olhos humanos. Porém, durante o desenvolvimento deste trabalho, foi constatado que em dados sísmicos, para esse valor de SNR o erro introduzido é percebido pelo intérprete.

Num outro trabalho relacionado, Wu *et al* [4] apresentam um algoritmo de compressão de dados baseado na técnica de *wavelet packet*. De acordo com Wu *et al*, a transformada *wavelet* apresenta apenas modestas taxas de compressão sem degradar o sinal. Quando o mesmo é submetido a elevadas taxas de compressão, tendem a introduzir uma quantidade significativa de ruídos.

Para Wu *et al*, o sinal sísmico pode ser definido como sendo a combinação do sinal sísmico real mais um sinal de ruído ambiente. Isto é, seja $F(t)$ o sinal sísmico adquirido, este sinal pode ser representado por $F(t) = S(t) + N(t)$, onde $S(t)$ é a representação do sinal sísmico real e $N(t)$ é a representação do ruído ambiente.

Os passos utilizados no algoritmo de Wu *et al* são similares aos passos utilizados por Averbuch *et al*. O primeiro passo consiste em reduzir a correlação entre as amostras. Para isso, Wu *et al* utilizam a técnica de *wavelet packet*, a ser explicada adiante. Em seguida, é feita a eliminação do ruído ambiente. E por fim, aplica-se a codificação da entropia para reduzir a quantidade de bits necessária para representar o dado.

Para reduzir a correlação entre as amostras, foi utilizada a técnica de *wavelet packet* 2D. A diferença entre a decomposição da *wavelet packet* para a decomposição de *wavelet* é que na primeira as sub-bandas de alta frequência também são decompostas, formando um “pacote de *wavelets*”. Para definir qual a melhor árvore de decomposição (a que apresenta uma melhor taxa de compressão e menor introdução de ruído ao dado) são utilizados critérios baseados na entropia. Foram utilizados cinco níveis de decomposição.

Ao aplicar a decomposição *wavelet*, espera-se obter muitos coeficientes do dado sísmico com baixa amplitude e uns poucos coeficientes com valores de amplitude significativos. Neste ponto, o algoritmo de Wu *et al* utiliza a mesma

quantização utilizada por Averbuch *et al.* Para fazer a codificação entrópica, Wu *et al* utilizaram o algoritmo de codificação aritmética.

Wu *et al* comparam seu método com a transformada *wavelet* tradicional. Wu *et al* utilizaram o EZW (*Embedded Zerotree Wavelet*), método de compressão baseado na transformada *wavelet* tradicional, e o método WPC (*Wavelet Peak Counting*), que é baseado na transformada *wavelet packet*. Wu *et al* apresentam uma comparação entre os métodos. A figura 15 mostra o gráfico da taxa de compressão vs SNR, obtido em [4].

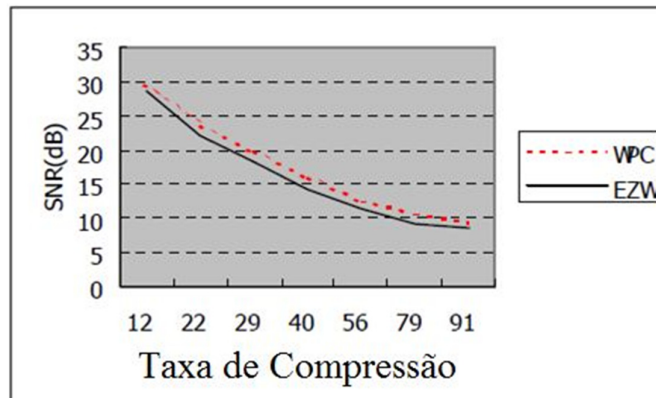


Figura 15 Comparativo entre o método proposto por Wu *et al* (WPC) e o método baseado na transformada *wavelet* tradicional (EZW). Adaptado de [4].

O *FBI* (*Federal Bureau of Investigation*) definiu um padrão para a compressão de imagens provenientes de impressões digitais. Este padrão vai desde os equipamentos utilizados para a aquisição da impressão digital, até a armazenagem da mesma. A seguir, será descrito o padrão *WSQ* que se refere à compressão da imagem.

Bradley *et al* [8] descrevem o padrão chamado de *WSQ*, *Wavelet Scalar Quantization*, que tem como objetivo definir a transformada *wavelet*, a quantização e a codificação da entropia que uma imagem de impressão digital deve sofrer. O *WSQ* é o padrão adotado pelo *FBI* para a compressão das que compõem o seu banco de dados.

