SERVIÇO DE POS-GRADUAÇÃO DO ICMC-USP

Data de Depósito: 18 de Fevereiro de 2003

Assinatura : *Ana Paula Lampião*

Técnicas de Segmentação de Imagens Aéreas para Contagem de População de Aves

André Guilherme Ribeiro Balan

Orientador: Prof. Dr. João do Espírito Santo Batista Neto

Dissertação apresentada ao Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação - ICMC-USP, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Ciências, na área de Ciências de Computação e Matemática Computacional.

USP - São Carlos
Fevereiro de 2003

A Comissão Julgadora:

Prof. Dr. João do Espírito Santo Batista Neto

Prof. Dr. Ronaldo Fumio Hashimoto

Prof. Dr. Evandro Eduardo Seron Ruiz

A Deus pela vida
e aos meus pais Antônio e Ana
pelo amor, carinho e apoio.

Agradecimentos

Ao professor João do Espírito Santo Batista Neto, pela orientação e grande empenho na realização deste trabalho;

Ao professor Onofre Trindade Junior, que contribuiu para a obtenção das imagens aéreas utilizadas;

À professora Sílvia Del Lamma, pela motivação e acompanhamento do trabalho;

Ao CNPq pelo apoio financeiro;

E a todos os meus amigos e familiares pelo companheirismo e incentivo.

Resumo

O monitoramento biológico de determinadas espécies de aves representa uma fonte importante de informações referentes à qualidade do meio ambiente. O censo, que consiste na contagem dos indivíduos de uma população, é uma das principais variáveis deste processo.

Em virtude deste contexto, o trabalho proposto nesta dissertação tem como objetivo a implementação e aplicação de técnicas de segmentação de imagens para a contagem de indivíduos pertencentes a uma determinada população de aves, e de seus respectivos ninhos, em imagens aéreas de seu *habitat* (os ninhais). Devido às características dessas imagens, a segmentação baseada em textura é adotada como abordagem principal do projeto.

O método escolhido para este estudo faz parte do conjunto de métodos baseados em modelos estocásticos para segmentação por textura. Em particular, este método utiliza como modelo fundamental um Campo Aleatório de Markov (*Markov Random Field*).

Esta dissertação apresenta os fundamentos estatísticos da técnica adotada, bem como as etapas de sua implementação e alguns melhoramentos incorporados ao método padrão, a fim de torná-lo mais robusto. Por fim, são ilustrados alguns resultados de segmentação de imagens de ninhais, bem como o de algumas imagens sintéticas e imagens de modalidade médica. As imagens aéreas são adquiridas em parceria com outro projeto em curso no ICMC-USP: o **Projeto ARARA** (**A**eronaves de **R**econhecimento **A**ssistidas por **R**ádio e **A**utônomas).

Abstract

The biological monitoring of certain species of birds represents an important source of information related to the quality of the environment. The census, which consists of the quantification of individuals, is one of the key factors of this process.

On this context, the work proposed in this dissertation aims the implementation and employment of image segmentation techniques for counting individuals of a specific population of birds (as well as its nests) from aerial images of its habitat (a nest collection). Due to the intrinsic characteristics of these images, a texture based segmentation has been adopted as the main approach of the project.

The method chosen for this study is part of a broader set of methods based on random models for texture segmentation. In particular, this method is based on Markov Random Field (MRF).

This dissertation presents the statistical grounding for the adopted technique, as well as the stages involved in its implementation and some improvements added to the standard method, in order to make it more robust. Finally, the segmentation of bird's nest collection images is presented, as well as the results obtained with some medical and synthetic textural images. The aerial images have been acquired in partnership with another project in course in the ICMC-USP: the **ARARA Project** (**A**eronaves de **R**econhecimento **A**ssistidas por **R**ádio e **A**utônomas).

Sumário

1	Introdução	1
1.1	Introdução	1
1.2	Caracterização do Problema	2
1.3	Objetivos	3
1.4	Organização do texto	3
2	Segmentação de Imagens	4
2.1	Limiarização (<i>Thresholding</i>)	5
2.2	Métodos baseados na detecção de bordas	7
2.2.1	Algoritmos de Enlace (<i>Edge Linking</i>)	9
2.3	Métodos baseados em regiões	11
2.3.1	Crescimento de Região (<i>Region Growing</i>)	11
2.3.2	Divisão e Fusão (<i>Split and Merge</i>)	12
2.4	Métodos baseados em Textura	13
2.4.1	Extração de características para métodos estatísticos	15
3	Métodos baseados em modelos estocásticos para segmentação por textura	21
3.1	Método EM/MPM	23
3.1.1	Modelos das Imagens	24
3.1.2	Algoritmo MPM	28
3.1.3	Algoritmo EM	30
4	Implementação	32
4.1	Visão geral do algoritmo EM/MPM	33
4.1.1	Gibbs Sampler	35
4.1.2	Retirando uma amostra de uma função densidade de probabilidade	38

4.1.3	Abordagem Multiresolução	43
4.1.4	Annealing	49
4.2	Contagem de Regiões	50
4.3	Considerações finais	53
5	Testes e Resultados	54
5.1	Imagens sintéticas	56
5.2	Mamografias	62
5.3	Imagens de ninhais	63
6	Conclusões	73
	Referências Bibliográficas	76

Introdução

1.1 Introdução

O estudo das alterações em populações de aves tem despertado grande interesse dentro da comunidade científica. Através dele é possível detectar eventuais distúrbios que possam estar ocorrendo no meio ambiente e, por isso, pode ser utilizado como monitoramento biológico [LLL00].

Apesar da relação causa-efeito nem sempre ficar bem estabelecida, fatores como poluição e perda de *habitat* podem ser justificativas para estas alterações. Estudos a longo prazo, como o monitoramento de determinadas regiões, são necessários para que se possa diferenciar as alterações naturais daquelas causadas pela poluição e por outros impactos.

Esse monitoramento envolve a coleta sistemática de medidas e variáveis de processos ao longo do tempo quando existe uma razão para que eles sejam coletados e os procedimentos utilizados. O monitoramento biológico se refere ao uso sistemático de organismos para determinar a qualidade ambiental [Cai79]. O censo, que é a contagem de população, é uma das estratégias mais utilizadas nos programas de monitoramento.

A distribuição e abundância de aves têm sido objetos de estudos em diferentes regiões do mundo. O grupo das aves tem sido mais estudado do que outros porque estas são, geralmente, mais facilmente visualizadas do que os demais animais e, também, porque são extremamente sensíveis à contaminação ambiental. Dessa forma a resposta de suas comunidades frente às alterações ambientais podem ser excelentes indicadores dos efeitos biológicos.

É possível utilizar a tecnologia de processamento de imagens de forma a possibilitar ou agilizar a tarefa de monitoramento.

1.2 Caracterização do Problema

A forma mais comum de censo é o registro visual ou a captação de sons característicos, *in loco*, ao redor de um habitat definido. Algumas variáveis que caracterizam este levantamento são:

- o tempo gasto no registro;
- a velocidade na qual o habitat foi percorrido;
- a época em que foi feito o registro;
- as condições climáticas;
- a experiência do pesquisador que efetuou o registro.

Este tipo de registro vem sendo realizado no Brasil através da observação direta de ninhais localizados nas principais áreas úmidas do país. Um ninhal é definido como uma colônia reprodutiva de aves aquáticas de água doce ou salobra, geralmente localizada em árvores ou arbustos. A maioria das espécies que se reproduzem nos ninhais não são residentes permanentes das áreas úmidas, mas migram para essas regiões e ali permanecem durante todo o ciclo reprodutivo. Áreas como o Pantanal [LLL00, Nas98, IN98, Bou99] e outras regiões como o Jardim Botânico de São Paulo e Cubatão vêm sendo sistematicamente monitoradas.

