



Universidade de Brasília - UnB
Faculdade UnB Gama - FGA
Engenharia Eletrônica

Codificação de Imagens em Baixo Consumo Para Comunicações em Minas Subterrâneas

Autor: André Mateus R. Dantas
Orientador: Prof. Dr. Diogo Caetano Garcia

Brasília, DF
2015



André Mateus R. Dantas

Codificação de Imagens em Baixo Consumo Para Comunicações em Minas Subterrâneas

Monografia submetida ao curso de graduação
em Engenharia Eletrônica da Universidade
de Brasília, como requisito parcial para ob-
tenção do Título de Bacharel em Engenharia
Eletrônica.

Universidade de Brasília - UnB

Faculdade UnB Gama - FGA

Orientador: Prof. Dr. Diogo Caetano Garcia

Coorientador: Prof. Dr. Leonardo Aguayo

Brasília, DF

2015

André Mateus R. Dantas

Codificação de Imagens em Baixo Consumo Para Comunicações em Minas Subterrâneas/ André Mateus R. Dantas. – Brasília, DF, 2015-
45 p. : il. (algumas color.) ; 30 cm.

Orientador: Prof. Dr. Diogo Caetano Garcia

Trabalho de Conclusão de Curso – Universidade de Brasília - UnB
Faculdade UnB Gama - FGA , 2015.

1. CODIFICAÇÃO. 2. COMUNICAÇÃO. I. Prof. Dr. Diogo Caetano Garcia.
II. Universidade de Brasília. III. Faculdade UnB Gama. IV. Codificação de
Imagens em Baixo Consumo Para Comunicações em Minas Subterrâneas

CDU 02:141:005.6

André Mateus R. Dantas

Codificação de Imagens em Baixo Consumo Para Comunicações em Minas Subterrâneas

Monografia submetida ao curso de graduação em Engenharia Eletrônica da Universidade de Brasília, como requisito parcial para obtenção do Título de Bacharel em Engenharia Eletrônica.

Trabalho aprovado. Brasília, DF, 26 de julho de 2015:

Prof. Dr. Diogo Caetano Garcia
Orientador

**Prof. Dr. Cristiano Jacques Miosso
Rodrigues Mendes**
Convidado 1

Prof. Dr. Tiago Alves da Fonseca
Convidado 2

Brasília, DF
2015

Resumo

A mineração subterrânea é uma das atividades mais extremas da indústria moderna, sendo realizada em ambientes relativamente perigosos. Alguns dos principais riscos estão relacionados a acidentes dentro da mina, como desabamentos, incêndios, explosões e inundações, que podem inviabilizar comunicações com fio. Para trabalhadores sujeitos a estas circunstâncias, a comunicação sem fio pode oferecer as melhores chances de sobrevivência. O presente trabalho propõe a implementação de um sistema de comunicação de imagens em baixa largura de banda e baixo consumo, permitindo o envio de informações vitais por operários presos em minas para equipes de resgate. O sistema proposto é baseado na codificação interpolativa de imagens, aonde a resolução da imagem de entrada é reduzida antes da codificação, e recuperada após a decodificação.

Palavras-chave: Codificação de Imagens. Comunicação para Minas Subterrâneas. DCT. H.264. JPEG

Abstract

Underground mining is one of the most extreme occupations from several perspectives. First of all, mining operations are carried out in very hazardous environments. Some of the main risks relate to accidents in the mine, such as roof falls , fires, explosions, floods, among others, these factors may hinder wired communication. For workers under these circumstances, wireless communications may offer the best chances of survival. This paper proposes the implementation of a low-power, low-bandwidth image communication system for underground mines, allowing the transmission of vital information by workers trapped in mines to rescue teams. The proposed system is based on interpolative image coding, where the input image's resolution is reduced before encoding, and recovered after decoding.

Key-words: Image Coding. Underground Mine Communications. DCT. H.264. JPEG

Lista de ilustrações

Figura 1 – Cenas: (a) natural; (b) sintética.	18
Figura 2 – Amostragem espacial e temporal de uma sequência de vídeo.	18
Figura 3 – Componentes no espaço RGB: (a) imagem original; (b) vermelho; (c) verde; (d) azul.	20
Figura 4 – (a) decimação $I_D(u, v)$ de uma imagem $I^D(u, v)$ de tamanho 8x8 por um fator 4; (b) operação geral de decimação: a imagem $I(u, v)$ é convoluída com o filtro $H_D(z1, z2)$, gerando uma versão passabaixas I_{PB1}^D , e depois decimada por um fator M, gerando uma versão $I(u, v)$ de menor resolução (1).	22
Figura 5 – (a) interpolação $I^I(u, v)$ de uma imagem $I(u, v)$ de tamanho 2x2 por um fator 4; (b) operação geral de interpolação: a imagem $I(u, v)$ é interpolada por um fator M e depois convoluída com o H_I , gerando uma versão em maior resolução de $I(u, v)$ (1).	23
Figura 6 – Bloco 10x10 <i>pixels</i> da imagem de teste Lena, equivalente a matriz 2.12 .	24
Figura 7 – Escala arbitrária redimensionando com uma ou ambas as transformadas locais. Nota-se que a dimensão é dada em blocos (por exemplo, o tamanho da primeira imagem é de I blocos por I blocos, onde cada bloco é de tamanho 8x8, o tamanho da segunda imagem ainda é I blocos por I blocos, mas o tamanho de cada bloco é NxN, etc (2). .	26
Figura 8 – Etapas de codificação baseada em DCT (3).	28
Figura 9 – Etapas de decodificação baseada em DCT (3).	28
Figura 10 – Preparação dos coeficientes da DCT para o codificador de entropia (3). .	29
Figura 11 – Estrutura típica de um codificador H.264 (4).	30
Figura 12 – Estrutura típica de um decodificador H.264 (4).	30
Figura 13 – (esquerda) uma cena estática de uma sequência de vídeo é capturada com baixa luminosidade; (direita) após equalização de histograma a placa do automóvel continua ilegível devido ao ruído natural da imagem (??).	33
Figura 14 – Legibilidade da placa como resultado da média do conjunto cada vez maior de quadros (??).	34
Figura 15 – (esquerda) a região de interesse é capturada em uma cena dinâmica; (direita) a SR estima a cena subjacente a partir de 50 imagens. A reconstrução possui o triplo da resolução em relação à imagem original (??).	34

Figura 16 – Super-resolução baseada em exemplos: a imagem interpolada I_0^B recebe informações de alta frequência a partir de uma imagem em alta resolução I_j separada em versões com componentes de baixa e alta frequência, I_j^B e I_j^A (1).	35
Figura 17 – Diagrama de blocos proposto para solução.	37
Figura 18 – <i>Kit</i> de desenvolvimento TMS320C5515 eZdsp(<i>Texas Instrument</i>). . . .	39

Lista de abreviaturas e siglas

CCIR	<i>International Consultative Committee on Broadcasting</i>
DCT	<i>Discrete cosine transform</i>
DTTs	<i>Discrete trigonometric transforms</i>
FDCT	<i>Forward discrete cosine transform</i>
IDCT	<i>Inverse discrete cosine transform</i>
ITU	<i>International Telecommunications Union</i>
ISO	<i>International Standards Organisation</i>
MPEG	<i>Moving Picture Experts Group</i>
PSNR	<i>Peak Signal to Noise Ratio</i>
MSE	<i>Medium Square Error</i>
ELF	<i>Extremely Low Frequency</i>
TTE	<i>Through-the-earth</i>
MAC	<i>Multiply and Accumutate</i>
JPEG	<i>Joint Photographic Experts Group</i>
AVC	<i>Advanced Video Coding</i>
SR	Super-resolução

Sumário

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	Contextualização e Justificativa	15
1.2	Objetivos	16
1.2.1	Objetivos Gerais	16
1.2.2	Objetivos Específicos	16
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	17
2.1	Imagens Digitais	17
2.1.1	Imagens Monocromáticas	17
2.1.2	Representação de Cenas Naturais e Sintéticas	18
2.1.3	Conceito de Resolução	19
2.1.4	Espaço de Cores	19
2.1.4.1	O sistema de cores RGB	19
2.1.4.2	O sistema de cores YCrCb	20
2.2	Mudança de resolução de imagens	21
2.2.1	Decimação	21
2.2.2	Interpolação	22
2.2.3	Transformadas Discretas de Cosseno	22
2.3	Compressão e Codificação de Imagens e Vídeos Digitais	25
2.3.1	Compressão Sem Perdas	25
2.3.1.1	Entropia	26
2.3.2	Compressão com perdas	27
2.3.3	Padrão JPEG	27
2.3.4	Sistema H.264/AVC	29
2.4	Métricas de Qualidade	31
3	ALGORITMO PROPOSTO	33
3.0.1	Super-resolução por exemplos	34
4	MATERIAIS E MÉTODOS	37
5	CONSIDERAÇÕES PRELIMINARES	41
5.1	Cronograma	41
	Referências	43

1 Introdução

1.1 Contextualização e Justificativa

A mineração consiste na extração, elaboração e beneficiamento de minerais que se encontram em estado natural sólido, líquido ou gasoso. Esta atividade está constantemente no dia a dia das pessoas, desde artigos em vidro (areia) e cerâmica (argila) até a fabricação de remédios, eletrônicos, etc. Segundo [5], a indústria de mineração tem um papel vital na economia global. Em 2015, a capitalização de mercado estimada de empresas mineradoras globais é de cerca de 962 bilhões dólares americanos. Uma grande parte destas operações são subterrâneas e envolve equipamentos e processos especializados. Os sistemas de comunicação desempenham um papel cada vez mais importante para garantir a segurança dos operários e otimizar o processo de mineração. O tamanho estimado do mercado de equipamentos de mineração subterrânea por si só foi calculado em cerca de 45 milhões dólares em 2015, e uma parte pequena mas importante deste montante é atribuída a sistemas de comunicação [6].

