Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto



Trabalhos Práticos

Análise e Processamento de Imagem

Diogo Faria

Trabalho realizado no âmbito do Mestrado Integrado em Engenharia Biomédica Disciplina de Trabalhos Práticos

Índice

1.	Resumo	. 5
2.	Introdução	
	2.1 Sinais analógicos	. 7
	Sinais discretos	
	2.2 Sinais digitais	
3.		
٥.	Baixo nível	
	Médio nível	
	Alto nível	
	3.2 Aquisição de imagem	
	Amostragem1	
	Quantização1	
	Operações de imagem1	
	3.3 Histograma	
	Processamento de histograma	12
	Equalização de histograma	13
	Especificação de histograma	13
	3.4 Filtragem no domínio espacial	13
	Filtros de realce	15
	Filtro de mediana	16
	3.5 Transformada de Fourier	
	Transformada de Fourier Discreta	
	Filtragem no Domínio das Frequências	
	3.6 Segmentação de imagem	
	Detecção de Pontos e Linhas	
	Detecção de contornos e orlas	
	Operadores de Gradiente	
	Sobel	
	Prewitt	
	Canny	
	Operador Laplaciano	
	Transformada de Hough	
	Tresholding	
4.		
	4.1 Ficheiros m	29
	4.2 Matrizes	30
	4.3 Números e Variáveis	30
	4.4 Funções	31
	4.5 Imagens	
	4.6 Image Processing Toolbox	
	4.7 Imagers DICOM	
5	Trabalhos Práticos	
J.	5.1 Histograma	
	5	
,	5.3 Segmentação	
6.		
/.	Bibliografia	42

1. Resumo

Este trabalho foi realizado no âmbito da cadeira de Trabalhos Práticos, do Mestrado em Engenharia Biomédica, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto.

Pretende-se a realização de pesquisa bibliográfica e trabalho de carácter experimental sobre técnica ou conjunto de técnicas a usar na dissertação.

Serão abordados temas relacionados com as bases da Imagem Digital, sua Análise e Processamento.

Como trabaho experimental, serão aplicados alguns fundamentos teóricos no processamento de imagem com o MATLAB®.

2. Introdução

Um sistema típico de medição de sinais biomédicos comporta um transdutor, que converte o sinal fisiológico em causa num sinal eléctrico, um amplificador ou detector para detecção e processamento do sinal analógico, um conversor analógico-digital para converter o sinal analógico num sinal digital sendo este, depois, armazenado num sistema de memória, processado e apresentado como mostra a Figura 1.

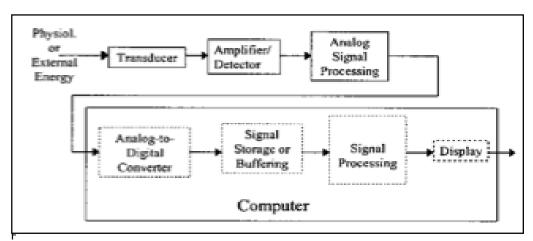


Figura 1 - Esquema representativo de um sistema de medição biomédico típico (adaptado de (1)).

Um sinal 1-D é uma sequência ordenada de valores que descrevem a tendência e a variação de uma quantidade. As medições consecutivas de uma quantidade física realizadas em tempos distintos criam um sinal típico encontrado frequentemente em ciência e engenharia. A ordem dos valores de um sinal é determinada pela ordem das medições ou eventos num espaço temporal. As características de um sinal são dadas pela ordem e pela amplitude dos seus valores numéricos e a função principal de uma ferramenta de processamento de sinal é analisá-lo para extrair conhecimentos importantes e não visíveis a olho nu (2). Sinais multidimensionais são extensões dos sinais 1-D isto é, são uma sequência multidimensional de valores numéricos ordenados em todas as dimensões.

2.1 Sinais analógicos

Os sinais analógicos são contínuos em tempo e em amplitude. Assim, dado qualquer valor real de tempo t, o valor de amplitude g(t) pode tomar qualquer valor numérico contido num intervalo contínuo de números reais (2).

Sinais discretos

No caso dos sinais discretos, o eixo da amplitude é contínuo mas o eixo referente ao tempo é discreto. Ao contrário dos sinais analógicos, as medições da quantidade estão disponíveis apenas em tempos específicos (2).

2.2 Sinais digitais

Nos sinais digitais ambos os eixos de amplitude e tempo são discretos. O sinal digital é definido apenas em certos tempos e a amplitude do sinal em cada amostra apenas pode tomar valores num conjunto fixo e finito de valores. Ao utilizar sinais digitais torna-se mais fácil a utilização de dispositivos digitais para armazenar e processar a informação recolhida.

As técnicas de processamento de sinal digital utilizam computadores digitais para as operações algébricas, sendo todas as suas variáveis quantificadas e convertidas em valores digitais. Estes valores digitais têm um numero finito de decimais e são tratados como números discretos, na sua maioria (2).

3. Processamento e análise de imagem

Uma imagem pode ser definida como uma função bi-dimensional f(x,y), onde x e y são coordenadas espaciais e a amplitude de f em qualquer par de coordenadas (x,y) é chamada intensidade imagem nesse ponto. Quando x,y e os valores de f são quantidades discretas e finitas a imagem é chamada de digital. Uma imagem digital é composta de um número finito de elementos tendo cada elemento um valor e uma localização particular, Figura 2. Cada elemento da imagem é chamado de pixel (3). O processamento digital de imagem refere-se ao processamento de imagem usando um computador digital.



Figura 2 - Exemplo de uma imagem digital e intensidades de alguns dos seus pixéis.

A visão é o sentido mais avançado de todos os sentidos humanos e por isso as imagens têm um papel muito importante na percepção humana. Contudo, ao contrário da visão humana que é limitada à banda visível do espectro electromagnético, os computadores e aparelhos imagiológicos cobrem quase todos o espectro electromagnético desde ondas gamma até às ondas rádio. Assim os aparelhos imagiológicos podem processar imagens geradas a partir de ultassons, miscroscopia electrónica e imagens geradas por computador, entre outras técnicas. Sendo assim, o processamento digital de imagem comporta um largo e variado campo de aplicações.

O processamento de imagem pode ser divido em três grupos diferentes - baixo, médio e alto nível.

Baixo nível

Este tipo de processamento, que actua ao nível do pixel, envolve operações primitivas tais como pré-processamento de imagem para redução de ruído, aumento de contraste e suavização de imagem. É caracterizado pelo facto de que ambos os objectos de entrada e de saída serem imagens.

Médio nível

Este processamento envolve tarefas mais avançadas tais como segmentação, partição de uma imagem em regiões ou objectos, e reconhecimento de objectos individuais. O objecto de entrada é uma imagem mas a saída pode ser constituída por um conjunto de atributos extraídos das imagens, como por exemplo contornos e bordas.

Alto nível

Este grupo envolve a interpretação do conteúdo da imagem, numa tentativa de executar funções cognitivas normalmente associadas com a visão humana. Este tipo de processamento está geralmente associado à análise de imagem.

3.1 Origem e Evolução

As primeiras aplicações de imagens digitais surgem nos media, no inicio dos anos 20, com o sistema Bartlane para transmissão intercontinental de imagens por cabo submarino.

Porém, as origens do processamento digital de imagem remontam a 1964, quando imagens da superfície lunar são processadas para compensar distorções introduzidas durante a aquisição das mesmas. Em paralelo com as aplicações espaciais, as técnicas digitais de processamento de imagem começaram a ser usadas no campo da medicina. A invenção da Tomografia Axial Computorizada (CT), no início dos anos 70, foi um dos mais importantes marcos na aplicação de processamento de imagem no diagnóstico médico.