Dentre esses trabalhos, destaca-se o **Projeto Ninhal**, realizado pelo Laboratório de Genética Bioquímica da Universidade Federal de São Carlos (Proc. FAPESP nº 98/06160-8). Este projeto pesquisou os ninhais do Pantanal norte e sul e verificou um grau de diferenciação genética baixo entre as populações de aves do Pantanal e entre as populações da América do Norte e do Sul [LLL00]. Essa equipe tem dado continuidade ao trabalho com mais dois enfoques: a) contaminação ambiental pela dosagem de mercúrio nas penas dos filhotes das aves alimentadas na região onde a mineração de ouro no Pantanal foi mais intensa; b) interação genética-ambiental pelo estudo de caracteres morfológicos e da simetria desses caracteres das aves. Nesses estudos, um parâmetro importante a ser considerado é o tamanho da população. Um grande interesse da equipe deste projeto é ter o monitoramento das colônias reprodutivas facilitado por um processo de contagem automática de ninhos através de imagens aéreas, o que viria a atenuar as limitações inerentes do processo de contagem *in loco* de dados sobre a colônia.

1.3 Objetivos

Esta dissertação possui como proposta de trabalho a aplicação de técnicas de processamento de imagens que permitam a segmentação de imagens aéreas de ninhais para que seja possível realizar a contagem automática de indivíduos e/ou ninhos existentes em determinadas colônias. Em função da natureza das imagens, a segmentação por textura é adotada como abordagem principal do projeto.

A obtenção das imagens aéreas deve ser realizada em conjunto com outro projeto em curso no ICMC-USP. O projeto ARARA, como é denominado, tem como objetivo a implementação de aeronaves não tripuladas em escala reduzida para a utilização no monitoramento agrícola e do meio-ambiente. O objetivo é utilizar uma destas aeronaves para sobrevoar um ninhal e fazer a aquisição dos dados através de uma máquina digital embutida controlada por rádio.

1.4 Organização do texto

Este documento está organizado em cinco capítulos. O segundo capítulo apresenta uma revisão dos principais métodos de segmentação de imagens encontrados na literatura. São descritas técnicas de limiarização, tal como o método de Otsu; segmentação baseada em bordas (operadores de Sobel) e algoritmos de enlace; e métodos baseados em regiões (*region growing* e *split and merge*). Também são abordados tópicos relacionados à segmentação baseada em textura: importância da técnica, classificação dos métodos e apresentação das principais técnicas de extração de características (matrizes de co-ocorrência, matrizes *run lenght*, etc).

O terceiro capítulo é dedicado à segmentação de imagens por textura a partir de modelos estocásticos. Esse assunto tem sido recentemente foco de um grande número de pesquisas na área de processamento de imagens e, por apresentar resultados satisfatórios na maioria dos casos, representa uma área promissora no campo de segmentação baseada em textura. Em específico, é apresentado o método de segmentação EM/MPM que utiliza como modelo principal um Campo Aleatório de Markov (*Markov Random Field*).

O capítulo quatro descreve, de maneira objetiva, as principais etapas e conceitos que conduzem à implementação do algoritmo de segmentação EM/MPM e de um algoritmo de contagem de regiões conexas, para ser aplicado sobre as imagens segmentadas.

Finalmente, no capítulo cinco, são apresentados os principais resultados obtidos com o programa de segmentação de imagens e contagem de regiões implementado.

Segmentação de Imagens

Segmentação é um processo que consiste na subdivisão de uma imagem em regiões distintas, levando-se em consideração duas propriedades básicas das imagens em tons de cinza: descontinuidade e similaridade. Certamente, dentro do ramo de processamento de imagens este é um dos problemas de maior custo computacional e que tem sido foco de um número de pesquisas cada vez maior.

A segmentação é a principal etapa para a análise automatizada de imagens. A partir dela são extraídos objetos e outras entidades utilizados para o processamento subsequente da imagem, tal como classificação, descrição, contagem, reconhecimento, entre outros. Suas aplicações estendem-se para os mais variados tipos de imagens: imagens médicas, imagens aéreas, imagens de radar, imagens de agroculturas, rurais, entre outras.

O princípio da segmentação foi introduzido no início do século XX por alguns psicólogos alemães (Köhler, Wertheimer e Koffka) [Fac93]. Eles mostraram que o sistema de visão humana realiza agrupamentos baseados na proximidade, similaridade e continuidade das imagens captadas. Tais agrupamentos são utilizados na classificação e análise semântica dos objetos percebidos. Esta idéia foi estendida para o contexto computacional e deu origem aos primeiros algoritmos de segmentação de imagens.

O ideal da segmentação é que cada região obtida no resultado esteja diretamente relacionada com um objeto real contido na imagem, como por exemplo um automóvel ou uma pessoa; e que também se possa fazer distinção do plano de fundo da mesma (*background*).

Existem na literatura diversas taxonomias para classificação dos métodos de segmentação de imagem. Neste estudo será considerada a mesma taxonomia adotada por Gonzales [Gon87] que classifica os métodos de segmentação em três categorias básicas: limiarização

(*thresholding*); segmentação baseada em bordas; e segmentação baseada em regiões. Recentemente várias outras categorias são levadas em consideração. Dentre elas estão os métodos baseados em cores [LL90, GBS90], os que utilizam redes neurais e lógica fuzzy [BP92] e aqueles baseados em algoritmos genéticos [AFDV90, ABP90, ABML89].

2.1 Limiarização (*Thresholding*)

A limiarização é o método mais simples e intuitivo de segmentação de imagens. Basicamente todos os pixels que estão dentro de uma faixa de intensidade são classificados como pertencentes a uma mesma região. Em sua forma mais geral a limiarização pode ser descrita matematicamente como:

$$S(i, j) = k \quad \text{se} \quad T_{k-1} \leq f(i, j) < T_k \quad \text{para} \quad k = 1, 2, \dots, m$$

onde $S(i, j)$ é a função resultante, $f(i, j)$ é a função original (imagem), $T_0, \dots, T_m$ são os valores de limiarização (*thresholding*) e m é o número de classes distintas a serem aplicadas à imagem.

Se $m = 1$, o método de limiarização é denominado *limiarização binária*. Se, por outro lado, $m > 1$ o método é descrito como limiarização *multi-modal*.

A limiarização é geralmente aplicada a imagens que possuem áreas homogêneas sob um plano de fundo uniforme. Uma aplicação adequada para a limiarização binária, por exemplo, seria a extração de texto da imagem digitalizada de uma página.

Existem várias técnicas para se determinar os valores de corte $T_0, \dots, T_m$. Uma delas é a própria seleção manual, baseada no melhor resultado obtido após o teste com vários valores por parte do usuário. No entanto este método não é preciso e tampouco reprodutível. Dentre as técnicas automáticas, a mais tradicional, e também a mais intuitiva, baseia-se na detecção dos pontos de mínimo do histograma da imagem (vales) [SSWC88]. O histograma é uma função que indica o nível de ocorrência de um determinado nível de cinza dentro da imagem (ou, para imagens coloridas, o nível de ocorrência de cada cor pertencente ao sistema utilizado). É coerente pensar que para os valores de cor (nível de cinza, por exemplo) onde esta função apresenta níveis mínimos (o que caracteriza a ausência desta cor na imagem), há uma barreira que separa objetos da imagem com níveis de cinza distintos. Sendo assim, os valores $T_0, \dots, T_m$ serão os pontos de mínimo do histograma da imagem. A desvantagem desta técnica reside no fato de que muitas vezes os vales são longos e planos, tornando a escolha do limiar uma busca arbitrária. Também, é possível que os vales assumam valores muito baixos, o que proporciona ao método uma sensibilidade maior aos ruídos.

A figura 2.1 ilustra um histograma bimodal (histograma que possui apenas um ponto de mínimo local e dois picos). O limiar T foi selecionado a partir do único ponto de mínimo da função.

Figura 2.1: Seleção de threshold otimizado para um histograma bimodal

De fato, a maioria das técnicas automáticas para escolhas dos níveis de corte se baseiam no histograma. A técnica de Otsu [Gon87], por exemplo, é conhecida como a mais eficiente e confiável delas. Ela se baseia na escolha do valor de corte que maximize a medida de variância entre duas partes do histograma separados por um mínimo local, ou seja, encontrar T que minimize a função:

$$f(T) = q_1(T)\sigma_1^2(T) + q_2(T)\sigma_2^2(T)$$

onde:

- $q_1(T)$ é o número de pixels cuja intensidade é menor que T ;
- $q_2(T)$ o número de pixels com intensidade superior a T ;
- $\sigma_1^2(T)$ variância dos pixels cuja intensidade é menor que T ;
- $\sigma_2^2(T)$ variância dos pixels cuja intensidade é maior que T .