Na transformação *wavelet* definida pelo padrão, é adicionado o conceito de *symmetric wavelet transform (SWT)*. Neste tipo de transformação, é aplicada a técnica de extensão simétrica periódica no sinal de entrada. O resultado é um sinal periódico e simétrico que elimina a limitação da transformada *wavelet* para sinais que não possuem dimensão potência de dois ou dimensão múltipla de dois. A extensão do sinal em um sinal periódico tende a introduzir descontinuidades no

este motivo, o padrão *WSQ* define uma quantização para cada grupo de sub-banda.

A quantização utilizada no *WSQ* é uma variação da quantização escalar uniforme. No algoritmo desenvolvido, o intervalo que contém o zero pode ser alterado para uma maior compressão, implicando uma maior perda, ou uma menor compressão, melhorando a qualidade da imagem reconstruída. Todos os outros intervalos de quantização possuem a mesma amplitude.

Seja k a representação da k -ésima sub-banda, Q_k a largura do intervalo que não contém o zero da k -ésima sub-banda e Z_k o intervalo que contém o zero. Seja $a_k(m, n)$ o elemento a ser quantizado e seja seu valor quantizado representado por $p_k(m, n)$, a equação que representa a quantização do dado é dada por:

$$p_k(m, n) = \begin{cases} \left\lceil \frac{a_k(m, n) - Z_k/2}{Q_k} \right\rceil + 1, & a_k(m, n) > Z_k/2 \\ 0, & -Z_k/2 < a_k(m, n) < Z_k/2 \\ \left\lfloor \frac{a_k(m, n) + Z_k/2}{Q_k} \right\rfloor - 1, & a_k(m, n) < -Z_k/2 \end{cases} \quad (3.2)$$

Os operador $\lceil \cdot \rceil$ e $\lfloor \cdot \rfloor$ representam as funções piso e teto respectivamente, ou seja, o maior inteiro menor que $\cdot$ e o menor inteiro maior que $\cdot$. A desquantização do dado é feita de acordo com a equação:

$$\hat{a}_k(m, n) = \begin{cases} (p_k(m, n) - C)Q_k + Z_k/2, & p_k(m, n) > 0 \\ 0, & p_k(m, n) = 0 \\ (p_k(m, n) + C)Q_k - Z_k/2, & p_k(m, n) < 0 \end{cases} \quad (3.3)$$

onde C representa valores entre 0 e 1 e determina o valor da amostra reconstruída. Se $C = 1/2$, então o valor de reconstrução de um determinado grupo será dado pelo valor médio deste grupo. Para cada quantização de grupo de sub-banda será criada uma tabela de quantização. Estas tabelas devem ser armazenadas junto ao dado quantizado.

Donoho *et al* [34] apresentaram um algoritmo de compressão de dados sísmicos baseado na transformada *wavelet*. Em seu trabalho, Donoho *et al* definem um conjunto de dados 3D, porém estes dados diferem do levantamento sísmico volumétrico tradicional. Para Donoho *et al*, os dados utilizados possuíam uma dimensão temporal e outras duas espaciais. Com isso, um conjunto de CDP's sequenciais formam um dado 3D.

Nos resultados obtidos por Donoho *et al*, encontram-se taxas de compressão na faixa de 100:1, porém os resultados obtidos não possuem informações sobre o SNR ou alguma outra métrica para identificar a quantidade de erro introduzida pelo método desenvolvido.

Durante o desenvolvimento deste trabalho, não foram encontrados trabalhos que fizessem a compressão de dados sísmicos volumétricos utilizando transformada *wavelet* 3D. Foram encontrados alguns trabalhos que fazem compressão de dados volumétricos, sem serem sísmicos, utilizando transformadas do cosseno local. Estes trabalhos, em sua maioria, eram aplicados à compressão de imagens médicas.

Alguns trabalhos de compressão de dados volumétricos tratam os mesmos como sendo um conjunto de imagens sobrepostas, ou seja, o dado é apresentado como sendo um conjunto de imagens 2D que variam com o tempo. Neste tipo de abordagem, o uso da transformada *wavelet*, do cosseno local ou qualquer que seja a transformada utilizada, é facilitada por já ter sido largamente discutida na área de processamento de imagens.

Gaudeau e Moureaux [35] apresentaram um novo método de quantização de imagens médicas volumétricas. No método apresentado, a região da imagem onde não existe informação é descartado fazendo com que uma menor quantidade de símbolos seja codificada. Neste trabalho, Gaudeau e Moureaux afirmam que a transformada *wavelet* 3D tem benefícios em relação à transformada *wavelet* 2D na compressão de dados, pois leva em consideração a correlação temporal entre as imagens.