De acordo com [7], os sistemas de comunicação atuais usados em minas subterrâneas empregam sistemas com fio. No entanto, estes sistemas de comunicação a cabo podem parar de operar como resultado dos incêndios, desabamentos ou explosões, ocorrentes em um desastre. Os sistemas de comunicação sem fio tem melhor probabilidade de sobreviver a explosões, desabamentos e inundações. Isso se dá pelo fato de ter pouca ou nenhuma dependência de um condutor sólido que deve permanecer intacto. Entretanto, os desafios técnicos tornam difícil estabelecer um sistema de comunicação prático sem fio em minas subterrâneas.

A ideia de usar a terra como um meio comum para a comunicação volta a Nicola Tesla, já em 1899, através do uso de ondas com frequências extremamente baixas (*extremely low frequency*) [8]. Ainda segundo [7], a maioria dos sistemas de comunicação sem fio utilizam topologias de comunicação em radiofrequência que exigem um caminho não obstruído ou ao ar livre para a propagação do sinal, o que limita a comunicação para as entradas de minas adjacentes ou em torno dos pilares dos túneis. Durante emergências, o desabamento do telhado também pode bloquear ou limitar severamente a propagação de sinal de rádio convencional. No caso em que rochas (entre outros materiais de condutividade elétrica não desprezível) se tornam o meio de propagação, a alta atenuação de ondas eletromagnéticas em altas frequências não permite o uso desses sistemas supracitados [9].

Utilizar sinais similares aos utilizados para transmissões em ar livre é inviável, pois esses sinais são incapazes de penetrar nas rochas (e demais materiais). No entanto, a atenuação de sinais eletromagnéticos em comunicações através da terra (*Through-the-earth*) diminui com a frequência, e em frequências muito baixas (abaixo de 30kHz) é possível realizar uma comunicação entre o subterrâneo e a superfície diretamente [10].

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivos Gerais

Dentro deste contexto, o presente trabalho propõe a implementação de um sistema de comunicação de imagens em baixo consumo, mesmo com uma largura de banda de transmissão muito baixa, permitindo o envio de informações vitais por operários presos na mina para equipes de resgate. Para o cumprimento do objetivo geral, foram traçados alguns objetivos específicos citados abaixo.

1.2.2 Objetivos Específicos

- Estudo dos tipos de comunicação existentes atualmente nas minas subterrâneas a fim de identificar qual é o que mais se adapta às circunstâncias exigidas (junho/2015);
- Estudar técnicas rápidas de *downsampling* para codificar a imagem em resolução mais baixa (julho/2015);
- Desenvolvimento do algoritmo para estas mesmas técnicas;
- Prototipagem de hardware e de software(agosto/2015);
- Testes *hardware* e *software* visando a qualidade das imagens no receptor (setembro/2015);
- Redação do texto final para o trabalho de conclusão de curso(outubro/2015).

2 Fundamentação Teórica

2.1 Imagens Digitais

Segundo [11], uma imagem pode ser representada como uma função de duas variáveis reais, por exemplo, $a(x,y)$ com a sendo a amplitude (ex.: brilho) da imagem nas coordenadas reais de posição (x,y) . As amplitudes da imagem serão sempre dadas por um conjunto de números reais ou inteiros, sendo este último o resultado de um processo de quantização, que converte uma faixa de números reais, por exemplo de 0,0 a 100,0%, em um número discreto de níveis.

De acordo com o mesmo autor, imagens digitais $a(m,n)$, descritas em um espaço discreto, são obtidas a partir de imagens analógicas $a(x,y)$, por sua vez descritas em um espaço contínuo, através do processo de amostragem. A equação 2.1 ilustra uma possível representação matricial para uma imagem digital.

$$a = \begin{bmatrix} a_{0,0} & a_{0,1} & \cdots & a_{0,n-1} \\ a_{1,0} & a_{1,1} & \cdots & a_{1,n-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m,0} & a_{m,1} & \cdots & a_{m-1,n-1} \end{bmatrix}. \quad (2.1)$$

2.1.1 Imagens Monocromáticas

De acordo com [12], o processo de digitalização das imagens requer uma amostragem espacial, este processo irá definir as quantidades M de linhas e N de colunas que caracterizam o espaço discreto em que a imagem está contida, além do número L , que no caso das imagens monocromáticas é o número de tons de cinza que cada *pixel* (elemento da imagem) pode assumir. M e N devem ser números inteiros e positivos. Entretanto, devido ao processamento, armazenamento e considerações do hardware de amostragem, o número de níveis de cinza é tipicamente uma potência inteira de 2:

$$L = 2^K, \quad (2.2)$$

onde K é um valor inteiro positivo. Assumindo que os níveis de cinza são representados por números inteiros igualmente espaçados no intervalo $[0, L-1]$, o número de *bits* B necessários para armazenar uma imagem digitalizada é:

$$b = M \times N \times K. \quad (2.3)$$

2.1.2 Representação de Cenas Naturais e Sintéticas

Uma cena de vídeo natural é geralmente composta de vários objetos, cada um com suas características próprias (forma, profundidade, textura e iluminação). A cor e o brilho de uma cena de vídeo natural mudam com diferentes graus de intensidade em toda a cena, ou seja, tem tons contínuos. Uma cena sintética, por sua vez, procura emular uma cena real ou apresentar uma cena virtual, e é geralmente desenvolvida com métodos de computação gráfica [13].

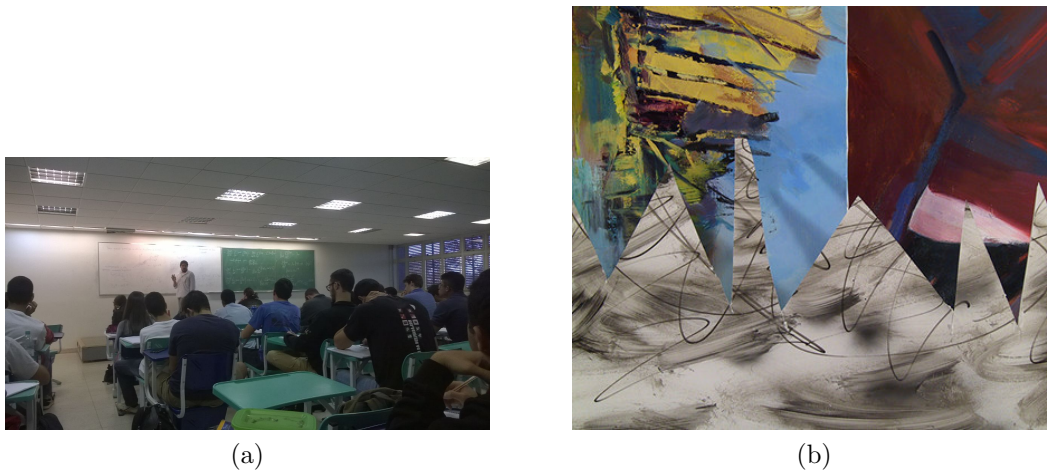


Figura 1 – Cenas: (a) natural; (b) sintética.

Segundo [1], para se representar cenas naturais e sintéticas de forma digital é necessário amostrá-las no espaço e no tempo, como mostrado na Figura 2. Para isso, são obtidas fotografias digitais das cenas (quadros) entre intervalos regulares.

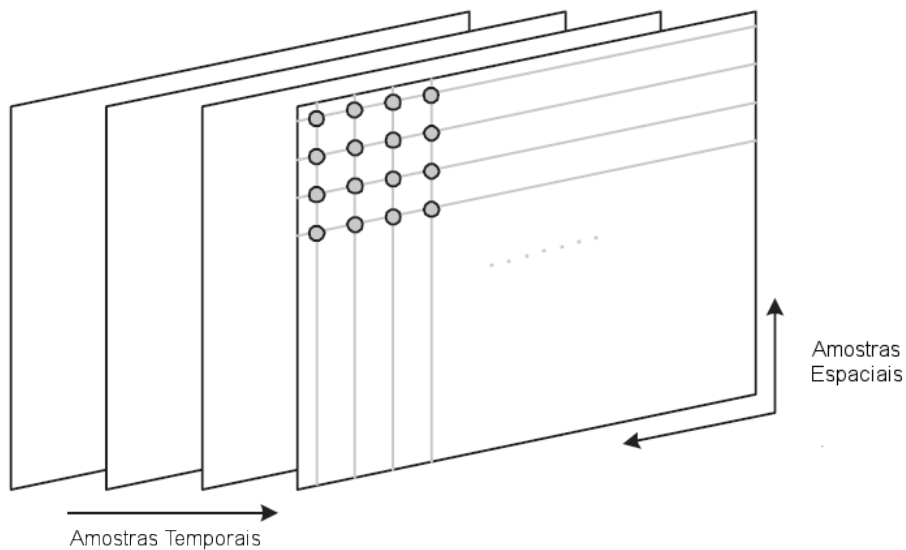


Figura 2 – Amostragem espacial e temporal de uma sequência de vídeo.