Embora eficiente, o método de Otsu é extremamente custoso do ponto de vista computacional, tornando-se até inviável para imagens cujo histograma possua mais que quatro mínimos locais. Uma outra alternativa é denominada *Otsu recursivo*. Nesta técnica, o método de Otsu simples (para duas partes apenas do histograma separados por um mínimo

local) é aplicado sucessivamente à imagem, sendo que a cada iteração parte da imagem já segmentada é desconsiderada, aplicando-se novamente o método para os pixels restantes.

A partir da seleção adequada dos limiares $T_0, \dots, T_m$, também é possível encontrar as prováveis bordas dos elementos dispostos na imagem. Basicamente, os passos para essa operação são três:

- varrer a imagem f por linhas e determinar uma matriz auxiliar f_1 tal que:

$$f_1(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{se } f(x, y) \text{ e } f(x, y+1) \text{ estão em bandas diferentes do histograma} \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

- varrer a imagem f por colunas e determinar uma matriz auxiliar f_2 tal que:

$$f_2(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{se } f(x, y) \text{ e } f(x+1, y) \text{ estão em bandas diferentes do histograma} \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

- determinar a imagem resultante $g(x, y)$ através da relação:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{se } f_1(x, y) = 1 \text{ ou } f_2(x, y) = 1 \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

2.2 Métodos baseados na detecção de bordas

Os métodos de segmentação baseados na detecção de bordas envolvem basicamente a localização de regiões da imagem onde a variação dos tons de cinza ocorre de maneira relativamente abrupta. As descontinuidades, como são chamadas, podem ocorrer na forma de pontos isolados, linhas, segmentos ou curvas e, a partir delas, são formados os contornos, ou bordas, dos objetos contidos na imagem.

De fato, a existência de tais descontinuidades é característica de um conjunto limitado de imagens. Em muitas delas, a transição de uma região para outra ocorre de maneira tão sutil que tornam a aplicação dos métodos de detecção de bordas uma opção inviável.

Após a detecção das descontinuidades segue-se, geralmente, a aplicação de algum método capaz de conectar tais fragmentos e gerar contornos que estejam associados com os contornos reais dos objetos. Estes métodos são denominados algoritmos de enlace (*edge linking algorithms*) e na maioria das vezes eles fazem uso das técnicas de percurso em grafos.

Basicamente, a idéia por trás dos métodos que detectam as descontinuidades está na aplicação de um operador de derivação local, tais como o Gradiente $G(x, y)$ e o Laplaciano $L(x, y)$, que são operadores de derivada de primeira e segunda ordem, respectivamente.

A imagem digital é simplesmente uma função de duas variáveis x e y . Se tomarmos como análise a primeira derivada desta função, podemos facilmente encontrar as transições, visto que para as regiões de níveis constantes da imagem a derivada será zero e para as discontinuidades a derivada deverá assumir um valor positivo ou negativo. Do mesmo modo, o sinal da segunda derivada pode ser utilizado para se distinguir quando a transição está ocorrendo de um tom escuro para um tom claro ou vice-versa.

A figura 2.2 ilustra o comportamento da primeira e da segunda derivada para dois tipos de linhas verticais: uma linha branca em um fundo escuro e uma linha escura em um fundo branco. Embora a figura ilustre apenas uma amostra unidimensional da função é fácil estender o exemplo para duas dimensões.

Figura 2.2: Primeira e segunda derivada de uma amostra unidimensional de uma imagem $f(x, y)$

Como já é sabido, o gradiente de uma função f é o vetor que indica a direção de maior crescimento em qualquer ponto no domínio da mesma. Para uma função bidimensional (uma imagem por exemplo), o gradiente é definido da seguinte maneira:

$$G[f(x, y)] = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}$$

A tarefa de detecção de contornos requer apenas a informação da norma do vetor gradiente que, por conveniência, é simplesmente referenciada como *gradiente*. Ela é definida por:

$$G[f(x, y)] = [G_x^2 + G_y^2]^{1/2}$$

Outra informação importante é a direção do gradiente em um ponto qualquer da imagem ($\theta(x, y)$). Ela é utilizada para conectar os contornos obtidos através do gradiente e é obtida da seguinte maneira:

$$\theta(x, y) = \arctan(G_y/G_x)$$

onde o ângulo θ é medido com relação ao eixo x .

No domínio espacial, os gradientes G_x e G_y de uma imagem podem ser calculados através da convolução de máscaras. Os operadores de Sobel [Gon87], por exemplo, são máscaras 3x3 que são comumente utilizadas nesta tarefa. Tais operadores estão ilustrados na figura 2.3. A figura 2.4 ilustra um exemplo da aplicação destas máscaras. A imagem resultante é obtida através da relação $G[f(x, y)] = [G_x^2 + G_y^2]^{1/2}$.

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

(a)

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

(b)

Figura 2.3: Operadores de Sobel. (a) máscara usada para computar G_x ; (b) máscara usada para computar G_y .

2.2.1 Algoritmos de Enlace (*Edge Linking*)

Conforme já mencionado, os algoritmos de segmentação baseados em bordas geralmente utilizam-se de mecanismos capazes de interligar os segmentos obtidos na fase inicial de detecção. O objetivo é produzir formas e curvas significativas, de modo que através destas seja possível o estudo das características geométricas dos objetos.

No entanto, esta pode não ser uma tarefa das mais simples. Um pequeno ruído encontrado na imagem pode, muitas vezes, conduzir o algoritmo à produção de curvas desconexas e insignificantes, impossibilitando a conexão dos pontos.

Os métodos mais conhecidos são os de análise local, análise baseada na transformada de Hough e percurso em grafos [Fac93, Gon87].

A análise local é a mais simples de todas. Ela consiste em analisar as características de todos os pixels da imagem dentro de uma vizinhança pequena, geralmente 3x3 ou 5x5. Todos

Figura 2.4: (a) imagem original; (b) imagem gradiente

os pontos que possuem características similares são conectados, formando uma fronteira de pixels que compartilham características em comum.

Neste método, as características principais de análise são a intensidade e a direção do gradiente da imagem. Como já foi dito na seção anterior, a intensidade do gradiente é dada por $G[f(x, y)]$. Para se dizer que dois pixels vizinhos são similares na intensidade dos seus gradientes, basta verificar se $|G[f(x, y)] - G[f(x', y')]| \leq T$, onde T é um limiar pré-estabelecido. Analogamente diz-se que dois pixels são similares nas direções de seus gradientes se $|\theta(x, y) - \theta(x', y')| \leq A$, onde A é o ângulo limite.

O método baseado na transformada de Hough é utilizado para encontrar curvas específicas dentro da imagem, tais como retas, circunferências ou elipses. A idéia é transferir a imagem original do espaço cartesiano para o espaço dos parâmetros da curva procurada. O resultado desta operação irá mapear em um único ponto p , no espaço dos parâmetros, todos os pontos da imagem original pertencentes à curva cujos parâmetros são as coordenadas de p . Deste modo, para se detectar curvas específicas, basta procurar no espaço dos parâmetros os pontos de maior evidência.

Os métodos de percurso em grafos são, em geral, bem mais complicados, porém possuem a vantagem de fornecer resultados satisfatórios em presença de ruídos [Fac93]. Esta é uma técnica de análise global que consiste em representar segmentos de reta na forma de uma estrutura em grafo e, a partir desta estrutura, encontrar caminhos de menor custo, que representam contornos significativos na imagem. Facon [Fac93] e Gonzales [Gon87] apresentam um estudo mais elaborado desta técnica.

2.3 Métodos baseados em regiões

Como foi dito anteriormente, o objetivo da segmentação de imagens é, basicamente, definir regiões significativas dentro da imagem. Enquanto os métodos de limiarização e os baseados em bordas resolvem este problema encontrando diferenças nas tonalidades dos pixels ou conjunto de pixels, os métodos baseados em regiões abordam a procura de similaridades entre os mesmos.

