

Compressão de Imagens de Satélites: Embarcada e em Solo

Adriano Carvalho de Paula ^{*}
Diego Vilela Monteiro ^{**}
João Eliakin Mota de Oliveira ^{***}
Rubens Andreas Sautter [†]

*Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais,
São José dos Campos, São Paulo - Brasil*

Resumo A compressão de dados é uma necessidade presente em todas as áreas que lançam mão da computação para automatizar e viabilizar tarefas complexas. Com os avanços nas tecnologias de reprodução de imagem e vídeo, os arquivos que representam essas mídias têm demandado cada vez mais capacidade de armazenamento. Quando se trata de imagens coletadas por satélites para observação da Terra a necessidade de se comprimir dados se torna ainda mais crucial, pois as limitações de armazenamento e transmissão desses dados podem ser um obstáculo intransponível para o cumprimento de uma missão espacial. No presente texto, discutimos, a princípio, a compressão de imagens de maneira geral e, posteriormente, damos enfoque especial às questões relacionadas a uma plataforma orbital realizando missão espacial de observação da terra (sensoriamento remoto). Nesse contexto, abordamos a compressão embarcada e em solo, apresentando os requisitos para cada um desses segmentos, além de algumas métricas objetivas para a avaliação quantitativa das técnicas de compressão.

Palavras-chave: imagens de satélites, compressão de imagens, plataforma orbital, segmento em solo.

1 Introdução

Uma imagem digital pode ser entendida como uma matriz retangular de pontos, dispostos em m linhas e n colunas [21]. A expressão $m \times n$ é chamada de resolução da imagem, e os elementos que a compõe são chamados *pixels* [19] (Figura 1). O termo

^{*} adriano-carv@gmail.com

^{**} dvm1607@gmail.com

^{***} joaoeliakin@gmail.com

[†] rubens.sautter@gmail.com

“resolução”, por vezes também é usado para indicar o número de *pixels* por unidade de comprimento da imagem [21], por exemplo, **dpi** significa pontos por polegada (*dots per inch*). A seguir, apresentamos alguns tipos comuns de imagens digitais:

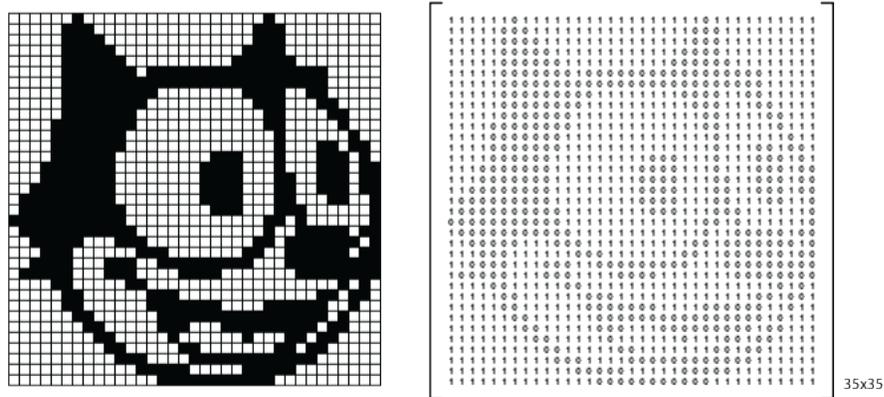


Figura 1. Exemplo de representação matricial de uma imagem digital (gato Félix) (uso sob a licença *Creative Commons* [10])

1. Binária (ou monocromática) (Figura 2): Essa é uma imagem em que os *pixels* podem ter um de dois valores, normalmente referidos como preto e branco. Cada *pixel* em uma imagem desse tipo é representado por um bit, tornando-o, assim, o tipo mais simples de imagem digital [19] [21].

2. Imagem em tons de cinza (*grayscale image*) (Figura 3): Um *pixel* em tal imagem pode ter n valores de 0 a $n - 1$, indicando um dos tons de cinza.

O valor de n é normalmente compatível com um tamanho em *bytes*; ou seja, pode ser de 4, 8, 12, 16, 24 *bytes*, ou algum outro múltiplo conveniente de 4 ou 8. O conjunto dos *bits* mais significativos de todos os *pixels* compõem o *bitplane* mais significativo. Assim, uma imagem em tons de cinza possui n *bitplanes* [21] (Figura 4).

3. Imagem em tom contínuo: Este tipo de imagem pode ter muitas cores similares (ou tons de cinza). Quando *pixels* adjacentes diferem em apenas uma unidade, é difícil ou mesmo impossível para o olho humano distinguir diferenças de tons [21]. Como resultado, uma imagem desse tipo pode conter áreas com tons que parecem variar continuamente à medida que o olho se move ao longo de uma determinada área



Figura 2. Imagem Lena Binária (uso sob a licença *Creative Commons*) [4]



Figura 3. Imagem em Tons de Cinza (Escala de Cinza) (uso sob a licença *Creative Commons*) [5]

(ver Figura 5). Uma imagem de tom contínuo é normalmente uma imagem natural e é obtida, por exemplo, ao se tirar uma foto com uma câmera digital, ou digitalizando uma fotografia através de um *scanner* [21].

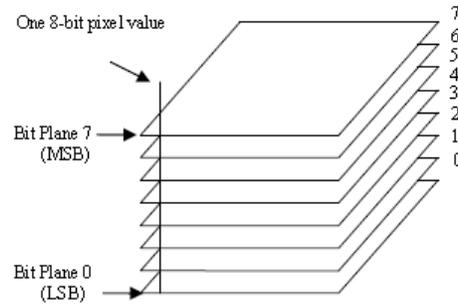


Figura 4. Esquemático de um *bitplane* para uma imagem de 8 bits. LSB - Bitplane menos significativo, MSB - Bitplane mais significativo. Extraído de [3].

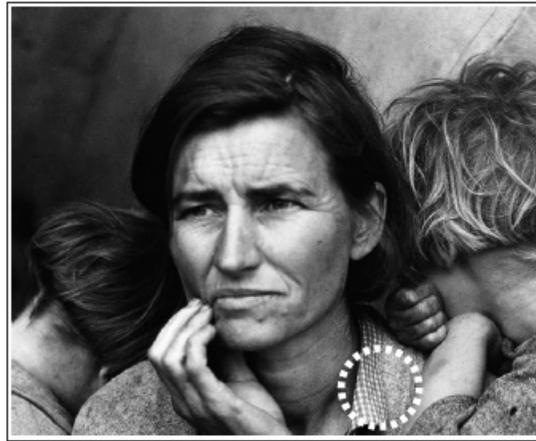


Figura 5. Imagem em tom contínuo, escaneada em 300 **ppi** (*pixels per inch*) (uso sob a licença *Creative Commons*) [6].

4. Tom discreto (também chamada de imagem gráfica ou imagem sintética): Trata-se de uma imagem artificial (em contraponto às imagens naturais de tom contínuo). Tal imagem pode ter algumas ou muitas cores, mas sem o ruído e a indefinição de uma imagem natural [21]. Por exemplo, uma página de texto, um gráfico, um desenho animado digital, ou o conteúdo de uma tela de computador (Figura 6). Objetos artificiais, textos e desenhos de linha têm bordas afiadas e bem definidas, portanto, contrastado com o resto da imagem (o fundo) [21]. Muitas vezes os *pixels* adjacentes em uma imagem desse tipo são idênticos ou variam seu valor significativamente. Tal imagem não é bem comprimida com métodos com perdas, pois a perda de apenas alguns *pixels* pode torná-la irreconhecível na decodificação [21]. (ver Seção 2, em que são discutidas as

formas de compressão).



Figura 6. Imagem em Tom Discreto - Ubuntu Desktop.

5. *Cartoon-like*: Esta é uma imagem colorida que tem por característica a presença de regiões com cores uniformes. Apesar da uniformidade das cores em determinadas áreas, áreas adjacentes costumam conter cores muito diferentes (ver Figura 7). Este recurso pode ser explorado para obter excelente compressão [21] (ver algoritmo *run-length 2.1*).

