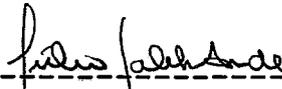


APLICAÇÃO DE TÉCNICAS NO DOMÍNIO DA FREQUÊNCIA
AO PROBLEMA DE ANÁLISE TEXTURAL DE IMAGENS

Emerson Prado Lopes

TESE SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DA COORDENAÇÃO DOS PROGRAMAS DE
PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE
JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO
GRAU DE MESTRE EM CIÊNCIAS EM ENGENHARIA DE SISTEMAS E COMPUTAÇÃO

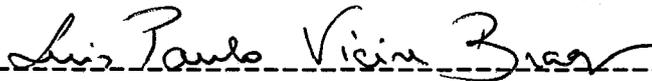
Aprovada por



Júlio Salek Aude, Ph. D.
(Presidente)



Ubiratan Porto dos Santos, Ph.D.



Luís Paulo Vieira Braga, Ph. D.



Edil Severiano Tavares Fernandes, Ph.D.

RIO DE JANEIRO - RJ - BRASIL

MAIO DE 1992

LOPES, EMERSON PRADO

Aplicação de Técnicas no Domínio da Frequência ao
Problema de Análise Textural de Imagens

Rio de Janeiro, 1992

x, 91 p., 29,7 cm (UFRJ/COPPE, M.Sc., Engenharia de
Sistemas e Computação, 1992)

Tese - Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE

1 - Texturas 2 - Análise de Fourier 3 - Processamento
de Imagens

I. COPPE/UFRJ

II. Título(série)

A Lilian,
Enrico
e Carina

AGRADECIMENTOS

Ao Prof. Júlio Salek Aude pelo apoio e orientação dados ao desenvolvimento desta tese.

Ao CNPq/RHAE por ter me proporcionado a oportunidade de realizar visitas técnicas ao Instituto de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos, SP, e ao Jet Propulsion Laboratory, Pasadena, Estados Unidos, que foram fundamentais para a definição e o desenvolvimento deste trabalho de tese.

Ao NCE/UFRJ pelo suporte humano e material para a realização deste trabalho.

Resumo da Tese apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Mestre em Ciências (M.Sc.)

**APLICAÇÃO DE TÉCNICAS NO DOMÍNIO DA FREQUÊNCIA AO PROBLEMA
DE ANÁLISE TEXTURAL DE IMAGENS**

Emerson Prado Lopes

Maio, 1992

Orientador: Prof. Júlio Salek Aude

Programa: Engenharia de Sistemas e Computação

RESUMO

A textura de imagens digitalizadas está relacionada com a variabilidade dos tons de cinza distribuídos espacialmente na imagem. Do ponto de vista da interpretação geológica, a classificação textural de imagens pode desempenhar papel importante na inferência da composição geológica da superfície e/ou na caracterização da geomorfologia. O objetivo básico deste trabalho é a implementação e avaliação de um procedimento baseado em análise de Fourier para extração de atributos texturais de imagens digitalizadas. O procedimento busca a exploração das características espaciais da imagem com reflexo no domínio da frequência e utiliza uma técnica semelhante à aplicada na demodulação de sinais de amplitude modulada para extração de atributos texturais da imagem. Tais atributos correspondem às funções moduladoras das diferentes componentes de frequência

presentes na imagem. Com a identificação dos atributos texturais, é realizado o processo de classificação das texturas presentes na imagem, utilizando-se a técnica de distância Euclidiana e um banco de assinaturas de padrões texturais. O procedimento adotado é validado para imagens sintéticas com o uso do sistema APSI, Ambiente de Processamento de Sinais e Imagens, desenvolvido como parte deste trabalho de tese, para a implementação de todas as etapas do procedimento.

Abstract of the Thesis presented to COPPE/UFRJ as partial fulfillment of the requirements for the degree of Master Science (M.Sc.)

**APPLICATION OF FREQUENCY DOMAIN TECHNIQUES TO THE PROBLEM
OF TEXTURAL ANALYSIS OF IMAGES**

Emerson Prado Lopes

May, 1992

Thesis Supervisor: Júlio Salek Aude.

Department: Computer Science and Systems Engineering

ABSTRACT

The texture of digital images is related to the spatial distribution of the variation of gray levels in the image. With respect to the geologic interpretation of digital images, the textural classification may play a major role in the determination of the geologic composition of the surface and/or in the characterization of the geomorphology. The main goal of this research work is the implementation and evaluation of a Fourier analysis based procedure for the extraction of textural attributes from digital images. The procedure exploits spatial image features which can be observed in the frequency domain and uses a similar technique to the one employed in AM signal demodulation for the extraction of textural attributes. Such attributes are the

functions which modulate the several image frequency components. After the identification of the image textural attributes, the classification procedure is performed using the Euclidean distance method and a data base of standard texture signatures. The adopted procedure is validated for the textural analysis of synthetic images with the use of the APSI (Environment for Signal and Image Processing) system, which has been developed as part of this thesis work for the implementation of all the steps required by the procedure.

ÍNDICE

CAPÍTULO I	-	INTRODUÇÃO	01
CAPÍTULO II	-	O PROCEDIMENTO DE EXTRAÇÃO DE ATRIBUTOS TEXTURAI	
II.1	-	INTRODUÇÃO	07
II.2	-	ANÁLISE DO PROCEDIMENTO EM UMA DIMENSÃO	08
II.3	-	APLICAÇÃO DO PROCEDIMENTO EM DUAS DIMENSÕES ...	11
CAPÍTULO III	-	FERRAMENTAS BÁSICAS DO PROCEDIMENTO DE EXTRAÇÃO DE ATRIBUTOS TEXTURAI	
III.1	-	INTRODUÇÃO	15
III.2	-	"FAST FOURIER TRANSFORM" - UNIDIMENSIONAL	15
III.3	-	"FAST FOURIER TRANSFORM" - BIDIMENSIONAL	22
III.4	-	FILTRAGEM	25
III.5	-	MÉTODOS DE CLASSIFICAÇÃO	30
CAPÍTULO IV	-	O SISTEMA APSI	
IV.1	-	INTRODUÇÃO	38
IV.2	-	DESCRIÇÃO GERAL DO SISTEMA APSI	38
IV.3	-	FACILIDADES DO SISTEMA PARA MANIPULAÇÃO E TRANSFORMAÇÃO DE SINAIS E IMAGENS	40
IV.4	-	CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS	43
IV.5	-	IMPLEMENTAÇÃO	45

CAPÍTULO V - AVALIAÇÃO PRÁTICA DO PROCEDIMENTO DE EXTRAÇÃO
DE ATRIBUTOS TEXTURAIIS

V.1 - INTRODUÇÃO48
V.2 - DESCRIÇÃO DA PRIMEIRA APLICAÇÃO51
V.3 - DESCRIÇÃO DA SEGUNDA APLICAÇÃO55
V.4 - DESCRIÇÃO DA TERCEIRA APLICAÇÃO64

CAPÍTULO VI - CONCLUSÃO68

REFERÊNCIAS72

APÊNDICE A75

CAPÍTULO I

I N T R O D U Ç Ã O

O processamento de imagens de satélite de observação terrestre pode ser visto em três estágios: restauração, realce e classificação. As imagens, quando fornecidas aos usuários por instituições governamentais como o Instituto de Pesquisas Espaciais - INPE ou National Aeronautics and Space Administration - NASA, podem estar pré-processadas (restauradas). No pré-processamento ocorrem basicamente transformações na imagem levantada de forma a restituir o seu realismo. As causas das distorções e degradações da imagem podem ser categorizadas como as relacionadas ao sensor, à não linearidade, aos ruídos no sistema de varredura e às decorrentes da rotação da terra, de sua curvatura e topografia.

As técnicas de realce da imagem visam transformar a imagem de forma a melhorar as condições para extração de informações relevantes para sua análise e interpretação ou para facilitar a visualização de características de interesse na imagem. Exemplos destas técnicas são: realce de bordas, suavização dos contrastes, etc. As principais funções de realce de imagens são a filtragem espacial, manipulação de contraste, razão entre canais, transformação por componentes principais, realce por

decorrelação e transformações IHS - Intensidade, Matiz ("Hue") e Saturação [PARA90].

A classificação é geralmente a última fase do processamento da imagem e pode ser feita utilizando-se diversos métodos. A classificação de imagens por computadores é realizada pela implementação de um processo de decisão visando a atribuição de um certo conjunto de pontos da imagem (pixels) a uma determinada classe. O método de fatiamento, que consiste na divisão do intervalo total de níveis de cinza de uma dada banda espectral em um certo número de classes, é a técnica de classificação mais simples. O método da distância Euclidiana é aplicado em imagens multiespectrais e opera definindo que um pixel pertence a uma dada classe se a distância do vetor de características espectrais do pixel em relação ao vetor média daquela classe for menor do que a distância obtida em relação ao vetor média de qualquer outra classe. Um terceiro método de classificação estatístico muito utilizado é o da máxima verossimilhança o qual baseia-se em comparações entre distribuições padrões, definidas por um processo de ensinamento, e as distribuições de amostras da imagem.

A textura de imagens digitalizadas, em particular, de imagens com conteúdo geológico, está relacionada com a variabilidade dos tons de cinza distribuídos espacialmente na imagem (resolução radiométrica e espacial). A textura é uma característica da imagem extremamente refratária a uma definição

precisa e à análise por computadores [HARA73]. Apesar disso, estudos tem sido desenvolvidos, utilizando diferentes abordagens, visando a definição e extração de atributos texturais para utilizá-los na classificação e/ou interpretação de imagens. São basicamente quatro as diferentes abordagens destes trabalhos: Análise de Fourier, Morfologia Matemática [MARA87], Estatística de primeira e segunda ordem [BRAG90] e Técnicas de Processamento Espacial.

A textura reflete uma dada organização espacial dos tons de cinza numa região da imagem. Pode-se decompor a textura em duas dimensões de forma a descrevê-la. A primeira dimensão é a descrição das primitivas de tonalidades ou propriedades locais e a segunda dimensão está relacionada com a organização espacial destas primitivas. A conceituação de textura baseia-se na visão de transição de uma região onde a tonalidade dos pixels predominam, para outra região onde a organização destas tonalidades predominam. Tom e textura estão relacionadas intrínsecamente.

Os estudos mais recentes têm avançado na tentativa da elaboração de modelos para medir as propriedades texturais. Modelos com abordagem estatística [HAWK69] usam técnicas, tais como, funções autocorrelação, "optical transform", transformadas digitais, "textural edgness", elemento estruturante, coocorrência de tons de cinza e modelos autoregressivos [DUTR90]. Os modelos com abordagem estrutural pura são baseados em primitivas mais complexas do que somente o tom de cinza [HARA79]. Na modelagem

estatística, as primeiras três técnicas citadas estão relacionadas com a medição, direta ou indireta, da frequência espacial. A técnica "textural edgeness" está relacionada com a medição do número de bordas por unidade de área. A modelagem através de elementos estruturantes é baseada na Morfologia Matemática. A técnica da coocorrência de tons de cinza busca estabelecer a dependência espacial entre os tons de cinza. Finalmente, a última técnica citada usa estimação linear de um tom de cinza dado pelos tons de cinza na sua vizinhança de forma a caracterizar a textura. Na modelagem estrutural pura, as técnicas baseiam-se na visão de que as texturas são compostas de primitivas e se apresentam numa organização espacial regular e proximamente repetidas. Estas primitivas podem ser segmentos de linhas, polígonos abertos ou fechados, etc.[HARA79].

As informações contidas nas texturas para propósitos de discriminação em diferentes aplicações e os resultados obtidos com os trabalhos feitos nesta área tem justificado tal esforço de desenvolvimento. Do ponto de vista geológico, a textura pode dar indicações sobre os tipos de rochas presentes na região coberta pela imagem sob análise [HARA79]. As imagens de satélite de conteúdo geológico possuem características espaciais e multiespectrais. Estas imagens, quando classificadas texturalmente, podem ser usadas sozinhas ou em combinação com imagens multiespectrais na faixa do visível e/ou na faixa do infravermelho, no processo de interpretação geológica, por exemplo, para inferir a composição geológica da superfície e/ou

caracterizar a geomorfologia STR086].

O objetivo básico deste trabalho é a implementação e avaliação de um procedimento de extração de atributos texturais baseado em Análise de Fourier. A metodologia adotada tem como base o trabalho de William D. Stromberg e Tom G. Farr [STR086]. O procedimento busca a exploração das características espaciais da imagem com reflexo no domínio da frequência. A imagem de entrada é transformada em várias imagens com conteúdo de frequência característico de maneira a permitir a extração dos atributos para cada textura presente na imagem. Os princípios básicos do procedimento adotado para extração de atributos texturais é descrito no Capítulo II.

A implementação do procedimento de extração de atributos texturais requer a utilização de ferramentas básicas de processamento de sinais e de imagens. A "Fast Fourier Transform" e sua inversa e filtros lineares elaborados no domínio da frequência e no domínio do espaço são as principais ferramentas utilizadas. Estas ferramentas são de extensa aplicabilidade em diversas áreas: sonar, sísmica, radar, comunicações, medicina, ótica, análise de sistemas e antenas. A classificação textural baseada nos atributos extraídos pelo procedimento de extração de atributos pode ser realizada utilizando diversos métodos. Neste trabalho o método implementado foi o método da distância Euclidiana. Os fundamentos matemáticos das ferramentas usadas no procedimento de extração de atributos e alguns métodos de classificação com potencial de

aplicação neste problema são descritos no capítulo III.

O Capítulo IV descreve um sistema, denominado Ambiente de Processamento de Sinais e Imagens - APSI, desenvolvido em linguagem C em microcomputadores do tipo IBM-PC, que implementa todas as técnicas e ferramentas utilizadas pelo procedimento para extração de atributos texturais e para a classificação textural baseada no método de distância Euclidiana e no uso de um banco de assinaturas de texturas conhecidas. Além disso, o sistema APSI possui facilidades para geração de imagens sintéticas que foram utilizadas para validação e teste do procedimento adotado. Uma descrição mais detalhada dos módulos e das estruturas de dados do sistema APSI é apresentada no Apêndice A.

A descrição e análise dos resultados obtidos nos experimentos realizados de aplicação do procedimento na classificação textural de imagens sintéticas de baixa complexidade são apresentadas no Capítulo V.

Finalmente, no Capítulo VI são discutidas as qualidades e limitações do procedimento adotado bem como propostas futuras de desenvolvimento do trabalho exposto nesta tese visando superar algumas das deficiências observadas e com isso aumentar a robustez do procedimento.

CAPÍTULO II

O PROCEDIMENTO DE EXTRAÇÃO DE ATRIBUTOS TEXTURAIS

II.1 - Introdução

As imagens de satélite de conteúdo geológico podem ser vistas como a composição de diferentes contribuições baseadas em fenomenologias diversas [HARA85]. As leis de formação destas imagens podem ser por demais complexas, principalmente quando são incluídos fenômenos randômicos. No entanto, podem-se identificar algumas contribuições que geralmente estão presentes nestas imagens, como, por exemplo, as decorrentes da reflectância das rochas e/ou plantas e da iluminação. As funções intensidades representativas destas componentes podem ser obtidas pela decomposição de imagens por técnicas de processamento de imagens já citadas ou por medições a parte. Um modelo simplificado do comportamento da variabilidade das tonalidades dos pixels de uma imagem pode ser considerado. Neste modelo, a função imagem é composta pelo produto de duas componentes: a função reflectância (f_r) e a função iluminação (f_i), ou seja, $f_r \times f_i$.

No caso particular do procedimento de extração de atributos texturais adotado, é considerado que a imagem é composta de diversos componentes de frequência e que para cada um destes

componentes a função imagem pode ser modelada como o produto de duas funções: a função modulação e a função modulada. A função modulação é um atributo textural e a função modulada é a efetiva variabilidade das tonalidades dos pixels relativa a uma dada banda de frequência. O procedimento objetiva extrair a função modulação. Esta função modulação pode ser de maior ou menor complexidade, dependendo do comportamento da variabilidade das tonalidades dos pixels na imagem para cada uma das componentes de frequência presentes.

O procedimento adotado de extração de atributos texturais é descrito neste capítulo. Inicialmente é feita uma análise do procedimento para o caso de sinais em uma dimensão. As possibilidades de aplicação do procedimento em duas dimensões são analisadas a seguir.

II.2 - Análise do Procedimento em Uma Dimensão

O procedimento a ser adotado para extração de atributos texturais de imagens segue a metodologia empregada na demodulação de sinais modulados em amplitude. Por este procedimento, os atributos texturais correspondem às funções modulação das componentes de frequência presentes na imagem. A análise deste método em uma dimensão, ou seja, para sinais compostos de frequências moduladas em amplitude, é realizada nesta seção.

Considere:

$c(x)$ --> sinal de frequência ω_0 e período $T_0 = 2 / \omega_0$.

x --> a dimensão onde a função é definida.

A definição de $c(x)$ pode ser a seguinte

$$c(x) = \cos(\omega_0 x) = 1/2 (e^{j\omega_0 x} + e^{-j\omega_0 x}).$$

A transformada de Fourier de $c(x)$ é dada por:

$$C(\omega) = 1/2 [\delta(\omega - \omega_0) + \delta(\omega + \omega_0)]$$

O sinal $d(x)$, que representa a modulação em amplitude de $c(x)$, pode ser descrito como:

$$d(x) = m(x) c(x) = m(x) \cos(\omega_0 x),$$

onde $m(x)$ é a função modulação que descreve a efetiva variação de amplitude de $c(x)$.

