

Universidade Federal do Rio de Janeiro

Escola Politécnica

Departamento de Eletrônica e de Computação

Processamento de Imagens Subaquáticas

Autor:

Rodrigo de Britto Florencio

Orientador:

Profa. Mariane Rembold Petraglia, Ph.D.

Examinador:

Prof. José Gabriel Rodriguez Carneiro Gomes, Ph.D.

Examinador:

Prof. Antonio Petraglia, Ph.D.

DEL

Novembro de 2009

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO

Escola Politécnica – Departamento de Eletrônica e de Computação

Centro de Tecnologia, bloco H, sala H-217, Cidade Universitária

Rio de Janeiro – RJ CEP 21949-900

Este exemplar é de propriedade da Universidade Federal do Rio de Janeiro, que poderá incluí-lo em base de dados, armazenar em computador, microfilmear ou adotar qualquer forma de arquivamento.

É permitida a menção, reprodução parcial ou integral e a transmissão entre bibliotecas deste trabalho, sem modificação de seu texto, em qualquer meio que esteja ou venha a ser fixado, para pesquisa acadêmica, comentários e citações, desde que sem finalidade comercial e que seja feita a referência bibliográfica completa.

Os conceitos expressos neste trabalho são de responsabilidade do(s) autor(es) e do(s) orientador(es).

Se Alguém, com efeito, pretende chegar a um determinado lugar, não há obstáculo algum no caminho que o faça desistir de chegar aonde deseja.

Nenhuma prosperidade sedutora nos iluda. Insensato seria o viajante que, contemplando a beleza da paisagem, se esquece de continuar a sua viagem até o fim.

São Gregório Magno (540-604), papa – Século VI

AGRADECIMENTO

Eu quero fazer um agradecimento muito especial a Deus por realizar um grande sonho meu ao permitir a conclusão do curso de graduação com habilitação em engenharia eletrônica pela UFRJ.

Agradeço ao meu pai Milton Florencio dos Santos, a minha mãe Maria de Fátima de Britto Florencio, que são a origem do que sou, são pessoas que me ensinaram a viver e a superar todos os obstáculos. Agradeço também a minha noiva Aline Almeida Müller, aos meus irmãos Alexandre de Britto Florencio e Lissandro de Britto Florencio, e a todos os meus familiares pela força, incentivo, e por acreditarem no meu potencial, o mesmo digo a minha orientadora Mariane Rembold Petraglia pela paciência e pela dedicação.

Aos amigos e colegas da faculdade que compartilharam comigo alegrias e tristezas que aqui estão representados por: Fábio Quintana, Diego Heringer, Allan Dieguez, Reginaldo do Carmo, Toshiro Sugii, Jarko Neves, William Rodrigues, Helainy Torres, Jose Lery, Bruno Tassara e Frederico Balieiro.

Ao Rodrigo Vilaça, meu chefe, por toda amizade e ajuda para o desenvolvimento deste trabalho e aos demais amigos de trabalho representado por: Joel Sena e Marcela Trindade.

Não posso esquecer de agradecer ao povo brasileiro que contribuiu de forma significativa à minha formação e estada nesta Universidade. Este projeto é uma pequena forma de retribuir o investimento e confiança em mim depositados.

RESUMO

Muitas empresas da área de engenharia naval e *offshore* têm um grande interesse no processamento de imagens subaquáticas, com o objetivo de identificar possíveis danos nas estruturas que estão instaladas em grandes profundidades. Porém há um grande obstáculo para o processamento de imagens subaquáticas, devido à absorção e aos efeitos de espalhamento da luz no ambiente aquático. Desta forma as imagens sofrem degradações inerentes ao ambiente aquático.

Quanto maior a profundidade, mais escuro o ambiente se torna, e assim há a necessidade de se usar fontes de luz artificial, o que pode ser um problema, pois este tipo de iluminação é direcional e ilumina a cena de forma não uniforme. Por esta razão, o primeiro passo para a aplicação de técnicas de visão padrão por computador para uma imagem subaquática requer lidar primeiro com esses problemas de iluminação [4]. Escolhemos o método de filtragem homomórfica, que é utilizado em processamento de imagens digitais no domínio da frequência e é baseado na transformada de Fourier. O método visa corrigir e realçar características importantes de uma imagem digital para se obter imagem com qualidade que possa ser utilizada em sistemas baseados em visão computacional.

Após o tratamento da imagem, as características como as bordas estão mais realçadas. Na etapa seguinte do trabalho utilizamos o algoritmo de Canny para detecção de bordas.

Palavras-Chave: processamento de imagens subaquáticas, filtragem homomórfica, visão computacional, detecção de bordas de Canny.

ABSTRACT

Many companies in Naval Engineering and offshore have a great interest in the processing of underwater images, the objective would be to identify possible damages in structures fixed at big deepness, but there is a big obstacle for the processing of underwater images, such as absorption and the effects of scattering of light in the aquatic environment, that way the images suffer degradation inherent in the aquatic environment.

The greater the depth, the darker the environment becomes, because of that the need to use artificial light sources, which is a problem because this type of lighting is directional and it don't light the scene uniformly. For this reason, the first step to the application of standard vision techniques by computer to an underwater image requires first to deal with these lighting's problems [4]. So we choose a method of homomorphic filtering that is used in digital image processing in the frequency domain, and it is based on Fourier transform. The method aims to correct and enhance important features of a digital image to obtain image with quality that can be used in systems based on computer vision.

After the treatment of the images, the features as the edges are more enhance. In the next step of this work we use the Canny's algorithmic to detect the edges.

Keyword: Processing of underwater images, homomorphic filtering, computer vision and edges detection by Canny's concept.

SIGLAS

AUV's – Autonomous Underwater Vehicles

DFT – Discret Fourier Transform

FDOG – First Derivative of Gaussian

IDFT – Inverse Discret Fourier Transform

LOC – Localization Factor

SNR – Signal-to-Noise

UFRJ – Universidade Federal do Rio de Janeiro

Sumário

1	Introdução	1
	1.1 - Tema	1
	1.2 - Delimitação	1
	1.3 - Justificativa	1
	1.4 - Objetivos	1
	1.5 - Metodologia	2
	1.6 - Descrição	2
2	Introdução a Transformada de Fourier	3
	2.1 - Considerações Iniciais	3
	2.2 - A Transformada de Fourier de uma e de duas Dimensões e suas Transformadas inversas	3
	2.3 - A Transformada Discreta de Fourier de uma e de duas Dimensões e suas Transformadas inversas	4
3	Filtros Digitais	12
	3.1 - Considerações Iniciais	12
	3.2 - Conceito de Filtro Passa Baixas Ideal	12
	3.3 - Conceito de Filtro Passa Altas Ideal	13
	3.4 - Filtragem no Domínio da Freqüência	14
4	Filtragem Homomórfica	16

4.1 - Considerações Iniciais	16
4.2 - A Formação de uma Imagem Simples	16
4.3 - Conceito de Filtragem Homomórfica	18
5 Detecção de Bordas de Canny	23
5.1 - Considerações Iniciais	23
5.2 - Geração do Gradiente Ortogonal	23
5.3 - O operador Gradiente de Canny	24
6 Detecção de Defeitos	29
6.1 - Considerações Iniciais	29
6.2 - O Programa	29
6.3 - O Resultado	31
6.4 - Conclusão	40
Bibliografia	42
Apêndice A	43
A.1 - Vizinhança de um pixel	43
A.2 - Rotulando os componentes conexos	43

Lista de Figuras

Figura 2.1 – Refração da Luz em um prisma	6
Figura 2.2 – (a) Função discreta (b) Espectro de Fourier	7
Figura 2.3 – (a) Função discreta (b) Espectro de Fourier	8
Figura 2.4 – Imagem com um retângulo 20 x 40	10
Figura 2.5 – Espectro de frequência	11
Figura 2.6 – Espectro de frequência	11
Figura 3.1 – Resposta do filtro passa baixas ideal	13
Figura 3.2 – Resposta do filtro passa altas ideal	14
Figura 3.3 – Diagrama de Blocos para a filtragem no domínio da frequência	15
Figura 4.1 – Coordenadas espaciais (x,y) inteiras e positivas	17
Figura 4.2 – Representação do pixel	17
Figura 4.3 – Filtragem homomórfica para realce de imagem	21
Figura 4.4 – Filtro Gaussiano modificado – Passa altas	21
Figura 5.1 – Geração do gradiente ortogonal	24
Figura 5.2 – Função da resposta ao impulso de Canny	27
Figura 5.3 – Derivada da função da resposta ao impulso de Canny	27
Figura 5.4 – Função Gaussiana 2D	28
Figura 5.5 – Derivada da função Gaussiana 2D	28
Figura 6.1 – Filtro passa-altas Gaussiana Modificado	30
Figura 6.2 – Imagem aérea em infravermelho	31
Figura 6.3 – Resultado obtido com a aplicação do filtro	32
Figura 6.4 – Resultado obtido sem a aplicação do filtro	32
Figura 6.5 – Duto de aço	33
Figura 6.6 – Resultado obtido com a aplicação do filtro	34
Figura 6.7 – Resultado obtido sem a aplicação do filtro	34

Figura 6.8 – Duto com armadura exposta	35
Figura 6.9 – Resultado obtido com a aplicação do filtro	35
Figura 6.10 – Resultado obtido sem a aplicação do filtro	36
Figura 6.11 – Duto com um buraco bem definido	37
Figura 6.12 – Resultado obtido com a aplicação do filtro	37
Figura 6.13 – Resultado obtido sem a aplicação do filtro	38
Figura 6.14 – Duto com junção	39
Figura 6.15 – Resultado obtido com a aplicação do filtro	39
Figura 6.16 – Resultado obtido sem a aplicação do filtro	40

Capítulo 1

Introdução

1.1 – Tema

O trabalho consiste em processar imagens digitais subaquáticas, para identificação de possíveis danos nas estruturas de tubulações submarinas. Para isso utilizaremos o método de filtragem homomórfica e o algoritmo de detecção de bordas de Canny.

1.2 – Delimitação

O trabalho está limitado na identificação de possíveis danos nas tubulações submarinas que estão instaladas em grandes profundidades. Porém há um grande obstáculo para o processamento de imagens subaquáticas, devido à absorção e aos efeitos de espalhamento da luz no ambiente aquático. Desta forma as imagens sofrem degradações inerentes ao ambiente aquático.

1.3 – Justificativa

Muitas empresas da área de engenharia naval e *offshore* têm um grande interesse no processamento de imagens subaquáticas, para que estas possam ser usadas em sistemas de visão computacional mais confiáveis.

1.4 – Objetivos

O objetivo geral é corrigir e realçar características importantes de uma imagem digital para se obter imagem com qualidade que possa, assim, ser utilizada em um sistema de visão computacional, o qual neste trabalho visa à detecção de defeitos em tubulações.

1.5 – Metodologia

Este trabalho está baseado no modelo de iluminação-reflectância proposto por Gonzalez e Woods em [1]. A partir deste modelo proposto iremos realçar as bordas, ou seja, realçar as regiões de alta frequência e suprimir as regiões de baixa frequência e a iluminação não uniforme. Para isso é necessário separar as componentes de iluminação e reflectância.

Após a separação das componentes utilizaremos a filtragem homomórfica que é uma técnica de processamento de imagens digitais no domínio da frequência, baseada na transformada de Fourier. O método visa corrigir e realçar características importantes de uma imagem digital para se obter imagem com qualidade que possa ser utilizada em um sistema de visão computacional.

Após o tratamento da imagem as características como as bordas estão mais realçadas, sendo então utilizado o algoritmo de Canny para detecção de bordas e identificação de possíveis danos nas estruturas submarinas.

1.6 – Descrição

O Capítulo 2 introduz a Transforma de Fourier Discreta (DFT). A DFT é uma ferramenta extremamente importante, porque nos permite fazer uma filtragem no domínio da frequência.

O Capítulo 3 descreve a construção de filtros digitais e como estes filtros são usados para se fazer uma filtragem no domínio da frequência.

O Capítulo 4 descreve sobre a formação da imagem monocromática e como ela é modelada e, em seguida, apresenta a técnica de filtragem homomórfica.

No Capítulo 5 será explicada a detecção de bordas de Canny, sendo apresentado um operador ótimo para a detecção de bordas tipo degrau.

No Capítulo 6 será descrita a idéia básica do funcionamento do programa e serão apresentadas as comparações da detecção de bordas com e sem o uso do filtro homomórfico. No final do capítulo será apresentada a conclusão do estudo.

Capítulo 2

Introdução à Transformada de Fourier

2.1 – Considerações Iniciais

Este capítulo introduz a transformada de Fourier de uma e de duas dimensões. Formularemos a transformada de Fourier discreta (DFT) através da transformada contínua de Fourier. Veremos também que a DFT é uma ferramenta matemática que possibilita passar um sinal que está no domínio do tempo para o domínio da frequência.