Desde 1960 até ao presente o processamento de imagem tido uma evolução significativa, deixando de ser uma disciplina de cariz essencialmente académico e laboratorial. Para esse facto, foi fundamental a generalização dos computadores digitais com características sucessivamente melhoradas.

Actualmente, o processamento de imagem transformou-se numa tecnologia essencial, e economicamente viável, em inúmeras aplicações práticas tais como: Medicina; Detecção remota; Astronomia; Inspecção industrial; Defesa; Biometria; Biologia; Vigilância; Exploração espacial; Análise de documentos e Investigação criminal.

3.2 Aquisição de imagem

Cada tipo de imagem é adquirido utilizando diferentes sensores e técnicas. Com poucas excepções, todas as técnicas imagiológicas envolvem um mapeamento de uma cena 3D num espaço 2D. O resultado final da maioria dos sensores utilizados para produção de imagem é uma voltagem contínua em forma de onda cuja amplitude e comportamento espacial estão relacionadas com o fenómeno físico sendo estudado. Para criar uma imagem, é necessária a conversão da informação contínua adquirida em formato digital. Uma imagem pode ser contínua em relação às coordenadas x e y e também em amplitude. Para a converter em formato digital, é necessário ter uma amostra da função quer em ambas as coordenadas, quer em amplitude. Sendo assim, uma imagem digital é obtida através de uma operação de amostragem espacial 2-D e quantificação de intensidade de uma função contínua. O número de pixéis usados para representar a imagem e o número de níveis de quantificação usados para representar a intensidade dos pixéis são as principais características de uma imagem.

Amostragem

Amostragem é a definição de instantes temporais ou locais onde os valores da imagem são gravados. É a discretização do domínio contínuo, muitas vezes definido em x, y, z, e t.

Uma imagem estática é um sinal bi-dimensional que varia espacialmente. O período de amostragem, de acordo com o critério de Nyquist, deve ser menor ou, no máximo, igual a metade do período do mais fino detalhe presente numa imagem (4). Se a imagem é sobreamostrada ou exactamente amostrada é possível reconstruir a imagem sem perdas. Se a imagem é sub-amostrada, haverá sobreposição espectral, o que resulta num efeito de suavização (4). Se uma função f(t) não contem frequências maior que w, esta é completamente determinada dando as suas ordenadas a uma serie de pontos espaçados por 1/(2w) segundos (5). Ou seja, se uma imagem tem uma amostragem com uma taxa maior que a frequência de Nyquist, uma imagem analógica pode ser recuperada a partir da imagem amostrada com um erro convergente para zero à medida que o numero de amostras se aproxima do infinito.



Figura 3 - Exemplo de imagem com uma amostragem de 256x256, 128x128, 64x64, 32x32 e 16x16 com grelha rectangular (adaptado de (4)).

A resolução adequada depende do tipo de informação que necessitamos extrair da imagem. Se tecnologicamente possível, pod-se adquirir e armazenar com a maior resolução possível. Contudo, uma redução da resolução pode ser desejável não apenas para aumentar a eficiência e reduzir custos, mas para não dificultar a sua análise.

Quantização

A discretização consiste na observação de um sinal contínuo no espaço ou tempo em posições ou instantes discretos. A quantificação é a atribuição de valores discretos a uma gama de valores contínuos. É um processo complementar à discritização.

A quantização é o processo de discretização de cor, permitindo a conversão de uma imagem com um conjunto contínuo de cores numa imagem com um conjunto discreto de cores. Esta envolve a atribuição de um valor a cada amostra de maneira que a imagem reconstruída a partir das amostras quantizadas são de boa qualidade e o erro induzido pela quantização seja reduzido.

A gama dinâmica de valores que as amostras da imagem podem assumir é dividido num número finito de intervalos e cada intervalo é atribuído a um único nível (4). Tipicamente, o número de níveis de cada pixel de uma imagem de cinzentos é representada por 8 bits, correspondendo a 256 níveis de quantização, embora algumas aplicações usem 16 bits, onde o realce de intervalos de níveis de cinzentos seja necessário (6).

Operações de imagem

As operações de imagem são usadas para a realização de tarefas de processamento diversas tais como: realce de imagem; eliminação de ruindo; binarizacao; detecção de orlas; transformadas geométricas; cálculo de histograma; cálculo de projecções; cálculo de transformadas; etc.

Estas operações podem ser pontuais, locais e globais.

3.3 Histograma

O histograma é uma representação da distribuição da frequência de ocorrência de um conjunto de números. O histograma de uma imagem digital com níveis de cinzentos no intervalo [0, L-1] é uma função discreta $h(r_k)=nk$, onde r_k é o k^o nível de cinzento e n^k é o numero de pixéis na imagem com esse valor de intensidade (6).

O histograma fornece primariamente a descrição global da imagem. Se o histograma da imagem é estreito, significa que a imagem é pouco visível, pois a diferença nos níveis de cinzento presente na imagem é baixa. Uma distribuição uniforme dos níveis de cinzento de um histograma significa um maior contraste e uma melhor visibilidade (7).

A normalização de um histograma faz-se através da divisão de cada um dos seus valores pelo número total de pixéis na imagem, n. Este é dado por $p(r_k)=n_k/n$, para k=0,1,...,L-1. Este dá-nos uma estimativa da probabilidade de ocorrência de um nível de cinzento r_k .

Existem alguns indicadores que podem ser retirados do histogram, tais como o nível global de intensidade, a gama dinâmica, o contraste, informação estática (média, desvio padrão, etc.) e outras informações úteis para outras aplicações de processamento de imagem como a compressão e a segmentação.

Processamento de histograma

A base de várias técnicas de processamento de imagem no domínio espacial é o histograma. A manipulação do histograma pode ser utilizada para o melhoramento de imagem.

Ma imagem com baixo contraste tem um histograma que será estreita e centrada no centro da escala de cinzentos. Uma imagem com alto contraste, os valores referentes á intensidade de cada pixel, cobrem uma larga variedade de valores e a distribuição dos pixéis é quase uniforme.

Equalização de histograma

A equalização de histograma é uma técnica que consiste no ajustamento da escala de cinzentos de uma imagem para que o histograma de níveis de cinzentos da imagem de entrada seja mapeado num histograma uniforme (7). Assim, o objectivo da equalização de histograma é a obtenção dum histograma uniforme a partir de uma imagem inicial.

Sendo a variável r, um valor variável no intervalo de [0:1], que indica o nível de cinzento de uma imagem, sendo r = 0 o preto e r = 1 o branco, a transformação:

$$s = T(r)$$

produz um nível s para cada pixel na imagem original. É assumido que T(r) é uma função de valor único, aumentando monotonicamente no intervalo de [0:1], e T(r) toma valores entre 0 e 1. A primeira condição preserva a ordem da cor preta para o branco na escala de cinzentos, e a segunda condição garante que a função seja consistente com intervalo definido para os valores das intensidade dos pixéis (7).

Especificação de histograma

O método usado para gerar uma imagem processada com um histograma específico é chamado de específicação de histograma.

Quando é pretendido um melhoramento automático da imagem, a equalização de histograma é uma boa opção, pois os resultados desta opção são previsíveis e o método é simples de implementar (8).

A especificação de histograma não tem em atenção a percepção do contraste, o que resulta numa degradação da qualidade subjectiva da imagem.