Os técnicas mais conhecidas desta categoria são denominadas **Crescimento de Região** (*Region Growing*) e **Divisão e Fusão** (*Split and Merge*).

2.3.1 Crescimento de Região (*Region Growing*)

Como sugere o próprio nome, o objetivo deste método é expandir pequenos grupos de pixels em regiões maiores. A partir de um conjunto inicial de pontos (sementes), agrega-se a cada um deles novos pixels vizinhos que contenham propriedades similares, tais como cor, textura ou nível de cinza. Um critério simples de agregação para novos pixels é o módulo da diferença entre os tons de cinza dos pixels em questão, ou seja, se este valor for menor que um determinado limiar (T), então o novo pixel é agregado à região, caso contrário, não.

Embora o método de Crescimento de Região seja bem simples, dois problemas surgem de imediato. São eles: a) como selecionar “sementes” que devidamente representem as regiões de interesse e b) qual critério de agregação melhor se adapta ao tipo de imagem que está se utilizando. O primeiro problema está frequentemente associado à natureza da imagem. Por exemplo, em uma aplicação que utilize imagens geradas por dispositivos infravermelhos é comum que os objetos de interesse sejam mais reluzente que os demais, sendo assim o conjunto de sementes seria o um conjunto de pixels cuja tonalidade se aproxime mais da cor branca.

A seleção do critério de agregação a se utilizar diz respeito não somente ao problema em questão, mas também ao tipo de imagem disponível. Por exemplo, a análise de fotografias obtidas por satélites pode tirar grande proveito da utilização de cores.

A conectividade da vizinhança também é outro fator que deve ser levado em consideração. Os tipos mais comuns utilizados são a vizinhança de quatro unidades em forma de cruz (*blockcity neighborhood* ou vizinhança 4-conectada) e a de oito vizinhos em forma de bloco (*chessboard neighborhood* ou vizinhança 8-conectada). É possível que a escolha inadequada do tipo de vizinhança conduza a produção de um resultado errôneo dependendo da aplicação. Por exemplo, se os contornos de regiões dentro da imagem que se deseja segmentar estão baseados em um vizinhança 8-conectada, é coerente que seja utilizada a vizinhança 4-conectada para o processo de crescimento, para não ocorrer que uma região “vaze” para

dentro de outra região adjacente, conforme ilustrado na figura 2.5. Por outro lado, se é conhecido que a imagem possui apenas contornos de vizinhança 4-conectada, o método de crescimento de região pode utilizar a vizinhança 8-conectada sem problemas.

Figura 2.5: Imagens com contornos 8-conectados (a) crescimento 4-conectado; (b) crescimento 8-conectado

Critérios adicionais que agilizam a conversão e melhoram o resultado obtido por este método são: a) o conceito de tamanho médio das regiões criadas; b) a semelhança dos pixels candidatos à agregação não só com as sementes mas também com os outros pixels já dentro da região c; c) o formato das regiões. Porém, a utilização deste tipo de descritores só é possível quando a natureza do resultado a ser obtido já estiver, pelo menos, parcialmente modelado.

2.3.2 Divisão e Fusão (*Split and Merge*)

Este método é uma alternativa de segmentação baseada em região que não se utiliza de um conjunto inicial de pontos (sementes) para a resolução do problema [Gon87]. Ele constitui uma combinação de outros dois métodos já conhecidos: o *Split* e o *Merge*.

No esquema de Divisão e Fusão a imagem original é particionada recursivamente a partir de seu todo, e as novas partições criadas podem ser ocasionalmente fundidas.

O método atua em torno de uma proposição pré-estabelecida P . Uma região R é particionada em quatro novas regiões (quadrantes) se, e somente se, a proposição $P(R)$ for falsa e, por outro lado, duas regiões R_1 e R_2 são fundidas quando $P(R_1 \cup R_2)$ for verdadeira. Por exemplo, a proposição $P(R)$ pode ser verdadeira quando todos os pixels de R tiverem intensidades iguais. Ou, algo mais flexível, quando a variância entre as intensidades deste pixels estiver abaixo de um limite pré-estabelecido T (vale lembrar que se a variância é zero, todos os pixels têm intensidades iguais). Concluindo, o algoritmo se resume nos seguintes passos:

1. Dividir em quadrantes qualquer região R que satisfaça $P(R) = FALSE$
2. Fundir quaisquer regiões adjacentes R_1 e R_2 que satisfaçam $P(R_1 \cup R_2) = TRUE$
3. Parar quando não mais houver regiões que possam ser divididas ou fundidas

Uma representação conveniente das regiões neste método pode ser feita através da tão bem conhecida estrutura *quadtree*, já que ela, por sua natureza, possui quatro descendentes para cada nó. A figura 2.6 ilustra um exemplo de particionamento de uma imagem, bem como a estrutura *quadtree* associada a ela.

Figura 2.6: (a) imagem particionada; (b) quadtree correspondente

Uma variação bem comum deste método foi proposta por Horowitz e Pavlidis em 1974 [HP74]. Ela consiste em verificar qual a forma do histograma da imagem antes de decidir particioná-la ou não. Conforme mencionado na seção 2.1, um histograma bimodal é um histograma que possui apenas dois picos (pontos máximos locais) e um ponto de mínimo local, como ilustrado na figura 2.1. O critério utilizado neste método para decidir quando particionar a imagem, ou um quadrante, consiste em verificar se o histograma da mesma é ou não bimodal. Em caso afirmativo, aplica-se à imagem do quadrante uma operação de limiarização (*thresholding*) pelo método de Otsu, ou, caso contrário, particiona-se a mesma em novos quadrantes.

2.4 Métodos baseados em Textura

Textura é uma característica qualitativa dos materiais que constituem objetos dos mais variados tipos, sejam eles naturais ou sintetizados por algum processo industrial. Embora bem conhecida e implicitamente intuitiva, na área de processamento de imagens a definição desta característica não possui, de fato, uma versão formal e bem estabelecida. Vários

autores a descrevem de acordo com suas percepções pessoais ou mesmo conforme encontram para ela utilidade em suas aplicações. A seguir são apresentadas alguns exemplos:

- “Textura é um atributo que representa o arranjo espacial dos tons de cinza dos pixels em uma região.” [IEE90].
- “Textura se refere à repetição de elementos básicos da imagem chamados *textels*. A distribuição dos *textels* pode ser periódica ou aleatória. Texturas naturais geralmente possuem um comportamento aleatório, sendo que as artificiais possuem um comportamento periódico e determinístico.” [Jai93].
- “Padrões que caracterizam objetos em uma cena são chamados texturas.” [Jah93].

O estudo de texturas é empregado no processamento de imagens em problemas que fazem parte de três amplas categorias: a) segmentação por textura; b) classificação de texturas e; c) síntese de texturas. Conforme Van Gool e Todd R. Reed [GDO85, RB93], a classificação dos métodos de segmentação por textura ocorre da seguinte forma:

- Métodos estatísticos;
- Métodos baseados em modelos e
- Métodos estruturais

Os métodos estatísticos, também conhecidos como métodos baseados em características, seguem uma abordagem em etapas, que são geralmente três: a) extração de características das texturas; b) seleção ou redução do número de características caso haja um número muito grande delas e; c) utilização de um algoritmo de segmentação. A grande desvantagem destes métodos está relacionada com a extração de características. Geralmente esta etapa demanda grande quantidade de processamento e grande quantidade de memória para armazenar as estruturas utilizadas [Son99].

A abordagem estrutural é empregada na classificação e segmentação de imagens que possuem texturas de comportamento bem definido, ou seja, determinísticos. Neste caso elas são compostas por um arranjo repetitivo de elementos estruturais denominados *textels*. Alguns exemplos deste tipo de textura estão ilustrados na figura 2.7 (a-d) [Bro66]. Visto que a maioria das texturas encontradas em objetos do mundo real não possuem este tipo de comportamento (figuras 2.7 (d-e)), a utilização dos métodos estruturais abrange um conjunto limitado de problemas. Deste modo tais técnicas não serão abordadas neste estudo.