2.2 – A transformada de Fourier de uma e de duas dimensões e suas transformadas inversas

Seja $f(x)$ uma função contínua e absolutamente integrável. O fato da função $f(x)$ ser absolutamente integrável é suficiente mas não é necessário para a obtenção da transformada de Fourier. A transformada de Fourier de uma função de uma variável é definida por:

$$F(u) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x)e^{-j2\pi ux} dx \quad (2.1)$$

onde $j = \sqrt{-1}$. Consequentemente a transformada inversa de $f(x)$ é dada por:

$$f(x) = \int_{-\infty}^{\infty} F(u)e^{j2\pi ux} du \quad (2.2)$$

Através das duas equações acima pode-se estender as equações da transformada de Fourier para uma função bidimensional, ou seja, para uma função de duas variáveis u e v , tem-se

$$F(u, v) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y)e^{-j2\pi(ux+vy)} dx dy \quad (2.3)$$

e a transformada inversa é dada por

$$f(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} F(u, v) e^{j2\pi(ux+vy)} du dv \quad (2.4)$$

2.3 – A transformada discreta de Fourier de uma e de duas dimensões e suas transformadas inversas

O nosso interesse é obter uma equação da transformada de Fourier para uma função discreta e de comprimento finito. Esta transformada é conhecida como Transformada Discreta de Fourier (DFT). A DFT mapeia a seqüência $f(x)$, de comprimento M, sendo $x = 0, 1, 2, \dots, M-1$, em outra seqüência $F(u)$ também de comprimento M, onde $u = 0, 1, 2, \dots, M-1$, sendo o mesmo raciocínio válido para uma função $f(x, y)$ bidimensional, onde $x = 0, 1, 2, \dots, M-1$ e $y = 0, 1, 2, \dots, N-1$. Defina-se a transformada discreta de Fourier como:

$$F(u) = \frac{1}{M} \sum_{x=0}^{M-1} f(x) e^{-j2\pi ux/M} \quad (2.5)$$

para $u = 0, 1, 2, \dots, M-1$, e para o caso de uma função bidimensional,

$$F(u, v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-j2\pi(ux/M + vy/N)} \quad (2.6)$$

para $u = 0, 1, 2, \dots, M-1$ e $v = 0, 1, 2, \dots, N-1$,

Para retornarmos à função original $f(x)$ e $f(x, y)$, a partir de $F(u)$ e $F(u, v)$, respectivamente, utilizaremos a transformada discreta de Fourier inversa (IDFT), que para uma função unidimensional, pode ser escrita como:

$$f(x) = \sum_{u=0}^{M-1} F(u) e^{j2\pi ux/M} \quad (2.7)$$

para $x = 0, 1, 2, \dots, M-1$, e para uma função bidimensional,

$$f(x, y) = \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} F(u, v) e^{j2\pi(ux/M + vy/N)} \quad (2.8)$$

para $x = 0, 1, 2, \dots, M-1$ e $y = 0, 1, 2, \dots, N-1$.

Uma propriedade importante da DFT, diferentemente do processo contínuo, é que não precisamos estar preocupados com a existência da DFT ou da IDFT, pois para um sinal discreto sempre existirá a DFT e a sua inversa [1].

A DFT é uma ferramenta matemática que possibilita passar um sinal que está no domínio do tempo para o domínio da frequência, sendo que o conceito de domínio da frequência está relacionado diretamente com a fórmula de Euler:

$$e^{j\theta} = \cos(\theta) + j\sin(\theta) \quad (2.9)$$

Primeiro analizaremos o conceito de domínio da frequência para as funções unidimensionais e em seguida analizaremos para o caso das funções bidimensionais.

Substituindo a expressão (2.9) na equação (2.5) e considerando que $\cos(\theta) = \cos(-\theta)$ e que $\sin(-\theta) = -\sin(\theta)$, temos:

$$F(u) = \frac{1}{M} \sum_{x=0}^{M-1} f(x) [\cos(2\pi ux/M) - j\sin(2\pi ux/M)] \quad (2.10)$$

para $u = 0, 1, 2, \dots, M-1$.

Todos os M termos de $F(u)$ são chamados de componentes de frequência da transformada. Uma analogia muito útil é comparar a transformada de Fourier com um prisma de vidro, Figura 2.1. O prisma é um dispositivo físico que separa a luz em componentes de cores diferentes, cada um dependendo de sua frequência (ou comprimento de onda). Quando consideramos a luz, falamos sobre o seu conteúdo espectral ou de frequência. Da mesma forma, a transformada de Fourier nos permite caracterizar uma função do seu conteúdo de frequência. Este é um conceito poderoso que está no coração da filtragem linear [1].

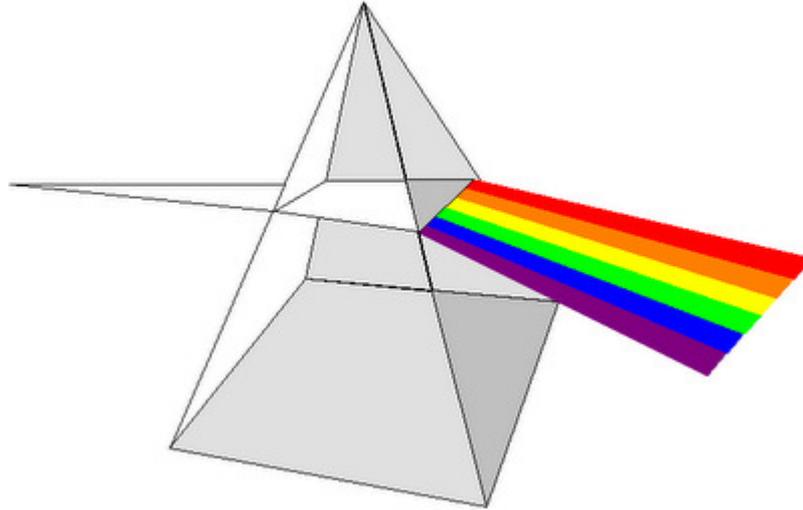


Figura 2.1 – Refração da luz em um prisma.

As componentes de frequência de Fourier $F(u)$ são componentes complexas e são dadas pelas equações (2.5) ou (2.10) e estas componentes, por serem complexas, podem ser reescritas no sistema de coordenadas polares:

$$F(u) = |F(u)|e^{-j\phi(u)} \quad (2.11)$$

onde

$$|F(u)| = [R^2(u) + I^2(u)]^{1/2} \quad (2.12)$$

e

$$\phi(u) = \text{tg}^{-1} \left[\frac{I(u)}{R(u)} \right] \quad (2.13)$$

$|F(u)|$ é chamada de magnitude do espectro da transformada de Fourier e $\phi(u)$ é chamada de fase do espectro da transformada de Fourier. $R(u)$ e $I(u)$ são as partes reais e imaginárias, respectivamente, de $F(u)$.

Uma outra grandeza que pode ser muito útil é a potência do espectro que é definida como sendo o quadrado da magnitude do espectro:

$$\begin{aligned}
 P(u) &= |F(u)|^2 \\
 &= R^2(u) + I^2(u)
 \end{aligned}
 \tag{2.14}$$

Seja $f(x)$ uma função discreta mostrada na Figura 2.2(a), então sua DFT será a função $F(u)$, que tem como magnitude do espectro $|F(u)|$ mostrada na Figura 2.2(b).

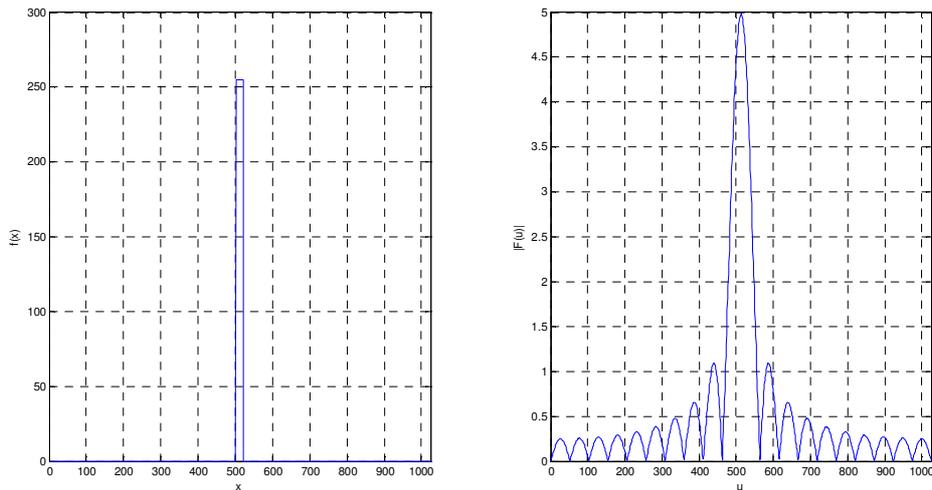


Figura 2.2 – (a) Função discreta, (b) Espectro de Fourier.

Neste exemplo, $M = 1024$ (M é o número total de pontos), $A = 255$ (A é a amplitude da função discreta mostrada na Figura 2.2(a)) e $K = 20$ (K é o número de pontos de amplitude A). A amplitude máxima do módulo de $F(u)$ é obtida através de uma conta simples: $\max(|F(u)|) = AK / M$.

Observe que o espectro está centrado em $u = M/2$, o que na prática pode ser obtido multiplicando-se $f(x)$ por $(-1)^x$ antes de se calcular a transformada discreta de Fourier, ou seja:

$$F(u) = \frac{1}{M} \sum_{x=0}^{M-1} (-1)^x f(x) e^{-j2\pi ux/M}
 \tag{2.15}$$

O mesmo acontece no exemplo da Figura 2.3 que retrata resultado semelhante do exemplo anterior mas com $K = 40$ pontos.

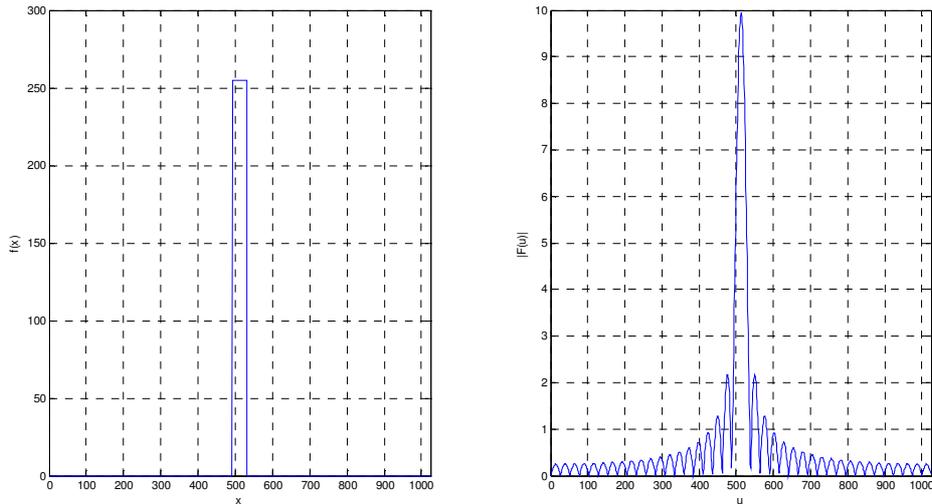


Figura 2.3 – (a) Função discreta (b) Espectro de Fourier.

Observe que quanto maior a “janela” no domínio do tempo, ou seja, maior o número de pontos K , mais estreita é a “janela” no domínio da frequência.

Agora analizaremos o conceito de domínio da frequência para as funções bidimensionais. Da mesma forma que na função unidimensional faremos aqui a substituição da expressão (2.9) na equação (2.6) e considerando que $\cos(\theta) = \cos(-\theta)$ e que $\text{sen}(\theta) = -\text{sen}(\theta)$, temos:

$$F(u, v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \left[\cos\left(2\pi\left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N}\right)\right) - j\text{sen}\left(2\pi\left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N}\right)\right) \right] \quad (2.16)$$

para $u = 0, 1, 2, \dots, M-1$ e $v = 0, 1, 2, \dots, N-1$

As variáveis u e v são variáveis de transformação ou de frequência e as variáveis x e y são variáveis espaciais ou de imagem [1]. Todos os $M \times N$ termos de $F(u, v)$ são chamados de componentes da frequência da transformada.