Os computadores atuais fazem uso de recursos gráficos de maneira extensiva. O progresso de muitas operações de sistema, tal como realizar o *download* de um arquivo pode ser acompanhado graficamente. Muitas aplicações possuem uma interface gráfica de usuário (GUI - *graphical user interface*), o que facilita o uso de um programa e a interpretação dos resultados. A computação gráfica é usada em muitas áreas para a conversão de informações complexas em imagens [21]. Assim, imagens são importantes, mas elas costumam demandar alta capacidade de armazenamento.

Hardwares modernos são capazes de lidar com muitas cores, isso explica porque é comum ter um *pixel* representado internamente por um número de 24 bits, em que as porcentagens de vermelho, verde e azul (no sistema RGB) são ocupadas por 8 bits cada [21]. O *pixel* de 24 bits pode especificar uma das $2^{24} \approx 16,78$ milhões de cores. Como



Figura 7. Imagem Cartoon-Like (uso sob a licença *Creative Commons*) [7].

resultado, uma imagem com resolução de 1024×1024 se torna quatro vezes maior, requerendo 3.145.728 bytes [21]. Os vídeos fazem com que os arquivos sejam ainda maiores, nesse contexto, a compressão de imagens se torna fundamental.

Uma característica importante da compressão de imagens é a possibilidade de haver perdas. Uma imagem digital, tem por finalidade ser apreciada pela visão humana, assim é aceitável alguma perda em seus atributos se não é percebida pelos olhos [21].

Em geral, a informação pode ser comprimida se ela é redundante. Caso haja perda, há então outro conceito, conhecido por compressão com remoção de “irrelevância”, ou seja, uma imagem pode ser comprimida, com perdas, removendo-se informação irrelevante, não sensível ao sistema psicovisual humano [21]. Neste texto, a irrelevância será tratada indiscriminadamente como redundância psicovisual.

A compressão de imagens tem sido estudada por longo tempo. O desenvolvimento de novas técnicas de compressão levou ao surgimento de vários padrões de compressão, tais como JPEG e JPEG2000 que são rotineiramente usados em muitas aplicações de usuário [13] [21]. Paralelamente, o problema da compressão de imagens se tornou cada vez mais importante para uma classe particular de imagens: aquelas adquiridas por satélites remotos com câmeras embarcadas [13]. Tais câmeras podem ser de diferentes espécies, podendo adquirir informação em todo o espectro de visão (imagem de banda única) ou especificamente em diferentes comprimentos de onda (imagens de bandas múltiplas) [13]. A quantidade de comprimentos de onda amostrados ditará a resolução espectral e, graus crescentes dessa resolução, de poucas para dezenas, centenas e milhares da bandas, dão origem às imagens multiespectrais, hiperespectrais e ultraespectrais [21].

Está claro que tamanha quantidade de dados, corresponderá à largura de banda disponível para transmissão, apenas se técnicas de compressão de imagens são empregadas. Isto tem estimulado bastante a pesquisa na busca de se desenvolver algoritmos de compressão de imagem, embarcada, no contexto de sensoriamento remoto [21]. Além disso, quando as imagens são recebidas pelas estações de recepção terrestres e propriamente processadas (calibradas ou retificadas, por exemplo), elas devem ser entregues ao usuário final. Isso é tipicamente feito através de um navegador *web* (*web-browser*), o que, por consequência, demanda que os algoritmos de compressão sejam capazes de lidar com grandes volumes de imagens, de forma a atender aos requisitos dos usuários finais [21].

2 Métodos de Compressão de Imagem

De acordo com Gonzalez e Woods [19], compressão é o processo de se reduzir a quantidade de dados requeridos para representar uma dada quantidade de informação.

Os métodos de compressão são divididos em duas classes: com perda e sem perda [26]. Caso a compressão seja sem perda, a imagem reconstruída após processo de decodificação é perfeitamente idêntica à original, sem nenhuma perda de informação. A entropia de Shannon [22], que mede a quantidade de informação contida na fonte, dá o limiar teórico para a compressão sem perdas expressado pelo mais baixo *bitrate* (taxa) de compressão por *pixel* [26]. A entropia depende da natureza estatística da fonte e, idealmente, uma probabilidade de ordem infinita é necessária para avaliá-la [26]. A compressão sem perdas é altamente desejável uma vez que garante transparência em termos de qualidade de imagem. Todavia, devido ao limite teórico da entropia, as técnicas sem perda tipicamente alcançam taxas de compressão limitadas [26]. (Ao longo do texto, toda vez que for mencionada a palavra entropia, tratar-se-á exclusivamente da entropia de Shannon.)

Em contrapartida, algoritmos de compressão de imagens com perda proveem uma imagem reconstruída com um certo grau de perda da informação, uma vez que nem toda informação contida na imagem original é codificada no arquivo comprimido [26] (a Figura 8 ilustra os efeitos da compressão com perda). Isso permite atingir ganhos significantes de compressão quanto maior for a distorção com a imagem original. A compressão com perdas levanta a questão de se assegurar que a qualidade da imagem reconstruída, na decodificação, é ainda adequada para o uso científico pretendido. Nesse sentido, usualmente apenas uma pequena quantidade de distorção é tolerada, contudo, isso permite taxas de compressão muito maiores e vem, se comparada

às técnicas com perda, tornando-se uma abordagem bastante popular em estudos de sensoriamento remoto [26].

Exemplo de Compressão com Perda



Figura 8. Exemplo de compressão com perda aplicada à imagem Lena

A quantidade de distorção tolerada pode depender de muitos fatores, em geral, se a distorção é pequena com respeito ao ruído de aquisição inerente da imagem, então esse efeito provavelmente será insignificante. Em algumas aplicações específicas, mesmo os ruídos de alto nível não são aceitáveis e reduzirão seriamente a *performance* da aplicação [26]. Em imagens de banda única (espectro de luz visível), isso é particularmente importante para evitar a geração de artefatos visuais, enquanto que em imagens de bandas múltiplas é desejável que as técnicas de análise de imagem (tais como classificação, detecção de anomalia, etc.) produzam quase os mesmos resultados se elas fossem aplicadas à imagem original [21] [26].

Um tipo particular de compressão com perda, chamado “quase sem perda”, é baseado no paradigma de controle da qualidade da imagem tratando de se impor uma limitação que, não importando quais operações sejam realizadas pelo algoritmo de compressão, o erro máximo obtido entre cada *pixel* da imagem original e da imagem reconstruída é limitado por algum valor pré-determinado pelo usuário (método semi-supervisionado) [26]. Essa é uma maneira simples de se evitar grandes erros ocasionais que podem ser prejudiciais na interpretação da imagem, por exemplo, provocando falsa detecção de anomalias [26].

Existem vários tipos de redundância em uma imagem, tais como redundância espacial, redundância estatística e redundância psicovisual (irrelevância). Basicamente, ao se remover esses tipos de redundância é que a compressão pode ser alcançada.

A seguir veremos de maneira mais detalhada cada uma dessas redundâncias.

2.1 Tipos de Redundância

Redundância Espacial: Redundância espacial significa que a informação em um *pixel* pode ser parcialmente deduzida a partir dos *pixels* vizinhos. Métodos de descorrelação espacial, tais como predição ou transformada, são usualmente aplicados para remover esse tipo de redundância [26]. A predição é usada para prever o valor de um *pixel* a partir dos *pixels* vizinhos (Figura 9). Por exemplo, o método de modulação de código de pulso diferencial (DPCM) é uma típica técnica baseada em predição (ver Seção 3.2). A transformada é usada de forma a transformar a imagem do domínio do espaço para o domínio da frequência, aplicando-se, por exemplo, a transformada discreta do cosseno (DCT) ou a transformada discreta de wavelet (DWT) [26] (ver Seção 3.4).