A transformada de Fourier de $d(x)$ é

$$D(\omega) = M(\omega) * C(\omega),$$

onde $*$ é a notação da operação de convolução. Pela propriedade de "shifting" da função delta, $D(\omega)$ pode ser escrita como:

$$D(\omega) = M(\omega - \omega_0) + M(\omega + \omega_0)$$

O objetivo do procedimento é a extração da função modulação. Portanto, seguindo um procedimento análogo ao da demodulação de sinais de amplitude modulada, os seguintes passos são necessários à execução do procedimento:

1. Geração do valor absoluto de $d(x)$, que acentua a diferença entre as frequências do sinal modulado, $c(x)$, e do sinal modulante $m(x)$, aumentando a frequência do sinal modulado;

2. Aplicação da transformada de Fourier sobre o valor absoluto de $d(x)$, de forma a se obter sua representação no domínio da frequência;

3. Filtragem passa-baixa, no domínio da frequência, do resultado do passo anterior;

4. Aplicação da transformada inversa de Fourier no resultado do passo anterior para obtenção do sinal de modulação, $m(x)$, que corresponde ao atributo textural.

Os passos do procedimento podem ser visualizados graficamente na Figura II.1. Nesta figura, o gráfico (a) representa o sinal modulado $d(x)$ e o gráfico (b) sua transformada de Fourier. O gráfico (c) representa o sinal modulante $m(x)$, sendo a transformada de Fourier de $m(x)$ mostrada no gráfico (d). O gráfico (e) mostra o valor absoluto de $d(x)$, cuja transformada de Fourier é apresentada no gráfico (f). Finalmente, o gráfico (g) mostra o sinal modulante recuperado após filtragem passa-baixa do valor absoluto de $d(x)$.

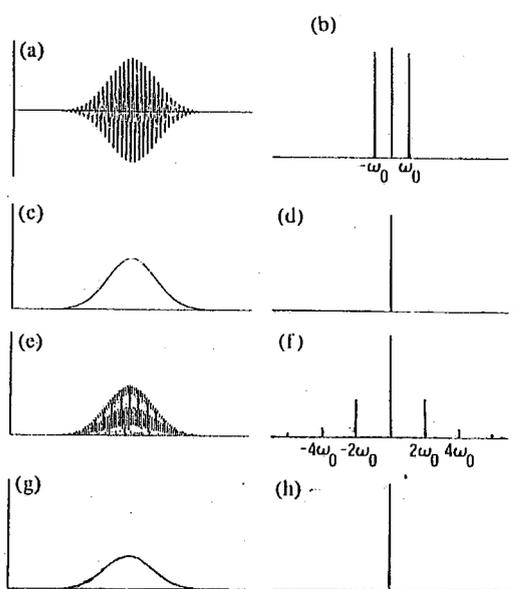


Figura II.1: Representação Gráfica do Procedimento

No caso de haverem várias frequências moduladas em amplitude na composição do sinal, o primeiro passo do procedimento é antecedido por uma operação de filtragem que seleciona a banda de frequência a ser considerada, de forma semelhante ao que é realizado pelos circuitos de sintonia em rádio-receptores. Para cada banda de frequência selecionada são, então, realizados os passos já descritos do procedimento, gerando-se, portanto, um atributo textural para cada frequência presente na composição do sinal.

II.3 - Aplicação do Procedimento em Duas Dimensões

Embora seja possível se demonstrar teoricamente a validade do procedimento proposto na extração de funções de

modulação em uma dimensão, tal fato não é verdadeiro para a aplicação do procedimento em duas dimensões, ou seja, na extração de funções de modulação das componentes de frequência de uma imagem. A validade do procedimento, nestes casos, foi verificada através dos resultados práticos obtidos com sua aplicação em imagens compostas de texturas conhecidas [STR086].

O produto final do processamento em duas dimensões de interesse do intérprete da imagem é uma imagem classificada texturalmente, ou seja, uma imagem onde as regiões de diferentes texturas estejam discriminadas. Estas regiões se localizam em diferentes partes da imagem, possuem formas próprias e podem se orientar em diferentes direções. A aplicação do procedimento de extração de atributos de forma similar a descrita para o caso de uma dimensão e de um método de classificação permitem a geração deste produto final.

A transformada de Fourier de uma imagem explicita as frequências nela presentes, assim como suas fases e amplitudes. Com base na análise do resultado da aplicação da transformada de Fourier à imagem, são elaborados os filtros circulares passa-banda visando identificar a ênfase relativa das frequências das texturas presentes na imagem. No entanto, estes filtros nem sempre respondem satisfatoriamente a esta tarefa. Isto depende da complexidade da imagem no que se refere à variabilidade espacial dos tons de cinza, associado à dificuldade de se construir filtros com alta precisão de corte.

Considerando imagens de baixa complexidade, a transformada de Fourier explicita indubitavelmente as frequências presentes e contem a informação da distribuição espacial da ênfase em cada banda de frequência. Texturas de baixa complexidade podem ser vistas como as que possuem simetria circular e aquelas em que as relações entre as tonalidades dos pixels podem ser descritas por funções periódicas, mais particularmente pelo somatório de um pequeno conjunto de funções senoidais de mesma fase e com frequências razoavelmente bem espaçadas entre si. Filtros passa-banda elaborados para este caso não precisam ter superposição de bandas e a fuga é praticamente inexistente, pois a separação das frequências das componentes é grande o suficiente.

A ênfase relativa entre as frequências presentes em cada textura é o principal fator que permite a discriminação das texturas. Para uma imagem mais complexa, as componentes de frequência não são necessariamente separadas, o que requer a escolha de uma componente dentro de cada banda de frequência, chamada de componente chave ou dominante. Esta componente é obtida através de uma estimação.

A textura é o resultado da composição de diferentes componentes de frequência com determinadas amplitudes e diferenças de fases. Podem-se distinguir na textura duas partes distintas. Uma delas é a discutida no parágrafo anterior que contem o espectro das frequências presentes na textura. A outra parte

contem a variabilidade da amplitude e da diferença de fase da textura. Considerando que as diferenças de fase são nulas ou estão englobadas na variabilidade da intensidade, pode-se considerar que a textura é resultado do produto entre as componentes de frequência de amplitude constante ou igual a unidade (portadora) e uma função modulação característica da textura. Sendo assim, recuperando-se esta função da imagem tem-se um atributo textural. O segundo e terceiro passos do procedimento fazem esta recuperação. O segundo passo calcula o valor absoluto de cada imagem resultado das filtragens passa-banda. O terceiro passo é a aplicação de um filtro circular passa-baixa capaz de isolar as frequências da função modulação. A função modulação possui componentes cujas frequências são baixas se comparadas com as frequências presentes na função modulada. Tal fato é ainda mais acentuado após a realização da operação de valor absoluto. O atributo textural é finalmente extraído, fazendo-se a transformada inversa de Fourier do resultado gerado pela filtragem passa-baixa.

CAPÍTULO III

FERRAMENTAS BÁSICAS DO PROCEDIMENTO DE EXTRAÇÃO DE ATRIBUTOS TEXTURAIS E MÉTODOS DE CLASSIFICAÇÃO

III.1 Introdução

No capítulo II estão explicitadas as necessidades de utilização da "Fast Fourier Transform" e sua inversa em duas dimensões, de elaboração e aplicação de filtros passa-banda e passa-baixa no domínio da frequência, bem como de aplicação, após a extração de atributos, de um método de classificação textural. Neste capítulo são descritas sinteticamente as bases teóricas das ferramentas necessárias à implementação do procedimento de extração de atributos texturais e dos métodos de classificação com potencial de aplicação ao problema em questão.

III.2 - "Fast Fourier Transform" - unidimensional

A transformada discreta de Fourier (DFT) e sua inversa no caso unidimensional podem ser escritas como

$$g(kT) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} G(n/NT) e^{j2\pi nk/N}$$

$$G(n/NT) = \sum_{k=0}^{N-1} g(kT) e^{-j2\pi nk/N}$$

onde: N - número total de amostras;

T - tempo de amostragem;

g(kT) e G(n/NT) constituem o par da transformada.

No caso da transformada direta, fazendo-se $kT=k$ e $n/NT=n$ para simplicidade de notação, tem-se

$$X(n) = \sum_{k=0}^{N-1} x_0(k) e^{-j2\pi nk/N} \quad n = 0, 1, \dots, N-1$$

e fazendo-se

$$W = e^{-j2\pi n / N}$$

tem-se

$$X(n) = W^{nk} x_0(k)$$

O bom desempenho computacional da FFT baseia-se, principalmente, na descoberta de um método de fatoração da matriz de transformação (W) que minimize o número de multiplicações e adições complexas necessárias à execução da transformada discreta de Fourier.

No caso de $N = 4$ e escrevendo-se a transformação na forma matricial tem-se

$$\begin{bmatrix} X(0) \\ X(1) \\ X(2) \\ X(3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W^0 & W^0 & W^0 & W^0 \\ W^0 & W^1 & W^2 & W^3 \\ W^0 & W^2 & W^4 & W^6 \\ W^0 & W^3 & W^6 & W^9 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0(0) \\ x_0(1) \\ x_0(2) \\ x_0(3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & W^1 & W^2 & W^3 \\ 1 & W^2 & W^0 & W^2 \\ 1 & W^3 & W^2 & W^1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0(0) \\ x_0(1) \\ x_0(2) \\ x_0(3) \end{bmatrix}$$

Para o cálculo da DFT, neste caso, são necessárias 12 adições e 16 multiplicações complexas.

Utilizando o método de fatoração da FFT com $r = 2$ (número de matrizes de fatoração), tem-se

$$\begin{bmatrix} X(0) \\ X(1) \\ X(2) \\ X(3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & W^0 & 0 & 0 \\ W^0 & W^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & W^1 \\ 0 & 0 & 1 & W^3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & W^0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & W^0 \\ 1 & 0 & W^2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & W^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0(0) \\ x_0(1) \\ x_0(2) \\ x_0(3) \end{bmatrix}$$

$\underbrace{\hspace{10em}}$
 $\begin{bmatrix} x_0(0) \\ x_0(1) \\ x_0(2) \\ x_0(3) \end{bmatrix}$

Para gerar o vetor X_1 são necessárias 4 adições complexas e 2 multiplicações complexas e para gerar X são necessárias 8 adições complexas e 4 multiplicações complexas.

É importante observar que $N = 2^r$ e $W = W^{nk \bmod N}$

O método de fatoração introduz zeros nas matrizes fatoradas, reduzindo o número de multiplicações envolvidas na transformação. No caso citado, $N = 4$ e $r = 2$, o fator de redução é 2.

O método de fatoração gera um vetor resultado desordenado relativamente ao vetor de saída da DFT. É necessária, portanto, a ordenação que impõe, no entanto, um custo computacional muito inferior ao ganho obtido pela fatoração. Para a execução da ordenação com o custo mínimo, utilizam-se números binários nos argumentos do vetor resultado das transformações fatoradas. Pode-se ver isto no caso citado, como segue

$$\overline{X(n)} = \begin{array}{|c|} \hline X(00) \\ \hline X(10) \\ \hline X(01) \\ \hline X(11) \\ \hline \end{array} \xrightarrow{\text{troca}} \begin{array}{|c|} \hline X(00) \\ \hline X(01) \\ \hline X(10) \\ \hline X(11) \\ \hline \end{array} = X(n)$$

Quando o número de amostras (N) e o número de matrizes de fatoração (r) crescem, o número de vetores intermediários também cresce. A forma habitual de visualização do processo de fatoração é através do gráfico do fluxo das transformações geradas pelas matrizes de fatoração. No caso de $N = 16$ e $r = 4$ tem-se o diagrama mostrado na Figura III.1. Neste gráfico está explícito que uma componente do vetor transformado é obtida pela conjugação de duas componentes do vetor ainda não transformado. Estas últimas componentes citadas estão em uma ordem regular e são chamadas, na sua representação gráfica, de nodos duais.

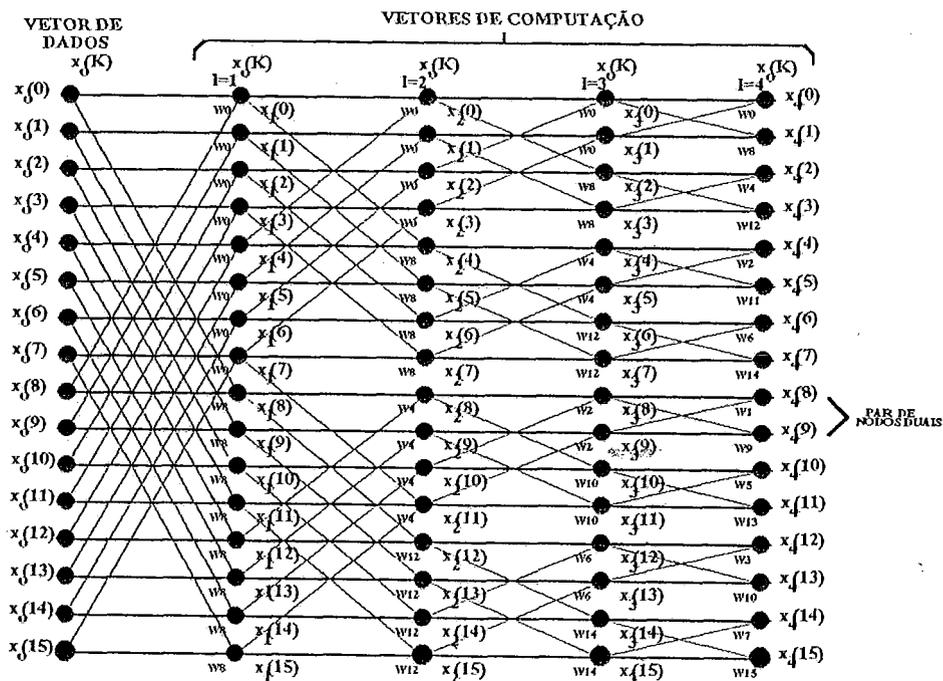


Figura III.1: Gráfico do Fluxo de Transformações Geradas pelas Matrizes de Fatoração

A relação de recorrência para obtenção dos elementos dos vetores transformados por qualquer matriz de fatoração é a seguinte:

$$x_1(k) = x_{1-1}(k) + W^P x_{1-1}(k + N / 2^l)$$

$$x_1(k + N / 2^l) = x_{1-1}(k) + W^P x_{1-1}(k + N / 2^l)$$

Esta fórmula é a base da construção do algoritmo da "Fast Fourier Transform" (FFT).

O fluxograma do algoritmo da FFT utilizado neste trabalho é o mostrado na Figura III.2 [BRIG88]:

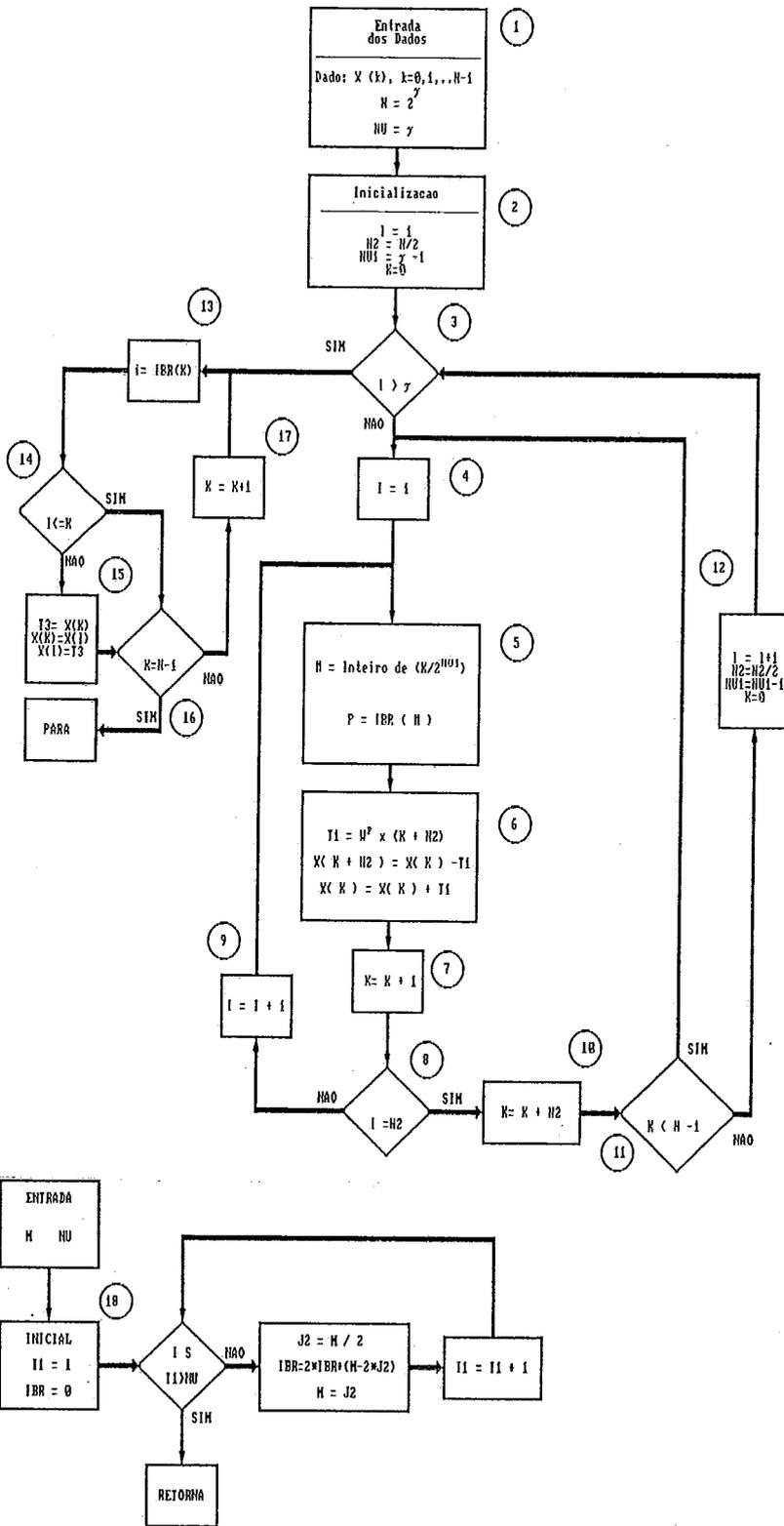


Figura III.2: Fluxograma do Algoritmo da FFT

É importante destacar, em linhas gerais, basicamente 3 partes distintas neste fluxograma. A parte central executa a fatoração, a parte lateral esquerda, iniciando na caixa de número 13, executa a reordenação do vetor resultado das transformações fatoradas e a função IBR calcula os índices dos vetores para a ordenação baseados nas propriedades dos números binários (inversão de bits).