As componentes de frequência de Fourier $F(u, v)$ são componentes complexas e são dadas pelas equações (2.6) ou (2.16) e estas componentes por serem complexas podem ser reescritas na forma de coordenadas polares:

$$F(u, v) = |F(u, v)|e^{-j\phi(u, v)} \quad (2.17)$$

onde

$$|F(u, v)| = [R^2(u, v) + I^2(u, v)]^{1/2} \quad (2.18)$$

e

$$\phi(u, v) = \text{tg}^{-1} \left[\frac{I(u, v)}{R(u, v)} \right] \quad (2.19)$$

$|F(u, v)|$ é chamada de magnitude do espectro da transformada de Fourier e $\phi(u, v)$ é chamada de fase do espectro da transformada de Fourier. $R(u, v)$ e $I(u, v)$ são as partes reais e imaginárias, respectivamente, de $F(u, v)$.

A potência do espectro é definida como sendo o quadrado da magnitude do espectro:

$$\begin{aligned} P(u, v) &= |F(u, v)|^2 \\ &= R^2(u, v) + I^2(u, v) \end{aligned} \quad (2.20)$$

Para que haja uma melhor interpretação do resultado é comum multiplicar a imagem de entrada por $(-1)^{x+y}$ antes de calcular a DFT. Isso se faz necessário porque o algoritmo da DFT não é centralizado, ou seja, a componente de frequência zero não está no centro da seqüência resultante. Ao multiplicarmos a imagem de entrada por $(-1)^{x+y}$ estamos deslocando a origem de $F(u, v)$ para as coordenadas de frequência $(M/2, N/2)$. Isso é possível devido à propriedade de multiplicação por uma exponencial complexa ou seja,

$$\mathfrak{F}[f(x, y)(-1)^{x+y}] = F(u - M/2, v - N/2) \quad (2.21)$$

onde $\mathfrak{F}[\cdot]$ é o operador da transformada de Fourier. A equação (2.21) nos indica que a componente de frequência zero $F(0,0)$ está centrada em $u = M/2$ e $v = N/2$. Como a componente de frequência zero tem frequência zero na origem, a componente $F(0,0)$ também pode ser chamada de componente DC do espectro.

Quando o sinal de entrada for multiplicado por $(-1)^{x+y}$, o sinal de saída da IDFT também deve ser multiplicado por $(-1)^{x+y}$, ou seja:

$$f(x, y) = (-1)^{x+y} \mathfrak{S}^{-1}[F(u - M/2, v - N/2)] \quad (2.22)$$

Para a Figura 2.4 aplicaremos a transformada de Fourier e analizaremos o espectro de frequência da imagem. Na Figura 2.5 é mostrado o efeito de se multiplicar $(-1)^{x+y}$ na imagem de entrada. Compare com a Figura 2.6 onde a imagem de entrada não foi multiplicada $(-1)^{x+y}$. Nota-se que na Figura 2.5 a frequência zero está no centro da imagem.

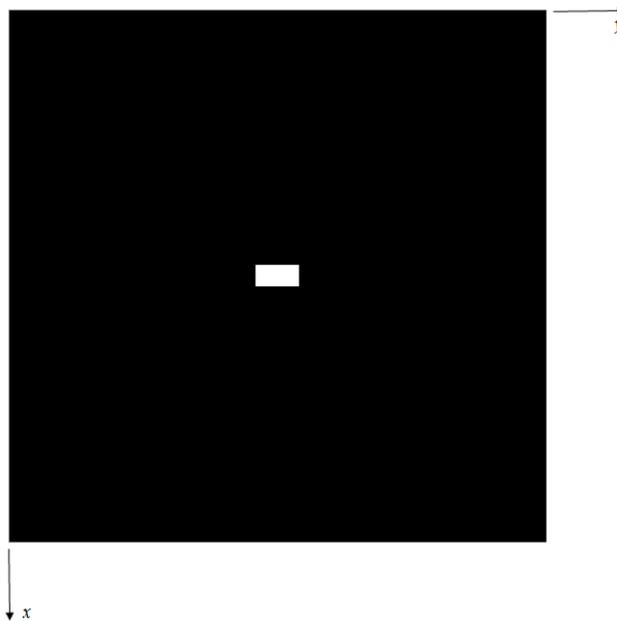


Figura 2.4 – Imagem com um retângulo 20 x 40

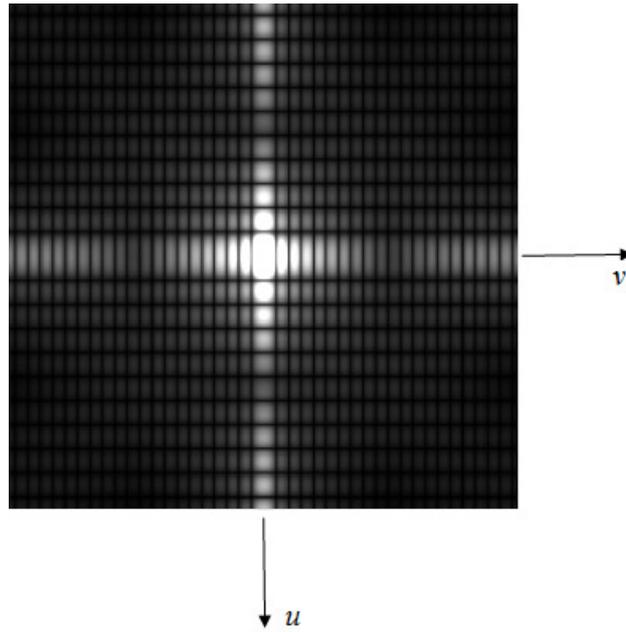


Figura 2.5 – Espectro de frequência com aplicação da equação (2.21)

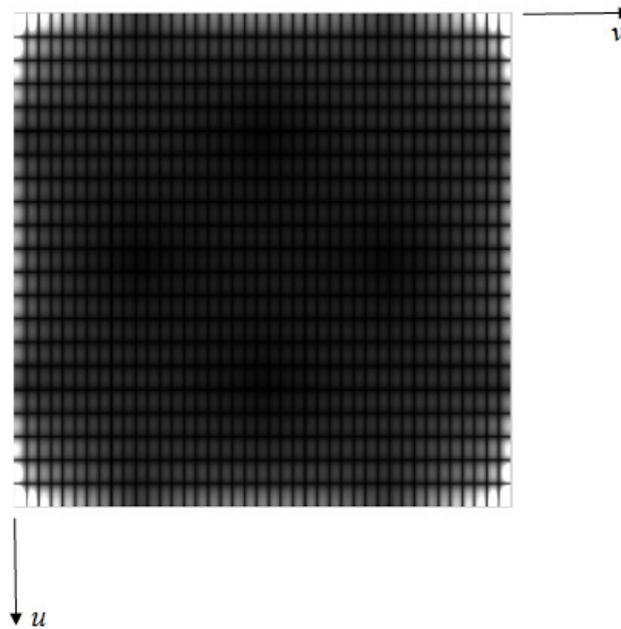


Figura 2.6 – Espectro de frequência com aplicação da equação (2.18)

Capítulo 3

Filtros Digitais

3.1 – Considerações Iniciais

Este capítulo descreve um método de filtragem que é utilizado em processamento de imagens digitais no domínio da frequência, e é baseado na transformada de Fourier. O método aqui apresentado visa corrigir e realçar características importantes de uma imagem digital.

3.2 – Conceito de filtro passa-baixas ideal

O filtro passa-baixas, como o próprio nome diz, é um filtro que elimina as componentes de altas frequências. Por este motivo um filtro passa-baixa tem a função de suavizar a imagem. Um filtro passa-baixas ideal de duas dimensões tem a seguinte função de transferência:

$$H(u, v) = \begin{cases} 1 & \text{se } D(u, v) \leq D_0 \\ 0 & \text{se } D(u, v) > D_0 \end{cases} \quad (3.1)$$

onde D_0 possui um valor maior que zero e é chamado de frequência de corte e $D(u, v)$ é a distância do centro da imagem ao ponto (u, v) . Se a imagem possuir um tamanho $M \times N$, então o centro da imagem está no ponto $(u, v) = \left(\frac{M}{2}, \frac{N}{2}\right)$.

Sabendo que $D(u, v)$ é a distância do centro da imagem ao ponto (u, v) , fica fácil a dedução da equação de $D(u, v)$, ou seja,

$$D(u, v) = \left[\left(u - \frac{M}{2}\right)^2 + \left(v - \frac{N}{2}\right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (3.2)$$

A Figura 3.1 ilustra o que foi dito no parágrafo anterior. A Figura 3.1(a) mostra a resposta em frequência do filtro ideal $H(u,v)$ em três dimensões, a Figura 3.1(b) mostra o círculo de raio D_0 correspondente, sendo que toda componente de frequência que estiver dentro dessa região não sofrerá alteração, enquanto que as componentes de frequências que estiverem fora serão praticamente eliminadas, e a Figura 3.1(c) mostra o corte transversal do filtro $H(u,v)$.

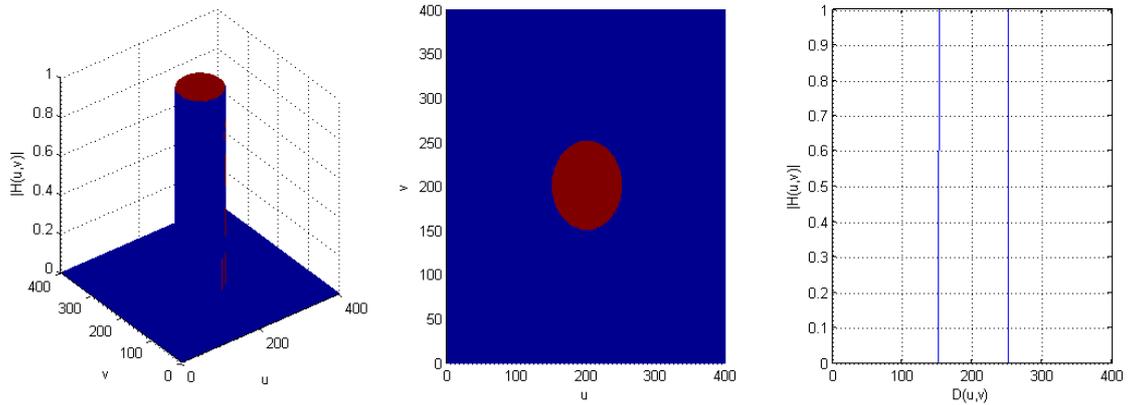


Figura 3.1 – Resposta do filtro passa baixas ideal.

3.3 – Conceito de filtro passa-altas ideal

O filtro passa-altas ideal é o oposto do filtro passa baixas ideal e tem por objetivo evidenciar os detalhes da imagem. A resposta em frequência do filtro passa-altas ideal pode ser reescrita da seguinte maneira:

$$H(u,v) = \begin{cases} 0 & \text{se } D(u,v) \leq D_0 \\ 1 & \text{se } D(u,v) > D_0 \end{cases} \quad (3.3)$$

O filtro passa-altas ideal pode ser obtido a partir do passa baixas ideal, através da seguinte relação entre as funções de transferência,

$$H_{HP}(u,v) = 1 - H_{LP}(u,v) \quad (3.4)$$

onde $H_{HP}(u, v)$ e $H_{LP}(u, v)$ são as funções de transferências dos filtros passa altas e passa baixas, respectivamente.

D_0 possui um valor maior que zero e é chamado de frequência de corte e $D(u, v)$ é a distância do centro da imagem ao ponto (u, v) . Se a imagem possuir um tamanho $M \times N$, então o centro da imagem está no ponto $(u, v) = (\frac{M}{2}, \frac{N}{2})$.

A Figura 3.2 ilustra a resposta em frequência de um filtro passa altas-ideal. A Figura 3.2(a) mostra $H(u, v)$ em três dimensões, enquanto que a Figura 3.2(b) mostra o círculo de raio D_0 , onde toda a componente de frequências que estiver fora dessa região não sofrerá alteração alguma, enquanto que as componentes de frequências que estiverem dentro sofrerão forte atenuação, e a Figura 3.2(c) mostra o corte transversal do filtro $H(u, v)$.

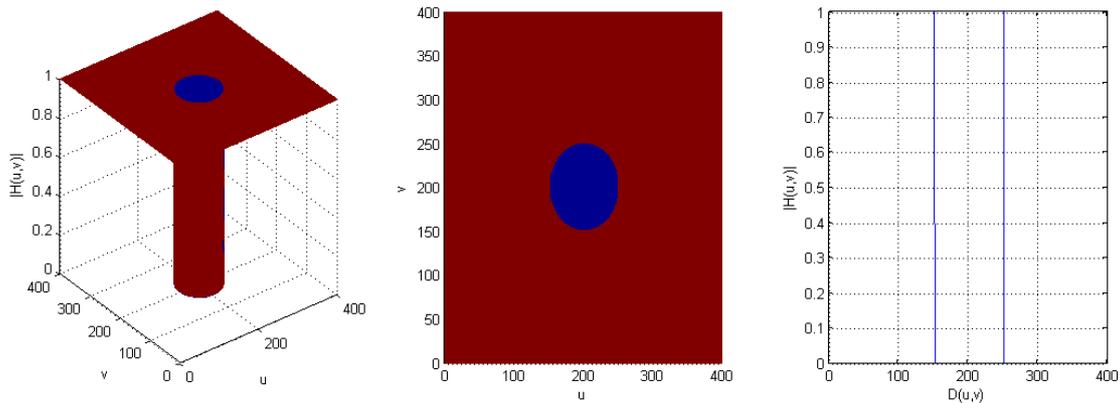


Figura 3.2 – Resposta do filtro passa altas ideal.