2.1.3 Conceito de Resolução

Ainda de acordo com [12], temos que definir o conceito de resolução espacial e de tons de cinza. Sabe-se que a resolução espacial está relacionada ao menor detalhe discernível em uma imagem. Suponha que deseja-se construir um gráfico com linhas verticais de largura W , e que o espaço entre essas linhas possuam a mesma largura W . Um par de linhas é constituído por uma linha vertical e seu respectivo espaço adjacente. Portanto, a largura de um par de linhas é $2W$ e existem $1/2W$ pares de linha por unidade de distância. Ou seja, a resolução espacial representa o nível de detalhe que uma imagem comporta, ou ainda quantifica quão próximas as linhas podem ficar umas das outras, sendo que o principal fator determinante da resolução espacial de uma imagem é o processo de amostragem. Já a resolução de tons de cinza *hardware*, assim como a espacial, é definida como a menor mudança discernível entre os tons de cinza. No entanto medir essas mudanças é um processo com um nível de subjetividade maior. Devido a considerações sobre o *hardware*, tem-se que o número de níveis de cinza é uma potência de 2, como já foi dito. Na maioria dos casos utilizam-se 8 *bits* ou 16 *bits* (em aplicações em que é necessária uma gama maior de níveis). Em certos casos pode-se deparar com imagens digitalizadas com 10 ou 12 *bits* de precisão, mas estes casos são exceções a regra geral.

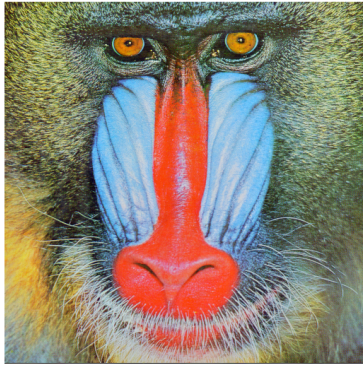
2.1.4 Espaço de Cores

De acordo com [4], na maioria das aplicações com vídeos e imagens digitais é necessário trabalhar e exibir imagens coloridas, o que faz necessário um mecanismo para capturar e representar a informação das cores. Uma imagem monocromática requer apenas um número que indique o brilho ou a luminância de cada amostra espacial. Imagens coloridas, por outro lado, requerem no mínimo três números por pixel para representar com precisão a cor. O método escolhido para representar o brilho, luminância e cores é chamado espaço de cores.

2.1.4.1 O sistema de cores RGB

No espaço de cores RGB, a cor das amostras da imagem é representadas por três números que significam proporções relativas de vermelho (***Red***), verde (***Green***) e azul (***Blue***), essas são as três cores primárias aditivas da luz [4]. Combinando vermelho, verde e azul em variadas proporções pode-se criar qualquer cor. A figura 3 é um exemplo de representação dos componentes vermelho, verde e azul de uma imagem colorida. A componente vermelha (figura 3 - b) consistem em todas as amostras vermelhas da imagem, a componente verde (figura 3 - c) consistem em todas as componentes verdes das imagem e por fim a componente azul contendo todos os amostras azuis da imagem (figura 3 - d).

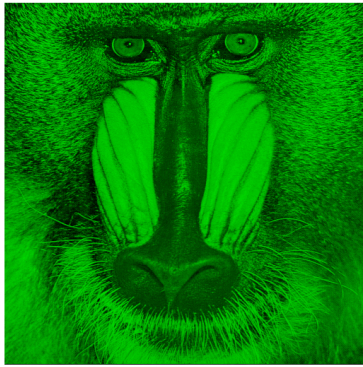
Para o mesmo autor, o espaço de cor RGB é bem adequado para capturar e exibir imagens coloridas. Obter uma imagem RGB envolve filtrar os componentes vermelho,



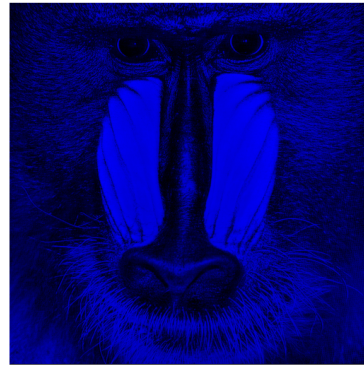
(a)



(b)



(c)



(d)

Figura 3 – Componentes no espaço RGB: (a) imagem original; (b) vermelho; (c) verde; (d) azul.

verde e azul da cena e capturar cada um com um conjunto de sensores separado. Para exibir as cores de uma imagem RGB ilumina-se separadamente as componentes vermelha, verde e azul de cada pixel de acordo com a intensidade de cada componente. A partir de uma certa distância de visualização, os componentes separados se fundem para dar a aparência da cor “verdadeira”.

2.1.4.2 O sistema de cores YCrCb

O sistema visual humano é menos sensível a cor do que à luminância. No espaço RGB as três cores são igualmente importantes e, assim, são normalmente armazenadas todas com a mesma resolução, mas é possível representar uma imagem colorida mais eficientemente através da separação da luminância a partir da informação da cor [4].

O YCrCb é um espaço de cor definido pela CCIR (*International Consultative Committee on Broadcasting*), também referido como o espaço de cor CCIR 601 [14]. YCrCb define a informação das imagens coloridas em termos da luminância (componente

Y) e de dois valores de crominância diferentes (Cr-crominância de cores vermelhas e Cb-crominância de cores azul) e não como uma combinação de cores como no espaço RGB. Quando cada pixel é representado assim, ao contrário do espaço de cor RGB em que cada pixel tem, tipicamente, 24 *bits* de informação (8 *bits* para cada plano de cor), cada pixel pode ser representado por apenas 12 *bits* devido a redundância da informação de crominância. Para isso, primeiro deve-se converter do espaço RGB (24 *bits/pixel*) para YCrCb (24 *bits/pixel*), da seguinte maneira:

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cr \\ Cb \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,299 & 0,587 & 0,114 \\ -0,169 & -0,331 & 0,5 \\ 0,5 & -0,419 & -0,091 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

Após o processo de conversão, pode-se dizimar os *pixels* de Cr e Cb de modo que só um a cada quatro *pixels* permaneça representando os quatro. Ainda é possível subamostrar Cr e Cb com fator de 2, tanto na horizontal como na vertical.

2.2 Mudança de resolução de imagens

A mudança arbitrária de resolução de imagens, surge com bastante frequência em diversas aplicações. Por exemplo, imagens e vídeos muitas vezes precisam ser redimensionados espacialmente, a fim de garantir que os dados possam trafegar nas redes de comunicações sobre as quais eles viajam e serem exibidos nos dispositivos de exibição do usuário final sobre o qual eles vão ser apresentados [2].

O aumento ou redução da resolução de imagens são obtidas através de processos de decimação ou interpolação [15].

2.2.1 Decimação

O processo de decimação de uma imagem por um fator M consiste em manter uma linha a cada M linhas e o mesmo para as colunas. Definindo u e v como sendo as coordenadas de largura e comprimento de uma dada imagem, cada *pixel* da imagem original é indicada por $I(u, v)$, e cada *pixel* da imagem decimada por M é indicado por $I^D(u, v)$ (garcia2013tecnicas). Assim, temos:

$$I^D(u, v) = I(uM, uV) \quad (2.5)$$

Aplicando a transformada de Fourier sobre a equação 2.5 prova-se que $I^D(u, v)$ sofrerá superposição espectral (ou *aliasing*, em inglês), se a largura da faixa da transformada discreta de Fourier de $I(u, v)$ estiver fora do intervalo $\left[-\frac{\pi}{M}, \frac{\pi}{M}\right]$. Para evitar que isso

aconteça, o processo de decimação é geralmente precedido por uma filtragem que preserve o intervalo, como mostrado no diagrama de blocos da Figura 4b [1] .

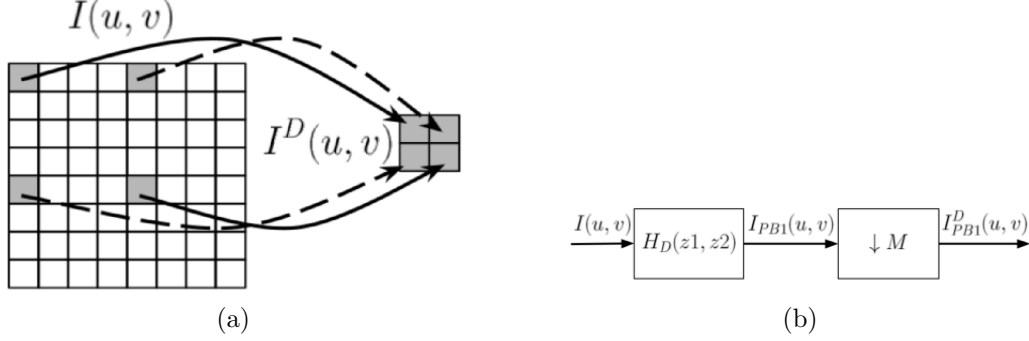


Figura 4 – (a) decimação $I_D(u, v)$ de uma imagem $I^D(u, v)$ de tamanho 8x8 por um fator 4; (b) operação geral de decimação: a imagem $I(u, v)$ é convoluída com o filtro $H_D(z1, z2)$, gerando uma versão passabaixas I_{PB1}^D , e depois decimada por um fator M, gerando uma versão $I(u, v)$ de menor resolução [1].

2.2.2 Interpolação

O processo de interpolação de uma imagem por um fator M consiste em acrescentar $M - 1$ zeros entre cada linha e $M - 1$ também zeros entre cada coluna da imagem, como mostrado na Figura 5a. Definindo a imagem interpolada por M como sendo $I^I(u, v)$, então temos:

$$I^I(u, v) = \begin{cases} I(u/M, v/M), & u = jM \text{ e } v = kM, \quad j, k \in \mathbb{Z} \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (2.6)$$

Aplicando a transformada de Fourier sobre a equação 2.6, prova-se que $I^I(u, v)$ deverá ser posteriormente filtrada por um filtro passabaixas para evitar problemas de superposição espectral. O filtro, denominado $H_I(u, v)$, deverá ter ganho igual a M no intervalo de frequências $[-\frac{\pi}{M}, \frac{\pi}{M}]$, e ganho nulo em todas as outras frequências. A Figura 5b ilustra a operação geral de interpolação por um fator M , incluindo o filtro passabaixas H_I [1].