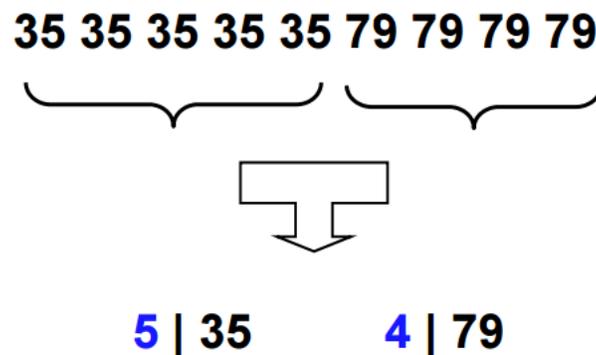


Figura 9. Esquemático do algoritmo *run-length* (elimina redundância espacial), valores de *pixel* iguais são codificadas em bloco, retendo o valor dos *pixels* repetidos e sua quantidade. Pode ser aplicado, por exemplo, em imagens *cartoon-like*. Extraído de [16].

Redundância Estatística: Redundância estatística explora a probabilidade de símbolos. A ideia básica é atribuir códigos de palavras menores para símbolos de maior

probabilidade. A codificação de Huffman e a codificação aritmética são dois métodos populares para remover esse tipo de redundância, tais métodos são comumente chamados de codificação por entropia [26].

Redundância Psicovisual: A redundância psicovisual, quando de uma compressão com perdas, explora o fato de que o olho humano não é sensível às altas frequências. A remoção da informação irrelevante à visão humana normalmente é alcançada por quantização, com os elementos de alta frequência sendo sobre-quantizados ou mesmo removidos [26]. Um exemplo desse tipo de redundância pode ser apreciado observando-se o resultado da compressão, ao se aplicar o algoritmo DCT implementado, disponível para *download* no *wiki* da disciplina.

2.2 Arquitetura e Técnicas de Compressão

Geralmente o modelo de sistema de compressão consiste de dois blocos estruturais: o codificador e o decodificador [15]. O codificador cria o código de transmissão do dado de entrada original. Após a transmissão por um canal (por exemplo um *downlink* entre um satélite e a estação terrestre), o decodificador gera um dado de saída reconstruído [15].

Um típico modelo de um codificador consiste em três módulos funcionais (como mostrado na Figura 10): um módulo de predição (para sistemas de compressão baseados em predição) ou um módulo de transformada para frente (*Forward transform*) (para sistemas de compressão baseados em transformada) que realiza a descorrelação espacial, um módulo quantizador (*Quantization*) que reduz o alcance dinâmico dos erros e um módulo codificador de entropia (*Entropy encoding*) que reduz a redundância de codificação [15]. Quando a compressão sem perda é desejada, o passo de quantização é omitido, pois é uma operação irreversível [15].

Basicamente o decodificador consiste em dois módulos funcionais: o decodificador de entropia (*Entropy decoding*) e uma predição ou transformada inversa (*Inverse transform*). O passo de quantização resulta em uma perda de informação irreversível e a reconstrução do dado quantizado (*Reconstructed of quantized data*) é baseado nos pontos médios de cada intervalo de quantização [15].

Diferentes esquemas podem ser usados para a descorrelação espacial. Em geral, eles podem ser divididos em: baseados em predição ou baseados em transformada. Técnicas de predição são usadas para prever o valor atual de um *pixel* a partir dos valores de *pixels* vizinhos. Dentre os métodos de compressão por predição incluem-se o

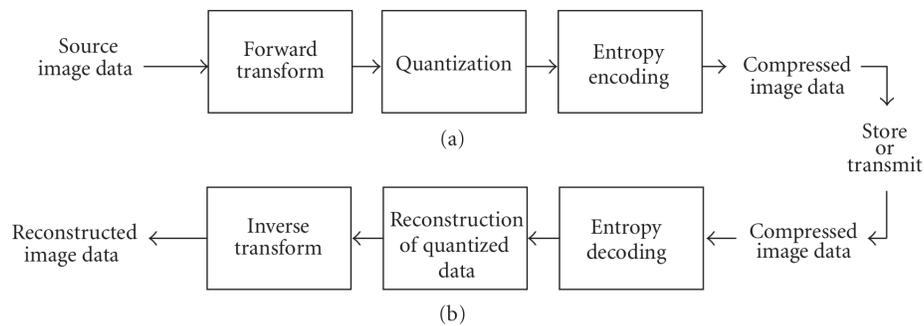


Figura 10. Um diagrama de blocos geral dos sistemas de compressão de imagem: (a) codificador e (b) decodificador. (Extraído de [15]).

DPCM (*Differential Pulse Code Modulation*) e o JPEG (*Joint Photographic Experts Group*) sem perdas (JPEG-LS) [15]. Os sistemas baseados em transformada, realizam um mapeamento da imagem, a partir do domínio do espaço (*pixel*), em um sistema de coordenadas de imagem rotacionado no domínio da frequência, aplicando-se transformadas, tais como DCT (*Discrete Cosine Transform*) e DWT (*Discrete Wavelet Transform*). O padrão JPEG é um sistema de compressão baseado no DCT. Sistemas de compressão baseados no DWT incluem o JPEG2000 e o CCSDS-IDC (*Consultative Committee for Space Data Systems-Image Data Compression*). O novo padrão JPEG-XR (*JPEG Extended Range*) usa uma outra transformada conhecida por LBT (*Lapped Biorthogonal Transform*) [15] (ver seção 3.4).

De acordo Yu et al 2009 [26] e Lilian et al 2012 [15], compressões preditivas e baseadas em DCT são os métodos mais comuns para uso embarcado em satélite. Embora os métodos baseados em predição tenham baixa taxa de compressão, eles ainda são populares em missões espaciais devido a sua eficácia em alcançar compressão de dados sem perda, além de apresentarem baixa complexidade computacional. Muito embora métodos de compressão baseados em DCT, com perdas, tenham efeitos de artefato indesejáveis devido aos blocos de transformada, eles têm sido bastante usados há muito tempo. Contudo, mais recentemente, os esquemas de compressão baseados em DWT têm sido mais usados em missões espaciais, uma vez que proveem melhor qualidade de imagem [15].

3 Sistemas de Compressão de Imagem

Nesta seção iremos retomar de forma mais detalhada as técnicas discutidas na seção anterior, com enfoque nos sistemas de compressão que lançam mão dessas técnicas.

3.1 Consultative Committee for Space Data Systems - CCSDS

Algumas técnicas de compressão que foram e serão discutidas nesse texto, fazem menção ao comitê CCSDS (*Consultative Committee for Space Data Systems*), com o objetivo de tornar o texto o mais autocontido possível, tratamos brevemente sobre o que vem a ser esse comitê.

O CCSDS foi fundado em 1982 por agências espaciais governamentais e quase-governamentais para discutir e desenvolver padrões de dados espaciais e sistemas de informação. Atualmente é composto por 11 agências-membros, 28 agências observadoras e mais de 140 associações industriais [1].

O CCSDS trabalha para apoiar a colaboração e interoperabilidade entre membros de agências, através da instituição de padrões de sistemas e dados.

Cada nação participante no CCSDS pode ter uma organização como agência-membro. As atuais onze agências-membros no CCSDS são [1]:

- Agenzia Spaziale Italiana (ASI) - Itália
- Canadian Space Agency (CSA) - Canadá
- Centre National d'Etudes Spatiales (CNES) - França
- China National Space Administration - China
- German Aerospace Center (DLR) - Alemanha
- European Space Agency (ESA) - Alemanha
- **National Institute for Space Research (INPE)** - Brasil
- Japan Aerospace Exploration Agency (JAXA) - Japão
- National Aeronautics and Space Administration (NASA) - Estados Unidos
- Russian Federal Space Agency (RFSA) - Rússia
- UK Space Agency - Reino Unido

Cujos emblemas são apresentados na Figura 11 .



Figura 11. Emblemas das agências que compõem o CCSDS. (Extraído de [1]).

Deve-se notar que o INPE se faz presente nesse importante comitê, o que vem mais vez reafirmar a posição de importância no cenário de pesquisa, em âmbito internacional, do instituto.

3.2 Sistemas de Compressão Baseados em Predição

A idéia básica por trás de sistemas baseados nessa técnica está em prever o valor de um *pixel* baseado na correlação entre certos valores de *pixels* vizinhos usando certos coeficientes de predição [15]. O número de *pixels* usados na predição é chamado ordem de predição. A diferença entre o valor predito e o valor de fato de um *pixel*, fornece a diferença (resíduo) da imagem, que é muito menos correlacionada espacialmente que a imagem original [15]. A imagem diferença é então quantizada e codificada. A função básica da quantização é mapear um conjunto grande de valores em um conjunto de valores relativamente menor [15].