Os métodos baseados na utilização de modelos constituem uma categoria cuja utilização se estende a praticamente qualquer tipo de textura. Existem basicamente dois tipos de

Figura 2.7: Exemplos de texturas extraídas do álbum de Brodatz [Bro66] (a)-(b) texturas de comportamento determinístico; (c)-(d) texturas de comportamento aleatório

modelos utilizados nesta abordagem: os **modelos Fractais** e os **modelos Estocásticos** [RB93]. A utilização de métodos estocásticos para modelagem de imagens em algoritmos de segmentação é uma área importante e de rápido crescimento. Isto é refletido pelo grande número de aplicações que atualmente fazem uso desta técnica. Por este motivo esta abordagem será descrita em um capítulo exclusivo (Capítulo 3). A próxima seção descreve as técnicas mais conhecidas para extração de características utilizadas nos métodos estatísticos.

2.4.1 Extração de características para métodos estatísticos

Matrizes de co-ocorrência

As matrizes de co-ocorrência, também denominadas matrizes SGLD (*Spatial Gray Level Dependence*), são uma das mais populares fontes de características para texturas [RB93]. Esta abordagem consiste em computar matrizes intermediárias de uma imagem digital em tons de cinza e, a partir destas, extrair características e funções utilizadas nas etapas subsequentes do processamento.

Dado uma imagem f com um conjunto discreto de tons de cinza I , define-se a matriz $P_{d,\phi}(i, j)$. Cada elemento (i, j) desta matriz é um número inteiro que indica quantas vezes um pixel de nível de cinza i aparece distante de um pixel de intensidade j por uma distância

d e um ângulo ϕ , ou seja, quantas vezes ocorre $y = x + (d \cos \phi, d \sin \phi)$, onde $f(x) = i$ e $f(y) = j$. Considere o exemplo da figura 2.8.

0	0	1	1
0	0	1	1
0	2	2	2
2	2	3	3

(a) Imagem
em tons de
cinza

$$P_{1,0^\circ} = \begin{bmatrix} 4 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & 4 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 6 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \end{bmatrix} \quad P_{1,135^\circ} = \begin{bmatrix} 2 & 1 & 3 & 0 \\ 1 & 2 & 1 & 0 \\ 3 & 1 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \end{bmatrix}$$

(b) Matriz de co-
ocorrência para
ângulo 0 e $d = 1$

(c) Matriz de co-
ocorrência para ângulo
135° e $d = 1$

Figura 2.8: Exemplo de matrizes de co-ocorrência.

Vale notar que a dimensão da matriz $P_{d,\phi}$ é estritamente definida pelo número de tons de cinza distintos na imagem. Deste modo, uma prática comum é utilizar algoritmos de quantização sob a imagem que se está trabalhando para se reduzir a quantidade de tons de cinza.

A qualidade das características a serem extraídas depende do número de matrizes computadas e da escolha correta dos parâmetros d e ϕ das mesmas. Para imagens com texturas refinadas é necessário que sejam criadas matrizes com parâmetros d de pequenos valores, geralmente 1 ou 2. Por outro lado, para texturas mais grosseiras costuma-se utilizar valores maiores para d .

Procura-se utilizar como parâmetro ϕ ângulos múltiplos de $\pi/4$, já que a natureza espacial da imagem induz ao cálculo mais simplificado nas direções vertical, horizontal e nas diagonais. Nota-se também que a seguinte relação é válida: $P_{d,\phi} = P_{d,\phi+\pi}$. Considere como exemplos as seguintes matrizes:

$$P_{d,45^\circ} = |\{(k,l),(m,n)) \in D : (k-m=d, l-n=-d) \text{ OR } (k-m=-d, l-n=d), f(k,l)=i, f(m,n)=j\}|$$

e

$$P_{d,0^\circ} = |\{(k,l),(m,n)) \in D : (k-m=0, |l-n|=d), f(k,l)=i, f(m,n)=j\}|$$

onde D representa o produto cartesiano $f \times f$ e $\{...\}$ denota um operador de cardinalidade.

Diversas são as características passíveis de extração em uma matriz de co-ocorrência. Haralick [Har79] propões 14 delas, porém as mais comuns e utilizadas na literatura são 5:

1. Energia

$$\sum_{i,j} P_{d,\phi}^2(i, j)$$

2. Entropia

$$\sum_{i,j} P_{d,\phi}(i, j) \log_2 P_{d,\phi}(i, j)$$

3. Contraste

$$\sum_{i,j} |a - b|^k P_{d,\phi}^\lambda(i, j)$$

4. Homogeneidade

$$\sum_{a,b: a \neq b} \frac{P_{d,\phi}^\lambda(i, j)}{|a - b|^k}$$

5. Probabilidade máxima

$$\max_{i,j} P_{d,\phi}(i, j)$$

A idéia é caracterizar o conteúdo de cada matriz a partir destes descritores. Os dois primeiros deles (energia e entropia) dão uma indicação de quão uniformemente estão distribuídos os elementos da matriz e, conseqüentemente, qual o comportamento da textura em relação à sua periodicidade. O descritor seguinte (contraste) analisa os valores da matriz com ênfase nos elementos mais distantes da diagonal, ou seja, os pontos cujos níveis de cinza possuem maior distinção entre si, o que vale como indicador do nível de contraste da textura. O descritor “homogeneidade” possui a mesma tendência, porém, com sentido inverso. E, por fim, o descritor “probabilidade máxima” indica qual o maior elemento de $P_{d,\phi}(i, j)$.

A grande desvantagem da utilização das matrizes de co-ocorrência na extração de características da textura está relacionada com seu alto custo computacional. Computar várias matrizes de grandes dimensões nem sempre é uma alternativa factível. Também, a escolha dos parâmetros d e ϕ depende muitas vezes de um conhecimento prévio acerca da qualidade das imagens, o que nem sempre é possível, ou desejável, em determinadas aplicações.

Método *Run-Length*

O método de extração de características por *run lengths* é similar ao esquema de matrizes de co-ocorrência. O objetivo é também extrair características descritivas de texturas a partir de matrizes auxiliares, computadas a partir da imagem digital original (em tons de cinza). Tais matrizes são denominadas GLRLM (*Gray Level Run Length Matrices*).

Uma primitiva *run length* é um conjunto colinear maximal de pixels conectados contendo todos o mesmo tom de cinza. Tais primitivas podem ser caracterizados basicamente pelo seu comprimento, sua inclinação e o seu tom.

As matrizes são do tipo $P_\phi(i, j)$, onde ϕ é o ângulo de inclinação das primitivas e cada elemento (i, j) indica o número de vezes que uma primitiva de tom de cinza i e comprimento j ocorre dentro da imagem. Geralmente várias matrizes são computadas para diversos ângulos, sendo que os mais utilizados são: 0° , 45° , 90° e 135° . A dimensão das matrizes é dada por $N_g \times N_r$ onde N_g é o número de tons de cinza da imagem e N_r é o número de comprimentos distintos de primitivas. As características principais extraídas são:

1. Ênfase em primitivas curtas

$$\frac{1}{K} \sum_{i,j} P_\phi(i, j) j^2$$

2. Ênfase em primitivas longas

$$\frac{1}{K} \sum_{i,j} \frac{P_\phi(i, j)}{j^2}$$

3. Uniformidade do nível de cinza

$$\frac{1}{K} \sum_i \left(\sum_j P_\phi(i, j) \right)^2$$

4. Uniformidade do comprimento

$$\frac{1}{K} \sum_j \left(\sum_i P_\phi(i, j) \right)^2$$

5. Porcentagem das primitivas dentro da imagem

$$\frac{K}{\sum_{i,j} j P_\phi(i, j)}$$

onde K é o número total de primitivas dentro da imagem.

O maior motivo para a utilização das GLRLM's para extração de características é o fato de que elas são capazes de refletir variações do tipo rotação e escala para as texturas analisadas. Esta é uma característica de simples interpretação, pois a inclinação predominante das primitivas está diretamente relacionada ao comportamento direcional da textura. Qualquer rotação aplicada sobre a mesma será refletida nas matrizes. A escala da textura, por sua vez, tem relação direta com o tamanho médio das primitivas.