2.2.3 Transformadas Discretas de Cosseno

Desde que muito material multimídia passou a ser comprimido usando as populares transformadas discretas de cosseno (DCT, do inglês (Discrete cosine transform), como nos padrões JPEG, MPEG e H.26X, uma operação de redimensionamento espacial que seja eficiente, flexível computacionalmente e que possa ser realizado no domínio da DCT é desejável. Flexibilidade computacional é especialmente importante porque uma ampla

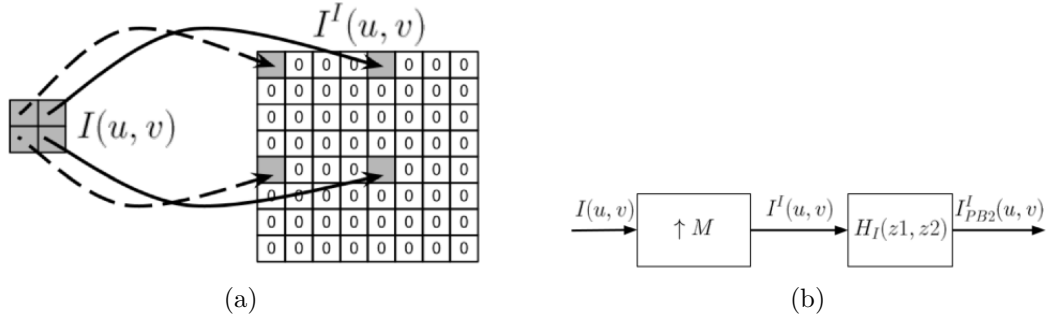


Figura 5 – (a) interpolação $I^I(u, v)$ de uma imagem $I(u, v)$ de tamanho 2x2 por um fator 4; (b) operação geral de interpolação: a imagem $I(u, v)$ é interpolada por um fator M e depois convoluída com o H_I , gerando uma versão em maior resolução de $I(u, v)$ [1].

gama de opções de projeto muitas vezes se faz necessária, a fim de atender requisitos como consumo energético e performance. [2] Segundo [16], a transformada discreta de cosseno (DCT), é uma transformada matemática que tem como funções de base os cossenos, por meio dela converte-se um bloco de amostras em um bloco correspondente de coeficientes da transformada. Essa operação é dividida em duas operações, a transformada direta (ou FDCT, do inglês *Forward discrete cosine transform*), mostrada abaixo:

$$Y = AXA^T \quad (FDCT) \quad (2.7)$$

E a transformada inversa (ou IDCT, do inglês *Inverse discrete cosine transform*), descrita pela seguinte operação:

$$X = A^T Y A \quad (IDCT) \quad (2.8)$$

onde a matriz X é a imagem no domínio espacial, a Y são os respectivos coeficientes das transformada e a matriz A é a matriz de transformação. Os elementos de A podem ser calculados como mostrado abaixo: [4]

$$A_{ij} = C_i \cdot \cos\left(\frac{(2j+1)i\pi}{2N}\right) \quad (2.9)$$

$$C_i = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}}, & i = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}}, & i > 0 \end{cases}$$

Assim, escrevendo as equações 2.7 e 2.8, no formato de somatórios para um espaço 2D, temos:

$$Y_{xy} = C_x \cdot C_y \cdot \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} X_{ij} \cdot \cos\left(\frac{(2j+1)y\pi}{2N}\right) \cdot \cos\left(\frac{(2i+1)x\pi}{2N}\right) \quad (2.10)$$

$$X_{ij} = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} C_x \cdot C_y \cdot Y_{xy} \cdot \cos\left(\frac{(2j+1)y\pi}{2N}\right) \cdot \cos\left(\frac{(2i+1)x\pi}{2N}\right) \quad (2.11)$$

A DCT possui a interessante propriedade de concentrar em poucos elementos a maior parte da energia [17]. Por exemplo, considere o seguinte bloco de 10×10 pixels (figura 6):

$$\begin{bmatrix} 181 & 192 & 188 & 185 & 173 & 170 & 177 & 182 & 180 \\ 173 & 180 & 183 & 176 & 169 & 142 & 151 & 148 & 141 \\ 156 & 138 & 141 & 157 & 152 & 130 & 124 & 125 & 123 \\ 141 & 118 & 116 & 123 & 128 & 115 & 110 & 114 & 114 \\ 126 & 115 & 108 & 111 & 110 & 110 & 108 & 109 & 108 \\ 118 & 110 & 110 & 110 & 106 & 112 & 105 & 105 & 108 \\ 103 & 109 & 109 & 108 & 104 & 111 & 103 & 104 & 103 \\ 100 & 106 & 106 & 106 & 106 & 102 & 109 & 104 & 104 \\ 101 & 102 & 107 & 114 & 102 & 99 & 106 & 106 & 105 \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

Aplicando-se a transformada sobre essa matriz, temos:

$$\begin{bmatrix} 1138.22 & 40.32 & -1.46 & -8.30 & 6.03 & 12.77 & -0.55 & -2.25 & 0.29 \\ 211.52 & 32.89 & 1.58 & -6.38 & 4.62 & 7.48 & -5.93 & -0.32 & 4.32 \\ 102.24 & -2.92 & -3.39 & -17.64 & -19.38 & 0.06 & -4.05 & -6.80 & 1.86 \\ 40.69 & -10.24 & 7.43 & -0.50 & -15.50 & -14.18 & -0.10 & 0.44 & -5.08 \\ 9.69 & -14.02 & 14.88 & 3.59 & -3.60 & -0.80 & 2.05 & -0.66 & -3.09 \\ -2.47 & -14.72 & 5.38 & 5.88 & 2.28 & -2.98 & -1.90 & 0.21 & -0.72 \\ 0.86 & -8.80 & -0.22 & 0.48 & 7.29 & 1.22 & 4.61 & 3.55 & -6.01 \\ 1.70 & -6.77 & -0.60 & 2.25 & 4.92 & 1.95 & 2.62 & -1.41 & -1.25 \\ -0.79 & -2.94 & -2.37 & -0.16 & -0.10 & 0.41 & 0.40 & -0.68 & -4.85 \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

Assim, pode-se notar que os coeficientes de maior módulo tendem a se concentrar no canto superior esquerdo.



Figura 6 – Bloco 10x10 *pixels* da imagem de teste Lena, equivalente a matriz 2.12

Hoje, na literatura, há várias propostas de algoritmos de redimensionamento no domínio transformado da DCT [18, 19, 20]. Especialmente, [21] que sugerem uma técnica computacional simples e rápida para dobrar ou reduzir pela metade o tamanho da imagem usando as componentes de baixa frequência. [22], propuseram algumas alterações a esta técnica. Embora o esquema modificado proporciona uma melhor qualidade de imagens redimensionadas, é computacionalmente mais intenso do que o anterior. [18] desenvolveu um método que opera com macroblocos 16x16 para uma redução de tamanho com valor arbitrário. O mesmo também propôs um algoritmo rápido para o fator arbitrário redução

do tamanho do vídeo pré-codificado. Assim como expressa o redimensionamento espacial com uma multiplicação de matrizes entre a imagem e uma matriz construída a partir do coeficientes do bloco 8x8 da DCT.

De acordo com [23], a DCT utilizada na compressão de imagens é apenas um membro da família de 16 transformadas discretas de senos e cossenos, comumente chamadas de transformadas discretas trigonométricas (DTTs). A forma convolucional dessas transformadas é chamada de convolução simétrica. [24] propõe um solução através da convolução simétrica (não mais no domínio transformado) em que pode realizar o redimensionamento com um fator arbitrário produzindo uma imagem final com qualidade melhor que o método proposto por [21], no entanto, exige um maior esforço computacional.

[2] propõe um método de redimensionamento arbitrário (descrito pela figura 7) com base na generalização da técnica proposta por [21]. Nessa abordagem proposta (figura 7), um mapeamento simples é construído, envolvendo uma manipulação na transformada inversa (ao voltar para o domínio espacial), seguido de um aumento combinado com uma transformada direta no domínio 8x8 DCT. Devido ao fato do método proposto redimensionar a transformada inversa e a transformada direta, é possível obter qualquer fator de escala (ao invés de somente potências de 2). Escolhendo N pontos diferentes da transformada inversa e M pontos diferentes da transformada direta, mais ou menos da imagem original pode ser usada para variar a qualidade da imagem final para um fator de escala dado por $S = O/I = M/N$. Um algoritmo semelhante a este será utilizado para o redimensionamento de imagens durante este trabalho.

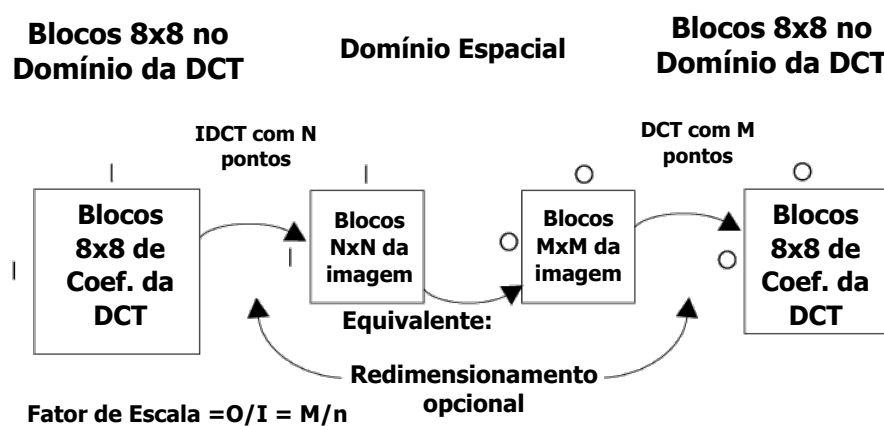


Figura 7 – Escala arbitrária redimensionando com uma ou ambas as transformadas locais. Nota-se que a dimensão é dada em blocos (por exemplo, o tamanho da primeira imagem é de I blocos por I blocos, onde cada bloco é de tamanho 8x8, o tamanho da segunda imagem ainda é I blocos por I blocos, mas o tamanho de cada bloco é $N \times N$, etc [2].