3.4 – Filtrando no Domínio da Frequência

É preciso ter em mente que o domínio da frequência nada mais é que o espaço sobre o qual é definida a transformada de Fourier, como visto no Capítulo 2. Para uma melhor compreensão, nesta seção falaremos sobre o processamento de imagens no domínio da frequência.

Seja $H(u, v)$ a função de transferência de um filtro ideal e $F(u, v)$ a transformada de Fourier discreta de uma imagem $f(x, y)$. Então, para se fazer a filtragem, basta multiplicarmos o filtro $H(u, v)$ por $F(u, v)$, ou seja:

$$G(u, v) = H(u, v)F(u, v) \quad (3.5)$$

onde $G(u, v)$ é a transformada de Fourier da imagem $f(x, y)$ filtrada no domínio da frequência. Para recuperarmos a imagem no domínio espacial, temos que aplicar a transformada de Fourier inversa, ou seja,

$$g(x, y) = \mathfrak{F}^{-1}[G(u, v)] \quad (3.6)$$

O passo a passo para a filtragem no domínio da frequência é o seguinte [1]:

- 1 – Multiplicar a imagem de entrada por $(-1)^{x+y}$ para centralizar a transformada;
- 2 – Calcular a DFT da imagem de entrada $F(u, v)$;
- 3 – Multiplicar $F(u, v)$ por $H(u, v)$;
- 4 – Calcular a IDFT do resultado de 3;
- 5 – Obter a parte real do resultado de 4;
- 6 – Multiplicar por $(-1)^{x+y}$ o resultado de 5.

Como a IDFT geralmente deixa alguma parte imaginária residual, o passo 5 faz necessário para eliminar tais resíduos. A Figura 3.3 apresenta o diagrama de blocos dos passos da filtragem mencionada acima.

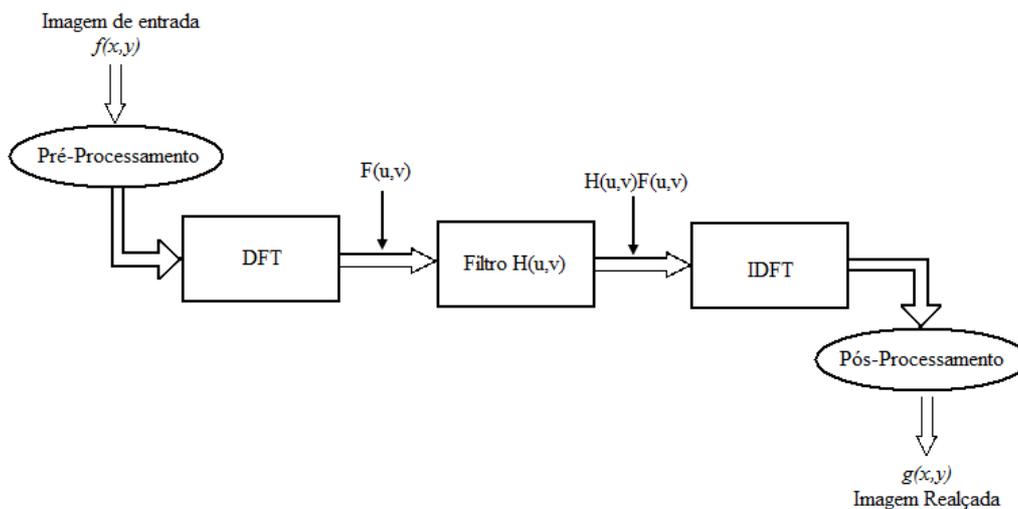


Figura 3.3 – Diagrama de blocos para a filtragem no domínio da frequência.

Capítulo 4

Filtragem Homomórfica

4.1 – Considerações Iniciais

As imagens que iremos tratar são imagens submarinas e estas imagens tem como cenário ambientes de baixíssima iluminação ou de nenhuma iluminação natural. Assim, há a necessidade de se utilizar iluminação artificial e tal iluminação tende a ser direcional, o que pode mudar significativamente a aparência dos objetos.

A filtragem homomórfica é um conjunto de técnicas que possibilita a atenuação de perturbações e a correção dos efeitos de iluminação através dos conceitos já estudados nos capítulos anteriores.

4.2 – A formação de uma imagem simples

Antes de darmos prosseguimento ao estudo de filtros homomórficos, é de fundamental importância que tenhamos em mente o conceito básico da formação de uma imagem.

O interesse aqui é na formação de imagens monocromáticas, ou seja, imagens bidimensionais que abrangem toda a escala dos tons de cinza. Uma imagem monocromática é uma função da intensidade de luz bidimensional, que é denotada por $f(x, y)$ em coordenadas espaciais (x, y) inteiras e positivas, dessa forma a quantização da imagem $f(x, y)$ deve ser maior que zero e menor que infinito, ou seja:

$$0 < f(x, y) < \infty \quad (4.1)$$

A origem da imagem $f(x, y)$ é no canto superior esquerdo como ilustra a Figura 4.1.

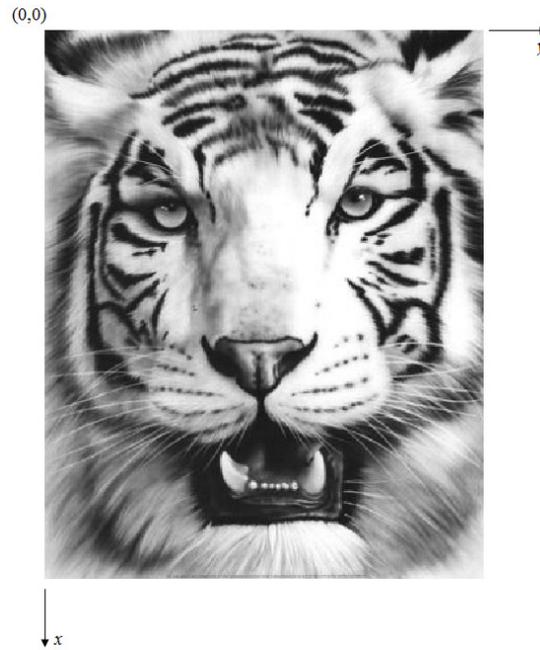


Figura 4.1 – Coordenadas espaciais (x, y) inteiras e positivas.

A digitalização ao longo da coordenada (x, y) gera uma imagem digital $f(x, y)$, e este processo é feito amostrando e quantizando cada ponto da imagem. Ao término dessa digitalização uma matriz $M \times N$ é gerada, e cada ponto dessa matriz é chamada de pixel, conforme ilustrado na Figura 4.2.

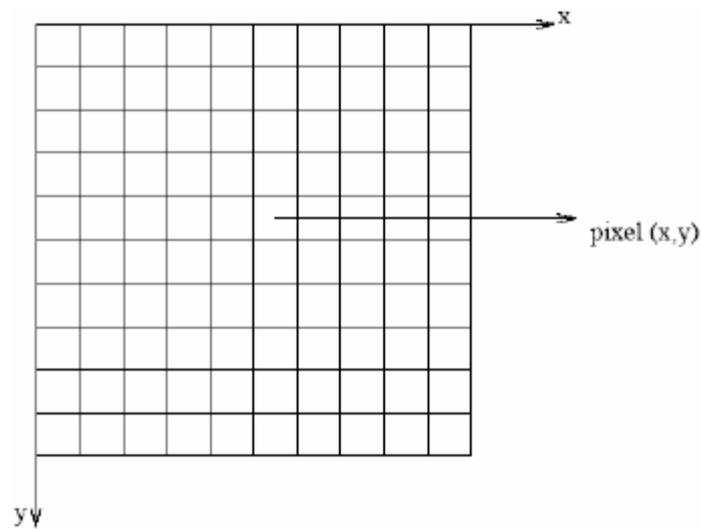


Figura 4.2 – Representação do pixel.

Quando uma imagem é gerada em níveis de cinza, os seus valores são proporcionais ao brilho refletido da imagem. Sendo assim, a função $f(x, y)$ pode ser modelada por duas componentes:

1 – Pela quantidade de fonte de iluminação incidente sobre a cena que está sendo visto;

2 – Pela quantidade de iluminação refletida pelo objeto na cena.

Apropriadamente, estes são chamados de componentes de iluminação e componentes de reflexão e são indicadas por $i(x, y)$ e $r(x, y)$, respectivamente. As duas funções são combinadas como um produto para formar $f(x, y)$ [1]:

$$f(x, y) = i(x, y)r(x, y) \quad (4.2)$$

onde

$$0 < i(x, y) < \infty \quad (4.3)$$

e

$$0 < r(x, y) < 1 \quad (4.4)$$

Operando sobre as componentes da função (4.2), é possível suprimir as baixas frequências e a iluminação não uniforme, sendo necessário separar as componentes de iluminação e reflectância [4], como veremos na Seção 4.3.

4.3 – Conceito de filtragem homomórfica

A filtragem homomórfica é uma técnica que leva em conta o modelo da equação (4.2), onde a componente de iluminação se caracteriza geralmente por variações espaciais lentas, enquanto que a componente de reflectância tende a variar bruscamente [4].

A componente de iluminação $i(x, y)$ depende da quantidade de luz na cena (por isso esta pode ser alterada), já a componente de reflectância $r(x, y)$ não se altera, pois resulta da maneira de como os objetos refletem a luz.

Para melhorarmos a qualidade da imagem devemos manipular a componente de iluminação $i(x, y)$ e a componente de reflectância $r(x, y)$ separadamente. No entanto, a DFT de $f(x, y)$ é diferente do produto das DFT's de $i(x, y)$ por $r(x, y)$, ou seja, $\mathfrak{F}\{f(x, y)\} \neq \mathfrak{F}\{i(x, y)\}\mathfrak{F}\{r(x, y)\}$. Então, para separarmos as componentes definiremos $z(x, y)$ como sendo o logaritmo neperiano de $f(x, y)$, ou seja,

$$\begin{aligned} z(x, y) &= \ln(f(x, y)) \\ &= \ln(i(x, y)) + \ln(r(x, y)) \end{aligned} \quad (4.4)$$

Então

$$\begin{aligned} \mathfrak{F}\{z(x, y)\} &= \mathfrak{F}\{\ln(f(x, y))\} \\ &= \mathfrak{F}\{\ln(i(x, y))\} + \mathfrak{F}\{\ln(r(x, y))\} \end{aligned} \quad (4.5)$$

ou

$$Z(u, v) = F_i(u, v) + F_r(u, v) \quad (4.6)$$

onde $F_i(u, v)$ e $F_r(u, v)$ são as transformadas de Fourier de $\ln(i(x, y))$ e de $\ln(r(x, y))$, respectivamente.

Agora que separamos as componentes de iluminação e de reflectância, podemos processar $Z(u, v)$ por meio de um filtro de função de transferência $H(u, v)$, obtendo:

$$\begin{aligned} S(u, v) &= H(u, v)Z(u, v) \\ &= H(u, v)F_i(u, v) + H(u, v)F_r(u, v) \end{aligned} \quad (4.7)$$

onde $S(u, v)$ é a transformada de Fourier do resultado. No domínio do espaço escrevemos

$$\begin{aligned} s(x, y) &= \mathfrak{F}^{-1}\{S(u, v)\} \\ &= \mathfrak{F}^{-1}\{H(u, v)F_i(u, v)\} + \mathfrak{F}^{-1}\{H(u, v)F_r(u, v)\} \end{aligned} \quad (4.8)$$

Assim, podemos expressar $s(x, y)$ como:

$$s(x, y) = i'(x, y) + r'(x, y) \quad (4.9)$$

onde $i'(x, y)$ é dado por

$$i'(x, y) = \mathfrak{S}^{-1}\{H(u, v)F_i(u, v)\} \quad (4.10)$$

e

$$r'(x, y) = \mathfrak{S}^{-1}\{H(u, v)F_r(u, v)\} \quad (4.11)$$

Lembrando que no início do processo $z(x, y)$ foi definido como sendo o logaritmo neperiano de $f(x, y)$, então para obtermos a imagem filtrada e realçada definiremos $g(x, y)$ como

$$\begin{aligned} g(x, y) &= e^{s(x, y)} \\ &= e^{i'(x, y)} e^{r'(x, y)} \\ &= i_0(x, y) r_0(x, y) \end{aligned} \quad (4.12)$$

onde

$$i_0(x, y) = e^{i'(x, y)} \quad (4.13)$$

e

$$r_0(x, y) = e^{r'(x, y)} \quad (4.14)$$

A Figura 4.3 resume o conceito de filtragem homomórfica descrito acima.