3.4 Filtragem no domínio espacial

As técnicas de filtragem no domínio espacial são utilizadas para redução de ruído em imagens (7). Estas técnicas actuam directamente nos pixéis de uma imagem. Consiste na aplicação de uma máscara de filtro em cada ponto da imagem (x,y), sendo a resposta do filtro em cada ponto calculada utilizando relações predefinidas. Deste modo, a aplicação deste operadores locais consiste na definição de um ponto central (m,n), na execução de uma operação que envolve apenas os pixéis numa vizinhança predefinida em torno do ponto central, sendo o resultado dessa operação a resposta do processo e o valor a ser escrito no pixel (m,n) da imagem filtrada. Este processo é repetido para cada pixel da imagem. No caso da filtragem linear espacial a resposta é dada pela soma dos produtos dos coeficientes do filtro e os pixéis correspondentes calibrados pela máscara do filtro, Figura 4.

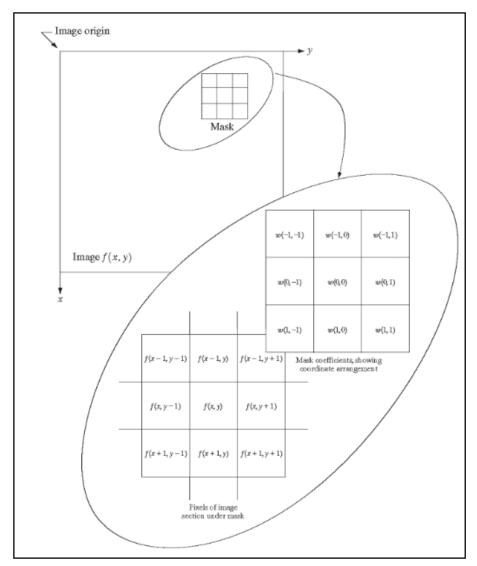


Figura 4 - Mecanismos da filtragem espacial. A área amplificada da imagem mostra uma máscara 3x3 e a área por esta seleccionada da imagem. Em cada pixel da imagem, o resultado do filtro é calculado utilizado uma relação predefinida (adaptado de (8)).

Este processo é semelhante ao conceito de filtragem no domínio das frequências chamado de convolução, sendo os seus filtros chamados de máscaras de convolução (8). Chama-se convolução ao processo de calcular a intensidade de um determinado pixel em função da intensidade dos seus vizinhos. A realização da convolução é baseada em ponderação: isto é, utilizam-se pesos diferentes para pixéis vizinhos diferentes. A matriz de pesos é chamada de Máscara ou Janela da convolução.

Em geral a filtragem linear de uma imagem f de tamanho $M \times N$ com uma máscara de tamanho $m \times n$ é dada pela expressão:

$$g(x,y) = \sum_{s=-a}^{a} \sum_{t=-b}^{b} \omega(s,t) f(x+s,y+t)$$

onde, a = (m-1)/2 e b = (n-1)/2. Filtros espaciais não lineares operam também com base na vizinhança do pixel, e a forma como a máscara percorre a imagem é a mesma que os filtros lineares (8). A operação de filtragem é baseada condicionalmente nos valores dos pixéis na vizinhança do pixel considerado e não utilizam coeficientes com base na soma de produtos descritos anteriormente.

Uma consideração importante na aplicação de máscaras de convolução é a borda da imagem. Considerando uma máscara de tamanho *mxn*, a certa altura, a borda da máscara irá coincidir com a da imagem, quando o centro da máscara está a uma distância de (n-1)/2 pixéis de distância da borda da imagem. Ou seja, o pixel central da máscara não ficará "sobreposto" com qualquer um dos pixéis situados nas bordas da imagem, sem que a máscara parcialmente fique fora da imagem.

Filtros de realce

Os detalhes "finos" ou variações abruptas numa imagem, correspondem a componentes de alta frequência, enquanto os detalhes mais "grosseiros", caracterizados por variações mais lentas que permitem uma visualização menos detalhada da imagem, surgem como componentes de baixa frequência.

Filtro Passa-Baixo

Filtragem passa-baixo de uma imagem é uma operação de média (7, 8). Este produz uma imagem de saída mais suavizada que a imagem de saída, sem as suas componente de altas frequências espaciais originais. Através da substituição do valor de cada pixel na imagem pela média dos níveis de cinzento na sua vizinhança definida pela máscara utilizado, é produzida uma imagem com transições mais suaves nos seus níveis de cinzentos. Todos os filtros passa-baixo têm um efeito de suavização. Este tipo de filtro é útil na remoção de ruído visual, que normalmente surge como pontos de alto brilho na imagem, e estruturas subtis provocando nas imagens uma perda de precisão.

Filtro Passa-Alto

Filtros do tipo passa-alto produzem uma imagem em que as componentes espaciais baixas são atenuadas. A frequência limite a que as baixas frequências são atenuadas varia com a definição dos coeficientes utilizados. Este tipo de filtragem é utilizado para realce de bordos ou contornos uma vez que os contornos de uma imagem estão relacionados com as altas frequências espaciais da imagem (7, 8).

Filtro de mediana

O filtro de mediana permite uma atenuação dos ruídos presentes numa imagem. Assim este filtro realiza uma operação não linear, sendo um operador designado de operador de ordem (é um operador que procura estabelecer uma ordem nos valores da imagem abrangidos pela máscara de filtragem), Figura 5.

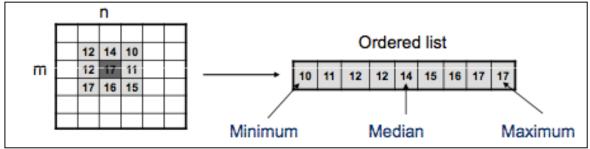


Figura 5 - Esquema representativo de um filtro de mediana. Os valores dos pixéis contidos na vizinhança predefinida são ordenados. A resposta do filtro é o valor determinado pelo resultado da operação de ordenação.

Uma das vantagens deste tipo de filtragem é manter os principais detalhes da imagem, sendo útil na remoção de pontos isolados, mantendo a resolução espacial. O filtro considera cada pixel da imagem comparando com os pixéis vizinhos de forma a determinar se o seu valor é representativo ou não para a vizinhança. Em vez de simplesmente substituir o valor do pixel alvo pela média dos valores vizinhos, substitui pela mediana desses valores. Esta operação pode ser representada por:

$$v(m,n) = median \left\{ y(m-k,n-1),(k,1) \in W \right\}$$

Para calcular a filtragem por mediana numa vizinhança de um pixel *P*, deve-se seleccionar o valor do pixel e dos seus vizinhos, após isso determinar a mediana, (a mediana é calculada ordenando os valores dos pixéis vizinhos e alvo por ordem numérica e substituindo o valor do pixel alvo pelo valor que se encontra no meio da ordenação) e finalmente atribuir o valor da mediana ao equivalente de *P* na imagem resultante.

Este tipo de filtro é não linear e é útil na remoção de pixéis ou linhas isolados , preservando a resolução espacial da imagem. Apresentando bons resultados quando o ruído é do tipo binário, este filtro tem dificuldades quando o ruído é Gaussiano. Quando o número de pixéis com ruído é maior ou igual a metade dos números de pixéis na vizinhança, o seu desempenho está comprometido (7).

Filtro de média

Um dos mais simples filtros lineares é implementado através de uma operação local de média onde o valor de cada pixel é substituído pela média de todos os valores na sua vizinhança local. Em geral, num filtro de média, as ponderações utilizadas são valores iguais:

$$g(m,n) = \frac{1}{N} \sum \sum f(m-k,n-1), (k,1) \in W$$

onde N é o número de pixéis na vizinhança de W.

Este filtro de média também pode ser implementado como um filtro de convolução, sendo que os pesos dos coeficientes da máscara de convolução têm que ter obrigatoriamente valores idênticos.

O tamanho da vizinhança *N* controla a quantidade de filtragem. Uma vizinhança mais alargada, correspondendo a uma máscara de convolução mais alargada, irá resultar num grau de filtragem superior. Quanto maior for o grau de filtragem e consequentemente maior a quantidade de redução de ruído, maior será a perda de detalhes na imagem.