Este método também possui a desvantagem do alto custo computacional. As primitivas com as inclinações já mencionadas (0° , 45° , 90° e 135°) são mais simples de se determinar, porém, primitivas com ângulos intermediários requerem um esforço adicional. Muitas vezes também é possível encontrar texturas com comportamento nada determinístico, o que torna este método uma aplicação inviável.

Autocorrelação

A autocorrelação de uma imagem é uma função de análise baseada em frequências espaciais. É possível, a partir dela, determinar algumas características importantes da textura tais como tamanho das primitivas (primitivas grandes - textura grosseira, primitivas pequenas - textura fina) e periodicidade das mesmas. Texturas finas são caracterizadas por altas frequências espaciais, enquanto que texturas grosseiras possuem baixas frequências. Se as primitivas da textura são relativamente pequenas, a função autocorrelação irá decair rapidamente, ao passo que se as primitivas são relativamente grandes a autocorrelação irá decair lentamente. A periodicidade das primitivas é evidenciada quando a autocorrelação diminui e aumenta periodicamente.

A função autocorrelação de uma imagem está ilustrada abaixo. Para se extrair características úteis referentes à textura é necessário computar a função para diferentes valores de p e q e analisar o comportamento da função. p e q são as dimensões de uma sub-janela definida dentro da janela principal da imagem.

Função autocorrelação:

$$C_{ff}(p, q) = \frac{MN}{(M-p)(N-q)} \frac{\sum_{i=1}^{M-p} \sum_{j=1}^{N-q} f(i, j) f(i+p, j+q)}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f^2(i, j)}$$

Análise da energia do espectro de Fourier

A transformada de Fourier descreve uma imagem através de suas frequências espaciais. A partir de uma análise sistemática do resultado desta função (no espaço das frequências) é

possível também extrair características tais como a espessura e a direcionalidade da textura. A idéia é calcular a energia da transformada em regiões pre-definidas, como por exemplo, ao longo de cunhas ou anéis, conforme ilustrado na figura 2.9, e utilizar estes valores como características.

Figura 2.9: Extração de características a partir da transformada de Fourier (espaço das frequências) (a) energia ao longo de anéis; (c) energia ao longo de cunhas

Características avaliadas a partir de anéis (fig. 2.9-(a)) refletem a espessura da textura. Energia alta em anéis de raio grande é característico de texturas finas (presença de altas frequências), enquanto que energia alta em anéis de raio pequeno é característico de texturas grosseiras e esparsas (presença de baixas frequências). As características provenientes da análise de regiões tipo cunha (fig. 2.9-(b)) da transformada de Fourier dão uma idéia da direcionalidade da textura. Caso esta possua um comportamento direcional com ângulo ϕ , será observado na transformada um alta energia em uma cunha com direção $\phi + \pi/2$.

Métodos baseados em modelos estocásticos para segmentação por textura

Visto que os objetos do mundo real possuem uma forte tendência a serem compostos por materiais cujas texturas possuem comportamentos aleatórios, é razoável para uma aplicação de segmentação caracterizar as regiões da imagem como sendo campos aleatórios bidimensionais (*bidimensional random fields*). Recentemente muitos trabalhos na área de processamento de imagens têm sido direcionados para a utilização de técnicas baseadas em modelos estocásticos [CLD96, RB93, CD00]. Em tais técnicas, as classes de imagem são modeladas por campos aleatórios e o problema de segmentação é proposto como um problema de otimização estatística.

Comparado com as técnicas anteriormente discutidas, os métodos baseados em modelos estocásticos freqüentemente fornecem um resultado mais preciso para a tarefa de segmentação por textura. De fato, vários modelos já conhecidos podem ser empregados na síntese de texturas que muito se aproximam daquelas encontradas em objetos do mundo real. Geralmente os métodos desta categoria são empregados quando se deseja segmentar imagens contendo texturas mais complexas. Isto nem sempre é possível, ou, na maioria das vezes torna-se um processo de custo muito alto quando se está em questão a utilização das técnicas estatísticas para extração de características.

A segmentação baseada em modelos pode ser tanto supervisionada quanto não supervisionada. Na abordagem supervisionada os parâmetros dos modelos são obtidos a partir de

um conjunto de treinamento gerado a partir de imagens já segmentadas da mesma natureza, ao passo que na abordagem não-supervisionada tais parâmetros devem ser estimados ao curso do processo, diretamente através apenas da imagem observada. O esquema não supervisionado é freqüentemente necessário em muitas aplicações práticas onde um conjunto de treinamento não está disponível (por exemplo, quando se tem apenas uma imagem para segmentar ou quando se deseja um sistema completamente autônomo).

As abordagens não supervisionadas são modeladas como um problema de dados incompletos (*incomplete data problem*) onde a imagem a ser segmentada são os **dados observados**; o resultado que se deseja obter, geralmente denominado mapa de classes ou campo de rótulos, são considerados os **dados ausentes** e; os **parâmetros do modelo** constituem um item a ser determinado. A implementação desta abordagem segue um padrão comum dividido em duas partes: a) estimação dos parâmetros e b) otimização estatística. Para a estimação de parâmetros os algoritmos iterativos conhecidos são: EM (*Expectation-Maximization*); SEM (*Stochastic Estimation-Maximization*) e ICE (*Iterative Conditional Estimation*). Para a etapa de otimização as duas técnicas conhecidas são: MAP (*Maximization a Posterior*) e MPM (*Maximization of the Posterior Marginals*). Algumas combinações são possíveis com estes conjuntos de métodos. Giordana e Pieczynski [GP97], por exemplo, apresentam um estudo sobre a combinação ICM/MPM. Mary Comer, Edward Delp e S. Liu [CD00, CLD96] apresentam estudos e resultados obtidos com o método EM/MPM.

Ainda sobre as abordagens não supervisionadas, o número de classes para a segmentação é geralmente assumido ser conhecido *a priori*. No entanto, para muitas aplicações não é possível o conhecimento de antemão deste parâmetro. Este problema é conhecido como problema de validação de conjuntos (*cluster validation problem*) e, embora tenham sido propostas algumas estratégias para resolução do mesmo, ainda hoje ele não possui uma solução formal. Vamos supor neste estudo que o número de classes é um parâmetro conhecido.

Os **Campos Aleatórios de Markov** (*Markov Random Fields* - MRF's) mostram ser bastante adequados para modelagem de texturas [Ros97]. A idéia desse modelo é representar uma imagem através da captura de características locais, determinando para cada pixel a dependência de sua intensidade em relação às intensidades de seus vizinhos. Esta dependência é expressa em termos de uma distribuição de probabilidade condicional definida acerca da intensidade de cada pixel. Caso esta distribuição seja definida como uma distribuição **Gaussiana**, o modelo recebe uma denominação extra, e passa ser referenciado como GMRF's (*Gaussian Markov Random Fields*).

Alguns outros modelos também são conhecidos, porém a grande maioria das aplicações faz uso dos campos de Markov. Vários motivos estão por trás desta preferência. Um deles está no fato de que praticamente qualquer fenômeno de contexto estocástico pode ser representado

a partir do modelo Markoviano. Além do mais ele permite a modelagem de características complexas com o uso de relativamente poucos parâmetros. Um breve estudo acerca dos demais modelos pode ser encontrado em [Ros97]. São eles: modelo de Gibbs, modelo de Ising, campos aleatórios de Pickard, e modelo de Potts.

3.1 Método EM/MPM

O método EM/MPM é uma combinação adequada de dois algoritmos, um para estimação de parâmetros e outro para otimização estatística. Os resultados obtidos com este método mostram que ele pode ser utilizado em diversas aplicações que utilizam segmentação de imagens baseada em textura.

Conforme já mencionado, o EM/MPM é um método não-supervisionado de segmentação de imagens. Nesta técnica é utilizado um modelo estatístico para a **imagem observada** (em tons de cinza) e um campo aleatório de Markov para o **mapa de classes** (futuro resultado da segmentação). O objetivo do algoritmo é, alternadamente, estimar os parâmetros para o modelo da imagem observada (método EM) e, minimizar o número estimado de pixels classificados erroneamente no mapa de classes (método MPM).