Métodos preditivos não requerem muito armazenamento e apresentam um bom *tradeoff* entre complexidade e eficiência. A principal desvantagem dos métodos de predição é a sua susceptibilidade à propagação de erros [15].

Agora iremos analisar dois métodos preditivos para compressão de imagens, um com perda e outro sem perda, que servirão de ilustração para sedimentar os conceitos até então discutidos.

DPCM - Differential Pulse Code Modulation É a abordagem mais comum de codificação preditiva, oferece vantagens de simplicidade computacional e é fácil de paralelizar em *hardware* [15].

Assim como em [17], iremos analisar o algoritmo implementado pela CAST/China tendo em vista seu uso com a câmera PANMUX a bordo do CBERS 3 e 4. O diagrama desse algoritmo, com perda, é mostrado na Figura 12 .

O codificador usa o valor do *pixel* reconstruído precedente para prever o próximo *pixel*, ou seja, $\tilde{x}_n = \rho \cdot \hat{x}_{n-1}$, em que ρ é um coeficiente de predição para reduzir a propagação de erro [17]. Neste algoritmo DPCM, em particular, o erro de predição é quantizado de 8 bits para 4 bits, resultando em uma razão de compressão fixa de 2. Por fim, o erro quantizado \hat{e}_n é codificado com um codificador binário [17].

As distorções típicas causadas pela quantização no DPCM com perda são: ruído granular nas áreas planas da imagem e suavização das bordas (*slope overload*) [17].

JPEG-LS sem perda JPEG-LS é um método de compressão de imagens preditivo, sem perda ou quase sem perda, baseado no algoritmo LOCO-I (*Complexity Lossless Compression for Images*) (ISO/IEC FCD 14495-1, 1997) [17]. O diagrama básico pode ser visto na Figura 13 . De forma simples, pode-se dizer que o JPEG-LS consiste em dois estágios independentes chamados modelagem e codificação [17]. A modelagem é baseada em um contexto determinado por quatro amostras reconstruídas nas posições

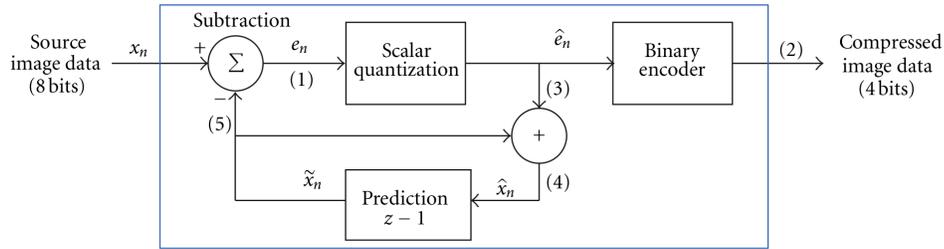


Figura 12. Um diagrama do método de codificação DPCM (extraído de [15])

a , b , c e d . A partir destes valores, o contexto irá determinar se a informação na amostra x deveria ser codificada no modo regular ou no modo de corrida. O modo de corrida é selecionado quando o contexto estima que sucessivas amostras são idênticas (para codificação sem perda) ou quase idênticas (para codificação quase sem perda), caso contrário, o modo regular é usado [17].

Modo Regular A modelagem de contexto é seguida por um procedimento de predição (descorrelação) e codificação de erro [17]. O preditor combina os valores reconstruídos das três amostras vizinhas nas posições a , b e c usando um preditor de detecção de borda ou preditor LOCO-I para prever a amostra na posição x [17]. O erro de predição é calculado como a diferença entre o valor real da amostra na posição x e seu valor predito. Os erros de predição são codificados usando um procedimento derivado da codificação de Golomb que associa códigos mais curtos para símbolos mais frequentes [17] [15].

Modo de Corrida Se os valores reconstruídos das amostras em a , b , c e d são idênticos (para codificação sem perda) ou se as diferenças entre elas estão dentro de um limite (para codificação quase sem perda), o procedimento de modelagem de contexto seleciona o modo de corrida e não executa a predição e codificação de erro [17]. No modo de corrida, uma sequência de amostras consecutivas com valores idênticos (ou valores dentro de um limite especificado) é codificada [17].

3.3 Sistemas de Compressão Baseados em Transformada

Os sistemas de compressão baseados em transformada levam em consideração o fato de que a descorrelação dos coeficientes de uma transformada pode ser codificada mais eficientemente do que (especialmente) os *pixels* da imagem original [15].

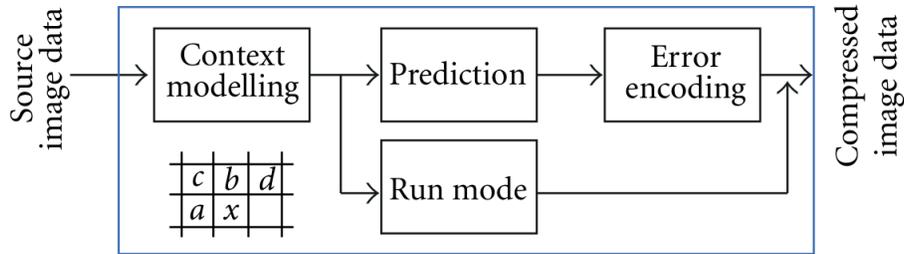


Figura 13. Um diagrama simplificado do codificador do JPEG-LS (extraído de [15])

A transformada tipicamente resulta em alguma compactação de energia, ou seja, a redistribuição de energia da imagem original em um conjunto menor de coeficientes. Muito embora a energia seja compactada em menos coeficientes, a energia total é conservada, resultando em um número significativo de coeficientes com valores zero ou próximos de zero [15].

Vários tipos de transformada, com diferentes eficiências, métodos de compactação e complexidade computacional, são úteis nos sistemas de compressão. As transformadas mais comuns para compressão de dados são: o DCT (*discrete cosine transform*) e o DWT (*discrete wavelet transform*) [15] [26] [13]. Por uma razão de didática, vamos inicialmente introduzir a transformada discreta de Fourier (DFT) que é base para o entendimento das duas técnicas supracitadas.

3.4 Transformada Discreta de Fourier

A transformada discreta de Fourier (DFT), transforma o sinal discreto no domínio do tempo em um sinal discreto no domínio da frequência [19]. Seja $f(t)$ um sinal contínuo que contém dados.

Considere N amostras denotadas por $f[0], f[1], \dots, f[k], \dots, f[N - 1]$.

A transformada de Fourier do sinal original, $f(t)$, é [8]:

$$F(j\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)e^{-j\omega t} dt \quad (1)$$

Podemos considerar cada amostra $f[k]$ como um impulso de área $f[k]$. Logo, uma vez que o integrando existe apenas nos pontos amostrados, temos:

$$F(j\omega) = \int_0^{(N-1)T} f(t)e^{-j\omega t} dt \quad (2)$$

$$F(j\omega) = f[0]e^{-j0} + f[1]e^{-j\omega T} + \dots + f[k]e^{-j\omega kT} + \dots + f(N-1)e^{-j\omega(N-1)T} \quad (3)$$

$$F(j\omega) = \sum_{k=0}^{N-1} f[k]e^{-j\omega kT} \quad (4)$$

Podemos avaliar a transformada para qualquer valor de ω , mas, uma vez iniciando o processo com N pontos, apenas esses mesmos pontos serão significativos para a saída [8].

A transformada Fourier contínua pode ser avaliada sobre um intervalo finito (normalmente usa-se o período fundamental T_0) ao invés de $(-\infty, +\infty)$ se a forma de onda é periódica. Da mesma forma, já que existe um número finito de pontos na entrada, a DFT trata o dado como se ele fosse periódico, ou seja, avaliar de $f(N)$ até $f(2N - 1)$ é o mesmo que avaliar de $f(0)$ até $f(N - 1)$ [8].