O trabalho aqui desenvolvido tem como objetivo principal estudar o uso da transformada *wavelet* 3D na compressão de dados sísmicos volumétricos e os benefícios de usar este tipo de transformada. Até o momento, foi feita uma revisão bibliográfica dos principais trabalhos lidos referentes a compressão de dados volumétricos. Neste trabalho, também apresentado um estudo sobre o

comportamento dos atributos sísmicos na compressão do dado sísmico. Para isso, também foi necessário fazer uma revisão bibliográfica sobre atributos de imagens. Esta revisão será apresentada a seguir.

Ghilia e Pritt [36] apresentam um estudo sobre o desenrolar da fase de uma imagem de SAR (*Synthetic aperture radar*). Estas imagens são utilizadas para fazer o reconhecimento da topografia de um terreno. Neste estudo, é reproduzido o experimento feito por Oppenheim e Lim [37], onde é demonstrado que em muitos casos a fase é mais importante que a magnitude espectral para a reconstrução do sinal.

No experimento de Oppenheim e Lim, seja $f(x)$ a representação de um sinal n -dimensional e seja $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ um vetor pertencente ao espaço n -dimensional. Define-se a transformada de Fourier do sinal $f(x)$ como sendo:

$$\mathcal{F}(\omega) = |\mathcal{F}(\omega)|e^{-i\theta(\omega)} \quad (3.4)$$

onde $|\mathcal{F}(\omega)|$ representa a magnitude espectral do sinal e $\theta(\omega)$ representa a fase do sinal.

Os experimentos foram feitos com imagens, utilizando a transformada de Fourier 2D. Neste caso, sejam $\Im m(\mathcal{F})$ e $\Re(\mathcal{F})$ a parte complexa e a parte real da transformada de Fourier, respectivamente, define-se a magnitude espectral como sendo:

$$|\mathcal{F}(\omega)| = \sqrt{\Re(\mathcal{F})^2 + \Im m(\mathcal{F})^2} \quad (3.5)$$

A magnitude espectral representa o “quanto” que uma determinada componente de frequência está presente. Já a fase, diz onde esta componente de frequência está na imagem. A fase é calculada através da equação:

$$\theta(\omega) = \arctan\left(\frac{\Im m(\mathcal{F})}{\Re(\mathcal{F})}\right) \quad (3.6)$$

Tendo a magnitude espectral e a fase de uma imagem, é possível reconstruir a mesma utilizando a transformada de Fourier inversa na equação (3.4).

O experimento feito por Oppenheim e Lim consiste em calcular a magnitude espectral e fase de duas imagens. Usando a fase da primeira imagem e a magnitude espectral da segunda imagem, reconstruir uma imagem utilizando a equação (3.4). O resultado esperado é que a imagem reconstruída seja mais parecida com a imagem que gerou a fase do que com a imagem que gerou a

magnitude espectral. Este experimento mostra que a fase possui mais informações sobre a imagem do que a magnitude espectral.

Para reproduzir o experimento foram utilizadas duas imagens clássicas em trabalhos de processamento de imagens. Estas imagens estão disponíveis em [38]. A figura 18 mostra a imagem original e a decomposição desta imagem em magnitude espectral e fase, respectivamente.

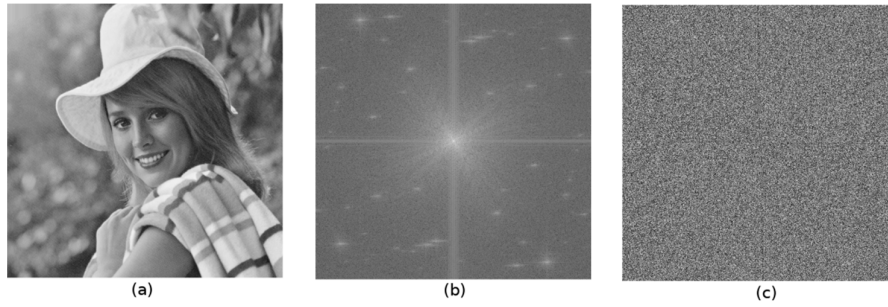


Figura 18 (a) Imagem original, disponível em [38]. (b) Magnitude espectral de (a). (c) Fase de (a)

Para gerar a visualização da magnitude, primeiramente as frequências foram transladadas para que a origem da transformada de Fourier fique centrada na imagem, facilitando a possibilidade de aplicação de filtros. A transformada de Fourier foi calculada utilizando a biblioteca *FFTW*. Foi aplicada também, uma escala logarítmica para melhorar o contraste da imagem. O mesmo se aplica às imagens da figura 19. A imagem que representa a fase foi criada como sendo uma imagem de ponto-flutuante, para evitar maiores arredondamentos e a introdução de ruído no experimento. Para gerar a visualização da figura 18 (c), a imagem foi convertida para tons de cinza com 256 cores utilizando o *software Irfanwview* [39].