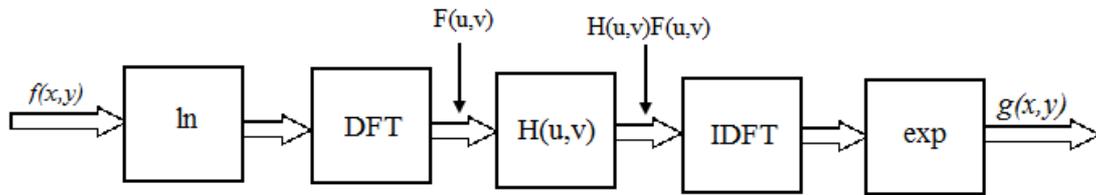


Figura 4.3 – Filtragem homomórfica para realce de imagem.

Para a filtragem homomórfica são muitos os tipos de filtro utilizados. Como exemplos podemos citar, o filtro Butterworth, Gaussiano e o Laplaciano. Entretanto, iremos nos concentrar no filtro passa-altas gaussiano modificado, pois é este filtro que será utilizado nos ensaios do Capítulo 6. O filtro passa-altas gaussiano modificado é dado por

$$H(u, v) = (y_H - y_L) \left[1 - e^{-c \left(\frac{D^2(u, v)}{D_0^2} \right)} \right] + y_L \quad (4.14)$$

A Figura 4.4 mostra a seção transversal do filtro $H(u, v)$, variando-se $D(u, v)$

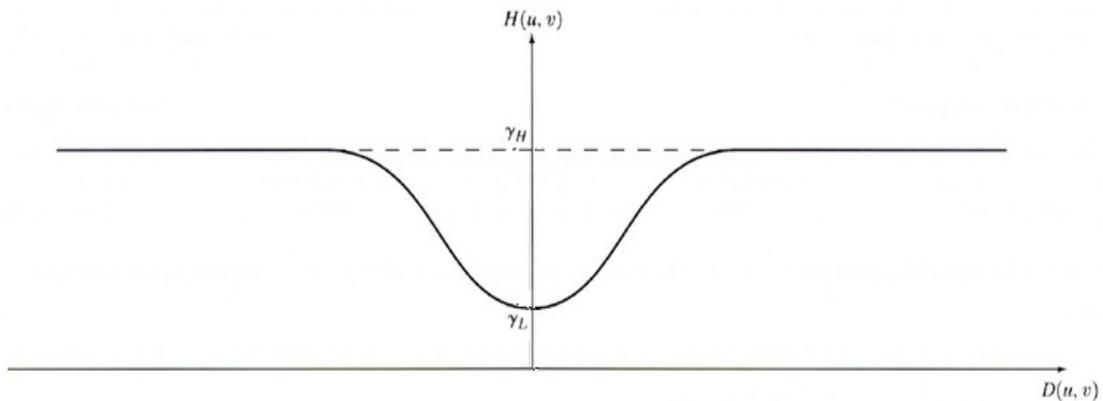


Figura 4.4 – Filtro gaussiano modificado – Passa-altas.

Os parâmetros $y_H > 1$ e $y_L < 1$ são escolhidos de forma a aumentar a contribuição das altas frequências (reflectância) e a diminuir a contribuição das baixas frequências (iluminação), respectivamente. D_0 possui um valor maior que zero e é

chamado de frequência de corte, enquanto que a constante c controla a transição entre y_L e y_H .

Capítulo 5

Detecção de Bordas de Canny

5.1 – Considerações Iniciais

O processo da detecção de bordas de Canny baseia-se em três critérios de desempenho: boa detecção, boa localização e boa resposta.

Um tipo de borda muito comum em imagens digitais é a borda tipo degrau. Então Canny fez um estudo para desenvolver um operador ótimo que detectasse este tipo de borda. Ao término do seu estudo, Canny constatou que o operador ótimo encontrado é muito semelhante à função gerada pela primeira derivada da função Gaussiana.

5.2 – Geração de Gradiente Ortogonal

Um método fundamental para a detecção de borda é a geração do gradiente ortogonal de primeira ordem. Este método envolve a geração de gradientes em duas direções ortogonais, que podem ser utilizados para suavizar os ruídos e detectar as bordas. O gradiente da imagem é dado por

$$G(x, y) = \frac{\partial f(x, y)}{\partial x} \cos(\theta) + \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} \sin(\theta) \quad (5.1)$$

As bordas de uma imagem são caracterizadas pelas variações abruptas da frequência espacial de um pixel para o outro. Como o gradiente é definido como sendo a derivada direcional na imagem, fica claro que, nas transições de um pixel para o outro onde há variações abruptas de frequências espaciais, no gradiente teremos altos valores de magnitudes. Podemos então definir um valor de limiar (*threshold*) onde uma borda é considerada presente se os valores do gradiente estiverem acima deste limiar. Sendo assim podemos definir como pixel pertencente a uma borda todo pixel cuja magnitude do gradiente estiver acima do limiar.

A Figura 5.1 descreve a geração do gradiente de borda $G(x, y)$ discreto em função do gradiente de linha $G_R(x, y)$ e do gradiente da coluna $G_C(x, y)$.

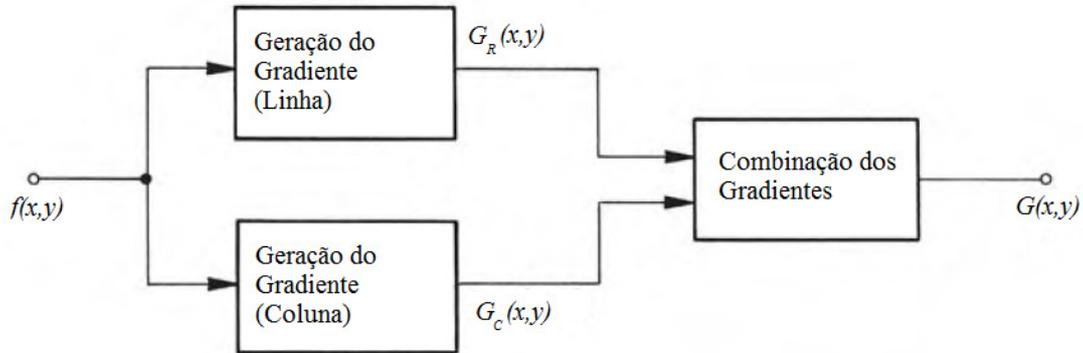


Figura 5.1 – Geração do Gradiente Ortogonal.

A amplitude do gradiente espacial é dada por

$$G(x, y) = [(G_R(x, y))^2 + (G_C(x, y))^2]^{\frac{1}{2}} \quad (5.2)$$

Porém, para um cálculo eficiente, o gradiente pode ser aproximado por

$$G(x, y) = |G_R(x, y)| + |G_C(x, y)| \quad (5.3)$$

A orientação do gradiente espacial é dada por

$$\theta(x, y) = \arctg \left\{ \frac{G_C(x, y)}{G_R(x, y)} \right\} \quad (5.4)$$

Deve se observar que o método da Figura 5.1 é para sinais digitais, enquanto que a equação (5.1) corresponde ao gradiente de sinais analógicos.

5.3 – O operador Gradiente de Canny

O modelo do operador Gradiente de Canny é baseado em um degrau de descontinuidade de borda de amplitude s adicionada ao ruído branco gaussiano de desvio padrão σ_n [2].

Supondo que a detecção de bordas é realizada por uma convolução unidimensional contínua de $f(x)$ por $h(x)$, onde $f(x)$ é uma borda unidimensional e $h(x)$ é a resposta ao impulso definida no intervalo $[-W, W]$, a borda é definida como sendo o máximo local da convolução $f(x) \otimes h(x)$.

A construção do operador gradiente de Canny da resposta ao impulso $h(x)$ deve satisfazer três critérios [2]:

1 – *Boa Detecção* → A amplitude da relação sinal/ruído (SNR – *Signal-to-noise ratio*) do gradiente é maximizada para obter uma baixa probabilidade de falha para detectar as bordas verdadeiras e uma baixa probabilidade de marcar falsamente os pontos de borda. A SNR é modelado por [2]

$$SNR = \frac{\left| \int_{-W}^W h(x) f(-x) dx \right|}{\sigma_n \sqrt{\int_{-W}^W [h(n)]^2 dx}} \quad (5.5)$$

que é reduzido para

$$SNR = \frac{s \int_{-W}^0 h(x) dx}{\sigma_n \sqrt{\int_{-W}^W [h(n)]^2 dx}} \quad (5.5)$$

2 – *Boa Localização* → O ponto da borda marcado pelo operador deve ser o mais próximo possível do centro da borda. O fator de localização (LOC) é definida como [2]

$$LOC = \frac{\left| \int_{-W}^W h'(x) f'(-x) dx \right|}{\sigma_n \sqrt{\int_{-W}^W [h'(n)]^2 dx}} \quad (5.6)$$

que é reduzido para

$$LOC = \frac{s|h'(0)|}{\sigma_n \sqrt{\int_{-w}^w [h'(n)]^2 dx}} \quad (5.7)$$

3 – *Boa Resposta* → Deve haver apenas uma única resposta para uma borda real. A distância entre os máximos adjacentes é denominado de x_m . Assim [2],

$$x_m = kW \quad (5.8)$$

onde k é um fator multiplicativo.

Canny combinou estes três critérios, maximizando o produto de SNR e LOC sujeito à restrição da equação (5.8). Devido à complexidade da formulação, nenhuma solução analítica foi encontrada, mas uma abordagem variacional foi desenvolvido. A Figura 5.2 contém parcelas das funções da resposta ao impulso de Canny em termos de x_m . Como observado a partir da Figura 5.2, para valores baixos de x_m , a função de Canny se assemelha a uma função *boxcar*, enquanto que para x_m grande (> 0.8), a função de Canny está intimamente relacionada a uma função de resposta ao impulso FDOG (*first derivative of Gaussian*) [2], mostrada na Figura 5.3.

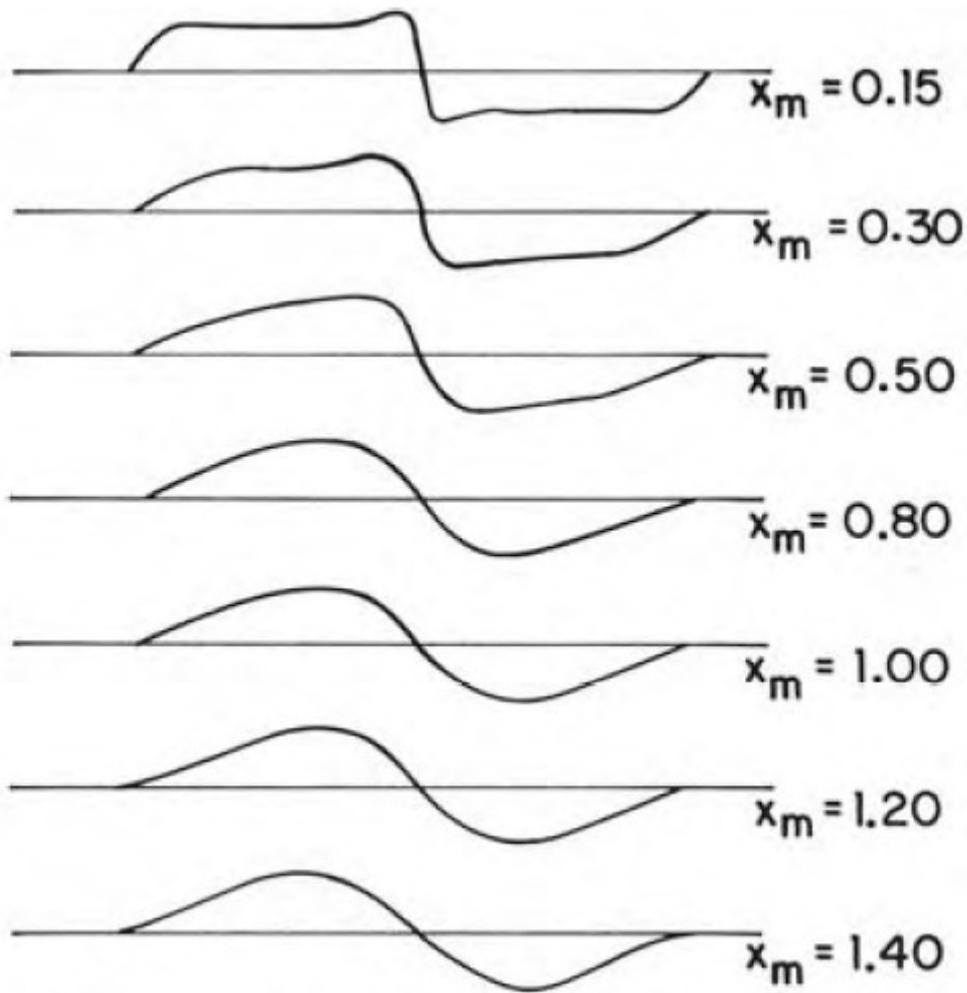


Figura 5.2 – Função da resposta ao impulso de Canny.
 Fonte: WILLIAM K. PRATT [2].