3.5 Transformada de Fourier

A transformada de Fourier é uma das mais importantes ferramentas para a compreensão de uma imagem, sua formação e processamento. Sendo uma imagem um sinal 2D, é possível a sua representação como uma superfície num espaço 2D. Através da transformada de Fourier, é possível analisar uma imagem como um conjunto de sinusóides espaciais em várias direcções, tendo cada sinusóide uma frequência precisa (9).

A transformada continua de Fourier 1D de uma função continua f(x) é dada pela seguinte fórmula:

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \exp[-j2\pi\omega x] dx.$$

Sendo transformada inversa de Fourier correspondente:

$$f(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} F(\omega) \exp[j2\pi\omega x] d\omega$$

Já a transformada de Fourier 2D é dada como:

$$F(\omega,\psi) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x,y) \exp[-j2\pi(\omega x + \psi y)] dy dx$$

O integral $F(\omega,\psi)$ produz os resultados da soma limitada de um número finito de senos e cosenos. A variável ω indica a frequência, isto é, o número de ondas por unidade de comprimento na direcção de x, e o ψ indica o número de ondas ao longo do eixo dos y. Para um determinado par de valores destas componentes de frequência, o integral produz apenas a amplitude do componente escolhido (9).

A transformada inversa 2D correspondente é:

$$f(x,y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} F(\omega,\psi) \exp[j2\pi(\omega x + \psi y)] d\psi d\omega.$$

Transformada de Fourier Discreta

Quando a função ou sinal é representado de forma discreta utilizando uma sequência de amostras discretas, a transformada de Fourier do sinal discreto é a Transformada de Fourier Discreta (TFD).

A TFD 1D é representada como:

$$F(u) = \frac{1}{N} \sum_{y=0}^{N-1} f(x) \exp\left[-j\frac{2\pi ux}{N}\right]$$

A TFD 2D de um sinal 2D f(x,y) de dimensão MxN com números inteiros x e y, de 0 a M-1 e 0 a N-1, é dada como:

$$F(u,v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y) \exp\left[-j2\pi (\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N})\right]$$

Filtragem no Domínio das Frequências

Quando uma imagem f(x,y) é convoluída com um operador linear h(x,y), a imagem resultante é dada por:

$$g(x,y)=h(x,y)*f(x,y).$$

O teorema de convolução diz que a convolução no domínio espacial é equivalente à multiplicação no domínio das frequências (7). Isto implica que

$$G(u,v) = H(u,v)F(u,v)$$
.

onde G(u,v), H(u,v), e F(u,v) são as transformadas de Fourier de g(x,y), h(x,y), e f(x,y) respectivamente. A Transformada Inversa de Fourier de G(u,v) é

$$g(x,y) = \Im^{-1} [H(u,v)F(u,v)].$$

A melhoria de imagem no domínio das frequências faz-se através de filtragem passabaixo, passa-baixo e passa-banda da imagem original. Esta tarefa envolve a computação da Transformada de Fourier da imagem original. As variações nos níveis de cinzento de numa imagem representa a componente de frequências presente numa imagem. Uma imagem homogénea com níveis de cinzento constantes tem 0 (zero) frequências.

Frequências baixas na transformada de Fourier são responsáveis pela aparência dos níveis de cinzento nas áreas suavizadas, enquanto as frequências altas são responsáveis por detalhe, tais como contornos, orlas e ruído (10).

A representação espacial de filtro no domínio das frequências é obtido pela multiplicação de H(u,v) por $(-1)^{u+v}$, calculando a TF inversa, e multiplicando a parte real da TF inversa por $(-1)^{x+y}$.

Filtros de Suavização

Os contornos e transições nas imagens contribuem fortemente para a componente de altas frequências da TF de uma imagem. A suavização de uma imagem no domínio das frequências é feita através da atenuação de um determinado intervalo de componentes de altas frequências na transformada de uma imagem. Por isso, na filtragem no domínio das frequências, o modelo utilizado é dada por

$$G(u,v) = H(u,v)F(u,v)$$

onde F(u,v) é a TF da imagem a ser suavizada e o objectivo é seleccionar uma função de transferência de um filtro H(u,V) que origine G(u,v) pela atenuação dos componentes de altas frequências de F(u,v).

Filtro passa baixo ideal

O filtro passa baixo "ideal" anula todas as componentes de altas frequências da TF de uma imagem que estiverem a uma distancia maior que a especificada D_0 da origem da transformada. A sua função de transferência é

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

onde D_0 é uma quantidade especificada não negativa, e D(u,v) é a distância do ponto (u,v) ao centro do rectângulo de frequências (10). Se a imagem em questão tem um tamanho MxN, a sua transformada também terá o mesmo tamanho, por isso o centro do rectângulo de frequências esta em (u,v)=M/2, N/2) devido ao facto que a transformada foi centrada.

Filtro Butterworth passa-baixo

A função de transferência de um filtro Butterworth passa-baixo de ordem n e com frequência de corte a uma distancia D_0 da origem é definido por

$$H(u,v) = \frac{1}{1 + [D(u,v)/D_0]^{2n}}$$

onde D(u,v), distancia de qualquer ponto (u,v) qo centro da origem da TF, é dado pela equação

$$D(u,v) = [(u - M/2)^2 + (v - N/2)^2]^{1/2}.$$

Este filtro não apresenta uma descontinuidade tão marcada, não se verificando um corte tão brusco entre frequências filtradas e não filtradas. Em filtros com funções de transferência de suavização, é usual definir uma frequência de corte em pontos em que H(u,v) está a uma certa fracção do seu valor máximo (10).

Filtro Gaussiano passa-baixo

A forma dos filtros Gaussianos passa-baixo em 2D é dada pela seguinte expressão:

$$H(u,v) = e^{-D^2(u,v)/2\sigma^2}$$

onde D(u,v) é a distância da origem da transformada de Fourier e σ é a medida do desvio da curva Gaussiana (10).

Filtros de Realce

Uma vez que os contornos, orlas e outras mudanças acentuadas numa imagem estão associadas com as componentes de altas frequências, o realce de imagem pode ser feito no domínio das frequências por um processo de filtragem de altas frequências.

Filtro passa-alto ideal

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

Este filtro é o oposto do filtro ideal passa-baixo, no sentido em que estabelece como zero todas as frequências dentro de um circulo de raio D_0 enquanto que todas as frequências fora do circulo passam sem alteração.

Filtro Butterworth passa-alto

A função de transferência do filtro Butterworth passa-alto, de ordem n e frequência de corte a uma distância D_0 é dada por

$$H(u,v) = \frac{1}{1 + [D_0/D(u,v)]^{2n}}.$$

Este filtro tem um comportamento mais suave que o filtro passa-alto ideal (10).

Filtro Gaussiano passa-alto

A função de transferência de um filtro Gaussiano passa-alto com local de frequência de corte a uma distância D_0 é dado por

$$H(u,v) = 1 - e^{-D^2(u,v)/2D_0^2}$$
.

Este filtro tem resultados melhores que o filtro ideal passa-alto e o Butterworth passa-alto.

3.6 Segmentação de imagem

A segmentação de imagem tem como finalidade subdividir uma imagem nos objectos ou regiões que a constituem, para que os pixéis em cada região possuam um conjunto idêntico de propriedades ou atributos (11, 12). Estes atributos podem incluir níveis de contraste, valores espectrais ou propriedades de textura. A imagem segmentada será então definida por um conjunto de regiões que estão ligadas mas não sobrepostas, de forma a cada pixel na imagem pertence a apenas uma região.