Para uma imagem de tamanho $N \times N$, a DFT bidimensional é dada por:

$$F(k, l) = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} f(i, j) e^{-i2\pi \left(\frac{ki}{N} + \frac{lj}{N} \right)} \quad (5)$$

em que $f(a, b)$ é a imagem no domínio espacial e o termo exponencial é a função-base correspondendo a cada ponto $F(k, l)$ no espaço de Fourier. A equação pode ser interpretada da seguinte forma: o valor de cada ponto $F(k, l)$ é obtido multiplicando a imagem espacial pela função-base correspondente e, por fim, somam-se os resultados [12].

As funções-base são ondas seno e cosseno com frequências crescentes, ou seja, $F(0, 0)$ representa a componente DC (corrente contínua) da imagem, que corresponde ao brilho médio e $F(N - 1, N - 1)$ representa a mais alta frequência [12].

De maneira similar, a imagem codificada por uma transformada de Fourier pode ser retransformada para o domínio do espaço. A transformada de Fourier inversa é dada por:

$$f(a, b) = \frac{1}{N^2} \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} F(k, l) e^{i2\pi \left(\frac{ka}{N} + \frac{lb}{N} \right)} \quad (6)$$

O termo de normalização $1/N^2$, na transformação inversa, também pode ser aplicado na transformação para frente, porém não em ambos os casos simultaneamente [8].

Para obter o resultado para ambas as equações da imagem, uma soma dupla deve ser calculada para cada ponto. Contudo, como a transformada de Fourier é separável, podemos escrever da seguinte forma:

$$F(k, l) = \frac{1}{N} \sum_{b=0}^{N-1} P(k, b) e^{-i2\pi \frac{lb}{N}} \quad (7)$$

em que

$$P(k, b) = \frac{1}{N} \sum_{a=0}^{N-1} f(a, b) e^{-i2\pi \frac{ka}{N}} \quad (8)$$

Com essas duas fórmulas, a imagem no domínio espacial é transformada em uma imagem intermediária através de N transformadas de Fourier unidimensionais. A imagem intermediária é então transformada na imagem final, novamente usando as transformadas unidimensionais. Expressando a transformada de Fourier bidimensional em termos de séries de $2N$ transformadas unidimensionais, diminui-se o número de operações computacionais requeridas, mas não o suficiente para interferir na complexidade padrão de $O(n^2)$ [12].

Uma diminuição da complexidade para $O(N \log_2 N)$ pode ser alcançada através da transformada rápida de Fourier (FFT). Há várias formas de FFT e a maioria delas restringe o tamanho da imagem de entrada que pode ser transformada, normalmente um múltiplo de 2 [12].

A transformada de Fourier produz saída complexa que pode ser mostrada em duas imagens, ambas com parte real e parte imaginária ou com magnitude e fase (se utilizadas coordenadas polares) [12]. Em processamento de imagem, normalmente apenas a magnitude da transformada de Fourier é mostrada, uma vez que contém a maior parte da informação de estrutura geométrica da imagem no domínio espacial [12]. Porém, se quisermos recuperar a imagem de maneira correta no domínio espacial, após processamento no domínio das frequências, devemos preservar tanto a magnitude quanto a fase [12].

Uma vez introduzida a transformada de Fourier, iremos discutir duas outras transformadas a DCT e a DWT, note que a maneira como ambas trabalham com a imagem será muito semelhante à metodologia da DFT.

Sistema de Compressão Baseados em DCT A transformada discreta do cosseno expressa uma sequência finita de pontos em termos da soma de funções cosseno, oscilando em diferentes frequências .

O uso do cosseno ao invés do seno é crítico para a compressão, uma vez que um número menor de funções cosseno são necessárias para aproximar um sinal.

A DCT é uma transformada relacionada à transformada de Fourier, sendo similar à DFT, mas no domínio dos números reais.

O JPEG *baseline* é um sistema de compressão baseado em DCT, ele é o padrão para tratar imagens fixas que permitam codificação com perda e sem perda [15].

Existem vários modos definidos para o JPEG, pode-se citar além do *baseline* (codificação sequencial), o progressivo e o hierárquico. Contudo, o modo *baseline*, que, como visto, suporta apenas compressão com perda usando o DCT é o mais popular [15]. O fluxo do processo para compressão do sistema JPEG *baseline* é mostrado na Figura 14 . O codificador começa com um bloco 8×8 baseado no DCT, passa por quantização, ordenação zigzag e codificação de entropia com tabelas de Huffman. Quando ajustes de qualidade não são aplicados à imagem, blocos de artefatos são induzidos pelo processo de codificação e sérias degradações na qualidade da imagem se tornam evidentes [15].

Novamente recordamos sobre o código DCT, implementado em Octave, que se encontra na *wiki* da disciplina.

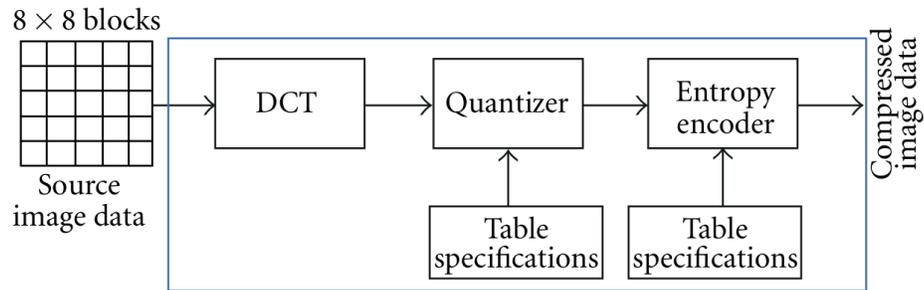


Figura 14. Um diagrama simplificado do codificador do JPEG *baseline* (extraído de [15])

Sistema de Compressão Baseados em DWT A transformada *wavelet* decompõe a imagem original em uma soma de funções espaciais e frequências localizadas, de forma similar à decomposição sub-banda [15]. A mais importante informação visual tende a se concentrar em um número reduzido de componentes (coeficientes), portanto, os coeficientes remanescentes podem ser quantizados grosseiramente ou truncados para zero com pequena distorção na imagem [15]. Sistemas de compressão baseados em *wavelets* impedem a ocorrência de blocos de artefatos comuns nos sistemas baseados em DCT [15]. Esta é uma das razões pela qual esquemas de compressão baseados em *wavelet* tendem a produzir imagens de qualidade superior [15] [17].

O CCSDS-IDC é uma nova recomendação para compressão de imagens adequado às aplicações espaciais, que foi estabelecido em 2005 [15] [17] [26]. A técnica de compressão descrita nessa recomendação pode ser usada para produzir imagens comprimidas com perda ou sem perda [15].

O compressor CCSDS-IDC consiste de duas partes funcionais: o módulo da transformada discreta de *wavelet* (DWT), que realiza a decomposição da imagem e um codificador *bit-plane*, que codifica o dado transformado como mostrado na Figura 15 [15]. Essa arquitetura é similar ao da estrutura do JPEG2000, diferindo dele em alguns aspectos, a saber: (a) visa especificamente instrumentos *high-rate* usados a bordo em missões espaciais, (b) um *tradeoff* foi realizado entre performance de compressão e complexidade, (c) a menor complexidade suporta implementação de *hardware* de baixo consumo energético, (d) tem um conjunto limitado de opções. De acordo com Lilian et al 2012 [15] e Yeh et al 2005 [25], o CCSDS-IDC pode alcançar performance similar a do JPEG2000.

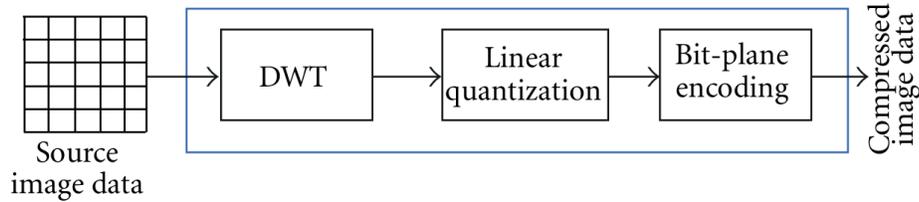


Figura 15. Um diagrama geral do codificador do CCSDS-IDC (extraído de [15])

JPEG-XR JPEG-XR é o mais novo padrão de compressão de imagens do comitê JPEG [15], [18]. As principais operações de JPEG-XR, como transformada, quantização escalar e codificação, são mostradas na Figura 16. A transformada LBT (*Lapped Biorthogonal Transform*) mapeia os *pixels* do domínio espacial para o domínio da frequência. Um parâmetro de quantização modifica cada coeficiente da transformada. Por fim, os coeficientes são codificados [17].