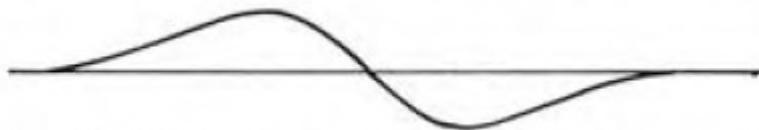


Figura 5.3 – Derivada da função da resposta ao impulso gaussiana.
 Fonte: WILLIAM K. PRATT [2].

Portanto, conclui-se que o operador gradiente de Canny $h(x)$ pode ser aproximado para uma função gaussiana, dada por

$$G(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-x^2}{2\sigma^2}} \quad (5.9)$$

O operador gradiente de Canny $h(x, y)$ 3D é dado por

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (5.10)$$

A Figura 5.4 ilustra o operador gradiente de Canny $h(x, y)$ para o caso de duas variáveis e a Figura 5.5 ilustra a primeira derivada da função Gaussiana.

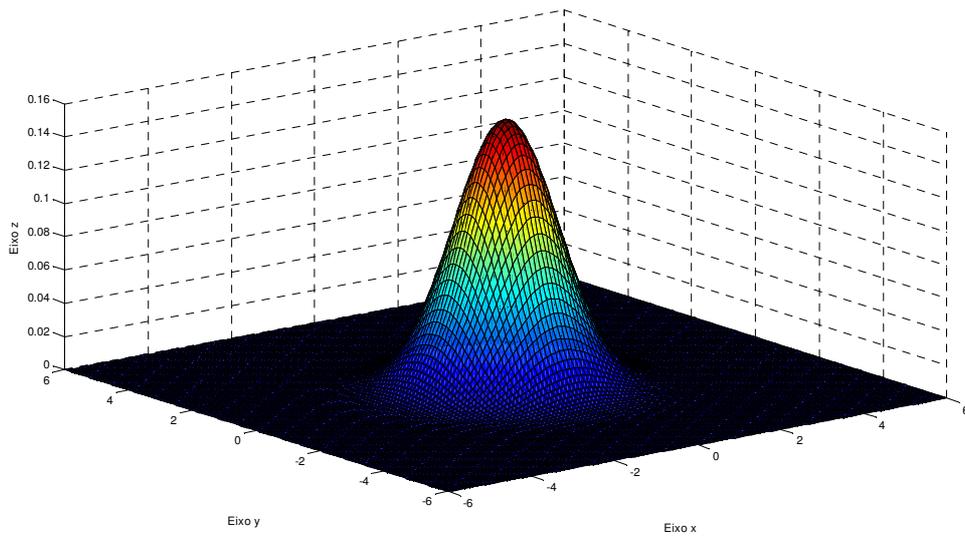


Figura 5.4 – Função Gaussiana apresentada na equação (5.10).

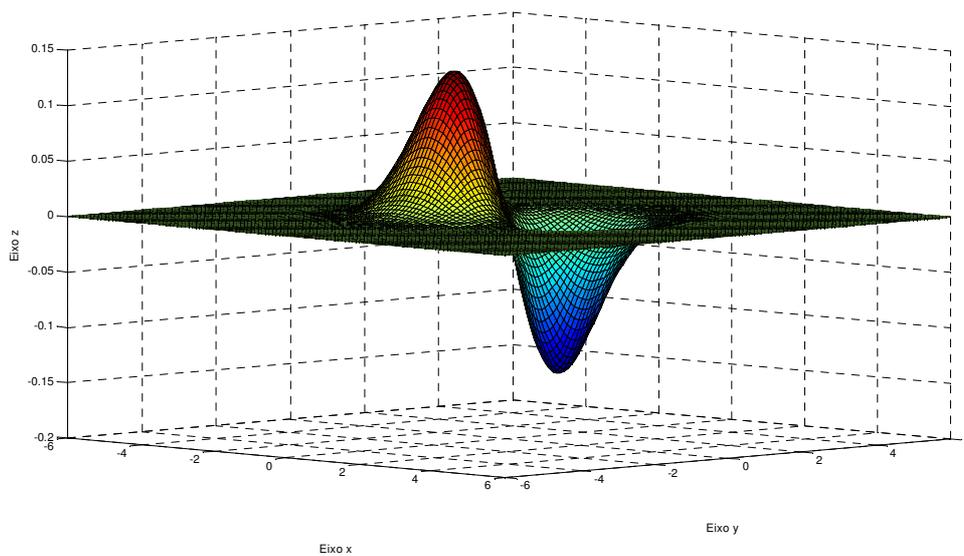


Figura 5.5 – Derivada da função Gaussiana apresentada na equação (5.10).

Capítulo 6

Detectando Defeitos

6.1 – Considerações iniciais

Para a detecção de defeitos nas estruturas submarinas foi feito um programa em Matlab. Este programa primeiramente aplica a filtragem homomórfica e em seguida faz a equalização por histograma; no segundo passo é feita a binarização da imagem e é gerada a matriz de componentes conexos, sendo que neste ponto uma parte do ruído é eliminada; no terceiro e último passo é feita a detecção de bordas de Canny.

6.2 – O Programa

O filtro passa-altas gaussiano modificado que estamos usando é mostrado na equação (4.14) e tem os seguintes parâmetros:

$$y_H = 4; y_L = 0.5; c = 30 \text{ e } D_0 = 20$$

A Figura 6.1 mostra como é a resposta em frequência do filtro passa-altas gaussiano modificado para uma imagem de dimensão 388 x 349. O filtro está centrado em $\left(\frac{M}{2}, \frac{N}{2}\right)$. As Figuras 6.1 (a) e (b) mostram a resposta em frequência do filtro em duas e três dimensões, respectivamente.

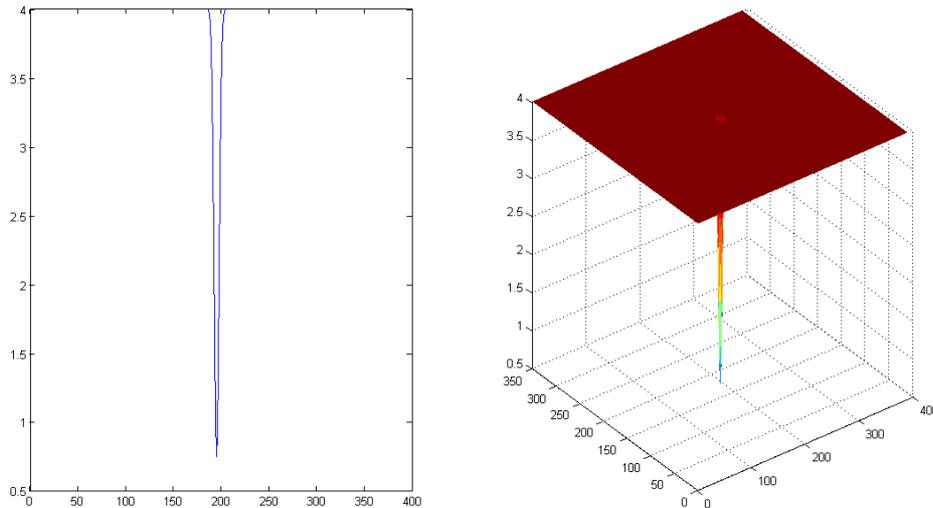


Figura 6.1 – Filtro passa-altas Gaussiano Modificado.

Vimos no Capítulo 4 que a equação (4.2) descreve a formação de uma imagem e o porquê da necessidade de se separar as componentes de iluminação e de reflectância. Foi definido também $z(x, y) = \ln(f(x, y))$, sendo que esta transformação permite a separação das componentes da imagem. Após esta transformação, a DFT é aplicada a $z(x, y)$.

Com o filtro $H(u, v)$ construído, $Z(u, v)$ é filtrada e no resultado é aplicada a IDFT e a transformação inversa do logaritmo (a exponencial). Logo em seguida é feita a equalização do histograma, o que gera uma imagem $g(x, y)$.

Antes de aplicarmos a detecção de bordas de Canny, se faz necessária a exclusão de ruídos. Esta exclusão é feita calculando-se um limiar (*threshold*) para a figura e em seguida a imagem $g(x, y)$ é transformada em uma imagem binária tendo como referência o valor de limiar calculado. A imagem binária é rotulada, ou seja, é gerada uma matriz de componentes conexos, e em seguida é eliminado os menores componentes conexos. Após esta etapa de eliminação de ruídos é aplicada a detecção de bordas de Canny e na seqüência é feita a dilatação da imagem, para se ter uma melhor percepção das bordas e as bordas que estiverem no limite da imagem são excluídas.

Após este processo um loop é utilizado para uma melhor detecção da região danificada. Dentro do loop a imagem é novamente rotulada e em seguida é eliminado os menores componentes conexos e por fim a imagem é dilatada, este loop termina quando

cinco iterações forem concluídas ou até que se obtenha uma única região rotulada. Para maiores detalhes sobre os componentes conexos o apêndice A deve ser consultado.

6.3 – O Resultado

Vamos mostrar aqui o quanto é importante a filtragem de uma imagem para a detecção de defeitos em uma tubulação submarina, pois iremos comparar o mesmo processo de detecção de defeitos com e sem o uso da filtragem homomórfica.

Serão mostradas 3 imagens de tubulações submarinas, onde cada imagem está sendo exposta a uma condição de iluminação diferente da outra.

Antes de ver os resultados em imagens submarinas, primeiro veremos para a imagem da Figura 6.2. Esta figura nos mostra uma imagem aérea em infravermelho e nela temos dois hangares e duas pistas. O objetivo é detectar os hangares.



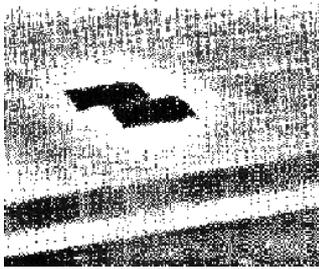
Figura 6.2 – Imagem aérea em infravermelho.

Fonte: GONZALEZ e WOODS [1].

A imagem da Figura 6.2 foi escolhida porque as bordas dos hangares estão bem definidas e isso permite que tenhamos uma boa detecção das bordas.

A Figura 6.3 nos mostra o resultado obtido com a aplicação do filtro e a Figura 6.4 sem a aplicação do filtro.

Filtragem Homomórfica com Eq. por Histograma



Img Binarizada



Img Bordas

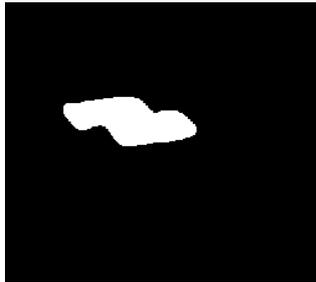


Imagem Realçada

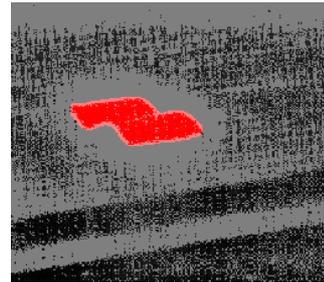


Figura 6.3 – Resultado obtido com a aplicação do filtro.

Sem a filtragem Homomórfica e sem a Eq. por Histograma



Img Binarizada



Img Bordas



Imagem Realçada

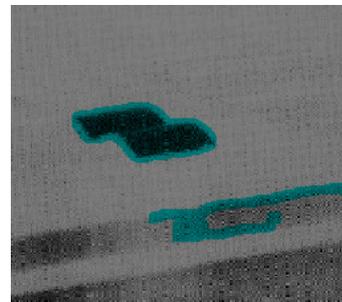


Figura 6.4 – Resultado obtido sem a aplicação do filtro.

Fica evidenciado que, com a aplicação do filtro homomórfico, apenas os hangares são identificados.