Assim como os demais métodos baseados em modelos estocásticos, o EM/MPM segue a abordagem estatística Bayesiana [Lee97]. Esta abordagem é adequada ao *problema de dados incompletos*, mencionado anteriormente, no sentido de que, primeiramente, algumas “suposições” iniciais são feitas a respeito dos dados desconhecidos (neste caso o mapa de classe), e, a medida que novos dados vão sendo adquiridos, estas *suposições* vão sendo alteradas de modo a gerar as informações corretas. Mais precisamente, a abordagem Bayesiana para este caso consiste, inicialmente, em eleger uma função densidade de probabilidade para o mapa de classes desconhecido que não leve em consideração dados da imagem observada. Tal função é denominada probabilidade prévia (*prior probability*) pois ela não é baseada em dados existentes. A partir desta distribuição deseja-se obter uma nova função, denominada probabilidade posterior (*posterior probability*). A probabilidade posterior, neste caso, é uma função de custo que indica o quão correto está o mapa de classes atual em relação ao resultado esperado, em vista da imagem observada.

O tão conhecido teorema de Bayes postula que a probabilidade posterior é proporcional à probabilidade prévia vezes uma outra função denominada **função de verossimilhança** (*likelihood function*). Um bom esclarecimento a respeito desta função pode ser encontrado em [Dou98]. Tanto ela quanto o teorema de Bayes serão abordados ao longo desta seção.

Algumas notações serão utilizadas a seguir para a descrição do método EM/MPM e dos modelos estocásticos utilizados. São elas:

- X - o mapa de classes (ou campo de rótulos)
- Y - a imagem observada
- S - o espaço 2D onde X e Y estão definidos
- N - número de pixels em S
- $x = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ - realização de $X = (X_1, X_2, \dots, X_N)$
- $y = (y_1, y_2, \dots, y_N)$ - realização de $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_N)$
- Ω_x - espaço das possíveis realizações de X
- Ω_y - espaço das possíveis realizações de Y
- L - Número de classes para segmentação

3.1.1 Modelos das Imagens

Conforme mencionado, no método EM/MPM é utilizado um campo aleatório de Markov para modelar o mapa de classes X . Um campo aleatório é basicamente uma malha 2D formada por variáveis aleatórias (variáveis que podem assumir qualquer valor e possuem uma função densidade de probabilidade associada). Neste caso as variáveis aleatórias são $(X_1, X_2, \dots, X_N)$ e os valores que elas podem assumir são os valores associados a cada classe $\{1, 2, \dots, L\}$. Um campo aleatório de Markov é um campo aleatório onde a probabilidade de alguma variável aleatória assumir um valor qualquer, dado o conjunto de valores de todas as variáveis do campo, é igual à probabilidade desta mesma variável assumir um valor qualquer dado apenas os valores das variáveis definidas dentro de um sistema de vizinhança. Formalizando:

$$P(X_i = x_i, x_j, j \in S) = P(X_i = x_i | x_j, j \in \eta_i) \quad (3.1)$$

onde η_i é o conjunto de pixels vizinhos de i , dado um sistema de vizinhança pré-estabelecido.

O esquema de vizinhanças para os campos de Markov segue o esquema da tabela ilustrada na figura 3.1. A vizinhança 4-conectada, em relação ao pixel “x”, é obtida tomando-se apenas os valores “1” da tabela, e neste caso, o campo é denominado de primeira ordem. Para um campo de ordem dois, os pixels enumerados “1” e “2” são escolhidos, e assim por diante. Para o método EM/MPM em particular é utilizado um campo de ordem um, mas nada impede que alguns testes sejam feitos para ordens maiores.

5	4	3	4	5
4	2	1	2	4
3	1	x	1	3
4	2	1	2	4
5	4	3	4	5

Figura 3.1: Estruturas de vizinhanças para os campos aleatórios de Markov.

Um conceito importante, ainda relacionado com a vizinhança utilizada no campo, é o conceito de *cliques*. Um clique é um conjunto de um ou mais pixels onde cada pixel é vizinho de todos os demais do conjunto (dado um sistema de vizinhança). Por exemplo, para a vizinhança de quatro pixels (ordem um) os cliques possíveis são o conjunto de todos os pixels individuais mais o conjunto das duplas de pixels adjacentes na vertical mais o conjunto de duplas adjacentes na horizontal, conforme ilustrado na figura 3.2. O conjunto de todos os possíveis cliques de uma imagem é representado por $\mathcal{C}$ e a notação $\mathcal{G}_s$ será utilizada para referenciar o conjunto de pixels vizinhos do pixel s , dada a vizinhança estabelecida.

Figura 3.2: (a) Vizinhança de primeira ordem; (b) cliques correspondentes

O conceito fundamental a respeito dos campos aleatórios de Markov está no teorema de Hammersley-Clifford [Bes74] que diz que a probabilidade conjunta $p(X_1 = x_1, X_2 = x_2, \dots, X_N = x_N)$ de um campo de Markov, ou simplesmente $p(x)$, é equivalente à uma distribuição de Gibbs, ou seja:

$$p(x) = \frac{\exp(-U(x))}{z} \quad (3.2)$$

onde z é uma constante de normalização e $U(x)$ é o somatório de alguma função potencial $V_c(x)$ dependente dos cliques da imagem, ou seja:

$$U(x) = - \sum_{c \in \mathcal{C}} V_c(x) \quad (3.3)$$

O fundamento desta fórmula assume um papel importante dentro do método de segmentação pois ela representa a **probabilidade prévia** (*prior probability*) a ser utilizada dentro do paradigma bayesiano. O modelo proposto por Mary L. Comer e Edward Delp [CD00], assim como outros modelos empregados em estudos anteriores sobre segmentação de imagens [LD89, KDH88, Pap92], utilizam a seguinte função $U(x)$:

$$U(x) = - \sum_{\{r,s\} \in \mathcal{C}} \beta t(x_r, x_s) + \sum_{\{r\} \in \mathcal{C}} \gamma_{x_r} \quad (3.4)$$

onde

$$t(x_r, x_s) = \begin{cases} 0, & \text{se } x_r = x_s \\ 1, & \text{se } x_r \neq x_s \end{cases}$$

O parâmetro β constitui uma constante experimental que ajusta a correlação existente entre pixels vizinhos do modelo e por isso é denominada *parâmetro de interação espacial*. O conjunto de valores $\{\gamma_k\}$ corresponde aos parâmetros que regem a utilização dos cliques formados por um único pixel. O parâmetro γ_k pode ser visto como uma estimativa de custo associada à classe k . Quanto maior for o valor de γ_k , menor será a ocorrência de regiões daquela classe. O capítulo 4 aborda de maneira mais específica a influência exercida pelo parâmetro de interação espacial β e pelo conjunto de parâmetros de custo $\{\gamma_k\}$.

Utilizando a função $U(x)$ definida em 3.4, a probabilidade prévia, que é probabilidade conjunta do campo aleatório de Markov, corresponde a:

$$p(x) = \frac{\exp \left(\sum_{\{r,s\} \in \mathcal{C}} \beta t(x_r, x_s) + \sum_{\{r\} \in \mathcal{C}} \gamma_{x_r} \right)}{z} \quad (3.5)$$

O objetivo desta seção, que descreve os modelos para o método de segmentação EM/MPM, é encontrar uma fórmula para a probabilidade posterior. Para isto é necessário também assumir um modelo para a imagem observada Y . Do mesmo modo, este modelo será uma malha 2D de variáveis aleatórias $(Y_1, Y_2, \dots, Y_N)$.

Inicialmente é coerente pensar que, de alguma forma, a intensidade de cada pixel da imagem possui uma relação com a classe que este mesmo pixel pertence no mapa de classes. Isto sugere que para cada variável aleatória do modelo de Y seja associada uma função densidade de probabilidade do tipo $f(Y_r = y_r | X_r = x_r, \theta_{x_r})$, que indica a probabilidade de um pixel r ter intensidade y_r , dado que este pixel pertence à classe x_r no mapa de

classes. θ_{x_r} são os parâmetros **desconhecidos** da função associados à classe x_r ($r \in S$ e $x_r \in \{1, 2, \dots, L\}$).