JPEG-XR usa uma técnica de quantização dos coeficientes que é controlada pelos parâmetros de quantização (QPs) [17]. Os coeficientes são organizados e convertidos em um vetor unidimensional antes de serem codificados. Para isto, é usada uma técnica de codificação de comprimento variável (VLC) através de uma tabela; baseada em estatísticas locais, uma tabela VLC é selecionada de um pequeno conjunto de tabelas pré-definidas [17].

A imagem é dividida em macroblocos com 256 coeficientes: um DC (corrente contínua), 15 filtros passa-baixa, e 240 filtros passa-alta. Os dados da imagem são representados no domínio da frequência, e os coeficientes associados com cada macrobloco são divididos em três bandas de frequência: coeficientes DC, coeficientes passa-baixa e coeficientes passa-alta [17]. Esta divisão hierárquica suporta descompressão em três resoluções diferentes contendo apenas coeficientes DC, sem coeficiente passa-alta e todos os coeficientes passa-baixa [17]. O resultado é uma imagem comprimida menor que as alcançadas pelos demais sistemas de compressão da família JPEG, o que, no contexto, de observação da Terra é importante, dado os requisitos de compressão embarcada que serão vistos na próxima seção.

4 Compressão Embarcada

Imagens adquiradas por dispositivos embarcados em naves espaciais (satélites de observação da Terra, por exemplo) demandam um alto volume de informação. É necessário armazenar esses dados embarcados e transmiti-los para a estação terrestre.

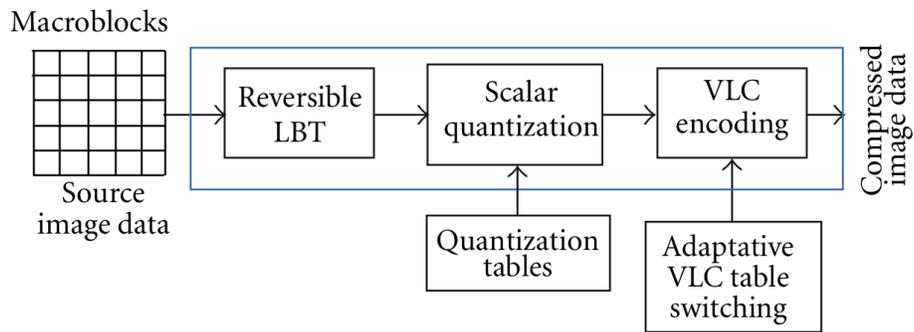


Figura 16. Um diagrama de blocos do codificador do JPEG-XR (extraído de [15])

Devido às limitações inerentes (em termos de capacidade de armazenamento e consumo de energia elétrica) relacionados ao equipamento a bordo e seu custo, é essencial reduzir ao mínimo a necessidade de armazenamento e a taxa de transmissão necessárias para cumprir a missão [11].

Compressão de imagem embarcada tem se mostrado cada vez mais uma solução vantajosa por duas razões principais:

1) As melhorias de desempenho dos algoritmos de compressão, em função de diversas pesquisas nas áreas das telecomunicações e ciência da computação [11].

2) A disponibilidade, nos últimos anos, de circuitos altamente integrados (tecnologia ASIC) que tornou possível a implementação, em sistemas de altas taxas de *pixel*, esquemas de compressão sofisticados que trabalham em tempo real [11].

4.1 Requisitos para Compressão Embarcada

Ao se projetar um algoritmo para uso a bordo deve-se levar em conta um número de limitações ditas pela estrutura do sistema de processamento embarcado. A Figura 17 mostra o modelo operacional de um sensor a bordo em um avião.

Tal sistema de processamento embarcado é tipicamente limitado por questões computacionais e elétricas das quais incluem-se: o consumo de energia elétrica, a capacidade de armazenamento e questões quanto à proteção contra radiação [13]. Portanto, baixa complexidade de codificação é altamente desejável. Além disso, o planejamento

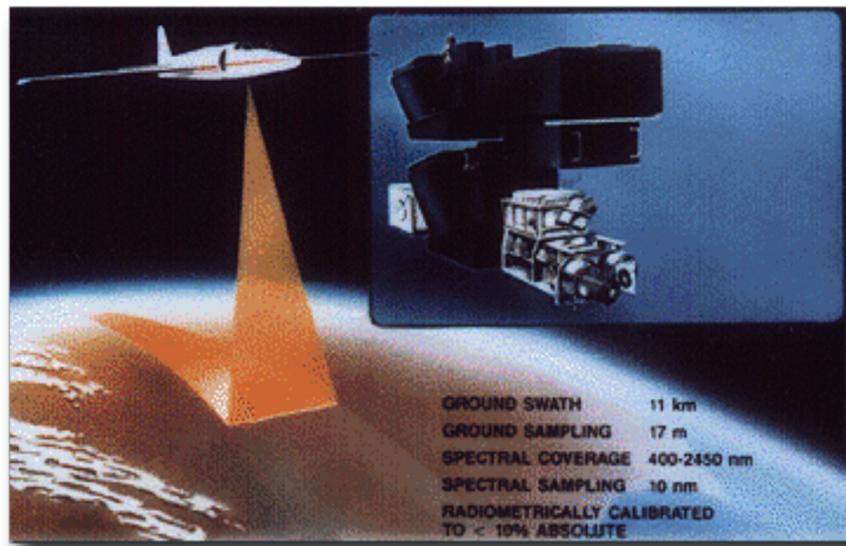


Figura 17. Modelo operacional AVARIS (NASA/JPL-Caltech) (extraído de [13])

do codificador deve ser tal que o algoritmo seja de fácil implementação no *hardware* disponível [13].

O *hardware* típico para processamento a bordo se desenvolveu bastante através dos anos. Usualmente a escolha preferida é um “Arranjo de Portas Programável em Campo”(Field Programmable Gate Array - FPGA), que requer uma descrição do algoritmo em uma linguagem de descrição de *hardware*, tal como VHDL. Assim, o algoritmo não deve empregar operações que são difíceis de serem mapeadas por uma descrição VHDL [13].

Outro requisito é a habilidade de lidar de maneira apropriada com dados brutos. Isso significa que um algoritmo de compressão embarcado terá como entrada os números digitais originais gerados pelo sensor, anterior a qualquer processamento, além do armazenamento. Logo, todas as imperfeições dos sensores, tais como ruído, listras (*stripes*), registros errados, etc., que são comumente corrigidos no segmento em solo, estarão presentes na imagem [13]. Isso implica que tais imperfeições levarão à perda de eficiência na compressão e essa perda pode se tornar bastante grande ao menos que os algoritmos sejam robustos. A recomendação CCSDS-123 define modos de predição que são robustos com relação à ruído de listras (*striping*) [13].

Além disso, é conhecido que a transmissão de imagens de uma plataforma remota para a estação terrestre pode sofrer erros ou perdas de pacote. Esse fenômeno é bastante presente em missões no espaço profundo, devido às longas distâncias de trans-

missão, e menos comum na observação da Terra por satélites [13]. Mesmo assim, uma vez que a perda de um único pacote pode tornar o arquivo da imagem comprimido completamente indecodificável, outro requisito recai no fornecimento de algum tipo de resiliência a erros, ou seja, o processo de decodificação não pode ser avariado completamente, nem prejudicar os dados excessivamente, caso haja ocorrência de erros eventuais ou perdas de pacotes [13].