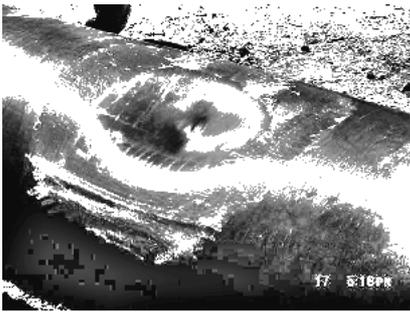
Na Figura 6.5 é mostrada uma imagem onde uma tubulação apresenta um amassado. O objetivo é detectar esta região danificada.



Figura 6.5 – Duto de aço.

Comparemos os resultados do processamento da Figura 6.5 com e sem a aplicação da filtragem homomórfica.

Filtragem Homomórfica com Eq. por Histograma



Img Binarizada



Img Bordas



Imagem Realçada

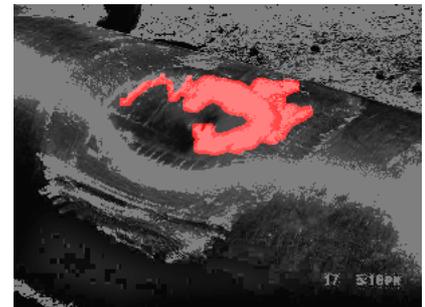


Figura 6.6 – Resultado obtido com a aplicação do filtro.

Sem a Filtragem Homomórfica e sem a Eq. por Histograma



Img Binarizada



Img Bordas

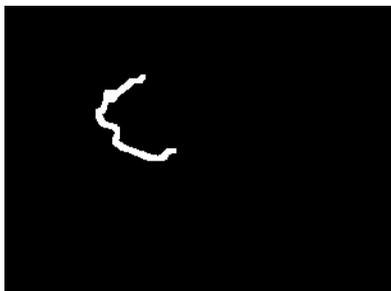


Imagem Realçada

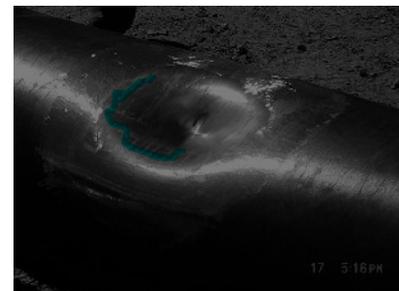


Figura 6.7 – Resultado obtido sem a aplicação do filtro.

Comparando o resultado obtido na Figura 6.6 com o resultado obtido na Figura 6.7, verifica-se que quando há aplicação do filtro uma boa parte da região defeituosa é identificada, e quando não há aplicação do filtro apenas uma parte da borda é detectada.

A próxima imagem a ser processada mostra um duto onde parte da capa externa soltou-se da armadura, Figura 6.8.

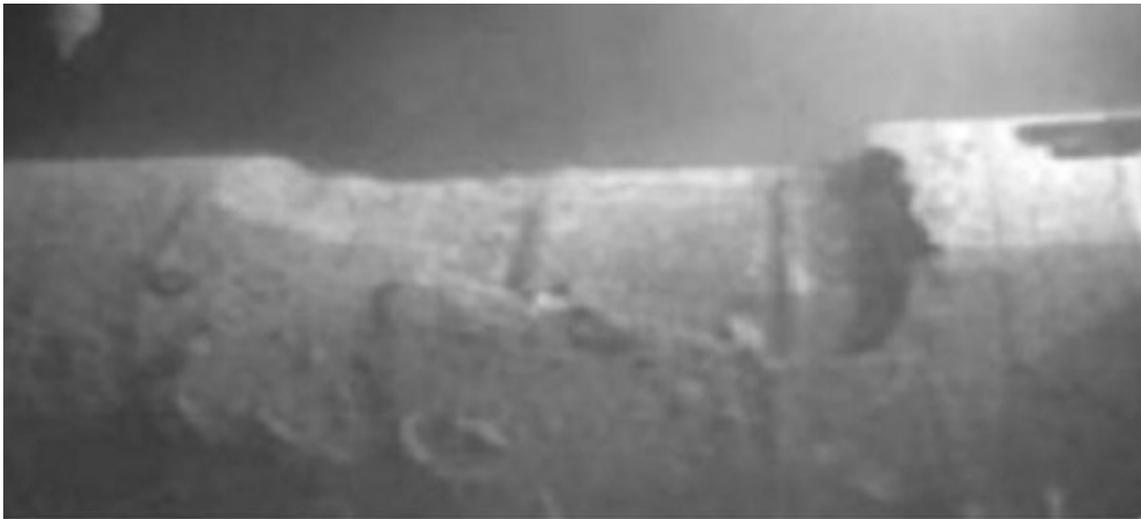


Figura 6.8 – Duto com a armadura exposta.

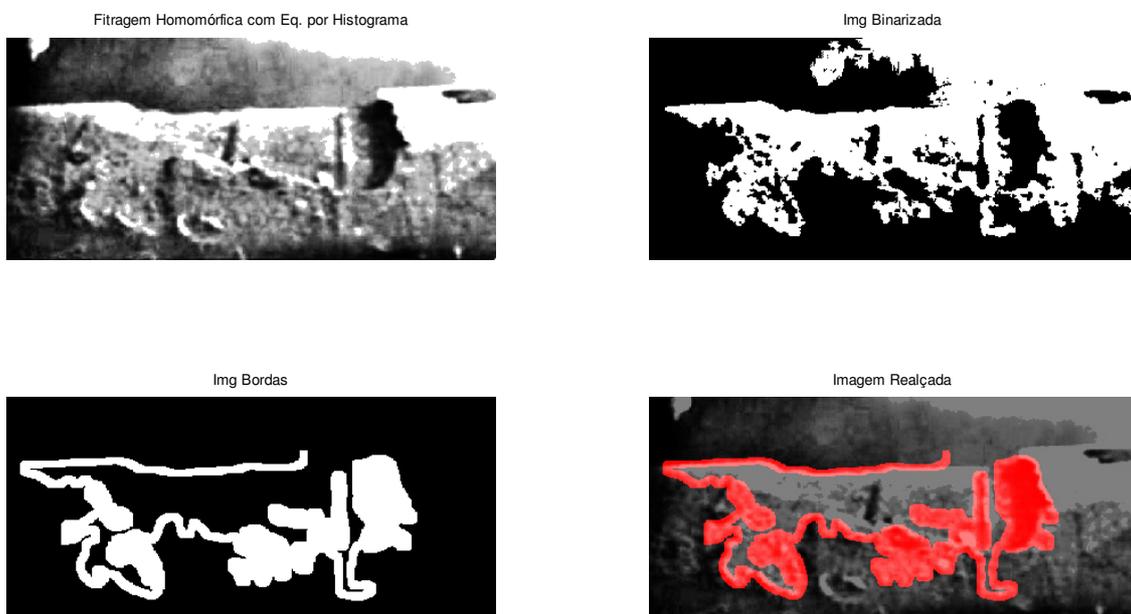


Figura 6.9 – Resultado obtido com a aplicação do filtro.

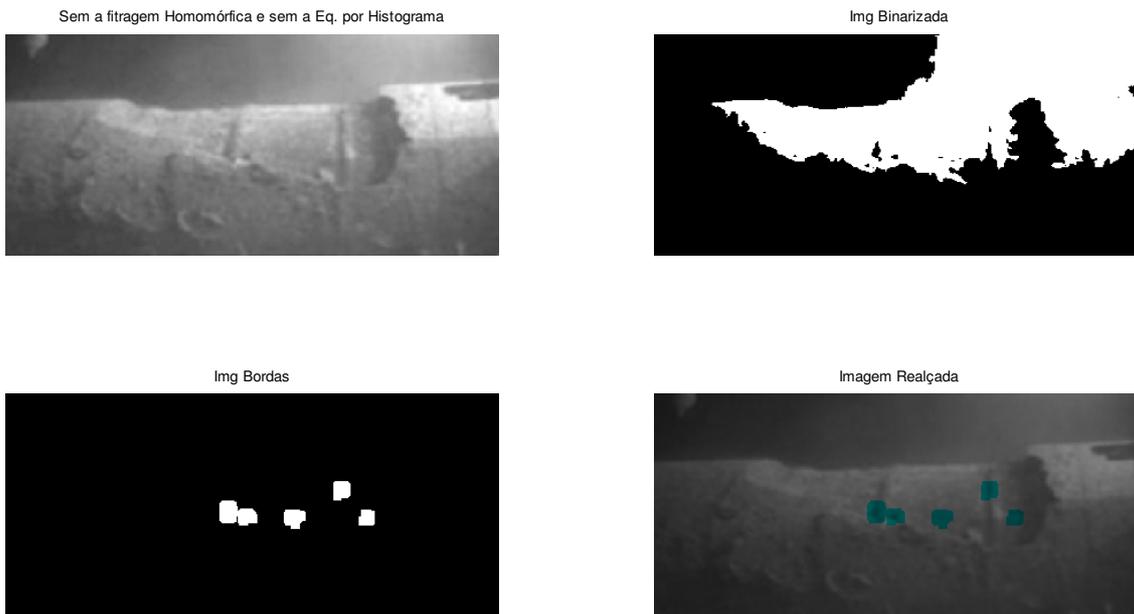


Figura 6.10 – Resultado obtido sem a aplicação do filtro.

Mais uma vez fica claro que a filtragem homomórfica é de muita importância, pois na Figura 6.9, onde a filtragem foi aplicada, o defeito do duto foi detectado de forma satisfatória, enquanto que na Figura 6.10, onde a filtragem não foi aplicada, somente alguns pontos foram detectados.

Na Figura 6.11 é mostrada a imagem de um duto com um buraco bem definido e uma região não pertencente ao duto bem homogênea.

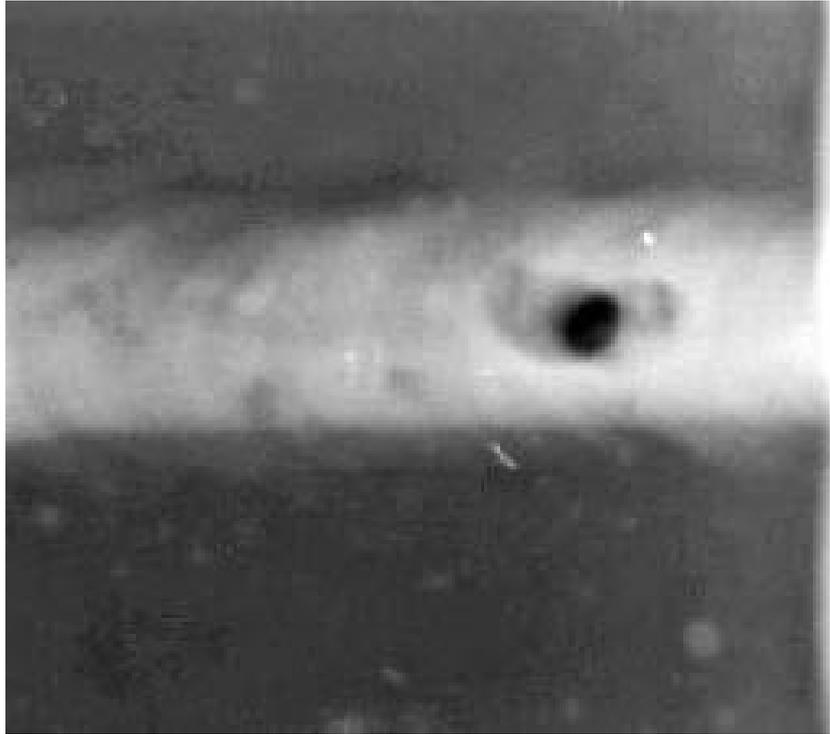
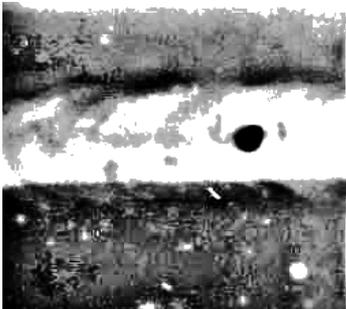


Figura 6.11 – Duto com um buraco bem definido.

Fitragem Homomórfica com Eq. por Histograma



Img Binarizada



Img Bordas

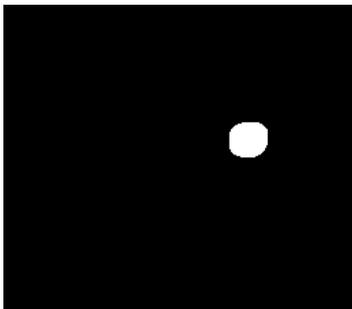


Imagem Realçada

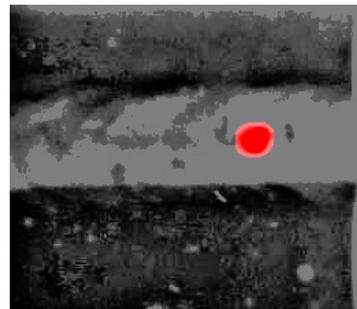
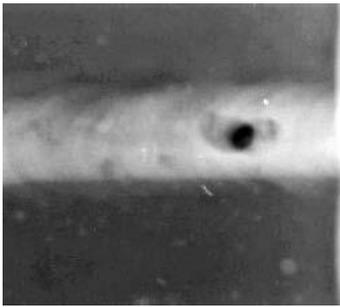


Figura 6.12 – Resultado com a aplicação do filtro.