2.3 Compressão e Codificação de Imagens e Vídeos Digitais

O termo “compressão de dados” refere-se ao processo de redução do montante de dados exigidos para representar uma dada quantidade de informação. Deve-se esclarecer que denominamos “dados” aos meios pelos quais uma informação é transmitida [4].

2.3.1 Compressão Sem Perdas

Técnicas de compressão sem perdas, como o seu nome indica, não envolvem perda de informações. Se os dados sofreram compressão do tipo sem perdas, pode-se recuperar exatamente os dados originais a partir os dados comprimidos [25].

Compressão de texto é uma área importante para a compressão sem perdas. É muito importante que a reconstrução seja idêntica a do texto original, pois diferenças muito pequenas podem resultar em orações com significados muito diferentes. Considere as frases “Não, enviem dinheiro” e “Não enviem dinheiro”. Um argumento semelhante vale para arquivos de computador e para certos tipos de dados, tais como registros bancários [26].

Se os dados comprimidos vão ser processados (para se obter mais informação) ou “melhorados” é importante que a integridade seja preservada. Por exemplo, suponhamos que uma imagem radiológica seja comprimida de uma forma com perdas, e a diferença entre a imagem reconstruída e o original seja visualmente indetectável. Se esta imagem foi mais tarde reforçada, as diferenças anteriormente indetectáveis podem causar o aparecimento de artefatos que poderiam enganar seriamente o radiologista [26].

2.3.1.1 Entropia

Segundo [27], considerando uma fonte discreta de informação, para cada estado possível i haverá um conjunto de probabilidades ($P_i(j)$) de produzir os j possíveis símbolos. Assim, há uma entropia ($H(j)$) para cada estado. A entropia da fonte será definida como a média desses H s, ponderados de acordo com a probabilidade de ocorrência dos estados em questão, como mostrado a seguir:

$$\begin{aligned} H &= \sum_i P_i H_i \\ &= - \sum_{i,j} P_i(j) \log(P_i(j)) \end{aligned} \tag{2.14}$$

De acordo com mesmo autor, se a base do algoritmo na equação 2.14 for 2, a entropia representará uma medida de *bits* por símbolos, sendo essa a medida do número médio de *bits* necessários para codificar a saída da fonte.

A quantidade de informação nova transmitida por um símbolo diminui na medida em que a probabilidade de ocorrência deste símbolo aumenta. Então, os codificadores que exploram a redundância entrópica tem por objetivo transmitir o máximo de informação possível por símbolo codificado e, deste modo, representar mais informações com um número menor de *bits*. A codificação de entropia, como é chamada, utiliza diferentes técnicas e algoritmos de compressão sem perdas para atingir este objetivo [28].

2.3.2 Compressão com perdas

Técnicas de compressão com perdas envolvem alguma perda de informações, assim, dados que tenham sido comprimidos utilizando técnicas com perdas geralmente não podem ser recuperados ou reconstruídos exatamente. Em troca de aceitar essa distorção na reconstrução, podemos geralmente obter taxas de compressão muito mais elevadas do que com compressão sem perdas [26].

De acordo com o mesmo autor, em muitas aplicações nota-se que a diferença entre a informação reconstruída e a original pode ser aceitável. Por exemplo, na compressão de vídeo, diferenças entre os sinais original e reconstruído podem ser toleradas, contanto que elas não resultem em artefatos inconvenientes. Assim, sequências de vídeo são geralmente comprimidas usando compressão com perdas.

2.3.3 Padrão JPEG

O padrão JPEG é um método de compressão com perdas, comumente empregado para imagens de tons contínuos, devido à sua alta eficácia e baixa complexidade computacional [29].

Este padrão é definido pelo [16], sendo largamente utilizado em máquinas fotográficas, scanners e páginas da internet.

De acordo [3], o algoritmo do padrão JPEG é descrito pelo fluxograma nas imagens 8 e 9.

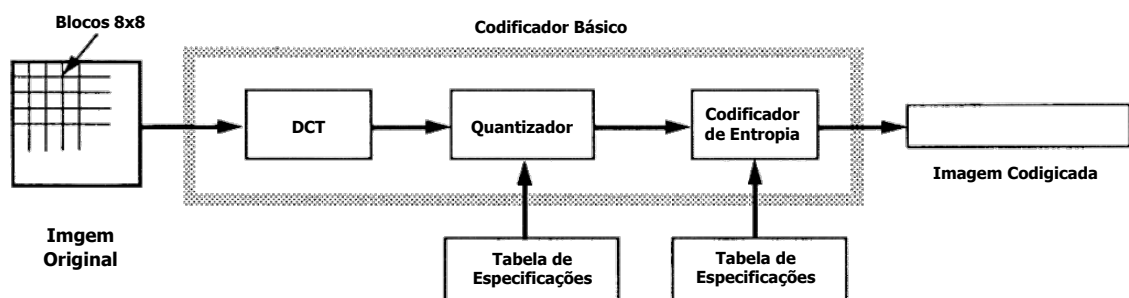


Figura 8 – Etapas de codificação baseada em DCT [3].

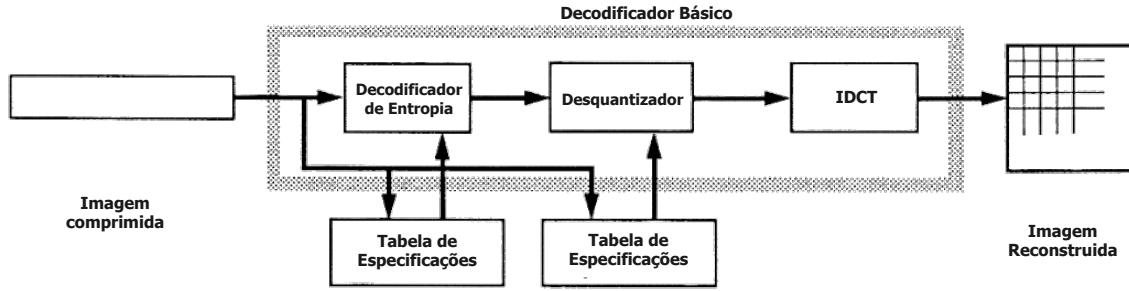


Figura 9 – Etapas de decodificação baseada em DCT [3].

A primeira etapa pela qual a imagem passa na codificação é a FDCT. Já na última etapa, na saída do decodificador, a IDCT, que de acordo com o mesmo autor, nada mais é que uma outra transformada matemática que faz o inverso da FDCT, converte coeficientes em amostras da imagem.

De acordo [3], após a saída do FDCT, cada um dos 64 coeficientes (blocos 8x8) da DCT é quantizado uniformemente em conjunto com uma matriz de normalização de 64 elementos, que deve ser indicada pela aplicação (ou usuário) como uma entrada para o codificador. Cada elemento pode variar entre 1 e 255, o que indica o tamanho de degrau do quantizador do seu coeficiente DCT respectivo. A finalidade de quantização (*quantizer*) é conseguir uma compressão adicional, apenas por representar os coeficientes de DCT com uma precisão suficiente para atingir a desejada qualidade de imagem. Dito de outra forma, o objetivo desta etapa de processamento é descartar informações que não são visualmente significativas.

A quantização de uma matriz é definida como a divisão de cada um de seus elementos por um respectivo coeficiente de quantização (definido pela matriz de normalização), seguido de arredondamento para o inteiro mais próximo:

$$F^Q(u, v) = \left\lfloor \frac{F(u, v)}{Q(u, v)} + 0,5 \right\rfloor \quad (2.15)$$

onde: $F(u, v)$ é a matriz de coeficientes da DCT, $F^Q(u, v)$ é a matriz de coeficientes quantizados da DCT e $Q(u, v)$ é a matriz de normalização, e o operador $\lfloor . \rfloor$ executa o arredondamento para o menor valor inteiro mais próximo. Sendo assim, a operação $\lfloor +0,5 \rfloor$ executa o arredondamento para o valor inteiro mais próximo.

Ainda de acordo com [3], a quantização inversa (*dequantization*), presente na decodificação do JPEG, representa a função inversa da quantização, que nesse caso significa uma simples multiplicação (termo a termo) pela matriz de normalização, como mostrado a seguir.

$$F^{Q'}(u, v) = F^Q(u, v) * Q(u, v) \quad (2.16)$$

onde: $F^{Q'}(u, v)$ é a matriz de coeficientes desquantizados da DCT (aproximação de $F(u, v)$), $F^Q(u, v)$ é a matriz de coeficientes quantizados da DCT e $Q(u, v)$ é a matriz de normalização.

Depois da quantização, o coeficiente DC é tratado separadamente dos 63 coeficientes AC. O coeficiente DC é uma medida do valor médio das 64 amostras de imagem. Como há correlação geralmente forte entre os coeficientes DC dos blocos 8x8 adjacentes, os coeficientes de DCT quantificados são codificados como a diferença de o termo DC do bloco anterior na ordem de codificação (zig-zag), como mostrado na Figura 10. Este tratamento especial vale a pena, pois coeficientes DC frequentemente contêm uma fração significativa do total de energia imagem [3].