Os algoritmos clássicos utilizados em segmentação de imagem são baseados em uma das duas propriedades básicas dos valores de intensidade, descontinuidade e similaridade. No primeiro caso, a segmentação é baseada em mudanças bruscas nos valores de intensidade dos pixéis da imagem, no segundo caso, a segmentação de imagem é baseada na sua partição em regiões semelhantes de acordo com um conjunto de critérios predefinidos.

Detecção de Pontos e Linhas

A detecção de pontos é feita pela aplicação de uma máscara de convolução em que são calculadas as diferenças ponderadas entre o ponto central e os seus vizinhos. Na base deste método, está a preposição de que um ponto isolado, um ponto cujo nível de cinzento é significativamente diferente dos seus vizinhos, será muito diferente da sua vizinhança e por isso facilmente detectável. A máscara utilizada é a apresentada na figura 6.

-1	-1	-1
-1	8	-1
-1	-1	-1

Figura 6 - Máscara de detecção de pontos.

Considerando as máscaras presentes na Figura 7, existem vários tipos para detecção de linhas consoante a sua orientação. Na primeira máscara, tem-se uma resposta maior em linhas com orientação horizontal, tendo a sua resposta máxima quando a linha passa pela linha média da máscara. É de verificar que a direcção privilegiada em cada máscara é ponderada com um coeficiente maior que as outras possíveis direcções. Os coeficientes em cada máscara têm soma zero, indicando uma resposta nula em áreas de níveis de intensidade constantes.

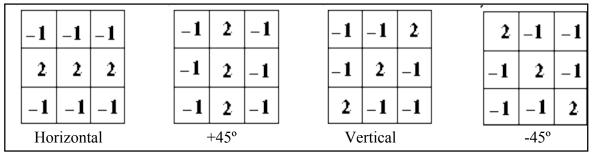


Figura 7 - Máscaras utilizadas para a detecção de linhas e orientação privilegiada.

Detecção de contornos e orlas

Para a detecção de contornos e orlas é necessária a utilização de operadores que sejam sensíveis à mudança e consigam suprimir áreas de níveis de cinzento constante. Enquanto os filtros de média suprimem estruturas com valores altos, a detecção de contornos requer uma operação de filtragem que dê realce a mudanças nos valores de cada pixel e que anulem áreas com valores constante, sendo os operadores derivativos adequados para esta função (13). Operadores de derivada de primeira ordem mostram um extremo no contorno, enquanto operadores de derivada de segunda ordem passam por zero onde o contorno tem os seus altos e baixos mais íngremes.

Um contorno ideal é uma descontinuidade da função espacial do valor de cinzento da função g(x) da imagem. A detecção de contornos é baseada numa diferenciação. Numa imagem discreta, a diferenciação é substituída por diferenças discretas, sendo que os erros associados a esta diferenciação devem ser considerados. Os erros mais comuns são a detecção de contornos anisotrópica, quando os contornos não são detectados igualmente em todas as direcções, e erros na estimativa da direcção dos contornos (13).

Filtros derivativos de primeira ordem produzem imagens com contornos mais grosseiros. Por outro lado, filtros derivativos de segunda ordem têm melhor resposta ao detalhe mais fino, tais como linhas com menor espessura ou pontos isolados (8).

Operadores de Gradiente

Para detectar estruturas em imagens, tais como orlas e linhas, são usados filtros de forma a extrair as derivadas da imagem. Os operadores de *Roberts*, *Prewitt* e *Sobel* são exemplos de tipos de filtros que fornecem o valor absoluto de um gradiente de várias formas.

Os operadores de gradiente detectam contornos calculando o máximo e o mínimo na primeira derivada da imagem. A derivada mostra o máximo localizado no centro do contorno no sinal/imagem original. Este método de localização de contorno ou orla é característico dos filtros de gradiente. Um pixel estará localizado num contorno ou orla se o valor do seu

gradiente excede um dado limite. Os contornos ou orlas irão ter pixel com intensidades maiores que os seus vizinhos. Assim que um limite é definido é possível comparar o valor de gradiente com o limite e detectar o contorno quando o limite definido é excedido (14). O gradiente de uma imagem f(x,y) em (x,y) é definido pelo como:

$$\nabla f = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}$$

Sobel

O operador de Sobel efectua uma medição de gradiente espacial 2D numa imagem. É utilizado para calcular a magnitude absoluta do gradiente em cada ponto de uma imagem em escala de cinzentos (14). Este operador utiliza 2 máscaras de convolução 3x3, sendo uma das máscaras para estimar o gradiente na direcção de x e uma outra para calcular o gradiente na direcção de y, Figura 8.

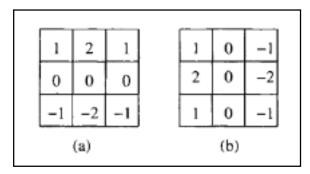


Figura 8 - Máscaras de Sobel para o gradiente em x (a) e em y (b). (adaptado de (7)).

Prewitt

O operador de Prewitt é definido com um conjunto de 8 máscaras, sendo a máscara que produz a resposta máxima que define a direcção do gradiente.

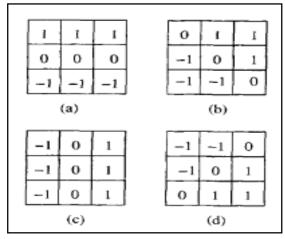


Figura 9 - Máscaras de Prewitt em sucessivas rotações de 90°. Adaptado de (7).

Canny

O operador de Canny para detecção de contornos assegura a detecção de contornos com erros mínimos e é pouco afectado pelo ruído. Este operador optimiza a detecção de contornos através da maximização do ratio de sinal/ruído do gradiente, factor de localização do contorno que assegura que o contorno detectado é o mais adequada possível, e minimizando o número de respostas a um único contorno (7).

A relação sinal/ruído do gradiente é maximizado quando os contornos verdadeiros são detectados e quando os falsos são evitados. Neste método, aplica-se inicialmente um filtro gaussiano, sendo seguido da aplicação do operador de gradiente Canny.

Operador Laplaciano

Este operador é um filtro isotrópico baseado na derivada de segunda ordem de uma função. A resposta deste operador é independente da orientação das descontinuidades da imagem processada, mas muito sensível ao ruído (8), para contornar este problema aplica-se inicialmente um filtro passa-baixo. A sua expressão num espaço bidimensional é:

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^{2-}}$$

Este operador evidencia descontinuidades em níveis de cinzento numa imagem e mascara regiões na imagem com pequenas variações, produzindo imagens com linhas de contorno acentuadas sobrepostas num fundo escuro. As restantes características da imagem podem ser recuperadas através da adição da imagem original à imagem tratada com este operador (8).

O Laplaciano não é muito utilizado na sua forma original para detecção de contornos e orlas pois tem uma sensibilidade muito grande ao ruído na imagem, a magnitude do Laplaciano produz contornos e orlas duplos, complicando a segmentação, e é incapaz de detectar a direcção do contorno. Considerando a função

$$h(r) = -e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}}$$

onde $r^2=x2+y^2$ e σ é o desvio padrão, e convoluindo a função com uma imagem, suaviza a imagem. O Laplaciano de h, a segunda derivada de h em função de r, é

$$\nabla^2 h(r) = -\left[\frac{r^2 - \sigma^2}{\sigma^4}\right] e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}}.$$

Esta função chama-se Laplaciano de um Gaussiano. Devido ao facto de a segunda derivada ser uma operação linear, a aplicação do Laplaciano de um Gaussiano é o mesmo que convoluir a imagem com um filtro Gaussiano e depois aplicar o Laplaciano (11).

Transformada de Hough

A transformada de Hough pode ser utilizada para isolar características particulares numa imagem, tais como padrões descontínuos inseridos em imagens com muito ruído.