Sem a filtragem Homomórfica e sem a Eq. por Histograma



Img Binarizada



Img Bordas

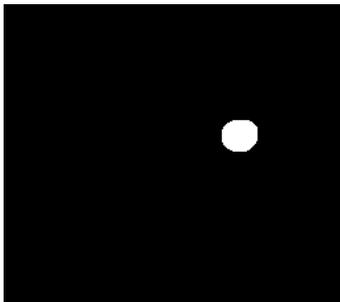


Imagem Realçada

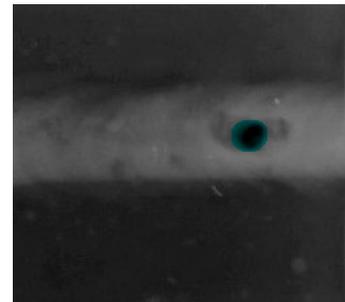


Figura 6.13 – Resultado sem a aplicação do filtro.

Para a Figura 6.11, diferentemente dos casos das Figuras 6.2, 6.5 e 6.8, onde a aplicação da filtragem homomórfica se fez necessária, o resultado com a aplicação da filtragem homomórfica e o resultado sem a aplicação da filtragem homomórfica são os mesmos. Isso foi possível por que o buraco existente na tubulação está muito bem definido. Embora a imagem da Figura 6.2 tenha as bordas dos hangares bem definido a imagem apresenta bastante ruído em volta dos hangares, por este motivo não foi possível detectar os hangares sem a aplicação do filtro. Já no caso da Figura 6.17 a figura tende a ser mais homogênea na região não pertencente ao duto o que explicaria a detecção das bordas com e sem a aplicação do filtro.

Outra aplicação do projeto seria a identificação de junção em dutos submarinos. A próxima imagem a ser processada mostra uma imagem com uma junção e o objetivo é a identificação dessa junção.

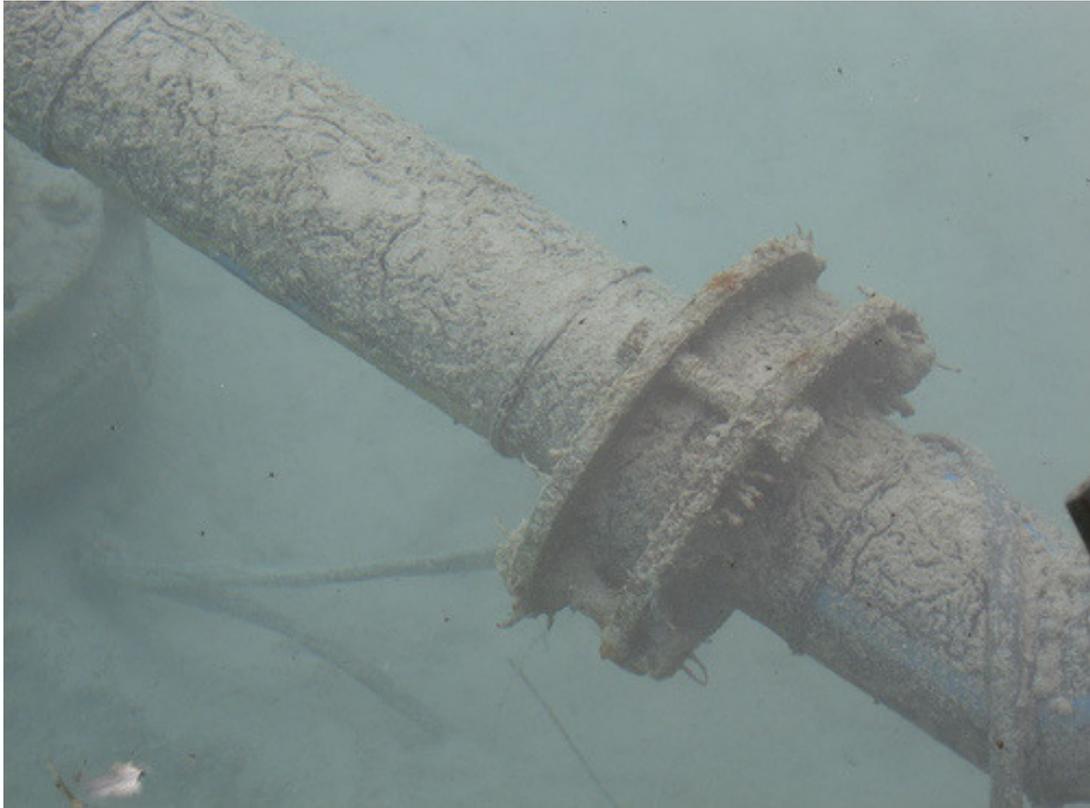


Figura 6.14 – Duto com junção.

Fitragem Homomórfica com Eq. por Histograma



Img Binarizada



Img Bordas

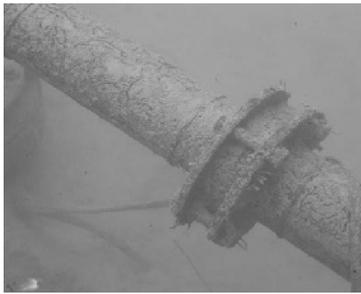


Imagem Realçada



Figura 6.15 – Resultado com a aplicação do filtro.

Sem a Filtragem Homomórfica e sem a Eq. por Histograma



Img Binarizada



Img Bordas



Imagem Realçada



Figura 6.16 – Resultado sem a aplicação do filtro.

O resultado do processamento com o filtro homomórfico da Figura 6.14 é apresentada na Figura 6.15, que mostra a parte da junção do duto identificada juntamente com uma área que não pertence ao duto, isto pode ser um problema, porque eventualmente pode ocorrer que uma área que não pertença ao duto seja identificada como defeituosa ou seja identificada como sendo parte do duto, sendo que tal área não pertence ao duto e muito menos é defeituosa. A Figura 6.16 mostra o resultado do processamento da Figura 6.14 sem a aplicação da filtragem homomórfica e verifica-se que uma pequena área do duto foi identificada juntamente com outra pequena área que não pertence ao duto.

6.4 – Conclusão

Este estudo apresenta técnicas de processamento digital de imagens submarinas e estas técnicas foram desenvolvidas com o intuito de destacar as bordas de uma tubulação e atenuar os problemas causados pelo ambiente aquático, como a absorção e o efeito do espalhamento da luz. As técnicas discutidas foram a DFT e a IDFT, a construção de filtros passa-alta e passa-baixa e como são aplicadas, o modelo da filtragem homomórfica e o operador gradiente de Canny.

Com a combinação de todas estas técnicas de processamento, foi possível chegar ao objetivo deste trabalho que é a detecção de defeitos em dutos submarinos, e como observado na Seção 6.3 do Capítulo 6, esta detecção de defeitos foi realizada com êxito.

O problema apresentado no processamento da imagem da Figura 6.14, onde uma boa área da junção do duto foi identificada, juntamente com uma área não pertencente ao duto, pode ser solucionado através de uma aplicação de um pós-processamento que identifique as linhas paralelas dos dutos e assim elimine as áreas identificadas como “defeituosas” mas não pertencentes aos dutos. Este projeto pode ser tema de trabalhos futuros.

Bibliografia

- [1] RAFAEL C. GONZALEZ, RICHARD E. WOODS., *Digital Image Processing 2nd Ed.*. Upper Saddle River, New Jersey, Prentice-Hall, 2002.
- [2] WILLIAM K. PRATT., *Digital Image Processing 4th Ed.*. Los Altos, California, John Wiley, 2007.
- [3] MARCOS V. DUCHINSKI, TANIA M. CENTENO, SÍLVIA S. C. BOTELHO, JACQUES FACON., *Técnicas para Redução de Perturbações em Imagens Subaquáticas Destinado ao controle de AUV's*, Departamento de Informática – PUC-PR, Laboratório de Imagens e Visão Computacional – UTFPR, Fundação Universidade Federal do Rio Grande – FURG.
- [4] RAFAEL GARCIA, TUDOR NICOSEVICI and XEVI CUFI., *On the Way to Solve Lighting Problems in Underwater Imaging*, Institute of Informatics and Applications, Computer Vision and Robotics Group, University of Girona, 2002.
- [5] WIKIPEDIA, THE FREE ENCYCLOPEDIA, “Homomorphic Filtering”, http://en.wikipedia.org/wiki/Homomorphic_filtering, 2009, (Acesso em 10 de Abril de 2009).
- [6] WIKIPEDIA, THE FREE ENCYCLOPEDIA, “Canny Edge Detector”, http://en.wikipedia.org/wiki/Canny_edge_detector, 2009, (Acesso em 10 de Abril de 2009).

Apêndice A

Componentes Conexos – Fundamentos

A.1 – Vizinhança de um pixel

Seja $f(x,y)$ uma imagem binária de comprimento $M \times N$, então para determinar a vizinhança de um pixel $p_i(x,y)$ basta saber se o pixel $p_j(x,y)$ é adjacente ao pixel $p_i(x,y)$ e se tem o mesmo valor.

Dizemos que dois pixel tem conectividade 4 (também conhecidos como conexos-4 ou vizinhança-4) se forem ligados por caminhos horizontais e verticais, cuja as coordenadas são $(x,y+1)$, $(x,y-1)$, $(x+1,y)$ e $(x-1,y)$. Dois pixel tem conectividade 8 (também conhecidos como conexos-8 ou vizinhança-8) se forem ligados por caminhos horizontais, verticais e diagonais, cuja as coordenadas são $(x,y+1)$, $(x,y-1)$, $(x+1,y)$, $(x-1,y)$, $(x-1,y+1)$, $(x-1,y-1)$, $(x+1,y+1)$ e $(x+1,y-1)$.

A.2 – Rotulando os componentes conexos

É de fundamental importância em visão computacional e em reconhecimento de padrões a rotulação dos componentes conexos disjuntos de uma imagem. O algoritmo de rotulação de componentes conexos são úteis para identificar objetos. A baixo é explicado o algoritmo de rotulação.

- A rotulação deve ser feita de forma a enumerar os componentes conexos seqüencialmente.
- A imagem deve ser percorrida da esquerda para a direita e de cima para baixo, examinando todos os pixel;
- Deve ser escolhido vizinhança-4 ou vizinhança-8;
- Se o valor de $p(x,y)$ é zero siga para o próximo pixel;
- Se o valor de $p(x,y)$ é 1, examine todos os pixel seguindo o padrão de vizinhança-4 ou vizinhança-8 se algum pixel já estiver sido rotulado, rotule o pixel $p(x,y)$ com o rotulo encontrado, caso contrario rotule o pixel $p(x,y)$ e em seguida rotule também todos os pixel com valor 1 adjacente ao pixel $p(x,y)$.

A baixo mostraremos dois exemplos, primeiro para o caso de vizinhança-4 e depois para o caso de vizinhança-8.

Vizinhança-4

```

1 1 1 0 0 0 0 1
1 1 1 0 1 1 0 1
1 1 1 0 1 1 0 1
1 1 1 0 0 0 1 0
1 1 1 0 0 0 1 0
1 1 1 0 0 0 1 0
1 1 1 0 0 1 1 0
Imagem binária f(x,y)

```

```

1 1 1 0 0 0 0 4
1 1 1 0 2 2 0 4
1 1 1 0 2 2 0 4
1 1 1 0 0 0 3 0
1 1 1 0 0 0 3 0
1 1 1 0 0 0 3 0
1 1 1 0 0 1 3 0
Imagem rotulada

```

Vizinhança-8

```

1 1 1 0 0 0 0 0
1 1 1 0 1 1 0 0
1 1 1 0 1 1 0 0
1 1 1 0 0 0 1 0
1 1 1 0 0 0 1 0
1 1 1 0 0 0 1 0
1 1 1 0 0 1 1 0
Imagem binária f(x,y)

```

```

1 1 1 0 0 0 0 2
1 1 1 0 2 2 0 2
1 1 1 0 2 2 0 2
1 1 1 0 0 0 2 0
1 1 1 0 0 0 2 0
1 1 1 0 0 0 2 0
1 1 1 0 0 1 2 0
Imagem rotulada

```