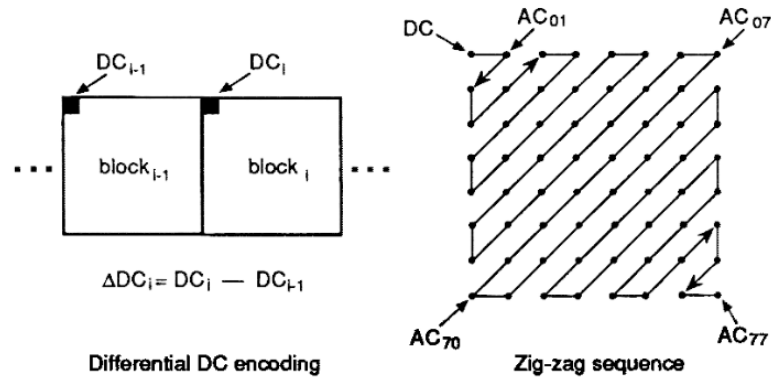


Figura 10 – Preparação dos coeficientes da DCT para o codificador de entropia [3].

A etapa final de codificação é a codificação de entropia. Esta etapa realiza a compressão sem perdas adicionais, codificando os coeficientes quantizados da DCT de forma mais compacta com base nas suas características estatísticas.

2.3.4 Sistema H.264/AVC

H.264/AVC é um padrão da indústria para codificação de vídeo, mas também é um formato popular para vídeo codificado, assim como um conjunto de ferramentas para a compressão de vídeo [4]. Esse padrão foi publicado pela ITU juntamente com a ISO e é conhecido por vários nomes, como: *H.264*, *MPEG-4 Part 10* e *Advanced Video Coding (AVC)*. Desenvolvido por uma equipe composta de centenas de especialistas de compressão de vídeo, o *Joint Video Team*, um esforço colaborativo entre a *Moving Picture Experts Group (MPEG)* e o *Video Coding Experts Group (VCEG)*.

A estrutura de um típico codec H.264 é mostradas nas figuras 11 e 12 [4].

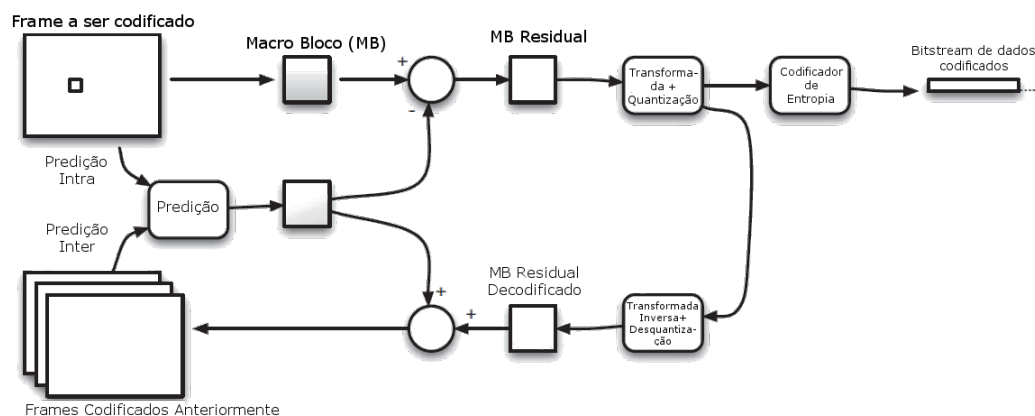


Figura 11 – Estrutura típica de um codificador H.264 [4].

As imagens são processadas em unidades de macroblocos (MB), que correspondem a blocos de 16×16 *pixels* [4]. No codificador, é gerada uma previsão para cada macrobloco a partir de blocos já codificados. Em seguida, a previsão é subtraída do macrobloco gerando o macrobloco residual, que é transformado, quantizado e codificado por codificação de entropia, em processos similares aos descritos na seção 2.3.3.

Ainda, conforme o mesmo autor, sabe-se que a predição, ou previsão, do macrobloco atual gerada no codificador acontece a partir de dados previamente codificados, seja usando a informação da próprio quadro (*frame*) atual (predição intra-quadro) ou utilizando informação de quadros anteriormente codificados (predição inter-quadros).

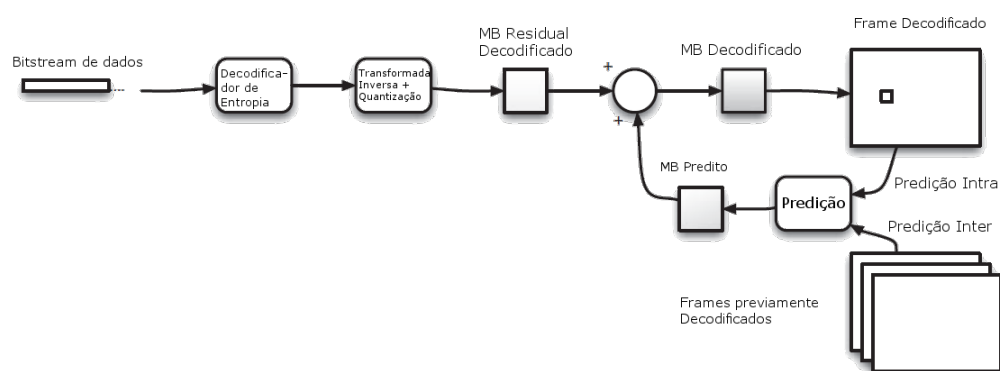


Figura 12 – Estrutura típica de um decodificador H.264 [4].

No decodificador, um macrobloco é decodificado (operação inversa à codificação de entropia), desquantizado e passa pela transformada inversa de modo a formar um macrobloco residual decodificado (similar ao macrobloco residual gerado no codificador). Ainda no decodificador é gerada a mesma previsão que foi criada no codificador que é somada ao macrobloco residual decodificado para então produzir uma aproximação do macrobloco original da imagem [4].

2.4 Métricas de Qualidade

Uma vez que tenhamos desenvolvido um esquema de compressão de dados, precisamos ser capazes de medir o seu desempenho. Devido ao grande número de diferentes áreas de aplicação, condições diferentes têm sido desenvolvidas para descrever e medir o desempenho [26].

Um método comum utilizado como medida de desempenho para diversas técnicas de compressão de imagens é a relação sinal de pico/ruído (PSNR, do inglês *Peak Signal Noise Ratio*), que é a relação entre o máximo possível de potência de um sinal pela potência do ruído, quando comparamos um sinal antes e depois de um processo de degradação, ou seja, a imagem original e a imagem comprimida. Um valor alto de PSNR significa uma alta relação entre a potência da imagem original pela potência da imagem comprimida, ou seja, uma melhor qualidade da imagem reconstruída. Em termos matemáticos, o valor do PSNR entre uma imagem original e uma imagem reconstruída é dado pela Eq. 2.17 [30] :

$$PSNR = 10 \cdot \log \left(\frac{255^2}{MSE} \right) \quad (2.17)$$

onde MSE é uma medida referente a diferença entre a sequência original de vídeo e a processada, dada por:

$$MSE = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (Y_{out}(i, j) - Y_{in}(i, j))^2 \quad (2.18)$$

onde Y_{out} representa a imagem reconstruída, Y_{in} representa a imagem, N representa o número total de linhas de *pixels* da imagem, M o número de colunas e $Y(i, j, m)$ é o valor da luminância (0-255) na posição (i, j) da imagem.

Já para avaliar a degradação em uma sequência de vídeo toma-se a PSNR médio das imagens que compõe a sequência, dado por:

$$PSNR_{Médio}(k) = \frac{1}{K} \sum_{K=0}^{K-1} 10 \log_{10} \left(\frac{255^2}{MSE(K)} \right) \quad (2.19)$$

onde K é o número de quadros da sequência e o $MSE(K)$ é o MSE do K -ésimo quando da sequência de vídeo.

3 Algoritmo Proposto

O algoritmo proposto para a solução descrita neste sistema baseia-se em uma técnica clássica de super-resolução [1].

O termo super-resolução (SR) é usado para descrever processos que procuram acrescentar informações de alta frequência a uma imagem interpolada a partir de uma ou mais imagens disponíveis [31][32][33]. Este conjunto de imagens pode ser formado por imagens decimadas ou adquiridas por múltiplos sensores capturando uma mesma cena durante determinado período de tempo. Para cenas estáticas (Figuras 13 e 14), as observações são relacionadas por deslocamentos globais em nível de subpixel (geralmente ocorrendo devido a posições relativas das câmeras ou movimento do próprio sensor), enquanto para cenas dinâmicas elas são relacionadas a deslocamentos de subpixel, devido ao movimento local dos próprios objetos juntamente com os deslocamentos globais conforme pode ser visualizando na Figura 15. Em ambos os casos, a super-resolução é utilizado para gerar a partir de um conjunto de imagens em baixa resolução ou de frames de uma sequência de vídeo uma imagem com maior resolução espacial [34][35].



Figura 13 – (esquerda) uma cena estática de uma sequência de vídeo é capturada com baixa luminosidade; (direita) após equalização de histograma a placa do automóvel continua ilegível devido ao ruído natural da imagem [??].