Para a detecção de círculos numa imagem, utiliza-se um processo de votação onde os votos são atribuídos aos pontos de passagem dos possíveis círculos existentes na imagem. Os votos são acumulados num vector de acumulação de votos, sendo que a detecção de um possível círculo é obtida quando um valor máximo (cume) é obtido no acumulador de votos (15), como exemplificado na Figura 10.

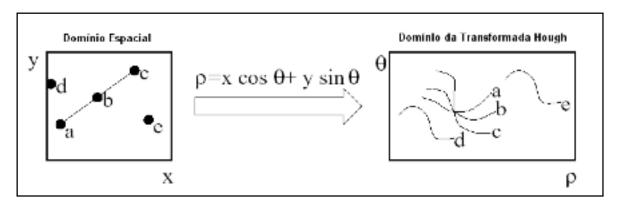


Figura 10 - Esquema exemplificativo do mapeamento de uma linha pela Transformada de Hough (daptado de (15)).

A Transformada de Hough não permite a determinação do comprimento e dos pontos de extremidade das linhas existentes numa imagem e torna-se necessário a detecção de bordas e a limiarização prévias das imagens (15).

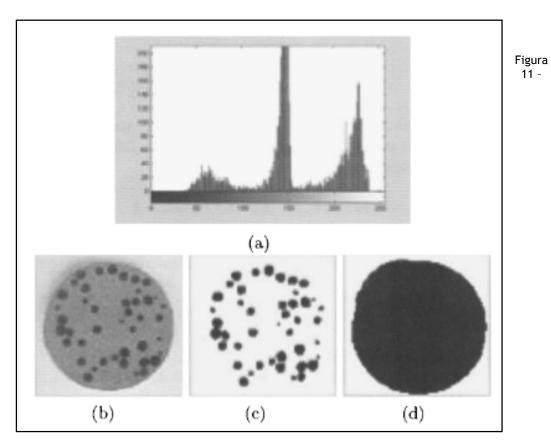
Tresholding

Um método simples para a segmentação de imagem é o *tresholding*, que faz com uma imagem de cinzentos se torne numa imagem binária. A forma mais simples de *tresholding* faz-se através da partição do histograma da imagem pelo uso de único parâmetro de *treshold*, *T*. A segmentação da imagem faz-se de seguida, mapeando a imagem pixel a pixel como objecto ou fundo ("background"), se o valor de intensidade de nível de cinzento é maior ou menor que o valor de *T*. Este método pode ser definido por:

$$z(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{se } f(x,y) > t \\ 0 & \text{outros casos} \end{cases}$$

onde f(x,y) representa a função original, z(x,y) a função binária e t o valor de treshold (11). O valor do threshold tem que ser determinado consoante a imagem em questão, existindo várias possibilidades para atribuir valores a esta variável. A forma mais simples é um valor estático: cada valor de cinzento menor que um determinado valor t fica com o valor zero na imagem final e qualquer outro valor fica como 1 na imagem final.

Existem ainda técnicas de *treshold* que utilizam vários valores de *treshold*, subdividindo a imagem em vários segmentos. Os histogramas destas imagens são multimodais, com picos acentuados na sua distribuição, sendo estes escolhidos como valores de *treshold* na segmentação de imagem (12), Figura 11.



Exemplo de Tresholding multi-nível. Histograma multimodal,a, imagem inicial,b, segmentação da imagem,c, e fundo da imagem segmentado (adaptado de (12)).

4. MATLAB®

O sistema MATLAB® consiste numa linguagem de computação de alto-nível e ambiente de desenvolvimento de algoritmos, análise e visualização de dados, e computação numérica (16). Este software pode ser utilizada para: Programação; Desenvolvimento de algoritmos; Aquisição de dados; Simulação, Modelação; Análise de dados e visualização; etc.

A sua estrutura de dados fundamental é a matriz que pode ter elementos reais ou complexos e que não requer dimensionamento.

O nome de MATLAB derivou da contracção das palavras "MATrix LABoratory" e foi inicialmente concebido para proporcionar fácil acesso às bibliotecas LINPACK e EISPACK duas das mais importantes bibliotecas em computação e cálculo matricial hoje em dia. O MATLAB é um sistema de trabalho interactivo baseado na representação matricial. O programa permite efectuar, de um modo rápido, a resolução numérica de problemas num tempo muito menor do que com linguagens de programação tradicionais como Fortran, Basic ou C.

O MATLAB goza, na actualidade, de um alto grau de implantação em Escolas e Centros Universitários assim como em departamentos de I&D de muitas empresas industriais. Em ambientes universitários, por exemplo, o MATLAB converteu-se numa ferramenta básica, tanto para os docentes e investigadores para a leccionação de cursos universitários, tais como sistemas e engenharia de controlo, álgebra linear, processamento digital de imagens, sinais, etc. No mundo industrial, o MATLAB tem sido utilizado como ferramenta de investigação para a resolução de problemas complexos como por exemplo a realização e aplicação de modelos matemáticos em engenharia. As utilizações mais frequentes desta ferramenta encontram-se nas áreas de computação e cálculo numérico tradicional, prototipagem, algoritmia, teoria do controle automático, estatística, análise de séries temporais para o processamento digital de sinais.

O MATLAB dispõe também de um amplo conjunto de programas de apoio especializados, denominados "Toolboxes" que estendem significativamente o número de funções incorporadas no programa principal. Estas Toolboxes cobrem praticamente todas as áreas principais no mundo da engenharia destacando entre elas a toolbox de processamento de imagem, sinais, controle robusto, estatística, analise financeira, calculo matemático simbólico, redes neuronais, lógica difusa, identificação de sistemas e simulação de sistemas dinâmicos.

4.1 Ficheiros m

Os ficheiros com extensão ".m" constituem sub-rotinas elaboradas a partir de um conjunto extenso de funções intrínsecas que não podem ser alteradas pelo utilizador. As *Toolboxes* são, efectivamente, ficheiros com a extensão ".m" criados a partir das funções

intrínsecas. Estas bibliotecas externas podem ser constantemente actualizadas à medida que novas aplicações vão sendo desenvolvidas. As sub-rotinas dividem-se em dois tipos: *scripts* e funções. As primeiras servem para efectuar um determinado tipo de processamento que não necessita de passar variáveis de e para o programa principal. Por exemplo, um ficheiro com uma lista de valores a usar num dado programa constitui um *script* desde que o seu nome tenha uma extensão .m. As funções efectuam tal passagem necessitando, por isso, de uma declaração *function*.

4.2 Matrizes

Em MATLAB® uma matriz é uma estrutura de dado rectangular bi-dimensional capaz de armazenar elementos múltiplos tais como números e caracteres. As matrizes podem ser introduzidas no MATLAB por diferentes processos: digitação na área de trabalho (listagem explícita dos seus elementos), através de comandos e funções, criadas em ficheiros ".m" ou carregadas a partir de um ficheiro de dados externo. O método mais fácil de definir pequenas matrizes no MATLAB® é usando uma listagem explícita. Os elementos de cada linha da matriz são separados por espaços em branco ou vírgulas e as colunas separadas por ponto e vírgula, colocando-se parêntesis recto em volta do conjunto de elementos da matriz (17).

4.3 Números e Variáveis

MATLAB utiliza notação decimal convencional. A notação científica utiliza a letra "e" para especificar um factor de potência de 10 e os números imaginários utilizam i ou j como sufixo.

As expressões podem ser construídas usando operadores aritméticos usuais e regras de precedência:

- + Soma:
- Subtracção;
- * Multiplicação;
- / Divisão;
- \ Divisão à esquerda;
- ^ Potência.