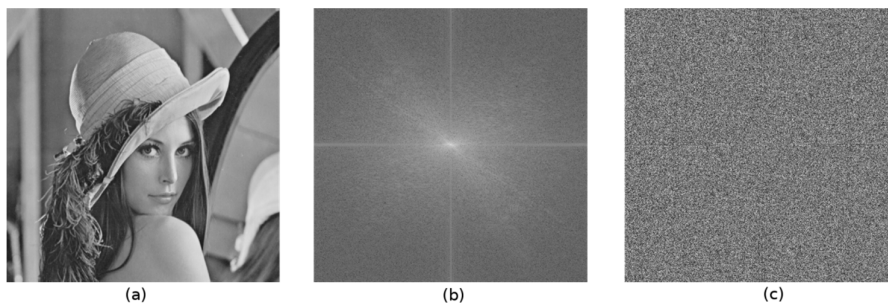


Figura 19 (a) imagem original, disponível em [38]. (b) Magnitude espectral de (a). (c) Fase de (a).

A reconstrução da imagem partindo das imagens de magnitude espectral e de fase é feita reconstruindo o sinal da transformada de Fourier através da equação (3.4) e aplicando-se ao resultado a transformada de Fourier inversa.

A figura 20 (a) mostra a reconstrução da imagem utilizando a fase da figura 18 e a amplitude da figura 19. Percebe-se que a imagem reconstruída se assemelha mais à figura 18 (a) do que à figura 19 (a). A figura 20 (b) foi gerada utilizando a fase da figura 19 e a magnitude da figura 18, mostrando como a fase é mais importante que a magnitude espectral para a reconstrução da imagem.

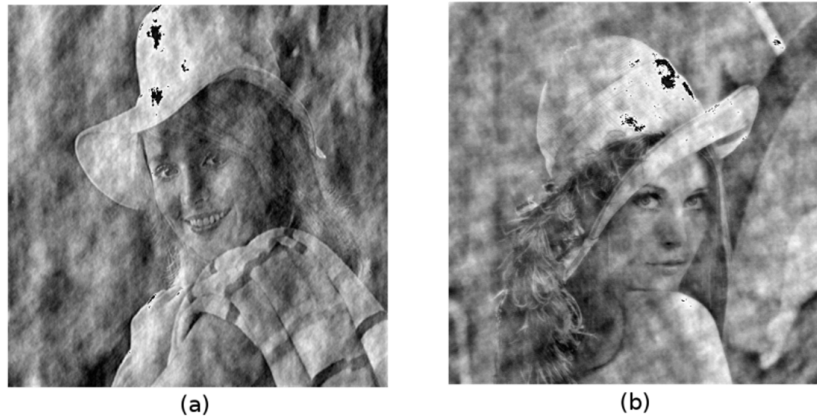


Figura 20 (a) Imagem reconstruída através da fase da figura 18 e da magnitude espectral da figura 19. (b) Imagem reconstruída através da fase da figura 19 e da magnitude espectral da figura 18.

Wang e Huang [40] propõem a utilização da transformada *wavelet* 3D não-uniforme, e separável, para imagens médicas provenientes de ressonância magnética e tomografias computadorizadas. Wang e Huang definem uma transformada *wavelet* separável como sendo um conjunto de filtros que são aplicados a seções 2D e em seguida é aplicado na direção das seções em que os filtros foram aplicados.

Um dado proveniente da ressonância magnética e da tomografia computadorizada é um conjunto de imagens (seções) que, ao serem ordenadas, reconstroem a região de interesse. Esses dados podem apresentar uma variação de 1 milímetro a 10 milímetros entre as seções. Wang e Huang justificam o uso da transformada *wavelet* separável, pois a espessura entre as seções pode variar e no caso dos dados com menor resolução, 10 milímetros entre as seções, a correlação entre as amostras dentro da seções é maior que entre as seções.

Wang e Huang utilizaram a transformada *wavelet* de Haar, que é 1D, para compor a transformada 3D. A figura 21 mostra dois níveis de decomposição de

um volume. A letra *L* representa a baixa frequência na transformada, enquanto que a letra *H* representa as altas frequências da transformada.