O desenvolvimento do algoritmo da "Fast Fourier Transform" por Cooley e Tukey, publicado em 1965 [COOL65], viabilizou computacionalmente o uso da transformada discreta de Fourier em muitas aplicações. Este algoritmo reduziu o tempo computacional numa razão de $2N / r^2$ (N - número de amostras e r - número de matrizes de fatoração), considerando-se este tempo proporcional ao número de multiplicações complexas requeridas pelas transformações. A tabela e o gráfico das figuras III.3a e III.3b fornecem dados para a comparação dos desempenhos das duas transformadas no caso unidimensional.

N = 4096 Algoritmo	Número de mul- tiplicações reais	Número de adi- ções reais
Base 2	81.924	139.266
Base 4	57.348	126.978
Base 8	49.156	126.978
Base 16	48.132	125.442

Figura III.3a: Comparação do número de multiplicações e de adições reais em diferentes bases de potência de dois.

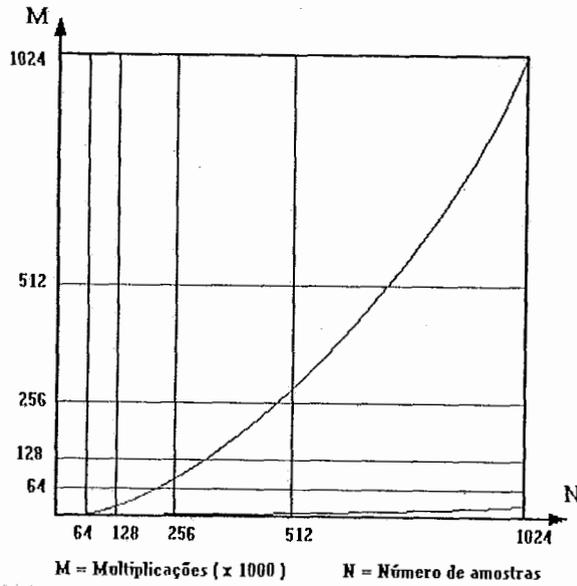


Figura III.3b: Comparação das Multiplicações Requeridas pela Transformada de Fourier e o Algoritmo da FFT

III.3 - "Fast Fourier Transform" - bidimensional

A transformada de Fourier e sua inversa para o caso bidimensional [LIM90] podem ser descritas pelas equações abaixo:

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

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

onde: $H(u, v)$ -> função transformada

$h(x, y)$ -> função a ser transformada.

Quando as equações de transformação acima são interpretadas a partir de sucessivas aplicações da transformada de Fourier unidimensional, pode-se escrever, no caso da transformada direta, a seguinte fórmula:

$$H(u, v) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{-j2\pi uy} \left[\int_{-\infty}^{\infty} h(x, y) e^{-j2\pi ux} dx \right] dy$$

Esta interpretação é de considerável importância na aplicação da FFT na computação da transformada de Fourier em duas dimensões. A transformada discreta de Fourier é definida como:

$$H(n / NT_x, m / MT_y) = \sum_{q=0}^{M-1} \left[\sum_{p=0}^{N-1} h(pT_x, qT_y) e^{-j2\pi np/N} \right] e^{-j2\pi mq/M}$$

$$\begin{array}{ll} p = 0, 1, \dots, N-1 & n = 0, 1, \dots, N-1 \\ q = 0, 1, \dots, M-1 & m = 0, 1, \dots, M-1 \end{array}$$

Como no caso unidimensional, deve-se considerar que a matriz de dados de entrada para a FFT representa um período de uma sequência periódica, neste caso, com período (N, M). Também deve-se considerar que a resolução da frequência espacial da FFT é dada por:

$$\Delta u = 1 / (NT_x)$$

$$\Delta v = 1 / (MT_y)$$

Baseado na otimização do custo computacional da FFT-unidimensional, podemos obter o número de operações para o caso da FFT em duas dimensões. São N transformações de M amostras cada. Portanto para uma matriz N x M são requeridas N + M

transformadas de Fourier de uma dimensão e conseqüentemente o número total de operações é $NM \log NM$

As transformadas discretas de Fourier inversas uni e bi-dimensionais podem ser escritas como segue:

$$h(pT_x, qT_y) = \frac{1}{M} \sum_{m=0}^{M-1} \frac{1}{N} \left[\sum_{n=0}^{N-1} H(n/N T_x, m/M T_y) e^{j2\pi np/N} \right] e^{j2\pi mq/M}$$

$$p = 0, 1, \dots, N-1 \quad n = 0, 1, \dots, N-1$$

$$q = 0, 1, \dots, M-1 \quad m = 0, 1, \dots, M-1$$

Para o cálculo da transformação inversa pode-se utilizar o mesmo algoritmo da transformação direta, somente substituindo o vetor ou matriz de entrada pelo seu conjugado. Portanto, para o caso unidimensional temos:

$$h(kT) = \Delta f \sum_{n=0}^{N-1} [R(n\Delta f) + j(-1)^n I(n\Delta f)] e^{-j2\pi nk/N}$$

onde Δf é a frequência de amostragem. A chave para se obter uma melhor aproximação aos resultados contínuos é a especificação correta da frequência de amostragem (Δf : fator de escala).

Nos aspectos de resolução, periodicidade e custo computacional a transformação inversa possui as mesmas características da transformação direta. O teorema da amostragem deve ser satisfeito em todas as situações, ou seja, no caso uni e bi-dimensional e nas transformações direta e inversa.

A habilidade da aplicação da FFT e sua inversa está no

entendimento da transformada discreta de Fourier e não no entendimento do algoritmo da FFT. As propriedades da DFT e os efeitos ocasionados pelo processo de discretização e truncamento são discutidos em detalhe por Brigham [BRIG88].

III.4 - Filtragem

A filtragem digital (Figura III.4) é o resultado de uma integral de convolução discretizada.

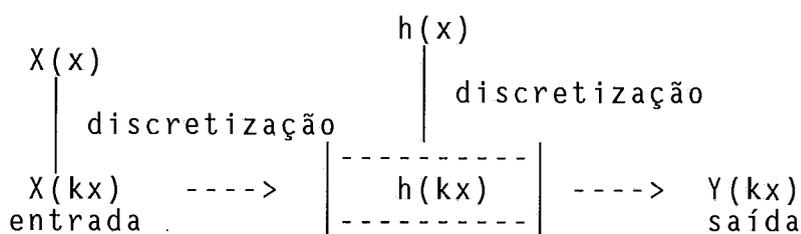


Figura III.4: Filtragem Digital

A classe de filtros discretos utilizados neste trabalho é a dos filtros "Finite Impulse Response (FIR)" que são caracterizados por uma função, $h(kx)$ de N amostras. Estes filtros devem ser planejados e podem ser implementados utilizando-se um procedimento baseado na FFT. A computação destes filtros requer a multiplicação de N amostras de $h(kx)$ com N valores amostrados do sinal de entrada $X(kx)$ e $N - 1$ adições destes produtos. O número de multiplicações pode ser reduzido de uma ordem de grandeza implementando-se filtros recursivos. Esta alternativa só é viável se for possível encontrar funções analíticas bem comportadas para a representação da função de transferência desejada. Caso contrário, a elaboração do filtro é complicada e demorada.

O planejamento dos filtros FIR pode ser feito pela especificação no domínio do espaço ou no domínio da frequência. Em ambos os casos a função de transferência pode ser especificada por uma função analítica ou por amostragem de um experimento.

No domínio do espaço, no caso da função analítica, o planejamento começa pela discretização da função e no caso do experimento, pelos valores numéricos obtidos no experimento. O intervalo de amostragem utilizado deve ser pequeno o suficiente para evitar o efeito "aliasing" no domínio da frequência. Como a FFT é usada na implementação do filtro planejado, pode ser necessário, para uma eficiente aplicação da FFT, o truncamento da função discretizada. Neste caso, o número de valores amostrados da função diferentes de zero deve ser minimizado [BRIG88]. Este número pode ser alterado pela multiplicação da função discretizada por uma função peso. A função peso deve ser escolhida obedecendo o critério de minimização citado e o critério de atenuação dos efeitos "aliasing" e "rippling" produzidos no domínio da frequência. O efeito "rippling" é gerado pelo truncamento da função discretizada. Para determinar um truncamento aceitável, é necessário diminuir experimentalmente a largura da função peso até que o resultado produzido difira inaceitavelmente da função de frequência contínua desejada. A extensão mínima da função peso que produz um resultado aceitável corresponde a função de transferência de extensão mínima e por conseguinte uma implementação mais eficiente.

No domínio da frequência, o planejamento do filtro começa com uma expressão analítica para a resposta de frequência ou com os valores numéricos da amplitude e fase obtidos de um experimento. O objetivo é planejar um filtro digital que se aproxime de uma resposta de frequência dada e que possa ser implementado pela convolução usando a FFT.

Alguns pontos devem ser salientados no planejamento e implementação de filtros no domínio da frequência usando a FFT.

1. Este planejamento é basicamente similar ao planejamento no domínio do espaço resguardando que o efeito "aliasing" (amostragem) ocorre no domínio do espaço e o efeito "rippling" (truncamento) no domínio da frequência.

2. A escolha do período de amostragem no domínio da frequência ($1/T_0$) deve ser suficientemente pequeno para evitar efeitos "aliasing" no domínio do espaço.

3. O truncamento é necessário no domínio da frequência por que somente um número finito de amostras da função de frequência pode ser transformado inversamente. A escolha da largura da função truncamento aplicada segue o mesmo procedimento usado no planejamento de filtros no domínio do espaço. Sendo assim, não há risco na escolha de uma função de truncamento extremamente larga.

4. O número de amostras diferentes de zero da função do filtro no domínio do espaço deve ser menor que o número total de amostras a serem transformadas pela FFT para evitar efeitos de borda. Portanto, quando necessário, deve-se adicionar zeros através de truncamento por funções retangulares ("box filter"), ou por funções de peso que atenuem o efeito "rippling" presente.

A operação de filtragem é implementada através da convolução. A convolução discreta de Fourier é dada pela equação:

$$y(k) = \sum_{i=0}^{N-1} x(i) h(k - i)$$

onde as funções $X(k)$ e $h(k)$ são funções periódicas com período N . Sendo $X(k)$ e $h(k)$ funções finitas, o resultado da convolução discreta é uma função periódica onde cada período é uma réplica da convolução contínua. O resultado desta operação pode conter dois efeitos indesejáveis, efeito de borda e efeito de superposição [BRIG88]. Para uma computação mais eficiente da convolução usa-se a técnica de reestruturação dos dados, introduzindo-se zeros nas funções discretizadas de forma que os períodos destas funções satisfaçam a relação:

$$N > P + Q - 1, \text{ sendo } N = 2^r,$$

onde N é o número de amostras, r é um valor inteiro e P e Q são os números de valores diferentes de zero das funções $X(k)$ e $h(k)$, respectivamente. A escolha deste período é feita para eliminar o efeito de superposição.

O tempo computacional requerido pela convolução discreta é proporcional a N^2 , o número de multiplicações. Uma alternativa é a implementação no domínio da frequência com o uso da FFT. O tempo computacional da FFT é proporcional a $N \cdot \log N$. Para o cálculo da convolução no domínio da frequência é necessário aplicar a FFT às duas funções, multiplicar os resultados obtidos e efetuar a operação de transformada de Fourier inversa. O tempo gasto nestas operações é proporcional a $N + 3N \log N$. A tabela da Figura III.5 relaciona os desempenhos dos métodos de convolução direta e usando a FFT para funções com diferentes números de amostras.

TEMPO DE COMPUTAÇÃO (segundos)			
N	Método direto	Método FFT	Fator de velocidade
16	0.0008	0.003	0.27
32	0.0030	0.007	0.43
64	0.0120	0.015	0.80
128	0.0470	0.033	1.40
256	0.1900	0.073	2.60
512	0.7600	0.160	4.70
1024	2.7000	0.360	7.50
2048	11.0000	0.780	14.10
4096	43.7000	1.680	26.00

Figura III.5: Comparação de Desempenho da Convolução Direta com a Convolução usando a FFT

III.5 Métodos de Classificação

Existem diversos métodos de classificação que podem ser utilizados na classificação textural baseada nos atributos extraídos pelo procedimento descrito no Capítulo II. Em termos gerais, os métodos de classificação podem ser divididos em métodos supervisionados e métodos não supervisionados que, por sua vez, podem ser métodos estatísticos ou métodos determinísticos, parametrizados ou não parametrizados. Os métodos supervisionados são aqueles em que o analista estabelece as amostras de treinamento visando definir as classes, ou seja, os contornos no espaço de medidas que separam as classes. Nos métodos não supervisionados o analista tem pouco controle na definição destes contornos. Quatro métodos de classificação são descritos nesta seção: método de fatiamento, método da distância Euclidiana, método da máxima verossimilhança e o método de classificação por redes neurais. Estes métodos são métodos de classificação pixel a pixel. O método selecionado para este trabalho foi o método de classificação por distância Euclidiana devido à sua facilidade de implementação e o seu desempenho no que diz respeito à velocidade de definição das assinaturas padrões e da classificação. No que diz respeito à precisão da classificação, os dois últimos métodos citados são melhores. Por este motivo trabalhos futuros poderão ser feitos utilizando estes métodos.

III.5.1 Fatiamento.

O método de fatiamento [NOV088] é o mais simples dos quatro métodos a serem analisados. Este método consiste na divisão do intervalo de níveis de cinza de uma dada imagem em um certo número de classes. Esta divisão pode ser baseada no histograma da imagem, definindo, por exemplo, que cada uma das partes contenham o mesmo número de "pixels" ou que as partes sejam intervalos iguais entre o nível de cinza mínimo e o nível de cinza máximo, ou ainda dividindo em partes com tamanhos que melhor correspondam á aplicação. No caso de imagens multiespectrais o fatiamento é aplicado a cada banda espectral da imagem.

III.5.2 Distância Euclidiana.

O método por distância Euclidiana [NOV088] é um método determinístico e não supervisionado. Os critérios utilizados neste método são basicamente dois. O primeiro critério envolve comparações entre distâncias no espaço de medidas ou de atributos, e implica na escolha da menor das distâncias. Estas distâncias são entre o ponto correspondente ao pixel a ser classificado e os pontos correspondentes às classes, os quais são obtidos por medidas feitas em texturas conhecidas. O segundo critério é executado pela verificação se a distância selecionada pelo primeiro critério é ou não menor que a distância Euclidiana máxima escolhida pelo analista. Quando o resultado é verdadeiro, o pixel é atribuído à classe de menor distância correspondente ao primeiro

critério e quando o resultado é falso o pixel é dito não pertencer a nenhuma classe.

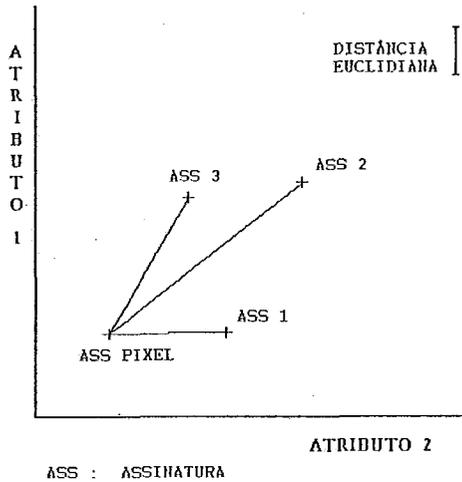


Figura III.6: Espaço de medidas de duas dimensões.

No caso mostrado na figura III.6 é verificado que o pixel é classificado como não pertencente a nenhuma das classes, pois a menor distância "d1" é maior que a distância Euclidiana máxima escolhida.

III.5.3 - Máxima Verrossimilhança.

O método de máxima verrossimilhança [SWA78] é um método supervisionado e estatístico. A regra de decisão deste método é baseada na comparação de densidades de probabilidades condicionais das classes. Esta regra de decisão pode ser escrita na sua forma geral como segue,

Decide que $x \in w_i$ se e somente se

$$p(x | w_i) p(w_i) \geq p(x | w_j) p(w_j)$$

para todos os $j = 1, 2, \dots, m$. $p(x | w_i)$ é a função densidade probabilidade associada ao vetor x , dado que x é um vetor da classe i , e $p(w_i)$ é a probabilidade da classe i .

A função densidade normal multivariada em n dimensões pode ser escrita como

$$P(x/w_i) = 1 / [(2\pi)^{n/2} |\Sigma_i|] e^{-1/2(x - U_i)^T \Sigma_i^{-1} (x - U_i)}$$

onde $|\Sigma_i|$ é o determinante da matriz Σ_i , Σ_i^{-1} é a inversa da Σ_i , e $(x - U_i)^T$ é a transposta do vetor $(x - U_i)$. Na forma matricial pode-se escrever

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \quad U_i = \begin{bmatrix} u_{i1} \\ u_{i2} \\ u_{i3} \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \quad \Sigma_i = \begin{bmatrix} \sigma_{i11} & \sigma_{i12} & \dots & \sigma_{i1n} \\ \sigma_{i21} & \sigma_{i22} & \dots & \sigma_{i2n} \\ \sigma_{i31} & \sigma_{i32} & \dots & \sigma_{i3n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{in1} & \sigma_{in2} & \dots & \sigma_{inn} \end{bmatrix}$$

onde u_{ij} é o valor médio dos dados do canal j (para classe i) e σ_{ijk} é a covariância entre os canais j e k (para classe i). 0

cálculo da média e da covariância para cada classe i podem ser estimados das seguintes formas respectivamente,

$$\hat{u}_{ij} = 1/q_i \sum_{l=1}^{q_i} x_{jl} \quad j = 1, 2, \dots, n$$

$$\hat{\sigma}_{ijk} = 1/(q_i - 1) \sum_{l=1}^{q_i} (x_{jl} - u_{ij})(x_{kl} - u_{ik})$$

$$j = 1, 2, \dots, n \quad k = 1, 2, \dots, n$$

onde q_i é o número de pontos da amostra.