Os nomes das variáveis consistem numa letra, seguida de um qualquer número de letras ou dígitos, distinguindo letras maiúsculas e minúsculas. Embora os nomes das variáveis possam ter qualquer comprimento, o MATLAB® utiliza apenas os primeiros N caracteres do seu nome, onde N é o número devolvido pela função namelengthmax ignorando os restantes caracteres. Para que o MATLAB® possa distinguir as diferentes variáveis é necessário que cada variável seja única nos seus primeiros N caracteres (17).

4.4 Funções

O MATLAB® fornece um largo número de funções matemáticas elementares, tais como funções trigonométricas, exponenciais e logarítmicas.

Para determinar o valor de uma função num dado ponto há apenas que indicar qual a função e o ponto em causa. Assim, para calcular *sin* 0.5 tem-se simplesmente de escrever:

 \Rightarrow sin(0.5) ao que o MATLAB® responde com ans = 0.4794

4.5 Imagens

Como referido anteriormente, a estrutura dos dados em Matlab® baseia-se em matrizes. O armazenamento de imagens em MATLAB® é feito por matrizes em que cada elemento da matriz corresponde a um único pixel na imagem. Uma imagem composta por 200 linhas e 300 colunas de pontos coloridos será armazenada como uma matriz de 200x300. Os valores de intensidades dos pixéis podem ser representados por números inteiros ou outro tipo de representação, tais como unicode.

4.6 Image Processing Toolbox

A Image Processing Toolbox é um conjunto de programas de apoio especializados que suportam um variado leque de operações para processamento de imagem tais como:

- Transformações espaciais;
- Operações Morfológicas;
- Operações em bloco ou pontuais;

- Filtragem de imagem linear e desenvolvimento de filtros;
- Transformadas de imagem;
- Registro de imagem;
- Segmentação.

Como operações básicas esta toolbox permite ler e visualizar uma imagem, visualizar a informação da imagem, melhorar o contraste e gravar imagens em disco.

Esta toolbox define 4 tipos de imagem, imagens binárias, imagens indexadas, imagens em tons de cinzento e imagens RGB.

Numa imagem binária cada pixel assume um de apenas 2 valores discretos, um ou zero, como mostra a Figura 12.

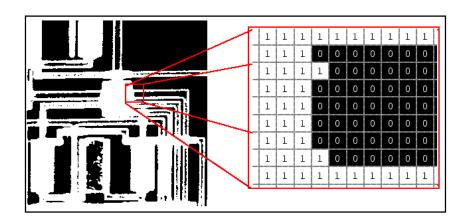


Figura 12 - Exemplo de uma imagem binária e seus valores de pixéis.

Uma imagem indexada consiste numa matriz de imagem e uma escala de cores. Os pixéis tem valores de índice directo para uma escalar de cores.

Uma imagem em tons de cinzento é constituída por uma matriz de dados cujos valores representam intensidades num certo intervalo. As matrizes podem ser uint8, uint16, int16, single ou double. Para imagens em single ou double, os valores de intensidade dos pixéis podem tomar valores entre [0,1]. Para uint8 os valores variam entre [0,255], para uint16 variam entre [0,65535] e para int16 os valores variam entre [-32768,32767].

Numa imagem RGB, cada pixel é especificado por 3 valores. Um valor para a componente vermelho, um para a componente azul e um outro para a componente verde. A cor de cada pixel é assim determinada pela combinação de vermelho, verde e intensidade de azul armazenada em cada plano de cor de cada pixel.

4.7 Imagens DICOM

DICOM (Digital Imaging Communications in Medicice) é uma norma internacional que define os formatos e processos de armazenamento e transmissão de imagem médica digital. O padrão DICOM é uma série de regras que permite que imagens médicas e informações associadas sejam trocadas entre equipamentos de imagem, computadores e hospitais. O padrão estabelece uma linguagem comum entre os equipamentos de marcas diferentes e entre equipamentos de imagem e computadores de hospitais.

As imagens DICOM contêm informação sobre os dados da imagem, tais como: tamanho, dimensão, modalidade utilizada para a criação da imagem, parâmetros utilizados na formação da imagem e tipo de estudo efectuado.

Com a Image Processing Toolbox é possível aceder a toda informação existente neste tipo de ficheiros através da função dicominfo e para ler este tipo de ficheiro basta utilizar a função dicomread.

5. Trabalhos Práticos

Como aplicação prática da teoria apresentada anteriormente irão ser apresentadas de seguida algumas aplicações em processamento de imagem.

Este estudo consistiu na aplicação de operações de filtragem e segmentação a imagens transaxiais do cérebro adquiridas por técnicas de emissão, após injecção de radiofármacos - imagens transaxiais de metabolismo cerebral com FDG-F¹⁸ e de degenerescência dopaminérgica no feixe nigro- estriado.

5.1 Histograma

No MATLAB® existem funções pré-definidas para processamento de imagens digitais pela manipulação do seu histograma tais como a função histeq que faz a equalização do histograma e a imhist que apresenta o histograma no ecrã.

O código utilizado foi o seguinte:

```
i=imread('5_gray.jpg');
I=rgb2gray(i);
original=(I);
equalizada=histeq(original);
subplot(2,2,1);
imshow(i);
title('Imagem Original');
subplot(2,2,2);
imshow(equalizada);
title('Imagem Equalizada');
subplot(2,2,3);
imhist(original);
subplot(2,2,4);
imhist(equalizada);
```

com os seguintes resultados:

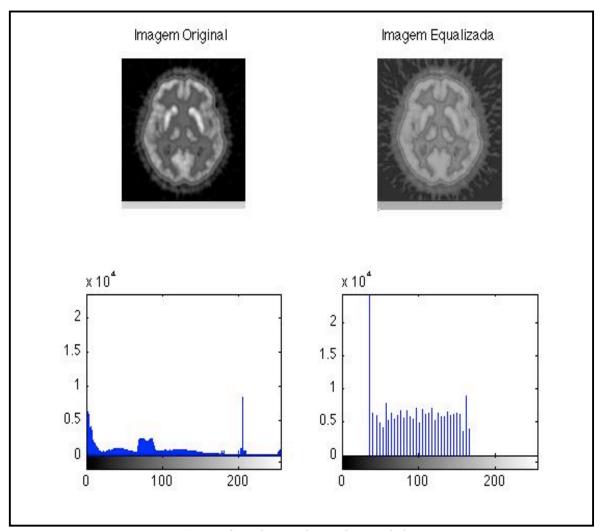


Figura 13 - Aplicação da equalização de histograma.

Como se pode observar a imagem equalizada apresenta uma distribuição mais uniforme do seu histograma. Em termos de aspecto visual observamos um aumento do contraste na imagem visualizando-se melhor as transições entre zonas de maior e menor intensidade.

5.2 Filtragem

Existem funções pré-definidas no MATLAB® para filtragem de imagem digital. A função fspecial permite-nos aplicar vários tipos de filtros predefinidos tais como o Gaussiano e de Média.

O código utilizado foi o seguinte:

```
I = imread('5.tif');
subplot(2,2,1);imshow(I);title('Original Image');
H = fspecial('average');
MotionBlur = imfilter(I,H,'replicate');
subplot(2,2,2);imshow(MotionBlur);title('Average');
H = fspecial('log');
blurred = imfilter(I,H,'replicate');
subplot(2,2,3);imshow(blurred);title('Log');
H = fspecial('unsharp');
sharpened = imfilter(I,H,'replicate');
subplot(2,2,4);imshow(sharpened);title('Sharpened Image');
```

com os seguintes resultados:

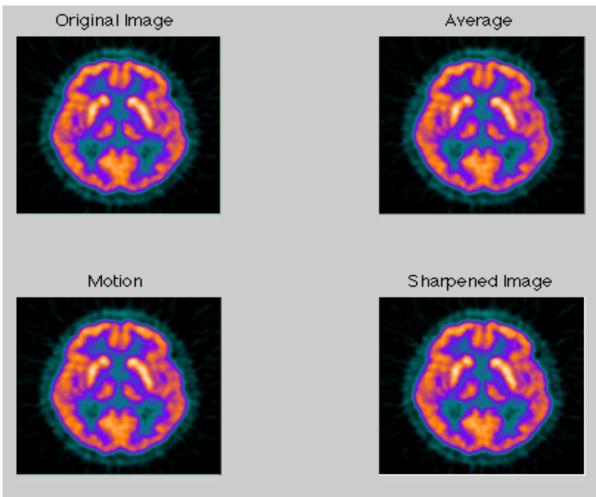


Figura 14 - Filtragem através do filtro de média, "motion" e "unsharp".