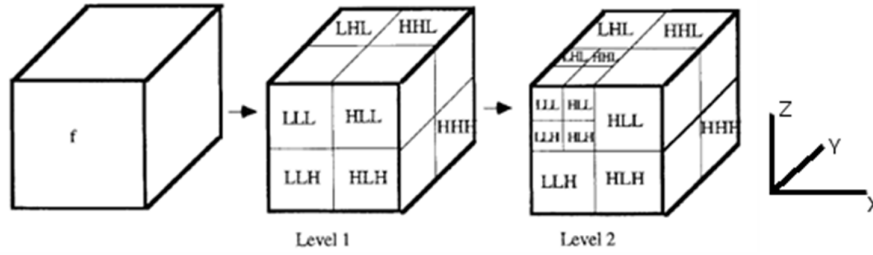


Figura 21 Transformada Wavelet 3D utilizada por Wang e Huang. Adaptado de [40].

Analizando o primeiro nível da decomposição, ao fazer a transformada na direção *X*, o volume passa a ser dividido em duas partes iguais, a metade da esquerda passa a ser representada pela baixa frequência da transformada, ou seja, recebem a letra *L*. A parte a direita, representa a alta frequência da transformada, recebendo a letra *H*. Em seguida é feita a decomposição na direção *Y*, onde o volume é novamente dividido em duas partes, sendo a parte da frente representada pelas baixas frequências e a parte de trás sendo representada pelas altas frequências. Por fim é feita a transformada na direção *Z*, onde o volume é dividido na parte superior, representada pela baixa frequência e na parte inferior pela alta frequência.

Feita a decomposição do volume, Wang e Huang aplicam um filtro *threshold* para zerar todos os coeficientes abaixo de um determinado valor. Em seguida é aplicada a quantização escalar uniforme no volume. Por último, é aplicada a compressão, utilizando os algoritmos de RLE e em seguida o de Huffman.

Para medir o erro no dado descomprimido, foi utilizada a métrica *PSNR* (*Peak Signal-to-Noise Ratio*). Esta medida de erro é dada pela equação:

$$PSNR = \frac{f_{max}}{\sqrt{\frac{\sum (f(x, y, z) - \hat{f}(x, y, z))^2}{N}}} \quad (3.7)$$

Onde, f_{max} representa o maior tom de cinza do dado a ser comprimido, N é número total de pixels do dado, $\hat{f}$ representa o dado descomprimido e f representa o dado original.

Na figura 22, Wang e Huang apresentam um comparativo entre a compressão de imagens médicas utilizando a transformada *wavelet* 3D e a

transformada 2D. A figura 22 (a) representa uma imagem proveniente da tomografia computadorizada de um cérebro com intervalo entre as seções de cinco milímetros, enquanto que a figura 22 (b) representa uma ressonância magnética deste cérebro com uma distância de três milímetros entre as seções.

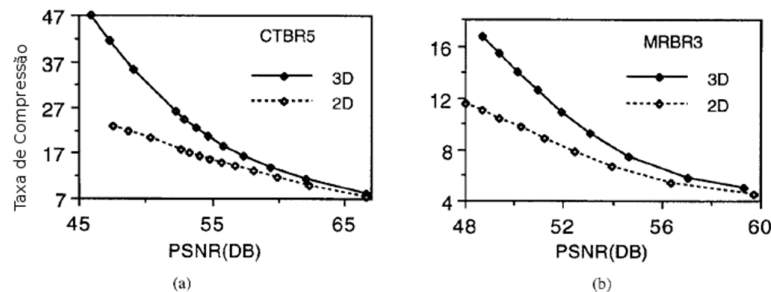


Figura 22 Comparativo entre a taxa de compressão e PSNR para a transformada wavelet 2D e 3D. (a) Tomografia computadorizada com intervalo de 5 milímetros entre as seções, (b) ressonância magnética com intervalo de 3 milímetros entre as amostras. Adaptado de [40].

Pela figura 22 pode-se observar que as taxas de compressão obtidas pela transformada *wavelet* 3D são maiores que as taxas obtidas pela transformada 2D em um mesmo PSNR.

Neste ponto, pode-se observar que o trabalho aqui proposto tem como base o trabalho desenvolvido por Averbuch *et al.* Como o principal interesse é aplicar as técnicas de compressão a dados sísmicos volumétricos, é necessário fazer uma extensão do que foi feito por Averbuch *et al.* Neste ponto, será utilizado o que foi apresentado por Wang e Huang. Para o estudo sobre o comportamento dos atributos sísmicos nas técnicas de compressão de dados, será levado como base o trabalho apresentado por Oppenheim e Lim.