Neste caso, a função densidade fica perfeitamente especificada quando se conhecem os seguintes parâmetros: vetores de valores esperados da classe w_i , U_i , e a matriz de covariância da classe w_i , Σ_i . Estes parâmetros são estimados a partir de amostras conhecidas.

III.5.4 Redes Neurais.

O método de classificação por redes neurais pode ser considerado como pertencente a uma nova classe de métodos de caráter superior à classe dos métodos supervisionados. A concepção desta nova classe de métodos é baseada no fato de que o classificador após passar por um processo de ensinamento com

interferência direta do analista na escolha de amostras, adquire uma certa autonomia, dentro dos limites do modelamento resultante deste processo, para realizar a classificação. Desta forma a classificação por redes neuronais se diferencia dos classificadores convencionais supervisionados.

A classificação por redes neuronais é baseada, praticamente, no funcionamento das redes neuronais [MCC091]. A rede neuronal é uma emulação muito simplificada de processos não lineares de decisão que ocorrem em sistemas neurais biológicos. Assim como no cérebro, as redes neuronais implementadas em computadores possuem neurônios e interconexões entre neurônios. Estes neurônios recebem várias entradas (impulsos) e emitem uma saída. As conexões estão associadas a pesos que correspondem às sinapses (figura III.7).

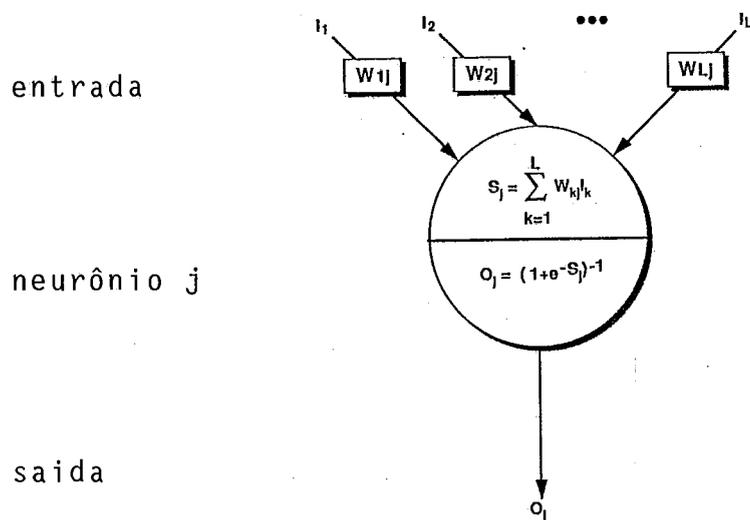


Figura III.7: Um neurônio da rede

No processo de ensinamento da rede ocorrem modificações nos pesos associados às conexões de forma a estabilizar a rede em uma configuração de pesos que responda satisfatoriamente a todas as tarefas ensinadas. Este processo pode obedecer a diversos procedimentos. O procedimento mais usado é o procedimento "Backpropagation". A razão disto é que este procedimento além de ser bem conhecido matematicamente tem, também, um desempenho razoavelmente estável. A figura III.7 mostra o processo que ocorre em cada um dos neurônios da rede. Cada sinal I_k recebido pelo neurônio é multiplicado pelo peso(escalar) w_{kj} e estes produtos são somados e igualados a S_j . Os índices k e j referem-se à conexão entre o k -ésimo e o j -ésimo neurônio. A soma, S_j , é modificada por uma função não linear, chamada de função de ativação, para produzir o sinal emitido pelo neurônio (figura III.8). A função de ativação geralmente escolhida é a função sigmóide devido à sua habilidade de reproduzir comportamentos de neuronios biológicos e por sua simplicidade computacional. A forma matemática da função sigmóide é,

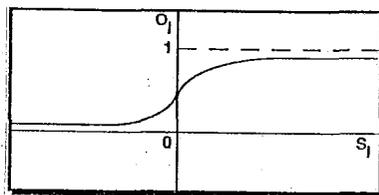


Figura III.8: Função de ativação

Os neurônios pertencentes à rede se dispõem em camadas, ou seja, nas camadas de entrada e de saída e nas camadas intermediárias usualmente chamadas de camadas escondidas na medida em que não podem ser vistas pelos impulsos de entrada e de saída. O número de entradas na camada de entrada, o número de saídas na camada de saída e o número de camadas intermediárias e seus correspondentes números de neurônios são os principais parâmetros relacionados à arquitetura das redes neuronais. A definição destes parâmetros associada à escolha do método de modificação dos pesos no processo de ensinamento são os pontos centrais do sucesso do uso das redes neuronais.

C A P Í T U L O I V

O SISTEMA APSI

IV.1 - Introdução

Neste trabalho foi desenvolvido um sistema chamado APSI - Ambiente de Processamento de Sinais e Imagens, visando oferecer as facilidades de entrada e saída de dados e de execução de algoritmos necessárias à implementação e teste do procedimento de extração de atributos texturais descrito no Capítulo II bem como do procedimento de classificação textural por Distância Euclidiana. A descrição do sistema é o objetivo deste capítulo. O Apêndice A apresenta uma descrição mais detalhada dos módulos e das estruturas de dados do sistema APSI.

IV.2 - Descrição Geral do Sistema APSI

O sistema APSI possui uma organização hierárquica, onde podem-se distinguir quatro ramos principais a partir de seu nível mais alto:

1. Manipulação de sinais.
2. Manipulação de imagens.
3. Transformação de funções e imagens.
4. Classificação de imagens

A manipulação de sinais visa editar, corrigir, recuperar, gerar e realizar operações com sinais e a manipulação de imagens visa o mesmo para imagens. O ramo 3, possibilita a execução dos algoritmos de transformações (FFT e FFT inversa), filtragens (FFT - convolução), correlação e cross-correlação. No ramo de classificação de imagens, o usuário pode gerar uma nova assinatura para o banco de texturas padrões ou realizar a classificação textural pelo método da distância Euclidiana de uma imagem da qual os atributos texturais já foram extraídos. O menu principal do sistema apresenta essas quatro alternativas de processamento.

No que se refere à entrada e saída de dados, o sistema APSI oferece as seguintes facilidades:

1. Entrada de Dados: Recuperação de arquivos de dados e imagem em disco, armazenando-os em áreas da memória principal devidamente alocadas para posterior processamento.

2. Saída de Dados: "Display" do conteúdo de áreas alocadas da memória principal (imagens), e de vetores (sinais) na forma de listagem ou gráfica; Armazenamento de dados de sinais ou imagens em arquivos; Saída de arquivos de dados ou imagens, processados ou não, na impressora.

IV.3 - Facilidades do Sistema para Manipulação e Transformação de Sinais e Imagens

Os menus de opções de cada ramo do sistema APSI são mostrados em telas que se apresentam dependendo da opção escolhida pelo usuário, durante a execução do sistema. No caso da Manipulação de Sinais, o menu principal contém as seguintes possibilidades:

- Opção 1: Entrada de dados
- Opção 2: Correção de dados
- Opção 3: Recuperação de dados
- Opção 4: Geração de sinal
- Opção 5: Operação com sinal

A opção 1 permite a entrada de dados em arquivos através do teclado. A opção 2 permite a correção de arquivos de dados através do teclado. A opção 3 permite a listagem do conteúdo destes arquivos. A opção 4 permite a geração de sinais, obedecendo funções analiticamente conhecidas, e o armazenamento deles em arquivos de dados. São quatro os tipos de funções implementadas: seno, coseno, exponencial e gaussiana. A opção 5 permite realizar as seguintes operações com sinais: soma, subtração, multiplicação, divisão e valor absoluto.

Para a Manipulação de Imagens, o menu principal contém as seguintes possibilidades:

- Opção 1: Edição de imagem;
- Opção 2: Operação em imagem;
- Opção 3: Reordenação de imagem;
- Opção 4: Recuperação de imagens;

A opção 1 permite a edição de imagens usando funções analíticas como as citadas anteriormente, funções correspondentes a formas de filtros convencionais com ou sem simetria circular. Por exemplo, função de Bartlett, Hanning, Parzen e sinc. Existem também outros elementos, tais como, figuras geométricas (círculo e quadrado). A opção 2 permite realizar as seguintes operações em imagens: soma, subtração, multiplicação, divisão, valor absoluto e magnitude. A opção 3 permite reordenar a imagem da forma requerida para boa visualização do resultado da transformada de Fourier. Esta operação parte da divisão da imagem em quatro quadrantes e realiza a troca do quadrante 1 com 3 e do quadrante 2 com o 4. A opção 4 a qual está incluída na opção 1, permite mostrar as imagens na tela ("display"), inclusive no decorrer da edição da imagem.

O menu do ramo 3 contém as seguintes possibilidades para a Transformação de Sinais e Imagens:

Opção 1: FFT direta e inversa em uma ou duas dimensões.

Opção 2: Convolução em uma ou duas dimensões.

Opção 3: Correlação em uma dimensão

Opção 4: Correlação-cruzada em uma dimensão.

Opção 5: Recuperação, armazenamento e impressão.

As opções 1, 2 e 5 operam com sinais e imagens, e as opções 3 e 4 operam somente com sinais. Estas opções 3 e 4 podem ser futuramente estendidas à aplicação a imagens. Neste ramo do APSI existe, na parte de saída de dados, a possibilidade de fazer composições de imagens (mosaico) em arquivo em disco à partir de imagens existentes na memória principal.

As facilidades do sistema APSI descritas nesta seção tem os seguintes usos no que se refere à execução do procedimento de extração de atributos texturais:

1. As filtragens no domínio da frequência usam as transformadas direta e inversa de Fourier (filtro passa-banda e passa-baixa) e a operação de multiplicação de imagens;

2. O cálculo do valor absoluto é uma das operações de Manipulação de Imagens do sistema;

3. As imagens correspondentes aos filtros no domínio da frequência bem como as imagens sintéticas que servem de teste para o procedimento são gerados pelas funções de geração de imagem;

4. Os testes dos algoritmos para duas dimensões (2D) foram feitos usando as facilidades de Manipulação de Sinais. Os algoritmos para duas dimensões incluem os algoritmos para uma dimensão (1D). A visualização dos resultados intermediários das transformações e filtrações em 2D foi a principal facilidade de Manipulação de Sinais usada nestes testes.

As facilidades oferecidas pelo sistema que não são usadas diretamente pelo procedimento podem ser usadas para fins correlacionados. Por exemplo, a transformada de Fourier da autocorrelação de um perfil topográfico, que resulta na densidade espectral de potência, pode ser usada na discriminação e caracterização de unidades geológicas [PIKE75].

IV.4 - Classificação de Imagens

Na opção de Classificação de Imagens, o sistema APSI oferece duas alternativas: a geração e inclusão de uma nova assinatura no banco de assinaturas de texturas padrões e a realização da classificação textural de uma imagem utilizando-se o método da Distância Euclidiana.

A geração de uma assinatura para uma textura padrão é feita a partir de imagens contendo os atributos da textura padrão. Os valores dos pixels nestas imagens são normalizados. Para isso, extrai-se o valor máximo e mínimo encontrado para qualquer pixel

nas diversas imagens atributos, subtrai-se do valor de cada pixel o valor mínimo encontrado e divide-se cada um destes resultados pela diferença entre o valor máximo e mínimo encontrados. Após a normalização, é montado para cada pixel um vetor atributo, contendo os percentuais de amplitude normalizada de cada atributo associado aquele pixel. A assinatura padrão é o vetor atributo que resulta da média dos vetores atributos de cada pixel.

O procedimento de classificação textural também parte das imagens contendo os atributos texturais extraídos da imagem a ser classificada. Procedimentos idênticos aos já descritos para geração de assinatura de uma textura padrão são usados para normalização destas imagens e para geração dos vetores atributos de cada pixel. A classificação de um pixel é feita através da comparação do seu vetor atributo com os vetores atributos das diferentes texturas padrões selecionadas do banco de assinaturas. Associa-se o pixel com a textura cujo vetor atributo produziu o valor mínimo do somatório dos quadrados das diferenças entre ele e o vetor atributo do pixel. Eventualmente, pode-se classificar um pixel como não pertencente a nenhuma das texturas candidatas se o valor mínimo deste somatório ainda exceder a um valor de distância máxima pré-estabelecido.

O resultado da classificação produz uma imagem em que o tom de cinza atribuído a cada pixel é função da textura que lhe foi associada. Com isso, pode-se facilmente visualizar o resultado do procedimento de classificação textural.

IV.5 - Implementação

O sistema APSI foi desenvolvido em linguagem C (ambiente Turbo C da Borland International, Inc.) em microcomputadores do tipo PC-386 com placa VGA. O código do sistema está incluído neste trabalho no apêndice A.

As rotinas básicas de entrada e saída são rotinas do Turbo C. As rotinas gráficas básicas do Turbo C foram usadas somente na parte gráfica das funções e histogramas de imagens. Estas rotinas gráficas básicas não puderam ser usadas nas funções de imagem porque é de interesse que o sistema trabalhe o mais próximo possível da resolução das imagens disponíveis, que possuem geralmente resolução radiométrica de 256 tons de cinza. As rotinas gráficas do Turbo C trabalham com somente 16 tons de cinza ou 16 cores. Sendo assim, foram utilizadas funções gráficas desenvolvidas no Núcleo de Computação Eletrônica que também não possibilitam a utilização integral da resolução citada, porém exploram ao máximo as potencialidades da placa VGA, permitindo 64 tons de cinza e 256 cores.

A resolução espacial máxima na tela do microcomputador, compatível com a resolução radiométrica citada, é de 200 linhas por 320 colunas. O sistema requer pelo menos duas áreas de memória tanto nas operações de Manipulação de Imagens como nas de

Transformação de Imagens, que trabalham com imagens contendo uma parte real e uma parte imaginária. Como os algoritmos operam com imagens descritas por matrizes contendo um número de linhas e um número de colunas iguais a uma potência de dois, a resolução espacial máxima das imagens suportadas pelo sistema seria de 128 linhas por 256 colunas. Como cada elemento da imagem é representado por um real em precisão simples, duas imagens com estas dimensões ocupam 256K bytes de memória, deixando, portanto, espaço suficiente para o sistema que ocupa mais de 100 Kbytes. A operação com imagens maiores, por exemplo de 256 x 256, não seria possível, já que o espaço de memória que ficaria disponível para o sistema seria insuficiente.

Para se evitar esta limitação, que na prática se mostrou bastante prejudicial a uma avaliação do procedimento, o sistema em sua versão atual é capaz de utilizar a expansão de memória do microcomputador na forma de disco virtual, podendo trabalhar com imagens de tamanho igual a 512 x 512. No entanto, para que esta extensão fosse viável, foi necessário alterar algoritmos de Manipulação, Transformação e Classificação de Imagens do sistema para que eles passassem a operar sobre partições das imagens transferidas para a memória em um esquema semelhante ao empregado na realização de "overlay".

Os arquivos usados pelo sistema são de dois tipos: arquivos de sinais e arquivos de imagens. O formato dos arquivos de sinais contem em cada registro quatro campos. O primeiro é para

a numeração do registro (inteiro) e os três restantes (real - precisão simples) para dados. A existência de mais de um campo para dados possibilita a representação de funções complexas, contendo uma parte real e uma parte imaginária, ou o armazenamento de dois sinais e do resultado de operações entre eles no mesmo arquivo. O formato dos arquivos de imagem pode ser de caracteres ou de números reais em precisão simples. Nos ramos de manipulação e de transformação de imagens, sendo os arquivos de entrada de caracteres, estes são convertidos para real de simples precisão, pois estas operações são feitas em áreas alocadas na memória principal compostas de reais de simples precisão.

O sistema permite capturar qualquer janela das imagens em disco. As informações sobre cada imagem estão contidas nos arquivos descritores das imagens. Geralmente, as imagens geradas externamente ao sistema e utilizadas por ele são de tamanho maior do que o sistema é capaz de processar de uma só vez. As imagens geradas pelo sistema podem ou não obedecer às restrições de tamanho requeridas pelos algoritmos de Transformação de Imagens, e são obrigatoriamente armazenadas em arquivos no disco para posterior capturação em caso de interesse. Estes arquivos são arquivos de caracteres ou de reais em precisão simples.

C A P Í T U L O V

AVALIAÇÃO PRÁTICA DO PROCEDIMENTO DE EXTRAÇÃO DE ATRIBUTOS TEXTURAIS

V.1 - Introdução

Neste capítulo são descritos e discutidos os experimentos realizados no sistema APSI visando a avaliação prática do procedimento de extração de atributos texturais. O objetivo básico dos experimentos é a comprovação da aplicabilidade do procedimento de extração de atributos texturais a imagens definidas como de baixa complexidade.

O procedimento de extração de atributos inicia com a aplicação no domínio da frequência de filtros passa-banda a uma única imagem, visando separar os diversos componentes de frequência da imagem. Nas imagens produzidas por estas filtragens são executados os dois passos seguintes do procedimento. O primeiro deles é a aplicação da operação de valor absoluto. O segundo é a realização das filtragens passa-baixa no domínio da frequência das imagens resultantes do passo anterior (valor absoluto). Destas filtragens resultam imagens atributo em número igual ao número de bandas selecionadas no primeiro passo do procedimento.

Para a execução do procedimento, além da geração da imagem inicial é necessário o planejamento e geração das imagens filtros: filtros passa-banda e filtro passa-baixa. Os critérios de geração destas imagens são descritos abaixo:

A. Imagem inicial:

As imagens sintéticas de baixa complexidade utilizadas nos experimentos foram geradas considerando texturas formadas pelo somatório de duas cosenóides moduladas por gaussianas semelhantes porém com valores de pico diferentes. Em alguns experimentos foram usadas imagens deste tipo com simetria circular e em outros imagens contendo cosenóides com as frentes de onda na direção do eixo-x.