É possível verificar que o filtro de média produz uma imagem com melhor contraste sendo visualizado "menos background".

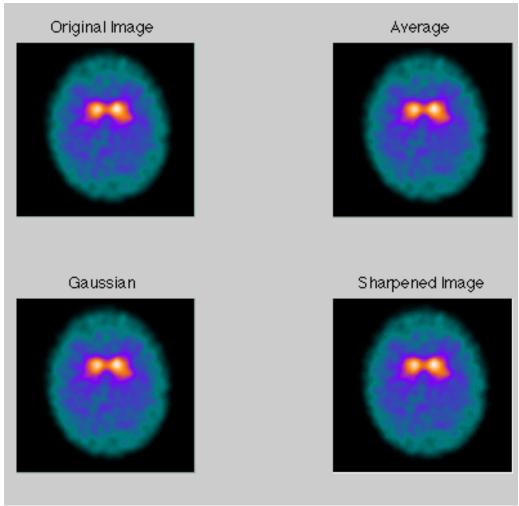


Figura 15 - Filtragem através do filtro de média, gaussiano e "unsharp".

Quando é aplicada um filtro Gaussiano, obtemos imagens mais suavizadas, com pior detalhe nos contornos.

5.3 Segmentação

Para a detecção de contornos podemos aplicar a função edge. Esta função procura transições de intensidade rápidas.

Utilizando o seguinte código:

```
i=imread('brain.tif');
I=rgb2gray(i);
subplot(3,1,1);imshow(I);title('Original Image');
H = edge(I,'sobel');
subplot(3,1,2);imshow(H);title('Sobel');
H = edge(I,'Canny');
subplot(3,1,3);imshow(H);title('Canny');
```

foi possível obter os seguintes resultados:



Figura 16 - Aplicação da função edge.

Utilizando a função fspecial é também possível aplicar um filtro de Sobel. Neste caso a detecção de contornos é melhor que aquela obtida pela função edges.

Utilizando o código

```
i=imread('2.tif');
H=fspecial('sobel');
K=imfilter(i,H);
imshow(K); title('Sobel');
```

obtemos:

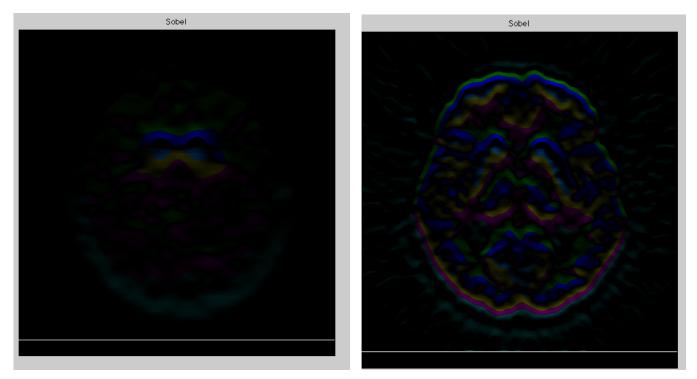


Figura 17 - Aplicação do filtro sobel pela função fspecial.

Com a aplicação de filtros como o sobel e canny é possível obter informação estrutural neste tipo de imagem, útil numa futura parametrização da imagem.

6. Conclusões

O processamento de imagem digital constitui um importante desenvolvimento na área da visualização de imagens permitindo melhorar a sua interpretação e realçar aspectos distintos conforme os fins a que se destinam.

O MATLAB® é uma importante ferramenta para efectuar o processamento da imagem digital e grandemente utilizada em investigação, medicina, etc. pelo que se torna um óptimo objecto de estudo e por essa razão o escolhido para efectuar este trabalho.

Como introdução à dissertação do mestrado em Engenharia Biomédica, este trabalho permitiu explorar diferentes ferramentas do programa MATLAB® e aplicá-las ao conceito de imagem médica metabólica e funcional uma área a que sou particularmente sensível e que me suscita um verdadeiro interesse.

A aplicação das diferentes ferramentas do programa MATLAB® às imagens cerebrais permitiu observar que o correcto processamento da imagem pode fazer toda a diferença no que diz respeito a diagnóstico e avaliação de doenças e na tomada de decisões terapêuticas.

A análise de imagem em ambiente hospitalar é uma área vastamente explorada mas que tem, ainda, muito para descobrir.

7. Bibliografia

- 1. Semmlow JL. Introduction. *Biosignal and biomedical image processing MATLAB-Based applications*. New York: Marcel Dekker; 2004:22-50.
- 2. Najarian K, Splinter R. Signals and biomedical signal processing. *Biomedical signal and image processing*. Boca Raton: CRC Press; 2006.
- **3.** Gonzalez RC, Woods RE. Introduction. *Digital Image Processing*. 2 ed. New Jersey: Prentice; 2002:15-33.
- 4. Acharya T, Ray AK. Image formation and representation. *Image Processing Principles and Applicatons*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.; 2005:17-36.
- **5.** Shannon CE. Communication in the presence of noise. *Proc Institute of Radio Engineers*. 1949;37(1):10-21.
- **6.** Gonzalez R, Woods R. Digital image fundamentals . *Digital Image Processing*. 2 ed. New Jersey: Prentice; 2002:34-75.
- 7. Acharya T, Ray AK. Image Enhancement and Restoration. *Image Processing Principles an applications*. New Jersey: John Willey & Sons, Inc; 2005:105-128.
- **8.** Gonzalez R, Woods R. Image enhancement in the spatial domain. *Digital Image Processing*. 2 ed. New Jersey: Prentice; 2002:75-147.
- **9.** Acharya T, Ray AK. Image Transformation. *Image Processing Principles an applications*. New Jersey: John Willey & Sons, Inc; 2005:61-78.
- **10.** Gonzalez R, Woods R. Image enhancement in the Frequency Domain. *Digital Image Processing*. New Jersey: Prentice; 2002:147-219.
- **11.** Gonzalez R, Woods R. Image Segmentation. *Digital Image Processing*. New Jersey: Prentice; 2002:567-642.
- **12.** Acharya T, Ray A. Image Segmentation. *Image Processing Principles an applications*. New Jersey: John Willey & Sons, Inc; 2005:131-156.
- 13. Jähne B. Edges. Digital Image Processing. 5 ed. Berlin: Springer-Verlag; 2002:315-338.
- **14.** Green B. Edge Detection Tutorial. http://www.pages.drexel.edu/~weg22/edge.html. Accessed 10 de Junho 2010.

- **15.** Duarte GD. Uso da Transformada de Hough na Detecção de Círculos em Imagens Digitais. *Thema Revista Científica do Centro Federal de Educação Tecnológica*. 2003.;4(1):51-58.
- **16.** Matlab-Introduction and Key Features. http://www.mathworks.com/products/matlab/description1.html. Accessed Maio 2010, 2010.
- 17. Getting Started withMATLAB®7. Massachusets: The MathWorks; 2007.