Embora haja uma grande quantidade de sofisticadas técnicas disponíveis em termos de resiliência a erros, em compressão de imagens para a observação da Terra, a abordagem mais típica é resetar o algoritmo de compressão de tempos em tempos, de forma a criar um conjunto de unidades de imagem independentemente decodificáveis, com isso limitando o escopo de qualquer perda de informação devido a erros de comunicação [13].

O fluxo de dados em um processo de compressão e armazenamento de uma imagem, no contexto de missão espacial, pode ser ilustrado pelo esquema da Figura 18 .

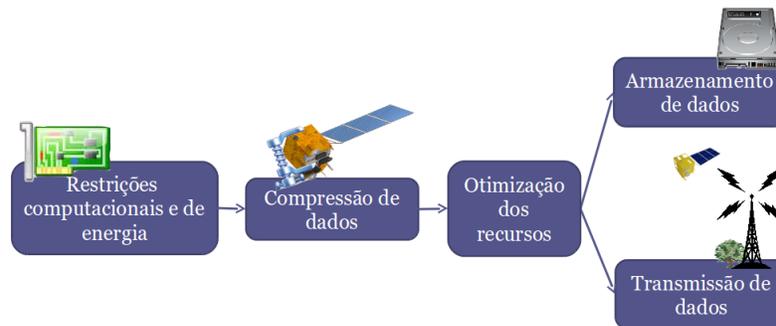


Figura 18. Fluxo de aquisição/armazenamento/transmissão de imagens de satélites. Extraído de [2].

Os sistemas de compressão mais comuns em plataforma orbital são, como vistos na seção anterior, o JPEG-baseline, baseado no DCT e o CCSDS-IDC, baseado no DWT.

5 Compressão em Solo

A compressão em solo tem como principal característica prática, o fato de que as restrições de computação são menos exigentes [14].

Deve-se notar que os requisitos mencionados na seção anterior se aplicam majoritariamente à compressão embarcada, enquanto que outra típica aplicação de algoritmos de compressão é no segmento em solo. Nesse caso, contudo, os requisitos são bastante diferentes, uma vez que já não há limitação significativa de poder computacional e memória para realizar a compressão e o objetivo é também diferente, o de distribuir as imagens ao usuário final [13]. Já que nesse caso a maior parte das comunicações se dá através do protocolo TCP/IP, que realiza retransmissões até que o arquivo de imagem comprimida seja recebido sem erros, a propriedade de resiliência a erros é menos importante [13]. Por outro lado, alguns problemas específicos podem surgir como consequência do modo pelo qual as imagens são acessadas pelos usuários finais. Em particular, esses usuários normalmente se conectam aos mecanismos de busca por navegadores *web* (*web-browsers*) ou algum outro *software* específico, que os permitem buscar por imagens e seus metadados para facilitar a escolha de imagens de interesse [13].

Dada a grande quantidade em *bits* dessas imagens, esse processo de busca remoto só é possível se um algoritmo de compressão é empregado, evitando o envio do arquivo comprimido completo, uma vez que apresenta um tamanho enorme, mas enviando subunidades desse arquivo, que podem ser empregados no decodificador para reconstruir regiões específicas de interesse que o usuário venha a selecionar arrastando, por exemplo, um *mouse* sobre uma imagem pré-visualizada [13]. Além disso, de maneira a aumentar a velocidade do processo de seleção da imagem [13], é importante que o algoritmo de compressão ofereça escalabilidade, ou seja, permita enviar primeiro uma versão de baixa qualidade da sub-imagem de interesse, e então uma ou mais camadas com qualidade melhorada, de maneira que atrasos possam ser evitados, se o usuário rejeita antecipadamente uma sub-imagem anteriormente escolhida e mova o cursor para outra sub-imagem.

A Figura 19 ilustra todo o processo desde a captação das informações da superfície terrestre, pelo satélite, até sua recepção no segmento em solo e posterior processamento da imagem recebida visando a entrega ao usuário final.

Devido a essa necessidade de que padrões de compressão possibilitem multiresoluções quando no contexto de segmento em solo, o sistema mais usado tem sido o JPEG2000 que além de prover imagem como qualidade muito boa, por ser baseado em *wavelet* permite a escalabilidade enviando *bit-planes* de pré-visualização, o que provê economia de banda de *download* e, por consequência, alcança maior rapidez de navegação para o usuário final.

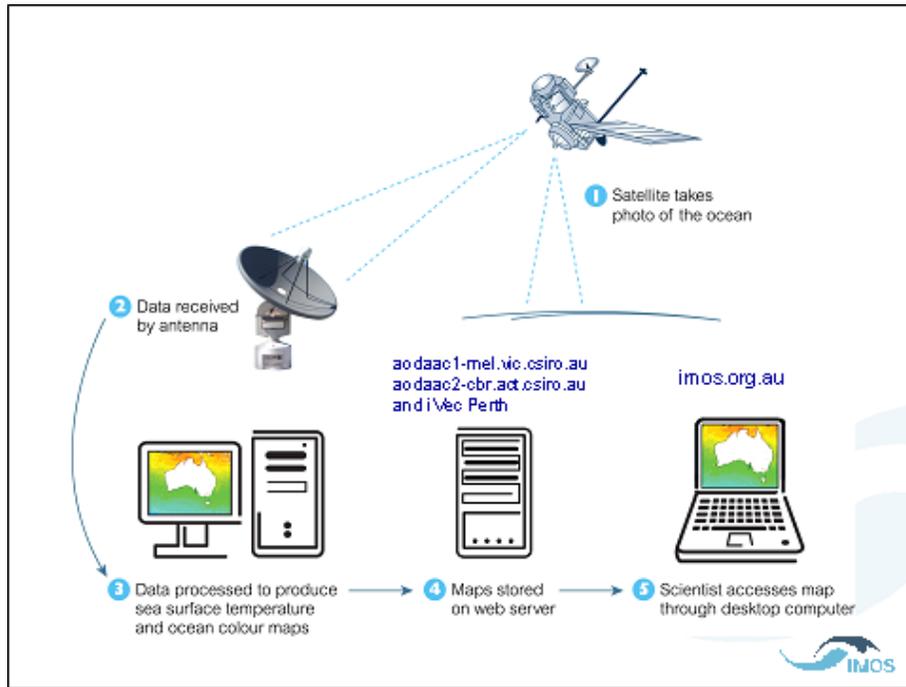


Figura 19. Cenário geral do processo de distribuição de imagens de satélites. A estação terrestre recebe as imagens coletas pelo satélite e disponibiliza esses dados para o usuário final através de um banco de imagens que pode ser acessado, por exemplo, via navegador *web*. Extraído de [9].

Uma vez discutido os aspectos qualitativos da compressão de imagens, o adendo a seguir faz um breve estudo sobre as métricas objetivas mais utilizadas na literatura recente visando uma análise qualitativa dos métodos o que permite uma comparação de *performance* mais criteriosa.

6 Adendo - Métricas qualitativas para comparação de técnicas

6.1 Taxa de Compressão

É definida como o número de *bits* da imagem original dividido pelo número de *bits* usados para representar a imagem comprimida [15].

Em uma compressão de imagens com perda, uma medida comum para a representação da distorção é dada pelo erro mínimo quadrático (MSE), definido por [15]:

$$MSE = \frac{1}{w \cdot h} \sum_i \sum_j (x_{i,j} - \hat{x}_{i,j})^2 \quad (9)$$

em que $x_{i,j}$ e $\hat{x}_{i,j}$ são o valor do *pixel* original e reconstruído, respectivamente, na i -ésima linha e j -ésima coluna. w e h denotam a largura e a altura da imagem, respectivamente. Mais comumente, a qualidade da imagem é avaliada em termos da relação sinal-ruído de pico (PSNR), medida em decibéis (dB) e definida por [15]:

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{(2^B - 1)^2}{(MSE + 1/12)} \quad (10)$$

em que B é a faixa dinâmica (em *bits*) da imagem original. O termo $1/12$ elimina o valor infinito para o PSNR quando o MSE se aproxima de 0 e representa o MSE associado com a quantização do dado original análogo [15]. Em geral, um valor de PSNR entre 30 e 50 dB são considerados bons para uma profundidade de bit (qualidade estimada de um sinal quantizado) de 8 bits, sendo que quanto maior esse valor, melhor [24]. Para dados com 16 bits os valores de PSNR costumam variar entre 60 e 80 dB [24].