B. Filtros passa-banda:

Os filtros passa-banda são definidos baseados na análise da transformada de Fourier da imagem inicial. Em imagens de complexidade alta podem existir componentes em todo espectro de frequência. Porém nas imagens consideradas nas aplicações desenvolvidas neste trabalho são somente duas as componentes e estas estão relativamente separadas. As imagens correspondentes aos filtros passa-banda possuem a forma de uma coroa circular com o raio interno dado pela frequência mais baixa da banda e o raio externo pela frequência mais alta.

C. Filtros passa-baixa:

Os filtros passa-baixa são definidos baseados na transformadas de Fourier das imagens que resultam da operação do valor absoluto. Esta operação tem a função de aumentar a separação entre as componentes de mais alta frequência das componentes de mais baixa frequência (função modulação). As componentes da função modulação são transladadas para próximo da origem. As imagens que constituem os filtros passa-baixa apresentam a forma de um círculo com centro na origem e raio igual a frequência de corte.

Neste capítulo estão descritas três aplicações do procedimento de extração de atributos texturais. A primeira aplicação é feita sôbre duas imagens contendo frentes de onda se propagando na direção do eixo-x. A primeira imagem é composta de uma única textura e a segunda imagem é composta de duas texturas ocupando cada uma delas metade da imagem. A segunda aplicação analisou três imagens contendo texturas únicas com simetria circular. A última aplicação é feita sôbre uma imagem que é composta por quatro quadrantes, cada um deles contendo texturas idênticas às das imagens consideradas na aplicação anterior.

V.2 - Descrição da Primeira Aplicação

Na primeira aplicação, as imagens utilizadas foram de tamanho 64 x 64 pixels. Duas imagens com frentes de onda na direção do eixo-x foram analisadas. A primeira delas, Imagem1, contém uma textura única formada pela seguinte expressão: $10 * \text{gaussiana} * \cos 0.6x + 1 * \text{gaussiana} * \cos 1.6x$. A segunda imagem, Imagem2, possui na metade esquerda uma textura definida por $10 * \text{gaussiana} * \cos 0.6x$ e na metade direita uma textura definida por $1 * \text{gaussiana} * \cos 1.6x$. Os gráficos das Figuras V.1 e V.2 mostram seções paralelas ao eixo-x da Imagem1 e da Imagem2, respectivamente.

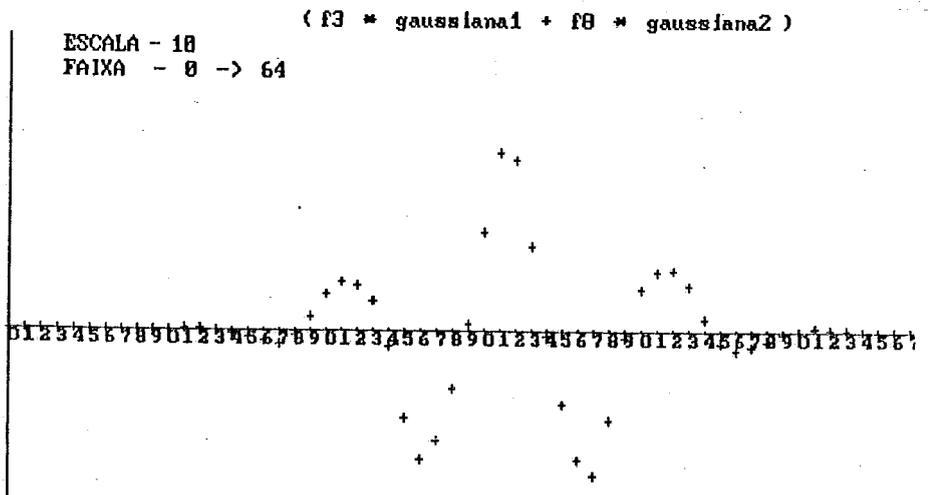


Figura V.1: Corte da Imagem1

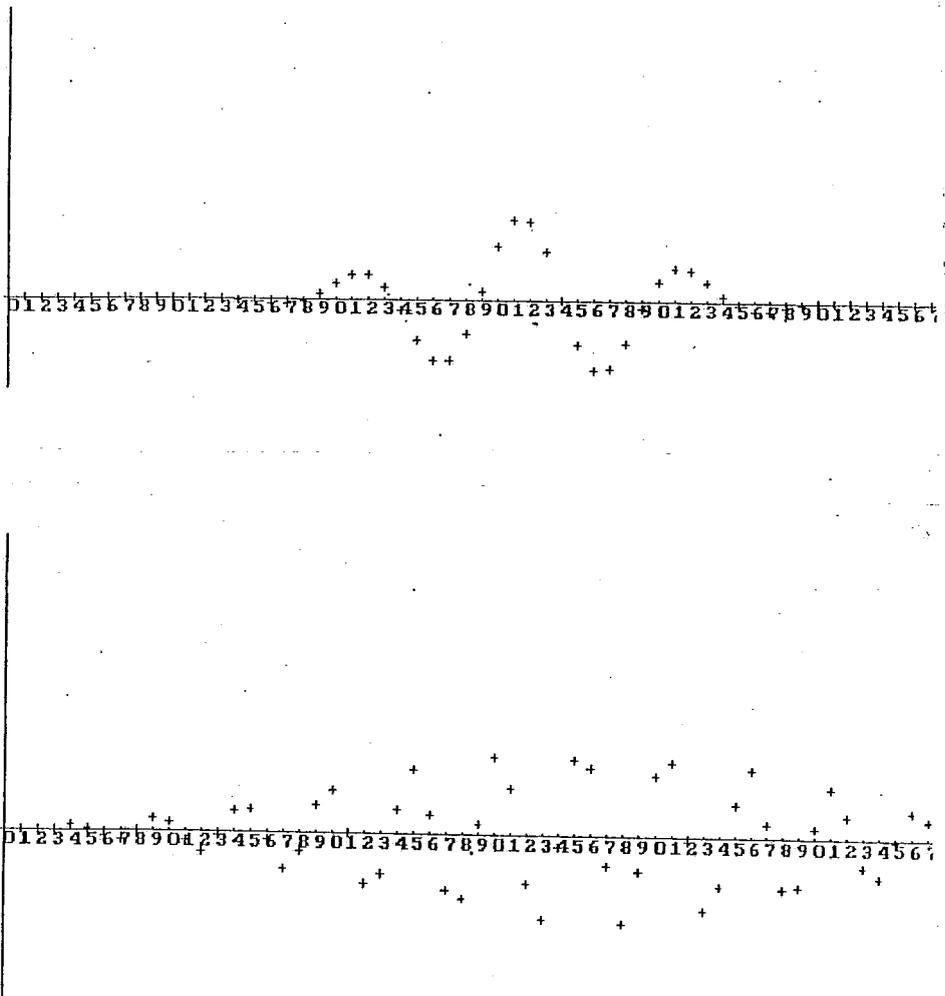


Figura V.2: Corte da Imagem2

Os gráficos das Figuras V.3 e V.4 mostram os cortes dos atributos texturais extraídos da Imagem1 pelo procedimento considerando, respectivamente, as faixas referentes às frequências $w = 0.6$ e $w = 1.6$. Os gráficos das Figuras V.5 e V.6 mostram resultados análogos para a Imagem2.

CASO 1a

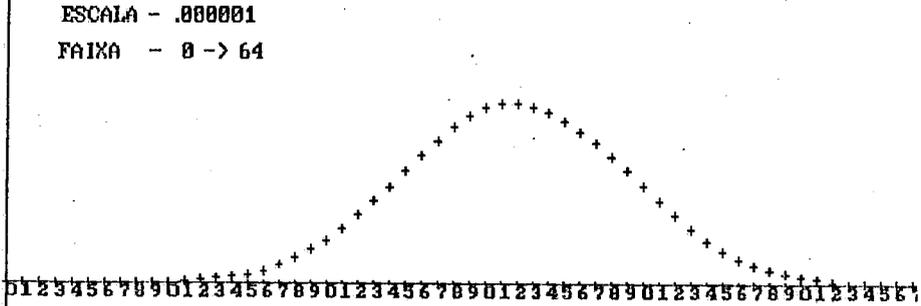


Figura V.3: Atributo Textural da Imagem1 ($w = 0.6$)

CASO 1b

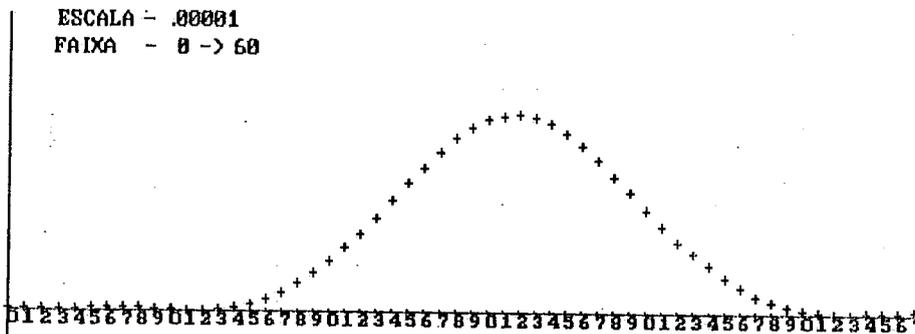


Figura V.4: Atributo Textural da Imagem1 ($w = 1.6$)

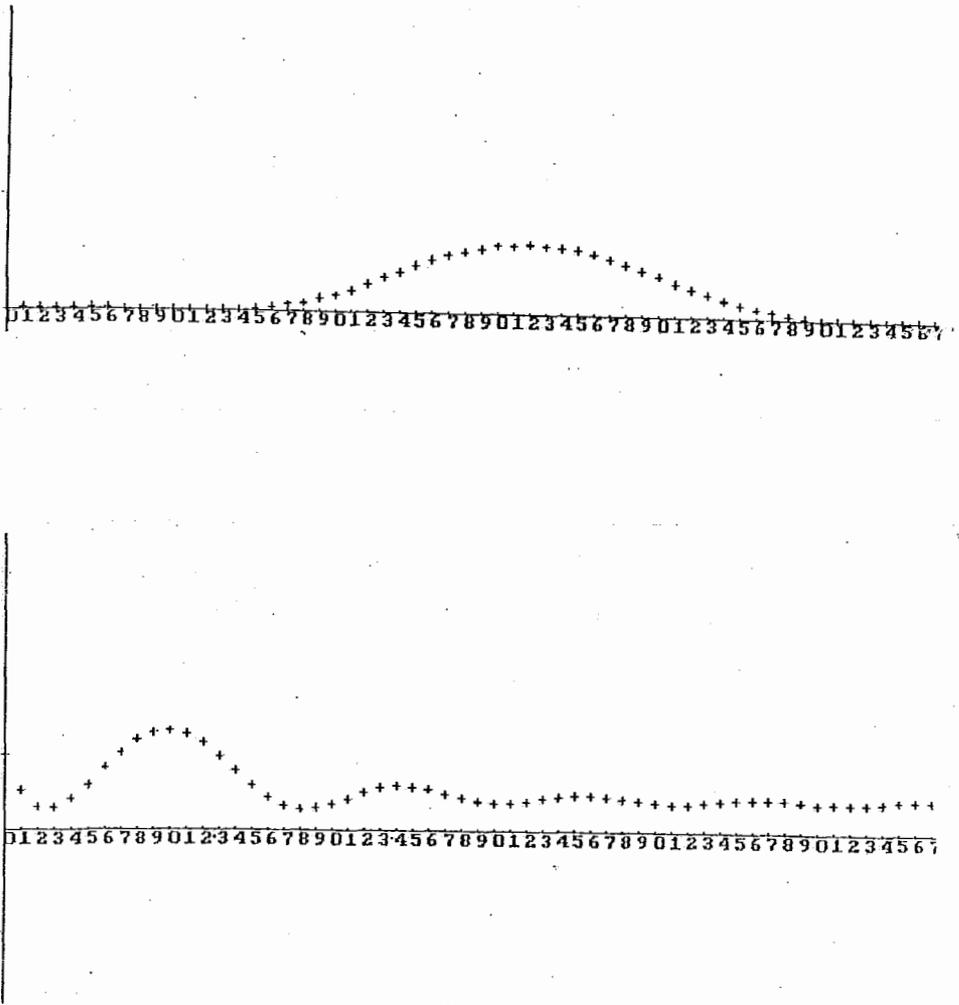


Figura V.5: Atributo Textural da Imagem2 ($w = 0.6$)

Este experimento é equivalente à aplicação do procedimento em uma dimensão. Os resultados obtidos demonstram que o procedimento de extração de atributos funciona bastante bem neste caso. Os detalhes da aplicação do procedimento são descritos na análise da segunda aplicação.

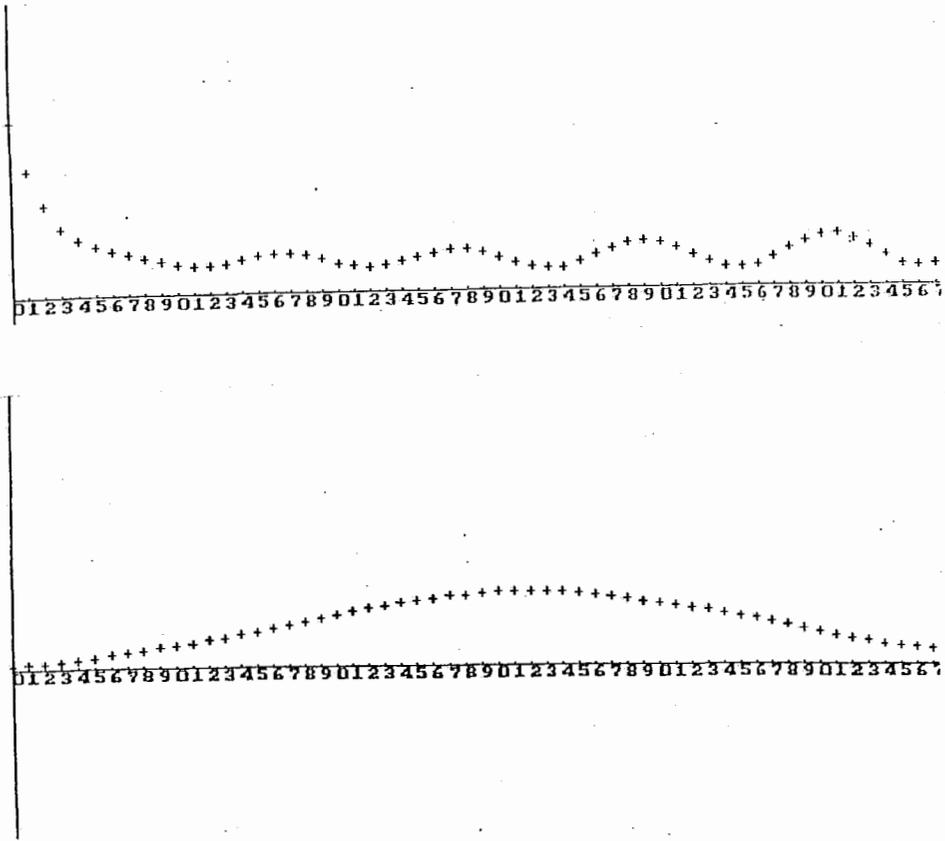


Figura V.6: Atributo Textural da Imagem2 ($w = 1.6$)

V.3 - Descrição da Segunda Aplicação

Na segunda aplicação, as imagens são compostas pela soma de duas parcelas cada uma delas compostas pelo produto de duas componentes: uma função gaussiana e uma função coseno. Estas imagens são de tamanho 256 x 256 pixels e apresentam simetria circular.

Experimento nº 1:

IMAGEM = 200 x gaussiana x cos 0.3 + 500 x gaussiana x
cos 0.5

Esta imagem possui uma única textura: TEXTURA #1.

Experimento nº 2:

IMAGEM = 500 x gaussiana x cos 0.3 + 200 x gaussiana x
cos 0.5

Esta imagem possui uma única textura: TEXTURA #2.

Experimento nº 3:

IMAGEM = 500 x gaussiana x cos 0.3 + 500 x gaussiana x
cos 0.5

Esta imagem possui uma única textura: TEXTURA #3.

Nestes experimentos, as texturas se diferenciam pela variação das amplitudes das gaussianas que multiplicam as funções coseno de frequências angulares .3 e .5.

As imagens-originais correspondentes às três texturas são mostradas nas Figuras V.7, V.8 e V.9.