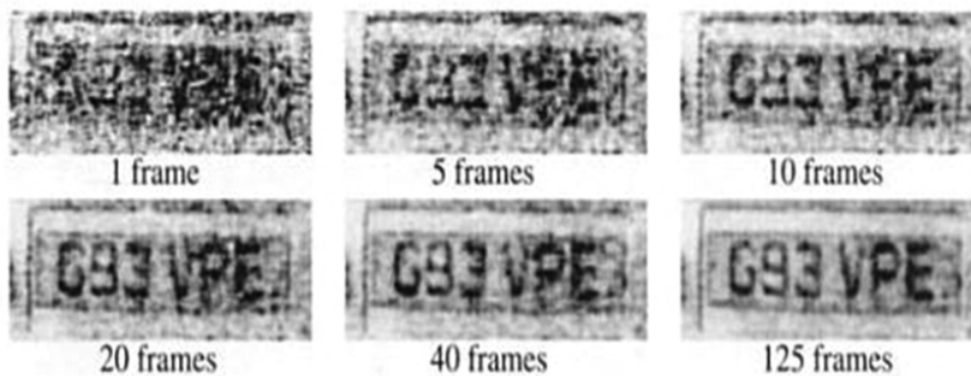


Figura 14 – Legibilidade da placa como resultado da média do conjunto cada vez maior de quadros [??].



Figura 15 – (esquerda) a região de interesse é capturada em uma cena dinâmica; (direita) a SR estima a cena subjacente a partir de 50 imagens. A reconstrução possui o triplo da resolução em relação à imagem original [??].

3.0.1 Super-resolução por exemplos

A técnica de super-resolução baseada em exemplos, busca informações de alta frequência em uma base de dados, com imagens em alta resolução, para adicionar a uma imagem interpolada. A princípio, não há relação direta entre a base de dados e a imagem de entrada, de forma que o algoritmo pode atender a uma ampla gama de imagens em baixa resolução, com um grande banco de dados [36].

Esta técnica baseia-se no fato que a coleção de imagens que capturam cenas reais, por exemplo, possui variabilidade muito menor do que a coleção de imagens aleatórias [1].

Na super-resolução baseada em exemplos, gera-se para cada imagem em alta resolução I_j uma versão com componentes de baixa frequência, I_j^B , e uma versão de componentes de alta frequência, I_j^A , onde $I_j^A = I_j - I_j^B$. Assim considera-se a imagem interpolada I_0 correspondente somente as componentes de baixa frequência ($I_0 = I_0^B$), o que permite obter uma relação entre a imagem de entrada (I_0) e as imagens de referência (I_j) [1].

De acordo com o mesmo autor, I_0^B , I_j^B e I_0^A são divididas em blocos regulares, e procura-se em I_j^B pelo bloco mais semelhante a cada um dos blocos de I_0^B . De acordo com a posição do bloco escolhido em I_j^B , extrai-se o bloco em I_j^A . Este bloco de alta frequência é então somado a I_0 , acrescentando detalhes que não podem ser obtidos através da interpolação. Tal processo é ilustrado na Figura 16.

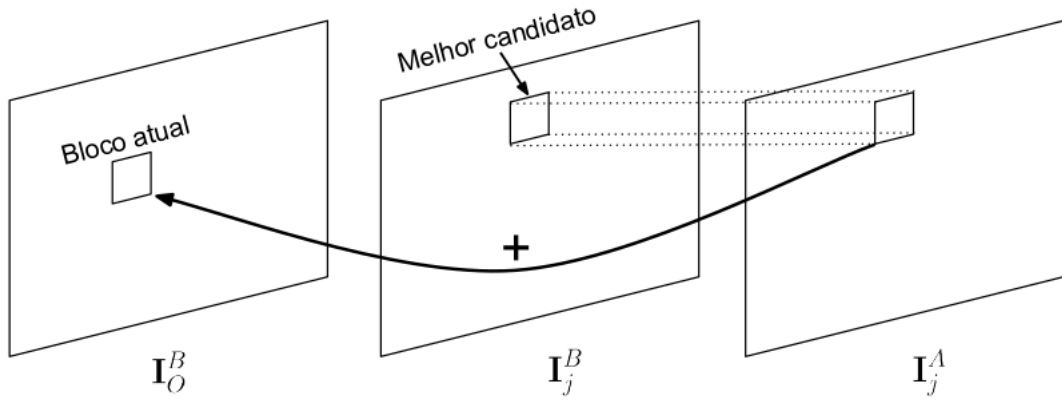


Figura 16 – Super-resolução baseada em exemplos: a imagem interpolada I_0^B recebe informações de alta frequência a partir de uma imagem em alta resolução I_j separada em versões com componentes de baixa e alta frequência, I_j^B e I_j^A [1].

4 Materiais e Métodos

A metodologia será através de pesquisa e escolha dos componentes que serão utilizados para desenvolvimento do sistema. Neste trabalho nos atentaremos a desenvolver o sistema embarcado capaz de realizar as operações necessárias para cumprir os objetivos descritos na sessão 1.2.

Na busca de uma solução para o sistema proposto, desmembrou-se o diagrama (Figura 17) a fim de modularizar o processo. Primeiramente, ao receber a imagem, deve-se definir qual o fator de redimensionamento será usado. O que definirá esse fator pode ser dado por uma métrica (cálculos realizados sobre a imagem) ou uma regra (enviar uma imagem com tamanho original e a próxima com um quarto desse tamanho), previamente definida, baseada nas características da imagem em geral. Para realizar o redimensionamento, com o fator já definido, é necessário aplicar o algoritmo baseado na DCT, semelhante ao apresentado na sessão 2.2. Para a codificação, serão utilizados *codecs* já disponíveis para a codificação (em JPEG e H.264). A decodificação segue o mesmo princípio. Por fim, a reconstrução desfaz o processo de redimensionamento anterior

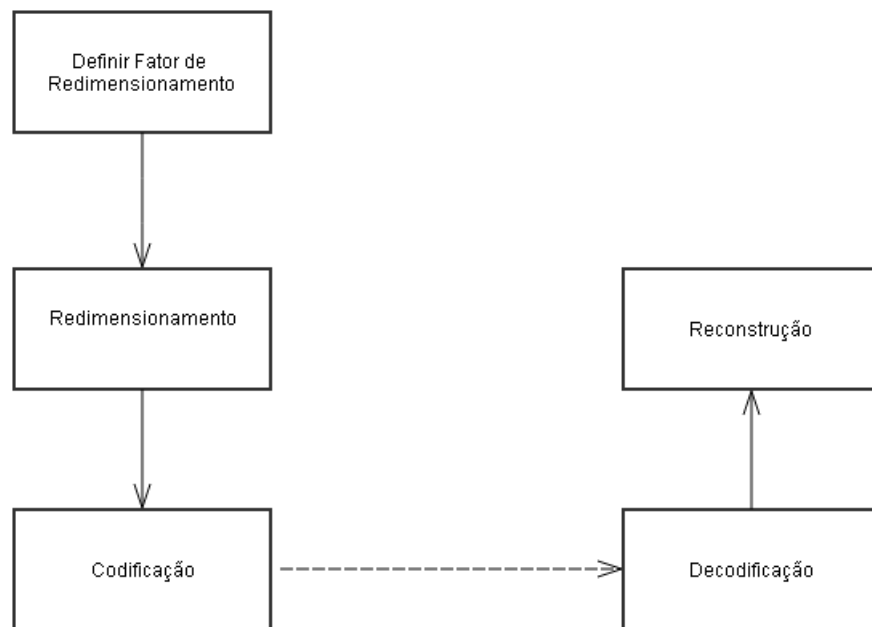


Figura 17 – Diagrama de blocos proposto para solução.

Assim, para escolher o kit de desenvolvimento que seria utilizado, após pesquisa de diferentes modelos e fabricantes, o primeiro passo foi escolher entre dois grupos distintos : DSP (do inglês, *digital signal processor*) e FPGAs (do inglês, *Field Programmable Gate Arrays*).

FPGAs são circuitos integrados digitais que possuem um conjunto de blocos lógicos organizados em forma de matriz e respectivas interligações, que podem ser configuradas de modo a criar um circuito digital que se pretenda implementar [37].

Já os DSP são, como o nome diz, processadores dedicados ao processamento de sinais digitais. Propriedades interessantes desses processadores são:

- Apresentam um consumo muito menor quando comparado, por exemplo, com um processador *Pentium*.
- Estão otimizados para a repetição de operações (*looping*) comuns nos algoritmos de processamento de sinal, ou seja, multiplicar e adicionar (*Multiply and Accumulate - MAC*);
- Possuem periféricos próprios que permitem uma interface de entrada/saída eficiente com outros dispositivos, como por exemplo, microfone e alto-falante.

Para a escolha do *kit*, os seguintes aspectos foram priorizados: velocidade de processamento(*clock*), facilidade de uso, quantidade de referências existentes e disponibilidade de ferramentas específicas para codificação de imagens (bibliotecas prontas), prazo de aquisição do equipamento, consumo energético e preço.

Devido a facilidade de uso (experiência prévia do desenvolver), disponibilidade de bibliotecas específicas para processamento de imagens (*codecs* H.264 e JPEG) e baixo consumo optou-se por utilizar um DSP do fabricante *Texas Instruments*. Essas características se sobressairam em frente as FPGAs mais populares das fabricantes Altera e Xilinx.

O *kit* escolhido foi o TMS320C5515 eZdsp (figura 12), fabricado pela *Texas Instruments*, dentre suas características temos:

- Realiza de 200 a 240 milhões de MACs por segundo;
- *Clock*: 60, 75, 100 e 120 MHz;
- Suporte para DSP / BIOS TM do kernel em tempo real;
- 512-kB *SPI Flash* e 1-MB *SDRAM*.



Figura 18 – *Kit de desenvolvimento TMS320C5515 eZdsp(Texas Instrument).*

5 Considerações Preliminares

Em função da demanda de sistemas de comunicações subterrâneas sem fio, onde a largura de banda é estreita, o redimensionamento aparece como uma boa alternativa para a transmissão de imagens, reduzindo a informação a ser enviada assim como a banda ocupada por ela. Após efetuado todo o levantamento de referências bibliográficas, foi possível compreender a complexidade da implementação do redimensionamento, assim como da codificação da imagem, utilizando padrões difundidos em todo o mundo (JPEG e H.264).