Uma vez que sinais de imagem são altamente estruturados, as dependências de *pixels* carregam informação estrutural importante sobre o conteúdo da imagem [15]. Embora o PSNR seja uma medida útil e prática, a informação estrutural pode não ser bem mensurada por ele. Nesse contexto, em [15] e [23] é usada outra métrica de qualidade conhecida por Índice de Similaridade Estrutural (SSIM), definido por:

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (11)$$

em que μ_x e μ_y são as médias amostrais locais das janelas x e y de tamanho $N \times N$, σ_x e σ_y são os desvios padrões amostrais locais de x e y , e σ_{xy} é covariância entre x e y [15]. As constantes C_1 e C_2 são incluídas para evitar instabilidade quando os valores no denominador da equação são muito próximos de zero [15]. O índice SSIM resultante é um valor decimal entre -1 e 1 , tal que o valor 1 só é alcançado quando se analisa dois conjuntos de dados idênticos.

O índice SSIM é computado localmente numa janela deslizante (*sliding window*) (por exemplo janelas 8×8) que se move *pixel* por *pixel* através da imagem, resultando em um mapa SSIM [15]. Essa medida leva em conta a luminância (densidade da intensidade de luz refletida em uma dada direção), contraste e informação estrutural da imagem. Também é possível usar o índice SSIM médio para avaliar a qualidade geral da imagem [15]:

$$MSSIM(X, Y) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M SSIM(x_j, y_j) \quad (12)$$

em que X e Y são a imagem referência e distorcida, respectivamente. x_j e y_j são os conteúdos da j -ésima janela local e M é o número de janelas locais da imagem [15].

De acordo com o Yu et al 2009 que redigiram um *survey* sobre técnicas de compressão de imagens de satélites, essas são as métricas mais comuns utilizadas no contexto de imagens espaciais, isso é corroborado por artigos mais recentes, dentre os quais pode-se citar Lilian et al 2012 [15] e Matsuoka et al 2013 [20].

7 Considerações Finais

Neste trabalho buscou-se situar a questão da compressão de imagens no contexto de observação da Terra para uma plataforma orbital, tal como um satélite.

Ficou evidente que a maior atenção tem sido dada às técnicas de compressão a bordo, uma vez que quanto mais informação for possível ser enviada desde a plataforma orbital até à estação terrestre, mais dados novos poderão ser apreciados pelo usuário final.

Uma vasta gama de requisitos para compressão embarcada foram discutidos, o que acreditamos tenha deixado claro as potenciais limitações que podem comprometer uma missão espacial.

Uma vez no contexto da plataforma orbital, exploramos as tecnologias de *hardware* e os modelos de *software*, levantando suas propriedades técnicas tal como o algoritmo utilizado para realizar a compressão e o que se pode esperar da imagem final quando uma determinada técnica é aplicada.

No segmento em solo, o objetivo principal é preparar a imagem para a apreciação pelo usuário final, como a capacidade computacional e de energia é ilimitada se comparada com contexto embarcado, as melhores técnicas de compressão tendem a ser aplicadas, além do tratamento da imagem contra eventuais artefatos originários de problemas no sensor embarcado, relacionados com a movimentação do satélite ou com a perda de pacotes durante a transmissão das imagens para a estação terrestre.

Por fim, mencionamos algumas métricas para a avaliação objetiva das técnicas de compressão, o que acreditamos tenha dado um maior *insight* matemático sobre como a comunidade científica trabalha com os *tradeoffs* que as técnicas apresentam em situações específicas.

Esperamos que o texto venha a contribuir como estudo inicial sobre compressão de imagens para aquele(a) que vier a lê-lo.

Referências

1. Consultative committee for space data systems. <http://public.ccsds.org/default.aspx>. Acessado: 21-09-2015.
2. Figura aquisição/armazenamento/transmissão de imagens. http://wiki.dpi.inpe.br/lib/exe/fetch.php?media=compr_imagens.ppt. Acessado: 21-09-2015.
3. Figura bitplane. <https://bitplaneslicing.wordpress.com/2012/02/23/bit-plane-slicing/>. Acessado: 21-09-2015.
4. Imagem lena binária. <http://cse3521.artifice.cc/image-convolutions-transformations.html>. Acessado: 21-09-2015.
5. Imagem lena em escala de cinza. <http://www.cosy.sbg.ac.at/~pmeerw/Watermarking/lena.html>. Acessado: 21-09-2015.
6. Imagem lena em tom contínuo. <http://www.press.uchicago.edu/infoServices/artdigest.html>. Acessado: 21-09-2015.
7. Imagem *cartoon-like*. <http://www.vector-eps.com/classic-cartoon-characters/>. Acessado: 21-09-2015.
8. Lecture 7 - the discrete fourier transform. <http://www.robots.ox.ac.uk/~sjrob/Teaching/SP/17.pdf>. Acessado: 21-09-2015.
9. Processo de distribuição de imagens de satélites. <http://imos.org.au/srs.html>. Acessado: 21-09-2015.
10. Representação matricial de uma imagem digital. <http://blog.kleinproject.org/?p=588>. Acessado: 21-09-2015.
11. *On-board optical image compression for future high-resolution remote sensing systems*, volume 4115, 2000.
12. Dana Harry Ballard and Christopher M. Brown. *Computer Vision*. Prentice Hall Professional Technical Reference, 1st edition, 1982.
13. I. Blanes, E. Magli, and J. Serra-Sagrista. A tutorial on image compression for optical space imaging systems. *Geoscience and Remote Sensing Magazine, IEEE*, 2(3):8–26, Sept 2014.
14. Emmanuel Christophe, Carole Thiebaut, and Christophe Latry. Compression specification for efficient use of high resolution satellite data.
15. Lilian N. de Faria, Leila Maria Garcia Fonseca, and Max H. M. Costa. Performance evaluation of data compression systems applied to satellite imagery. *J. Electrical and Computer Engineering*, 2012:471857:1–471857:15, 2012.
16. Lilian Nogueira de Faria and Leila Maria Garcia Fonseca. Slides compressão de imagens. http://wiki.dpi.inpe.br/lib/exe/fetch.php?media=workshopvants:workshopvants:slidecompressao_workshopvant_jun2012.pdf. Acessado: 21-09-2015.
17. Lilian Nogueira de Faria, Leila Maria Garcia Fonseca, and Max Henrique Machado Costa. Métodos para compressão de imagens em satélites de sensoriamento remoto. In: *SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 16. (SBSR)*, 2013.

18. F. Dufaux, G.J. Sullivan, and T. Ebrahimi. The jpeg xr image coding standard [standards in a nutshell]. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 26(6):195–199, 204–204, November 2009.
19. Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods. *Digital Image Processing (3rd Edition)*. Prentice-Hall, Inc., Upper Saddle River, NJ, USA, 2006.
20. Ryuji Matsuoka, Mitsuo Sone, Kiyonari Fukue, Kohei Cho, and Haruhisa Shimoda. *Quantitative analysis of image quality of lossy compression images*, 2013.
21. David Salomon. *Data Compression: The Complete Reference*. 2007. With contributions by Giovanni Motta and David Bryant.
22. C. E. Shannon. A mathematical theory of communication. *SIGMOBILE Mob. Comput. Commun. Rev.*, 5(1):3–55, January 2001.
23. Zhou Wang and Alan C. Bovik. Mean squared error: Love it or leave it?, 2009.
24. S.T. Welstead. *Fractal and Wavelet Image Compression Techniques*. Tutorial Text Series. SPIE Optical Engineering Press, 1999.
25. Pen-Shu Yeh, P. Armbruster, A. Kiely, B. Masschelein, G. Moury, C. Schaefer, and C. Thiebaud. The new ccsds image compression recommendation. In *Aerospace Conference, 2005 IEEE*, pages 4138–4145, March 2005.
26. Guoxia Yu, Tanya Vladimirova, and Martin N Sweeting. Image compression systems on board satellites. *Acta Astronautica*, 64(9):988–1005, 2009.