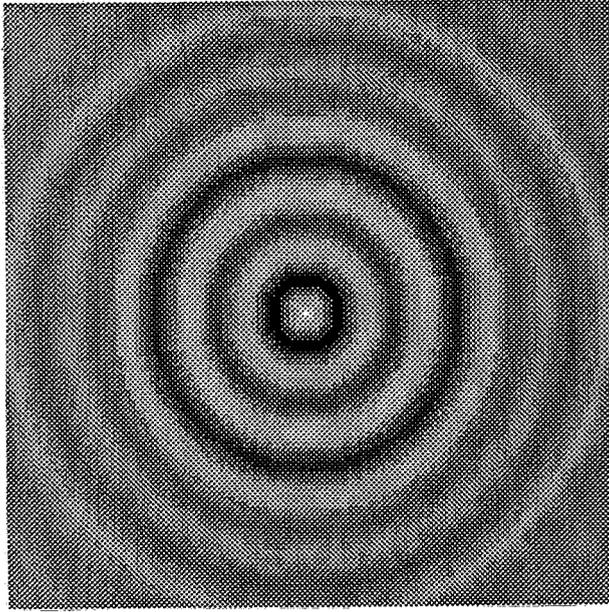


Figura V.7: Imagem da Textura#1

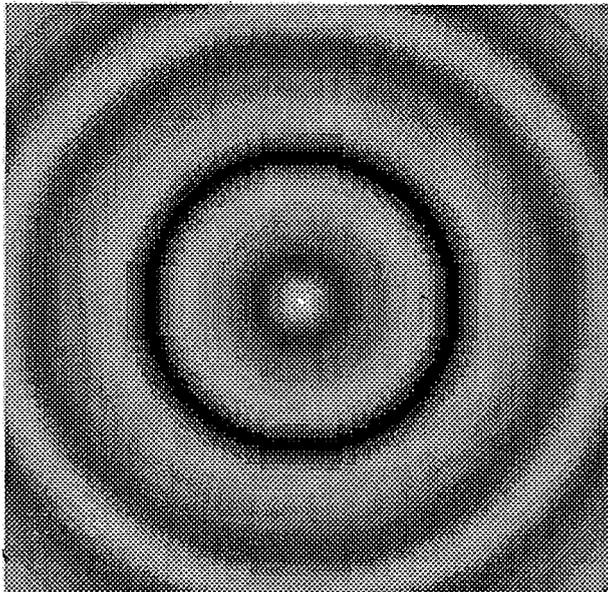


Figura V.8: Imagem da Textura#2

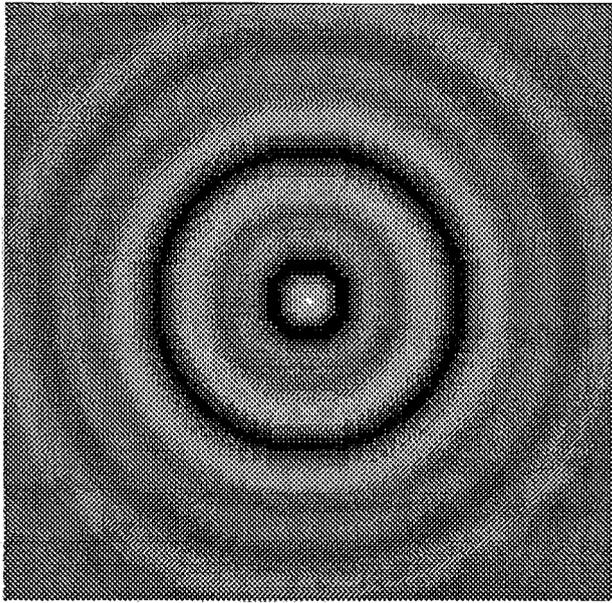


Figura V.9: Imagem da Textura#3

Os cortes na direção x das imagens que representam as magnitudes das transformadas de Fourier aplicadas às três texturas são mostrados nas Figuras V.10, V.11 e V.12

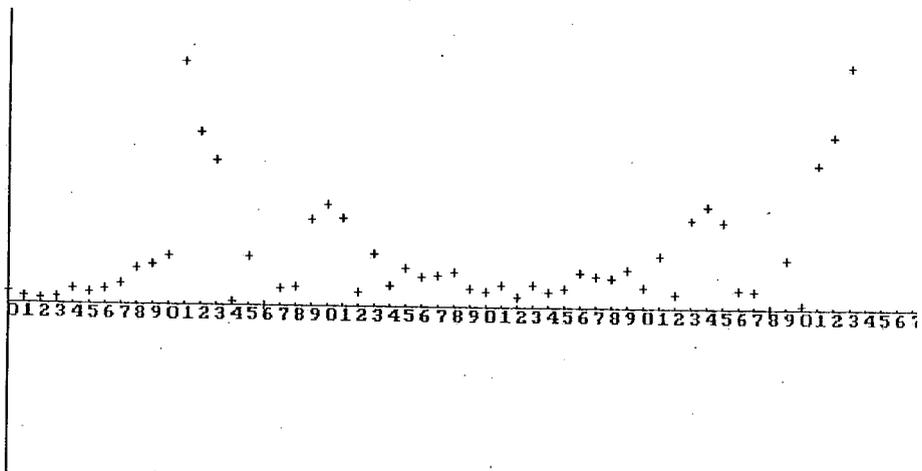


Figura V.10: Transformada de Fourier - Textura#1

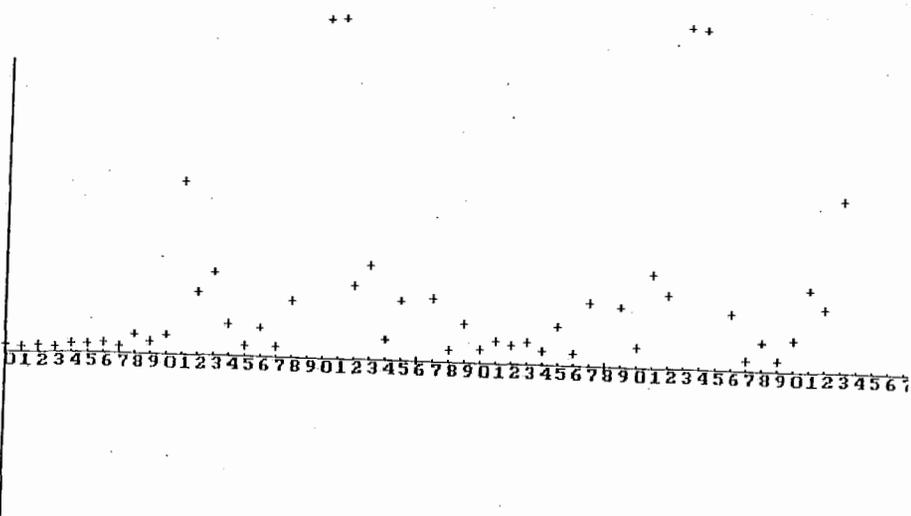


Figura V.11: Transformada de Fourier - Textura#2

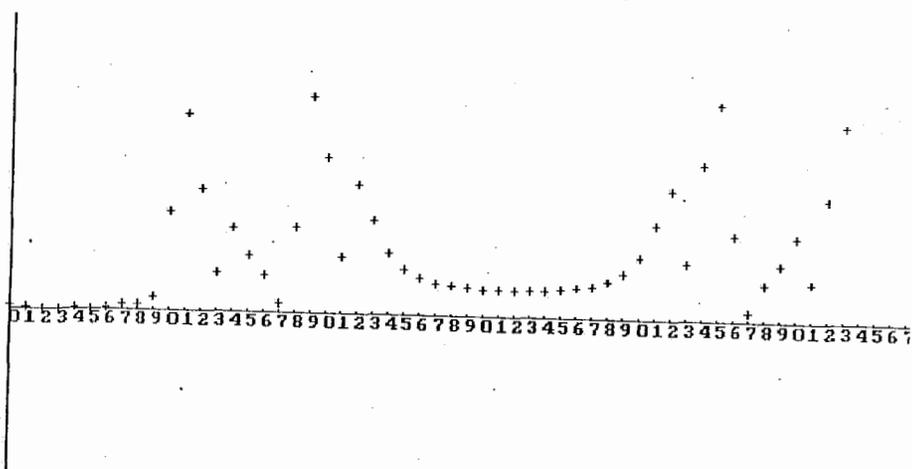


Figura V.12: Transformada de Fourier - Textura#3

Baseado nas Figuras V.10, V.11 e V.12 foram definidos dois filtros passa-banda: F09_14 e F17_22, que deixam passar as frequências angulares .3 e .5, respectivamente. Neste caso, são criados dois ramos nos quais são realizados os passos seguintes do procedimento. Em cada ramo existem imagens correspondentes à parte real e à parte imaginária das transformadas de Fourier. As imagens

resultantes da operação de filtragem para a textura #1 são mostradas nas Figuras V.13 e V.14

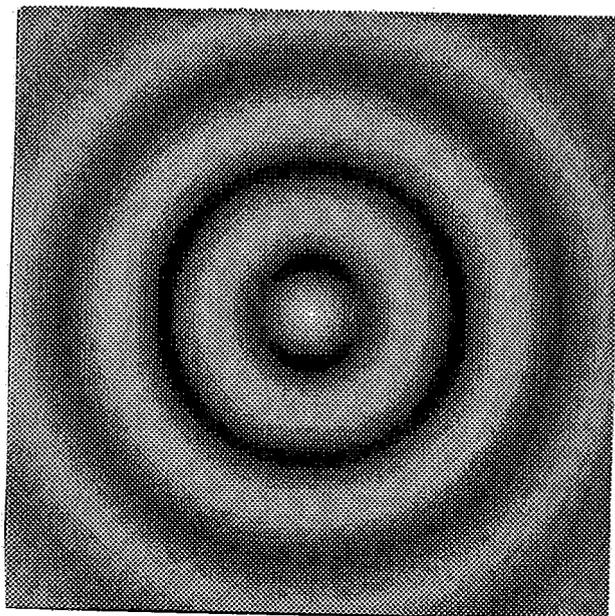


Figura V.13: Filtragem Passa-Banda da Textura #1 ($w=0.3$)

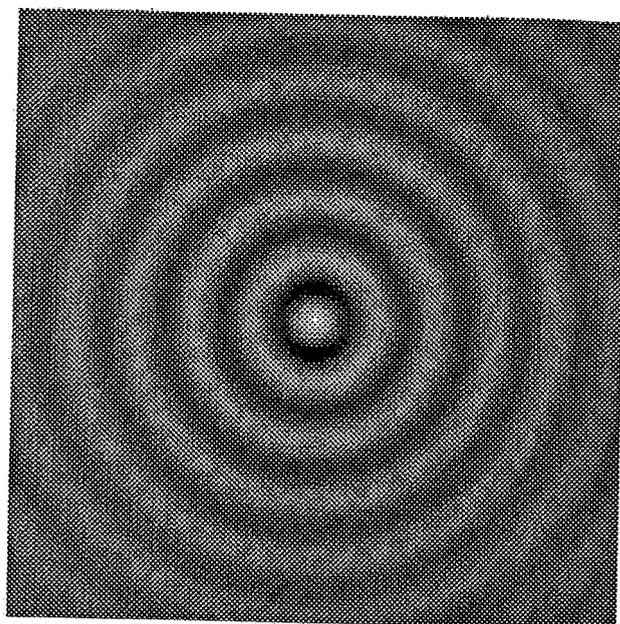


Figura V.14: Filtragem Passa-Banda da Textura #1 ($w=0.5$)

O passo seguinte à aplicação dos filtros passa-banda é a aplicação da operação valor absoluto nas imagens filtradas. As figuras V.15 e V.16 mostram os gráficos das magnitudes das transformadas das imagens geradas após a operação de valor absoluto para a Textura #1.

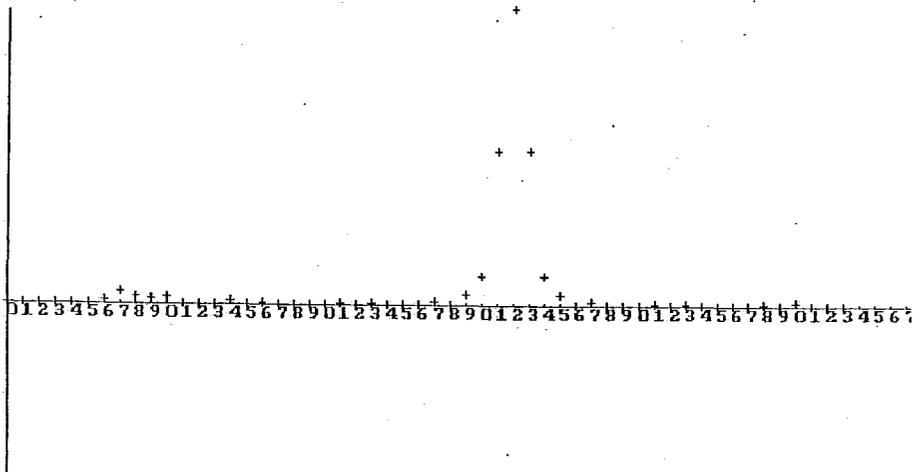


Figura V.15: Transformada de Fourier: Valor Abs. Textura#1 (w=.3)

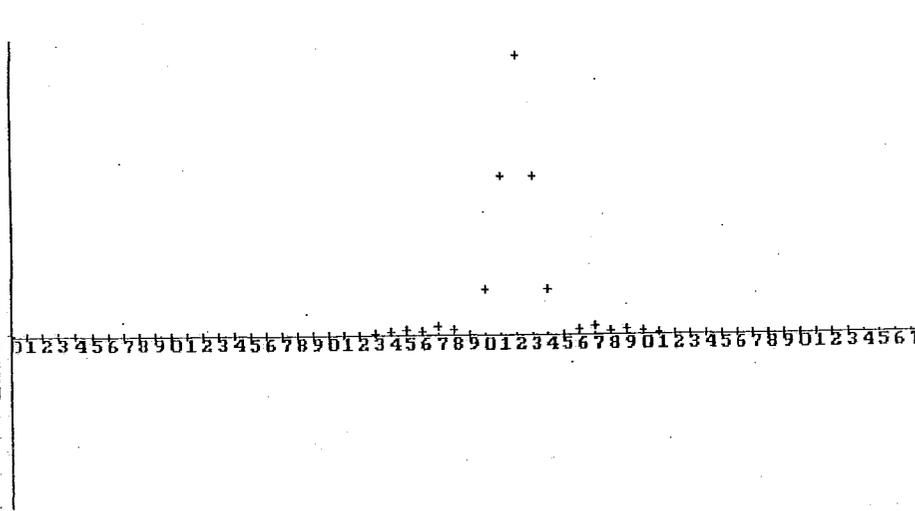
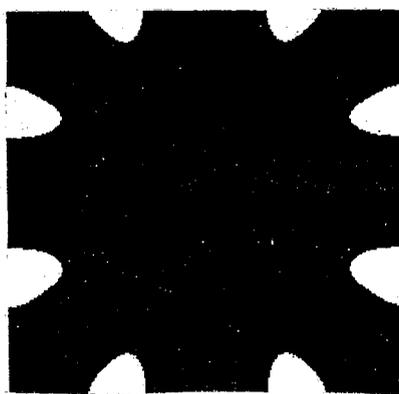


Figura V.16: Transformada de Fourier: Valor Abs. Textura#1 (w=.5)

Com base nestas figuras é definido o filtro passa-baixa. Neste caso, o filtro escolhido foi F0_3. Os resultados destas filtragens são as imagens atributo. Nesta aplicação foram geradas seis imagens atributo, duas para cada textura. Com estas imagens atributo, foi realizado o procedimento de classificação, considerando-se a existência de um banco com apenas as assinaturas padrões das três texturas geradas. Cada assinatura padrão resultou do valor médio dos vetores atributo de cada pixel, formados considerando-se o par de imagens atributo extraído de cada textura. O resultado da classificação destas três texturas, demonstra que um índice de acerto de 100% foi obtido para a textura #2 quando a distância Euclidiana máxima é de 0.5. Para uma distância de 0.1, algumas regiões da imagem permanecem como não classificadas conforme mostra a Figura V.18. Para as texturas #1 e #3, índices de acerto bem inferiores foram obtidos conforme mostram as Figuras V.17 e V.18. Estes erros se devem basicamente à característica não linear das Gaussianas utilizadas como funções de modulação, característica esta que se acentua nas proximidades das bordas da imagem.

Tabela de Tonalidades

preto - textura1
branco - textura3



distância Euclidiana = 0.5

Figura V.17: Resultado da Classificação - Textura #1

Tabela de Tonalidades

preto - não class
branco - textura2

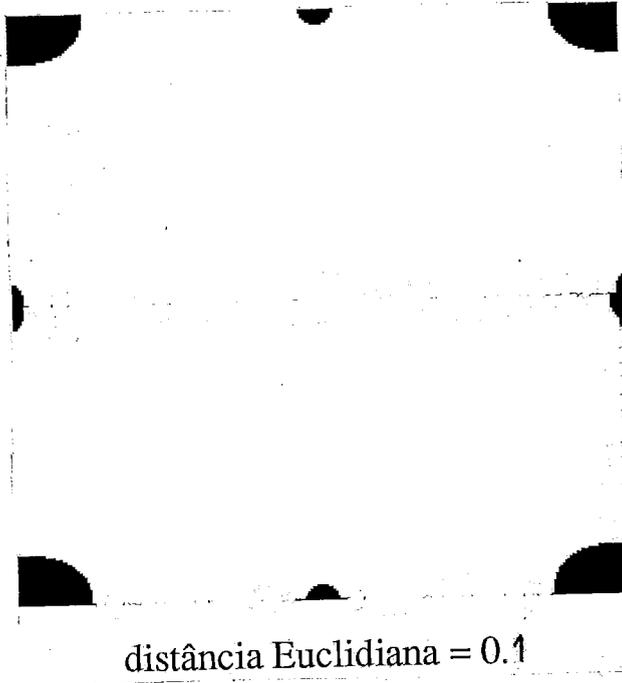


Figura V.18: Resultado da Classificação - Textura #2

Tabela de Tonalidades:

preto - textura1
cinza - textura2
branco - textura3

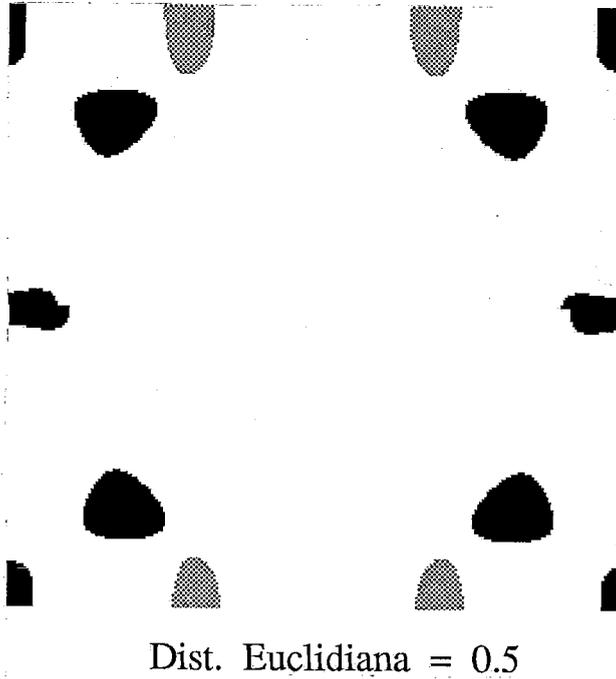
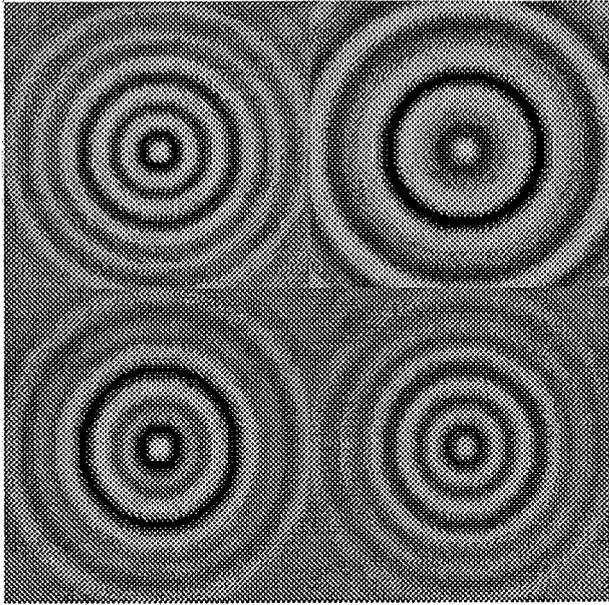


Figura V.19: Resultado da Classificação - Textura #3

V.4 - Descrição da Terceira Aplicação

Na terceira aplicação, a imagem é composta por três texturas distribuídas nos quatro quadrantes como mostrado na Figura V.20



Texturas 1, 2, 3, 1

Figura V.20: Imagem Composta de 3 Texturas

As texturas que compõem a imagem da Figura V.20 são idênticas às texturas usadas na segunda aplicação, sendo que a textura #1 ocupa o segundo e quarto quadrantes, a textura #2 ocupa o primeiro quadrante e a textura #3 ocupa o terceiro quadrante. A diferença básica desta aplicação para a anterior é a distribuição espacial das texturas. O procedimento é aplicado à imagem e são obtidas duas imagens atributo. As figuras V.21 e V.22 mostram estas imagens.