Ao longo desse trabalho, apresentou-se pontos chave das operações de codificação e redimensionamento. Abordou-se informações sobre o processamento de imagens digitais como um todo, com uma atenção especial na DCT que é uma ferramenta utilizada tanto no redimensionamento quanto na codificação. Discutiu-se também as principais características dos padrões de codificação JPEG e H.264.

5.1 Cronograma

O cronograma para as atividades que serão realizadas para a continuação deste trabalho é apresentado na tabela 1. As atividades planejadas são:

1. Estudo dos tipos de comunicação existentes atualmente nas minas subterrâneas a fim de identificar qual é o que mais se adapta às circunstâncias exigidas;
2. Estudar técnicas rápidas de *downsampling* para codificar a imagem em resolução mais baixa;
3. Desenvolvimento do algoritmo para estas mesmas técnicas;
4. Prototipagem de hardware e de software;
5. Testes de hardware e de software;
6. Redação do texto final para o trabalho de conclusão de curso;
7. Apresentação do trabalho de conclusão de curso.

Ativ.	Jun 2015	Jul 2015	Ago 2015	Set 2015	Out 2015	Nov 2015	Dez 2015
1	•	•					
2	•	•					
3		•	•				
4			•	•			
5				•	•		
6						•	
7							•

Tabela 1 – Cronograma de atividades para TCC2

Referências

- 1 GARCIA, D. C. Técnicas de super-resolução para sistemas de video de múltiplas vistas em resolução mista. 2013. Citado 8 vezes nas páginas [9](#), [10](#), [18](#), [22](#), [23](#), [33](#), [34](#) e [35](#).
- 2 SALAZAR, C.; TRAN, T. D. A complexity scalable universal dct domain image resizing algorithm. *Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 17, n. 4, p. 495–499, 2007. Citado 5 vezes nas páginas [9](#), [21](#), [23](#), [25](#) e [26](#).
- 3 WALLACE, G. K. The jpeg still picture compression standard. *Communications of the ACM*, AcM, v. 34, n. 4, p. 30–44, 1991. Citado 4 vezes nas páginas [9](#), [27](#), [28](#) e [29](#).
- 4 RICHARDSON, I. E. *The H. 264 advanced video compression standard*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2011. Citado 7 vezes nas páginas [9](#), [19](#), [20](#), [23](#), [25](#), [29](#) e [30](#).
- 5 FOROOSHANI, A. E. et al. A survey of wireless communications and propagation modeling in underground mines. *Communications Surveys & Tutorials, IEEE*, IEEE, v. 15, n. 4, p. 1524–1545, 2013. Citado na página [15](#).
- 6 KANG, M.; UM, D.-Y.; OH, W.-J. The digital image acquisition of high-resolution by enhancement the multiple images. *ASPRS-Proceedings-Launching the Geospatial Information Age, Washington*, 2000. Citado na página [15](#).
- 7 BARKAND, T. D.; DAMIANO, N. W.; SHUMAKER, W. Through-the-earth, two-way, mine emergency, voice communication systems. In: IEEE. *Industry Applications Conference, 2006. 41st IAS Annual Meeting. Conference Record of the 2006 IEEE*. [S.l.], 2006. v. 2, p. 955–958. Citado na página [15](#).
- 8 WHEELER, H. A. Radio wave propagation in the earth's crust. *Journal of Research of the National Bureau of Standards*, v. 65, n. 2, p. 189–191, 1961. Citado na página [15](#).
- 9 RAAB, F. H.; JOUGHIN, I. R. Signal processing for through-the-earth radio communication. *Communications, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 43, n. 12, p. 2995–3003, 1995. Citado na página [15](#).
- 10 BANDYOPADHYAY, L.; CHAULYA, S.; MISHRA, P. Wireless communication in underground mines. *RFID-Based Sensor Networking*, Springer, 2010. Citado na página [16](#).
- 11 YOUNG, I. T.; GERBRANDS, J. J.; VLIET, L. J. V. *Fundamentals of image processing*. [S.l.]: Delft University of Technology Delft, The Netherlands, 1998. Citado na página [17](#).
- 12 GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E.; EDDINS, S. L. *Digital image processing using MATLAB*. [S.l.]: Pearson Education India, 2004. Citado 2 vezes nas páginas [17](#) e [19](#).
- 13 SCHARSTEIN, D.; SZELISKI, R. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms. *International journal of computer vision*, Springer, v. 47, n. 1-3, p. 7–42, 2002. Citado na página [18](#).

- 14 ACHARYA, T. *Integrated color interpolation and color space conversion algorithm from 8-bit bayer pattern RGB color space to 12-bit YCrCb color space*. Google Patents, 2002. US Patent 6,392,699. Disponível em: <<https://www.google.com/patents/US6392699>>. Citado na página 20.
- 15 DINIZ, P. S.; SILVA, E. A. D.; NETTO, S. L. *Digital signal processing: system analysis and design*. [S.l.]: Cambridge University Press, 2010. Citado na página 21.
- 16 ITU. *ISO/IEC 10918-1 : 1993(E) CCIT Recommendation T.81*. 1993. Disponível em: <<http://www.w3.org/Graphics/JPEG/itu-t81.pdf>>. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 27.
- 17 KHAYAM, S. A. The discrete cosine transform (dct): theory and application. *Michigan State University*, 2003. Citado na página 24.
- 18 PATIL, V. et al. A fast arbitrary down-sizing algorithm for video transcoding. In: IEEE. *Image Processing, 2006 IEEE International Conference on*. [S.l.], 2006. p. 857–860. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 25.
- 19 CHANG, S.-F.; MESSERSCHMITT, D. G. Manipulation and compositing of mc-dct compressed video. *Selected Areas in Communications, IEEE Journal on*, IEEE, v. 13, n. 1, p. 1–11, 1995. Citado na página 24.
- 20 WANG, R.-J.; CHIEN, M.-C.; CHANG, P.-C. Adaptive down-sampling video coding. In: INTERNATIONAL SOCIETY FOR OPTICS AND PHOTONICS. *IS&T/SPIE Electronic Imaging*. [S.l.], 2010. p. 75420P–75420P. Citado na página 24.
- 21 DUGAD, R.; AHUJA, N. A fast scheme for image size change in the compressed domain. *Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 11, n. 4, p. 461–474, 2001. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 25.
- 22 MUKHERJEE, J.; MITRA, S. K. Image resizing in the compressed domain using subband dct. *Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 12, n. 7, p. 620–627, 2002. Citado na página 25.
- 23 MARTUCCI, S. A. Image resizing in the discrete cosine transform domain. In: IEEE. *Image Processing, 1995. Proceedings., International Conference on*. [S.l.], 1995. v. 2, p. 244–247. Citado na página 25.
- 24 PARK, H.; PARK, Y.; OH, S.-K. L/m-fold image resizing in block-dct domain using symmetric convolution. *Image Processing, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 12, n. 9, p. 1016–1034, 2003. Citado na página 25.
- 25 UKRIT, M. F.; UMAMAGESWARI, A.; SURESH, D. G. A survey on lossless compression for medical images. *International Journal of Computer Applications*, Citeseer, v. 31, n. 8, p. 47–50, 2011. Citado na página 25.
- 26 SAYOOD, K. *Introduction to data compression*. [S.l.]: Newnes, 2012. Citado 3 vezes nas páginas 26, 27 e 31.
- 27 SHANNON, C. E. A mathematical theory of communication. *ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review*, ACM, v. 5, n. 1, p. 3–55, 2001. Citado na página 26.

- 28 SILVA, A. M. C. da. *Um Estudo Sobre o Padrão H. 264/AVC de Compressão de Vídeo*. Tese (Doutorado) — UNIVERSIDADE CATÓLICA DE PELOTAS, 2007. Citado na página 27.
- 29 WANG, C.-Y. et al. Jpeg-based image coding algorithm at low bit rates with down-sampling and interpolation. In: IEEE. *Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, 2008. WiCOM'08. 4th International Conference on*. [S.l.], 2008. p. 1–5. Citado na página 27.
- 30 VERGÜTZ, S. Uma combinação entre os critérios objetivo e subjetivo na classificação de imagens mamográficas comprimidas pelo método fractal. 2013. Citado na página 31.
- 31 BAKER, S.; KANADE, T. Limits on super-resolution and how to break them. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 24, n. 9, p. 1167–1183, 2002. Citado na página 33.
- 32 PARK, S. C.; PARK, M. K.; KANG, M. G. Super-resolution image reconstruction: a technical overview. *Signal Processing Magazine, IEEE*, IEEE, v. 20, n. 3, p. 21–36, 2003. Citado na página 33.
- 33 FARSIU, S. et al. Advances and challenges in super-resolution. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, Wiley Online Library, v. 14, n. 2, p. 47–57, 2004. Citado na página 33.
- 34 FIGUEIRA, N. M.; OLIVEIRA, L. C. d. Super-resolução: técnicas existentes e possibilidade de emprego às imagens do vant vt-15. *Revista Militar de Ciência e Tecnologia*, v. 30, p. 3–19, 2013. Citado na página 33.
- 35 MILANFAR, P. *Super-resolution imaging*. [S.l.]: CRC Press, 2010. Citado na página 33.
- 36 FREEMAN, W. T.; JONES, T. R.; PASZTOR, E. C. Example-based super-resolution. *Computer Graphics and Applications, IEEE*, IEEE, v. 22, n. 2, p. 56–65, 2002. Citado na página 34.
- 37 MEIXEDO, J. M. R. *Metodologias de projecto de baixo consumo para implementações em FPGA*. Tese (Doutorado) — Universidade do Porto, 2008. Citado na página 38.