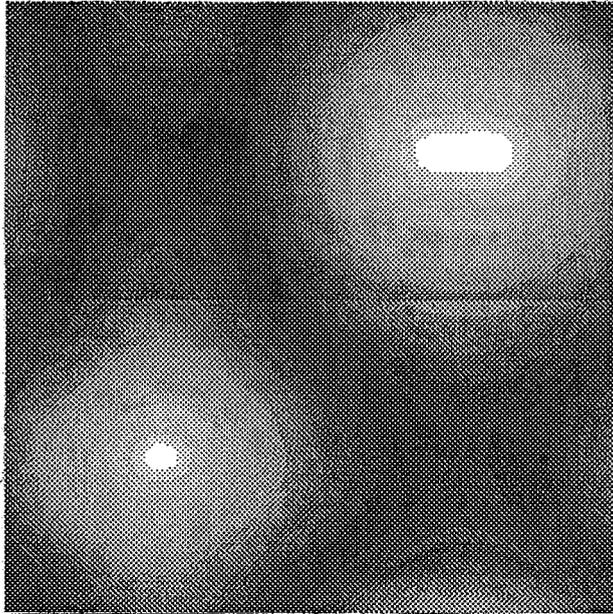


Figura V.21: Imagem Atributo ($w = 0.3$)



Figura V.22: Imagem Atributo ($w = 0.5$)

Sabendo-se que as assinaturas padrão das texturas presentes na imagem já estão em um banco de assinaturas, pode-se classificar a imagem colocando as imagens atributo como entrada do classificador pixel a pixel implementado no sistema APSI. O resultado desta classificação, que apresentou regiões de erro nas bordas dos quadrantes, é mostrado na Figura V.23.

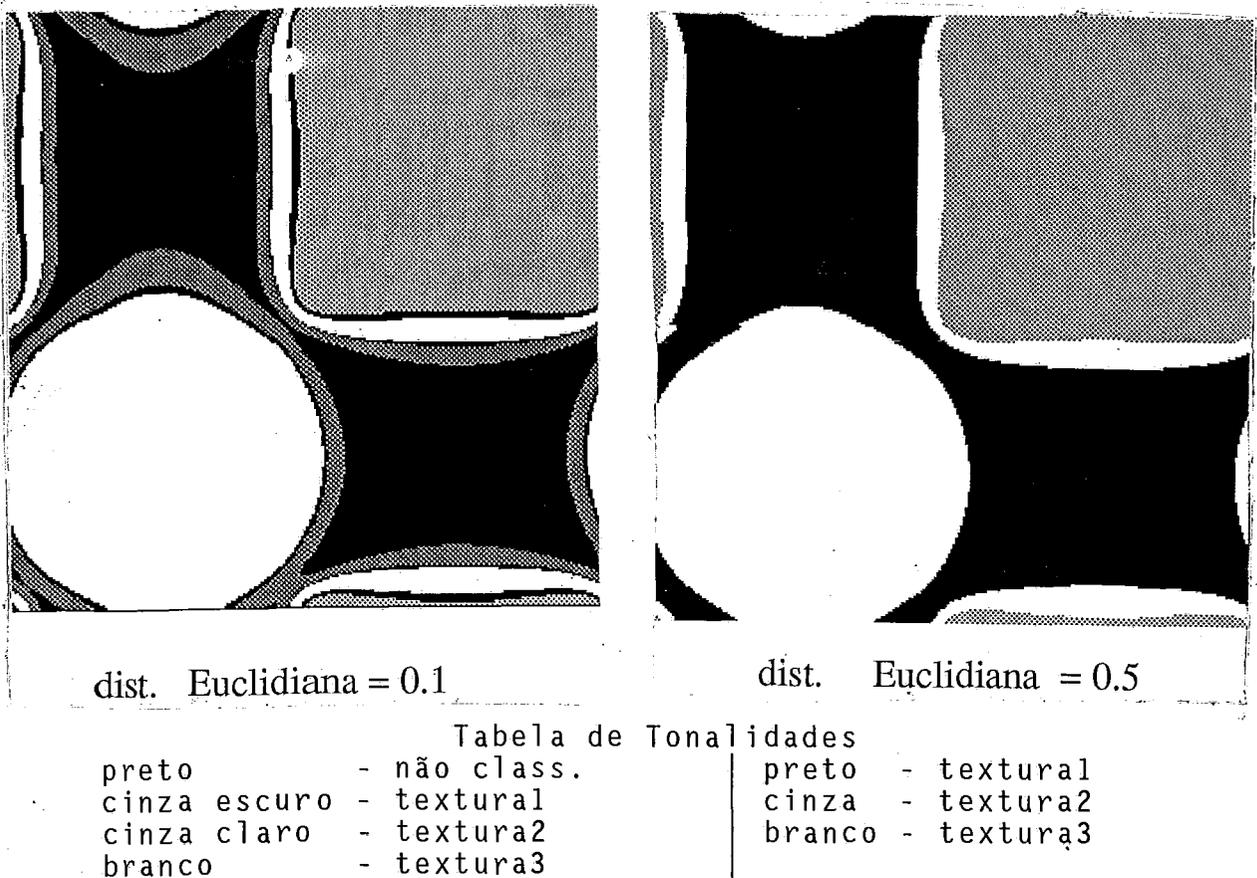


Figura V.23: Resultado da Classificação

A classificação da primeira figura foi obtida usando uma distância Euclidiana muito pequena, por esta razão a classificação não está correta. A melhor classificação está mostrada na segunda figura, onde a distância Euclidiana usada foi 0.5. Neste caso, as regiões

da imagem que estavam não classificadas passaram a ser classificadas corretamente.

CAPÍTULO VI

CONCLUSÃO

Um procedimento para extração de atributos texturais de imagens com conteúdo geológico, baseado em técnicas semelhantes às aplicadas na demodulação de sinais de amplitude modulada, foi analisado e implementado nesta tese. O procedimento compreende as seguintes etapas:

- . Filtragem no domínio da frequência das bandas de frequência presentes na imagem;
- . Obtenção do valor absoluto das imagens filtradas;
- . Filtragem passa-baixa, no domínio da frequência, para extração das funções de modulação, que constituem os atributos texturais;

Com os atributos texturais é realizada uma classificação pixel a pixel da imagem, usando-se o método da distância Euclidiana e um banco de assinaturas de texturas conhecidas. A eficácia deste procedimento de classificação textural foi avaliada através de experimentos realizados com imagens sintéticas de baixa complexidade.

O sistema APSI, Ambiente para Processamento de Sinais e Imagens, foi desenvolvido para prover as facilidades necessárias à implementação do procedimento proposto de extração de atributos e classificação textural, bem como os recursos necessários à realização dos testes de validação do procedimento.

Apesar de os resultados obtidos para imagens de baixa complexidade terem sido satisfatórios, algumas limitações do procedimento e alguns passos críticos que, se melhorados, podem aumentar a robustez do procedimento foram observados.

A limitação mais importante observada é o fato de o procedimento requerer, para um desempenho satisfatório, que cada textura presente na imagem possa ser descrita por uma composição de ondas senoidais moduladas por funções que possuam formas semelhantes, de modo que as assinaturas formadas a partir das imagens atributos não apresentem grandes variações ao longo da imagem. Esta restrição implica em que as texturas devam ter suas funções de modulação se desenvolvendo direcionalmente da mesma forma para todas as frequências, como por exemplo ocorre em imagens com simetria circular. Mesmo com esta restrição, uma variação significativa das assinaturas pode ocorrer se as funções de modulação forem acentuadamente não lineares.

Um dos passos mais críticos do procedimento é a seleção da largura dos filtros a serem utilizados. Uma alta variação das assinaturas texturais dos pixels ao longo da imagem pode resultar

de uma operação de filtragem inadequada. Além do cuidado na seleção da largura do filtro, será interessante investigar com mais detalhe a eficácia da utilização de filtros capazes de recuperar mais fielmente as funções de modulação, tendo em vista a não linearidade das funções que descrevem formas de onda senoidais moduladas em amplitude. Neste tópico, especial atenção deve ser dada à avaliação do desempenho de filtros homomórficos e à utilização de funções de peso.

Um outro aspecto observado durante os testes do procedimento é o impacto que causa a redução das dimensões da imagem sobre a resolução que se consegue obter no domínio da frequência para uma definição adequada do filtro a ser empregado. Devido a este problema, foi necessário se modificar a implementação do sistema APSI, de modo a torná-lo capaz de operar com a memória expandida dos micros IBM-PC e, conseqüentemente, poder trabalhar com imagens de dimensões iguais ou superiores a 256 x 256. Somente, com o uso destas imagens foi possível se ter êxito na separação das frequências mínima (aquela que possui pelo menos dois ciclos dentro da imagem) e máxima (aquela que possui pelo menos 10 amostragens por período) utilizáveis na imagem.

Na área de classificação será conveniente investigar a aplicabilidade de redes neuronais [HEER92][MCC091]. O uso desta técnica pode reduzir a sensibilidade do classificador às variações das assinaturas dos pixels decorrentes de não linearidades ou leves discrepâncias de forma nas funções de modulação.

Finalmente, resta completar a avaliação do procedimento através de sua aplicação a uma imagem real com conteúdo geológico. Nesta situação, a complexidade natural da imagem exigirá que certamente tenham sido feito progressos com relação ao processo de filtragem e à robustez do classificador.

REFERÊNCIAS

- [BRAG90] Braga, L.P.V., "Geoestatística e Aplicações", Publicação do 9o. Simpósio Brasileiro de Probabilidade e Estatística, IME-USP, 1990
- [BRIG88] Brigham, E. O., "The Fast Fourier Transform and its Applications", Prentice-Hall Signal Processing Series, Englewood Cliffs, New Jersey, 1988
- [COOL69] Cooley, J.W., Lewis, P.A., Welch, P.D., "The Finite Fourier Transform", IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics, Vol. AU-17, No.2, Junho 1969, pp. 77-85
- [DUTR90] Dutra, L.V., Classificação de Texturas Usando Modelos ARMA e Distâncias da Função de Autocorrelação", Tese de Doutorado, Instituto de Pesquisas Espaciais, Relatório Técnico No. INPE-5067-TDL/406, Abril 1990
- [HARA73] Haralick, R.M., Shanmugan, K., Dinstein, I., "Textural Features for Image Classification", IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Vol. SMC-3, No.6, Novembro 1973, pp. 610-621

- [HARA79] Haralick, R. M., "Statistical and Structural Approaches to Texture", Proceedings of the IEEE, Vol. 67, No. 5, Maio 1979, pp. 786-804
- [HARA85] Haralick, R.M., Campbell, J.B., Wang, S., " Automatic Inference of Elevation and Drainage Models from Satellite Image", Proceedings of the IEEE, Vol. 73, No.6, Junho 1985, pp. 1040-1053
- [HAWK69] Hawkins, J.K., "Textural Properties for Pattern Recognition", Picture Processing and Psychopictorics, Bernic Sacks Lipkin and Azriel Rosenfeld (Editores), Academic Press, New York, 1969
- [HEER92] Heermann, P.D., Khazenie, N., " Classification of Multispectral Remote Sensing Data Using a Back-Propagation Neural Network", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Processing, Vol. 30, No. 1, Janeiro 1992, pp. 81-88
- [LIM 90] Lim, J.S., " Two-Dimensional Signal and Image Processing", Prentice-Hall International Editions, Englewood Cliffs, New Jersey, 1990
- [MARA87] Maragos, P., "Tutorial on Advances in Morphological Image Processing and Analysis", Optical Engineering, Vol. 26, No. 7, Julho 1987, pp. 623-632

- [MCC091] McCormack M.D., "Neural Computing in Geophysics", Geophysics: The Leading Edge of Exploration", Janeiro de 1991, pp. 11-15
- [NOV088] Novo, E.M.L.M., "Sensoriamento Remoto: Princípios e Aplicações", INPE-SRE/COT/DPA, São José dos Campos, SP, 1988.
- [PARA90] Paradella, W.R., "Introdução ao Processamento Digital de Imagens de Sensores Remotos Aplicado à Geologia", Relatório Técnico do Instituto de Pesquisas Espaciais, INPE-5023-RPE/616, São José dos Campos, SP, 1990
- [PIKE75] Pike, R.J., Rozema, W.J., "Spectral analysis of landforms", Ann. Assoc. Amer. Geog., vol. 65, pp. 499-516, 1975.
- [STR086] Stromberg, W.D., Farr, T.G., "A Fourier-Based Textural Feature Extraction Procedure", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. GE-24, No.5, Setembro 1986, pp. 722- 731
- [SWAI78] Swain, P.H., Davis, S.M., "Remote Sensing: The Quantitative Approach", Purdue University, West Lafayette, Ind., U.S.A., McGraw-Hill International Book Company.

APÊNDICE A

O sistema APSI - Ambiente de Processamento de Sinais e Imagens foi desenvolvido com o objetivo de operacionalizar a avaliação e teste do método de extração de atributos texturais objeto deste trabalho de tese. Detalhes sobre a implementação do sistema podem ser encontrados no capítulo IV desta tese.

Os módulos do sistema APSI contém funções que podem ser aplicadas em um ou mais dos 4 ramos do sistema. Estes ramos são os seguintes: Manipulação de sinais, Manipulação de imagens, Transformações de funções e imagens e Classificação de imagens. Neste apêndice, os módulos são listados por ramo em que as funções tem aplicação. No caso das funções pertencentes a um módulo possuírem aplicação em mais de um ramo, este módulo é também listado nestes ramos.

Além da divisão do sistema em ramos, o sistema é dividido nas partes de entrada, operações e transformações, e saída. No caso em que o módulo contenha funções nestas diferentes partes, o nome do módulo é também listado nestas partes. Na figura A.1 estão mostradas, esquematicamente, estas divisões do sistema.

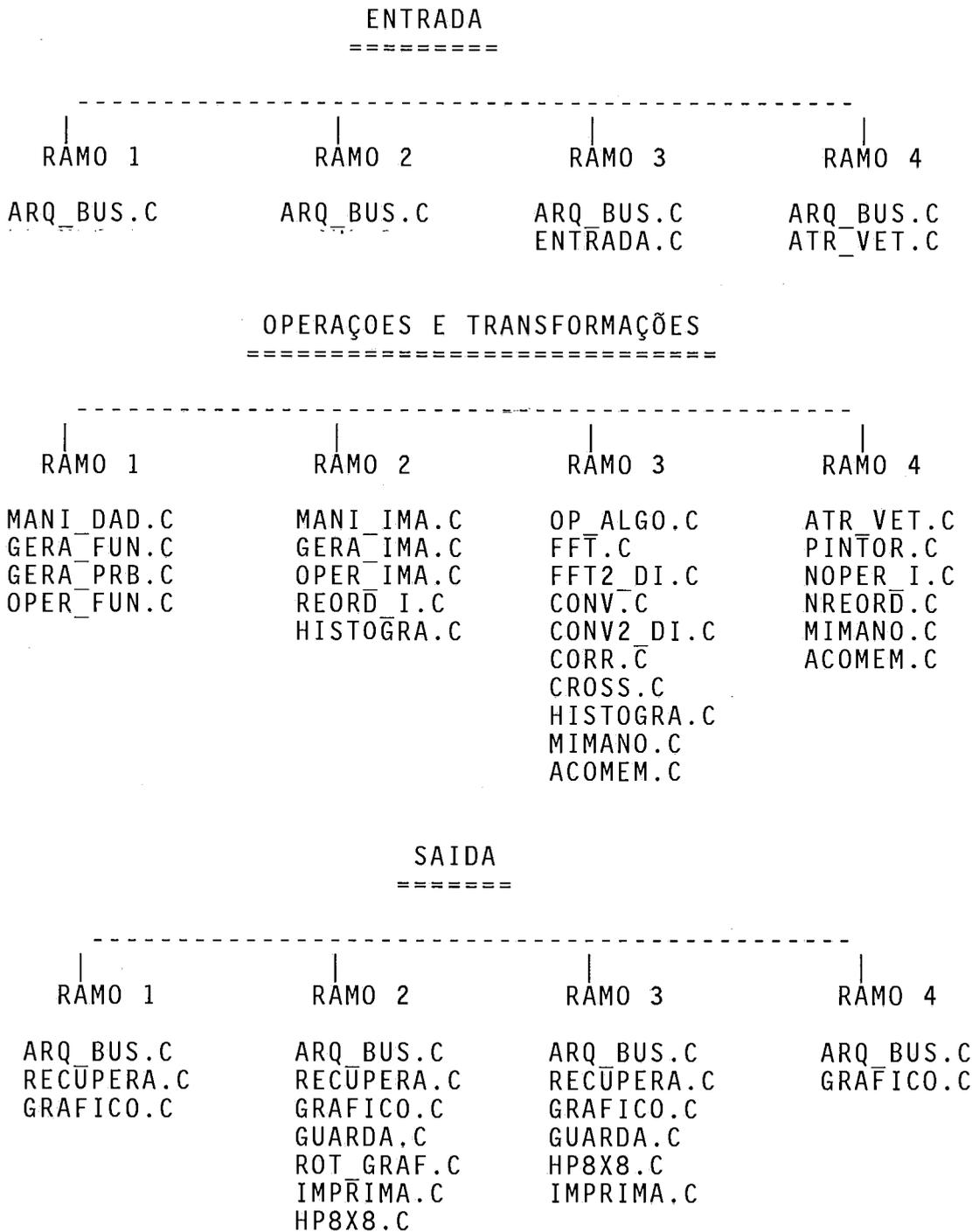


Figura A1: Distribuição dos módulos do sistema.

O esquema da figura A1 possibilita a visualização, tanto da distribuição dos módulos relativamente aos objetivos do sistema, quanto das direções principais do fluxo de dados. Visando um maior detalhamento do sistema, são descritos a seguir as estruturas de dados contidas no sistema e os objetivos funcionais dos módulos.

A.1) Estruturas de dados

Existem basicamente duas estruturas de dados no sistema APSI. A estrutura relativa aos arquivos de sinais e a estrutura relativa aos arquivos de imagem. A estrutura de dados do arquivo que contém os sinais, funções em uma dimensão, é a seguinte: em cada registro existem quatro campos. O primeiro campo contém o número do registro (inteiro) e os outros três campos contém valores dos sinais (reais de simples precisão). Por conseguinte, são três o número máximo de sinais contido em cada arquivo de sinais. Esta definição baseia-se na vantagem da existência de dois campos para sinais quaisquer e um campo para guardar o resultado de operação ou transformação entre estes sinais, na manipulação destes arquivos de dados.

A estrutura de dados do arquivo de imagens é constituída de elementos básicos chamados "pixels". Cada um destes elementos pode ser representado de duas formas: caracter ou real de precisão simples. Na parte de entrada e saída do sistema existem as opções de trabalhar com imagens de caracteres ou com imagens de reais com

precisão simples. Nos casos do "display" e da impressão de imagens a conversão das imagens de real de precisão simples para caracter é necessária. Na parte de operações e transformações do sistema (ramo 3) os dados de entrada são transferidos para áreas da memória principal, devidamente alocadas, de reais de simples precisão. O resultado destas operações e transformações também são reais de simples precisão. A maioria destes resultados são armazenados em áreas antes ocupadas pelas imagens de entrada destas operações ou transformações otimizando assim, o uso da memória principal.

A.2) Descrição dos Módulos

Módulo APSI.C - Este módulo contém o programa principal do sistema na qual são explicitadas suas opções gerais.

Funções definidas no módulo: main(void).

Funcões usadas no módulo: void entrada(void), void mani_dad(void), void mani_ima(void), void acomem(void).

ENTRADA E SAIDA (RAMOS 1, 2, 3 E 4).

Módulo ARQ_BUS.C - Este módulo contém quatro rotinas, todas as quatro com objetivos relacionados a busca e listagem de nomes de arquivos nos drives disponíveis ao sistema.

Funções definidas no módulo: void arqbus(void), void arq(void), drive(void), mudadr(void).

Funcões usadas no módulo: não tem.

Módulo RECUPERA.C - Este módulo contém dez rotinas. O objetivo destas rotinas está relacionado à parte de saída de imagens e de funções, particularmente as de mostrar estas funções e imagens na tela ("display"). Estas rotinas tem aplicação nos ramos 1, 2 e 3 do sistema.

Funções definidas no módulo: void disp_i (int *all), void disp_d(void), void sai_ima(void), void sai_dad(void), void recuper(int *all), void per_a_d(void), void per_o_d(void), void rec_dpro (void), void aloca_i (void), void desaloca (void).

Funcões usadas no módulo: void gnar_d (void), int gnar_i(int *all), int per_arq(void), void arqbus(void), void rec_dado(void), impr_res(void), plold(void), void arq(void), int mm2dRf(int *NN, int *MM, float *MIN, float *MAX, float *DIF), int mm2dIf(int *NN, int *MM, float *MINI, float *MAXI, float *DIF), nof2drc (int *NN, int *MM, float *MIN, float *DIF, float *EV), nof2drc (int *NN, int *MM, float *MINI, float *DIF, float *EV), HP8X8 (int dens, int xpos, int ypos, int ypos, int N, int M) e as rotinas do módulo ROT_GRAF.C.

Módulo GUARDA.C - Este módulo contém seis rotinas, o objetivo destas rotinas esta relacionado ao armazenamento de imagens e de funções. Estas rotinas tem aplicação no ramo 1, 2 e 3 do sistema.

Funções definidas no módulo: void gnar_d (void), int gnar_i(int *all), int per_arq(void), void per_a_g(void), void per_o_g(void), void per_m_p(int *x, int *y).

Funcões usadas no módulo: void arqbus(void), void arq(void), int guardado (void), int mm2dRf(int *NN, int *MM, float *MIN, float *MAX, float *DIF), int mm2dIf(int *NN, int *MM, float *MINI, float *MAXI, float *DIF), void nof2drc (int *NN, int *MM, float *MIN, float *DIF, float *EV), void nof2drc (int *NN, int *MM, float *MINI, float *DIF, float *EV), void aloca_i (void), void desaloca (void).

Módulo ROT_GRAF.C - Este módulo contém dez rotinas gráficas básicas para mapear o modo de 256 cores da placa VGA.

Função definida no módulo: int huge detectVGA (void), void initgr256(void), void closegr256(void), void putpixel256(int x, int y, unsigned char getpixel256 (intx, int y), void Hline (int x1, int x2, int y), void Vline (int x, int y1, int y2), void bar256 (int x1,int y1, int x2,int y2), void gray_pallette(void), void setcolor256 (int cor).

Funcões usadas no módulo: não tem.

Módulo GRAFICO.C - Este módulo contém uma rotina relacionada à visualização gráfica dos sinais. Esta rotina tem aplicação nos ramos 1 e 3 do sistema.

Função definida no módulo: void plot1_d (void)..

Funcões usadas no módulo: Rotinas básicas do Borland C.

Módulo IMPRIMA.C - Este módulo contém uma rotina para impressão de arquivos estruturados de funções. Estas rotinas tem aplicação nos ramos 1 e 3 do sistema.

Função definida no módulo: void impr_res(void).

Funcões usadas no módulo: void arq(void), arqbus(void).

Módulo IMPR_I.C - Este módulo contém três rotinas. O objetivo destas rotinas está relacionado à impressão de uma tela CGA usando interrupção 0x17 (BIOS - impressora). Imprime em impressoras matriciais padrão Epson. Contem a tabela de densidade da EPSON..

Funcões definidas no módulo: static int testprinter (void), static void printchar (unsigned char c), void imprime (int densidade).

Funcões usadas no módulo: não tem.

Módulo HP8X8.C - Este módulo contém uma rotina relacionada à impressão (laser HP) com padrões 8x8 pontos por pixel em espiral.

Funcões definidas no módulo: int HP8X8 (int dens, int ypos, int IMAGLENGTH, IMAGHEIGHT).

Funcões usadas no módulo: não tem.

Módulo MIMANO.C - Este módulo contém dezoite rotinas. O objetivo destas rotinas está relacionado à busca do máximo e mínimo e a normalização de funções e imagens de diferentes tipos. Estas rotinas tem aplicação nos ramos 1, 2, 3 e 4 do sistema.

Funcões definidas no módulo: void minmax (int *MM, float *MIN, float *MAX, float *MINI, float *MAXI), int mmlDRf(int *NN, float *MIN, float *MAX), int mmlDIIf(int *NN, float *MINI, float

```

*MAXI), int mm2dRf(int *NN, int *MM, float *MIN, float *MAX, float
*DIF), int mm2dIf(int *NN, int *MM, float *MINI, float *MAXI,
float *DIF), int mm2dRc(int *NN, int *MM, float *MIN, float *MAX,
float *DIF), int mm2dIc(int *NN, int *MM, float *MINI, float
*MAXI, float *DIF), void norma (int *NN, float *l11, float *MIN,
float *MINI, float *DIF, float *EV), int desnorma(int *NN, float
*l11, float *MIN, float *MINI, float *DIF, float *EV), void
nof2dRc (int *NN, int *MM, float *MIN, float *DIF, float *EV),
void nof2dIc (int *NN, int *MM, float *MINI, float *DIF, float
*EV), void nof2dRf (int *NN, int *MM, float *MIN, float *DIF,
float *EV), void nof2dIf (int *NN, int *MM, float *MINI, float
*DIF, float *EV), void desnof2dRf (int *NN, int *MM, float *MIN,
float *DIF, float *EV), void desnof2dIf (int *NN, int *MM, float
*MINI, float *DIF, float *EV), void p_cRfR(int *NN, int *MM), void
p_cIfI(int *NN, int *MM), void p_fRcR(int *NN, int *MM).

```

Funções usadas no módulo: não tem.

Módulo ACOMEM.C - Este módulo contém uma rotina relacionada ao acompanhamento da ocupação da memória principal. Estas rotinas tem aplicação nos ramos 1, 2, 3 e 4 do sistema.

Funções definidas no módulo: int acomem (void).

Funções usadas no módulo: não tem.

MANIPULAÇÃO DE SINAIS E IMAGENS (RAMOS 1 E 2).

Módulo MANI_DAD.C - Este módulo contém quatro rotinas para manipulação de arquivos de sinais. Estas rotinas tem

aplicação no ramo 1 do sistema.

Funções definidas no módulo: void mani_dad(void), int ent_dado(void), void corrdado(void), void rec_dado(void).

Funcões usadas no módulo: void arqbus(void), void arq(void), void gerafun(void), void operfun(void).

Módulo GERAFUN.C - Este módulo contém três rotinas. O objetivo destas rotinas está relacionado à geração de sinais. Estas rotinas tem aplicação no ramo 1 do sistema.

Funções definidas no módulo: int gerafun(void), int guardado(void), int ledado(void).

Funcões usadas no módulo: void arqbus(void), void arq(void), void geraprbs(void), void calcula_ruido(void).

Módulo OPER_FUN.C - Este módulo contém duas rotinas. O objetivo destas rotinas está relacionado à operação entre sinais. Estas rotinas tem aplicação no ramo 1 do sistema.

Funções definidas no módulo: void operfun(void), void operador(void).

Funcões usadas no módulo: void arqbus(void), void arq(void), int guardado(void), int ledado(void).

Módulo MANI_IMA.C - Este módulo contém a rotina principal do ramo 2 do sistema.

Funções definidas no módulo: void mani_ima(void).

Funcões usadas no módulo: void entrada(void), void geraima(void), void opera_i(void), int reord_i(void), void

acomem(void).

Módulo OPER_IMA.C - Este módulo contém quatro rotinas. O objetivo destas rotinas é realizar operações sobre ou entre imagens. Estas rotinas tem aplicação no ramo 2 do sistema.

Funções definidas no módulo: int opera_i(void), int rotação(void), int calc_NDC(void), int ret_med(void).

Funcões usadas no módulo: void arqbus(void), void arq(void), int carregar(int *all), void acomem(void), void calmima(void), int intrlin(void), int mm2dRf(int *NN, int *MM, float *MIN, float *MAX, float *DIF), int mm2dIf(int *NN, int *MM, float *MINI, float *MAXI, float *DIF), void nof2drc (int *NN, int *MM, float *MIN, float *DIF, float *EV), void nof2drc (int *NN, int *MM, float *MINI, float *DIF, float *EV), void recuper (int *all), int gnar_i(int *all), void dis_ger(int *NN, int *MM), void aloca_i (void), void desaloca_i (void), int debug(int *n).

Módulo REORD_I.C - Este módulo contém duas rotinas. O objetivo destas rotinas está relacionado à reordenação dos pixels de um arquivo de imagem. Estas rotinas tem aplicação no ramo 3 do sistema.

Funções definidas no módulo: int reord_i(void), void reord(int *pe).

Funcões usadas no módulo: não tem.

Módulo GERA_IMA.C - Este módulo contém cinco rotinas. O objetivo destas rotinas está relacionado à geração de imagens.

Estas rotinas tem aplicação no ramo 2 do sistema.

Funções definidas no módulo: void preen_i(void), int geraima(void), void perima(void), void dis_ger(int *NN, int *MM), void gnar_i(int *all).

Funcões usadas no módulo: int carregar(int *all), void acomem(void), int mm2dRf(int *NN, int *MM, float *MIN, float *MAX, float *DIF), void nof2dRc (int *NN, int *MM, float *MINI, float *DIF, float *EV), int debug(int *n) e rotinas do módulo ROT_GRAF.C.

Módulo GERA_PRB.C - Este módulo contém duas rotinas. O objetivo destas rotinas está relacionado à geração de funções do tipo "Pseudo Random Binary Signal - prbs". Estas rotinas tem aplicação no ramo 2 do sistema.

Funções definidas no módulo: void Calcula_Ruido (void), int ou_ex (int i, int j).

Funcões usadas no módulo: não tem.

TRANSFORMAÇÃO DE SINAIS E IMAGENS (RAMO 3).

Módulo OP_ALGO.C - Este módulo contém cinco rotinas. O objetivo destas rotinas é apresentar as opções de algoritmos para processar arquivos de funções e imagens os quais podem ou não precisar de particionamento. Estas rotinas tem aplicação no ramo 3 do sistema.

Funções definidas no módulo: void op_algo1(void), void op_algo2(void), void op_part(void), void aq_part(void) e void def_ja(void).

Funcões usadas no módulo: void arqbus(void), void arq(void), void rec_dado(void), void disp_i(void), void rec_dpro(void), void hist_i(void), void fft_t(void), void cross(void), void conv_f(void), void corr(void), void fft2_di(void), void nfft2_di(void), int reord_i(void), void conv2_di(void), void sai_dad(void), void sai_ima(void), void plot1_d(int *n), void minmax(int *MM, float *MIN, float *MAX, float *MINI, float *MAXI), void norma (int *NN, float *l111, float *MIN, float *MINI, float *DIF, float *EV), int desnorma(int *NN, float *l11, float *MIN, float *MINI, float *DIF, float *EV), voidrecuper(int *all) e void ab_part(void).

Módulo ENTRADA.C - Este módulo contém doze rotinas. O objetivo destas rotinas está relacionado à entrada de dados, sinais ou imagens, para serem processados pelos algoritmos de transformações no ramo 3.

Funções definidas no módulo: void entrada(void), void ab_part(void), void ext_fi(void), void disco_ja(void), int carregar(int *all), int ent_i(int *tem, int *all), int entr_da(int *i), void per_alg(void), void per2alg(void), void per_ope(void), void perlope(void) e void per_ger(void).

Funcões usadas no módulo: void op_algo1(void), void op_algo2(void), void op_part(void), void arqbus(void), void arq(void), void acomem(void), void calmima(void), void

per_arq(void), void p_crdr(INT *NN, int *MM), void p_cidi(INT *NN, int *MM), void over_e(int *NN, int *MM, int *k, int *l, int *c), void over_g(int *NN, int *MM, int *c), char abre_arq(char nome[22], int i) e char fecharq(char nome[22]).

Módulo CONV.C - Este módulo contém uma rotina que executa a operação de convolução em 1 dimensão. Esta rotina tem aplicação no ramo 3 do sistema.

Funções definidas no módulo: void conv_f(void).

Funcões usadas no módulo: não tem.

Módulo CORR.C - Este módulo contém uma rotina que executa a operação de correlação em 1 dimensão. Esta rotina tem aplicação no ramo 3 do sistema.

Funções definidas no módulo: void corr(void).

Funcões usadas no módulo: não tem.

Módulo FFT.C - Este módulo contém duas rotinas. O objetivo destas rotinas está executar a "Fast Fourier Transform - FFT" em 1 dimensão. Estas rotinas tem aplicação no ramo 3 do sistema.

Funções definidas no módulo: void fft_t(void), IBTR(int *j).

Funcões usadas no módulo: não tem.

Módulo HISTOGRA.C - Este módulo contém quatro rotinas. O objetivo destas rotinas está relacionado ao cálculo e a

visualização do histograma de uma imagem. Estas rotinas tem aplicação nos ramos 2 e 3 do sistema.

Funções definidas no módulo: void hist_i (void), void calc_h(void), void plot_h(void), void per_his(void).

Funcões usadas no módulo: não tem.

Módulo NOVFFT2.C - Este módulo contém uma rotina que executa a "Fast Fourier Transform - FFT" em 2 dimensões para arquivos particionados. Estas rotinas tem aplicação no ramo 3 do sistema.

Funções definidas no módulo: void nfft2_di(void).

Funcões usadas no módulo: void fft_t(void), void norma (int *NN, float *l1l, float *MIN, float *MINI, float *DIF, float *EV), int desnorma(int *NN, float *l1l, float *MIN, float *MINI, float *DIF, float *EV), int mm2dRf(int *NN, int *MM, float *MIN, float *MAX, float *DIF), void mm2dIf (int *NN, int *MM, float *MINI, float *MAXI, float *DIF), void op_algol(void), void plot1_d(int *n), void rec_dpro(void), void over_e(int *NN, int *MM, int *k, int *l, int *c), void over_g(int *NN, int *MM, int *c), int debug(int *n), fecharq(int i), void abrearq(char nome[], int i), void listarq(int *NN, int *MM, int r).

Módulo FFT2_DI.C - Este módulo contém duas rotinas. O objetivo destas rotinas é executar e testar a "Fast Fourier Transform - FFT" em 2 dimensões. Estas rotinas tem aplicação no ramo 3 do sistema.

Funções definidas no módulo: void fft2_di(void), void