A função utilizada por M. Comer e E. Delp [CD00] para tal modelo é a função gaussiana, já que ela é conhecida por sua ampla utilização em problemas estatísticos e consegue representar com sucesso a maioria deles. Nada impede que uma outra função (exponencial, por exemplo) seja experimentada. Neste estudo vamos também supor a utilização de gaussianas. Deste modo:

$$f(Y_r = y_r | X_r = x_r, \theta_{x_r}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{x_r}^2}} \exp\left(-\frac{(y_r - \mu_{x_r})^2}{2\sigma_{x_r}^2}\right) \quad (3.6)$$

Conforme dito anteriormente, a probabilidade posterior é proporcional à probabilidade prévia vezes a função de verossimilhança (*likelihood function*). Dado um conjunto de variáveis aleatórias independentes (uma malha 2D, por exemplo), a função de verossimilhança é a probabilidade conjunta do sistema, obtida através do produtório das probabilidades das variáveis [Dou98]. No caso da imagem observada $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_N)$, a função de verossimilhança $L(\theta|X, Y) = f(y|x, \theta)$ será:

$$\begin{aligned} L(\theta|X, Y) &= \prod_{r=1}^N f(Y_r = y_r | X_r = x_r, \theta_{x_r}) \\ &= \prod_{r=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{x_r}^2}} \exp\left(-\frac{(y_r - \mu_{x_r})^2}{2\sigma_{x_r}^2}\right) \end{aligned} \quad (3.7)$$

Como já foi dito, θ é o vetor de parâmetros desconhecidos para as densidades das variáveis $(Y_1, Y_2, \dots, Y_N)$. Ele possui L posições da seguinte forma: $\theta = [\mu_1, \sigma_1^2; \dots; \mu_L, \sigma_L^2]$. O objetivo do método EM é estimar iterativamente estes valores.

Neste ponto, com base no teorema de Bayes e utilizando as equações 3.7 e 3.5, é possível encontrar uma fórmula para a distribuição posterior $p(x|y, \theta)$. Ela terá a seguinte forma:

$$\begin{aligned} p(x|y, \theta) &\cong f(y|x, \theta)p(x) = \prod_{r=1}^N f(y_r|x_r, \theta_{x_r}) \exp\left(\sum_{c \in \mathcal{C}} V_c(x)\right) \frac{1}{z} = \\ &= \left[\prod_{r=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{x_r}^2}} \exp\left(-\frac{(y_r - \mu_{x_r})^2}{2\sigma_{x_r}^2}\right) \right] \exp\left(\sum_{\{r,s\} \in \mathcal{C}} \beta t(x_r, x_s) - \sum_{\{r\} \in \mathcal{C}} \gamma_{x_r}\right) \frac{1}{z} = \end{aligned}$$

$$= \frac{1}{Z} \left[\prod_{r=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{x_r}^2}} \right] \exp \left(- \sum_{r=1}^N \frac{(y_r - \mu_{x_r})^2}{2\sigma_{x_r}^2} + \sum_{\{r,s\} \in \mathcal{C}} \beta t(x_r, x_s) - \sum_{\{r\} \in \mathcal{C}} \gamma_{x_r} \right) \quad (3.8)$$

Esta probabilidade é importante pois ela servirá como base no processo de otimização estatística. Maximizar o valor desta função significa encontrar o mapa de classes X (ou imagem segmentada) mais provável, dada a imagem a ser segmentada Y , ou, em outras palavras, minimizar o número de pixels mal classificados em X . Como já foi dito, os algoritmos conhecidos que se prestam a esta tarefa são dois: MAP (*Maximum A Posterior*) e MPM (*Maximization of the Posterior Marginals*). O primeiro deles (MAP) visa a maximização direta da função $p(x|y, \theta)$ enquanto o outro procura maximizar as marginais desta distribuição: $p(x_r|y, \theta)$.

De fato, o método MPM é o mais indicado para a segmentação. O algoritmo MAP associa um custo constante para todas as segmentações incorretas sem levar em conta o número de pixels mal classificados, ou seja, os pixels cuja classificação diferem da segmentação verdadeira esperada. Já o algoritmo MPM associa um determinado custo para cada segmentação incorreta, considerando o número de pixels mal classificados da mesma [Ros97].

Infelizmente, tanto para o método MAP quanto para o MPM, não é possível gerar uma amostra direta de X a partir da probabilidade posterior $p(x|y, \theta)$, mas é possível que ela seja aproximada iterativamente utilizando, por exemplo, o método *Gibbs Sampler* [CG92].

3.1.2 Algoritmo MPM

Vamos assumir inicialmente que os parâmetros do vetor θ já são conhecidos. O algoritmo MPM é utilizado para realizar a segmentação da imagem baseada em uma tarefa de otimização. O critério utilizado para isto é a minimização do número esperado de pixels mal classificados. Conforme foi comprovado por Jeff A. Bilmes [Bil98], minimizar este valor é equivalente a maximizar a distribuição marginal $p(X_s = k|Y = y, \theta)$ para todo $k \in \{1, 2, \dots, L\}$ e para todo $s \in S$. Portanto, para encontrar uma estimação MPM de X é necessário encontrar para cada $s \in S$ o valor de k que maximize:

$$p(X_s = k|Y = y) = \sum_{x \in \Omega_{k,s}} p(x|y, \theta) \quad (3.9)$$

onde $\Omega_{k,s} = \{x : x_s = k\}$.

Pode-se perceber que a computação exata desta distribuição é computacionalmente inviável. Se fixarmos o pixel s como sendo da classe k e variarmos todos os pixels restantes obteremos inúmeras combinações para o mapa X , correspondente ao espaço $\Omega_{k,s}$. É por isso que o método MPM visa a utilização de técnicas iterativas para obter uma aproximação adequada da estimação do campo de Markov. Basicamente, a idéia é aproximar a probabilidade $p(X_s = k|Y = y)$ para cada $s \in S$ e $k \in 1, 2, \dots, L$ da seguinte maneira:

- utilizar o Gibbs *sampler* para gerar uma cadeia de Markov $X(t)$, discreta no tempo, que convirja em distribuição para um campo aleatório com probabilidade $p(x|y, \theta)$;
- aproximar a densidade marginal $p(X_s = k|Y = y, \theta)$, que deve ser maximizada, como sendo a fração de tempo em que a cadeia de Markov passa no estado k no pixel s , para cada s e k .

Para uma cadeia de Markov $X(t)$, gerada utilizando-se o Gibbs *sampler*, há um total de L^N estados possíveis (correspondentes aos elementos de Ω_x). A cada passo do algoritmo somente um pixel é visitado de modo que $X(t-1)$ e $X(t)$ diferem apenas pela localização de um pixel. Em uma posição de tempo qualquer t , o estado de $X(t)$ em um pixel s corresponde à variável aleatória $X_s(t)$. Considere $q_t \in S$ como sendo o pixel visitado no tempo t . O estado de $X_{q_t}(t)$ é determinado gerando-se um valor aleatório com distribuição de probabilidade $p(X_{q_t} = k|Y = y, x_r(t-1), r \in \mathcal{G}_{q_t}, \theta)$.

Se a sequência $\{q1, q2, \dots, q3, \dots\}$ contém cada pixel $s \in S$ com frequência tendendo ao infinito, então para uma configuração $x(0) \in \Omega_X$:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} p(X(t) = x|Y = y, x(0)) = p(x|y, \theta) \quad (3.10)$$

para cada $x \in \Omega$. Deste modo, a cadeia de Markov converge em distribuição a um campo aleatório com probabilidade $p(x|y, \theta)$, ou seja, $p(x|y, \theta)$ é a distribuição limite para a cadeia de Markov.

Para formalizar a aproximação da densidade marginal $p(X_s = k|Y = y, \theta)$ considere primeiramente a seguinte função:

$$\alpha_{k,s}(t) = \begin{cases} 1, & \text{se } X_s(t) = k \\ 0, & \text{se } X_s(t) \neq k \end{cases} \quad (3.11)$$

Sendo assim, se T_s é o número de visitas ao pixel s realizadas pelo Gibbs *sampler* então a

aproximação ocorre da seguinte maneira:

$$p(X_s = k | Y = y, \theta) \approx \frac{1}{T_s} \sum_{t=1}^{T_s} \alpha_{k,s}(t) \quad \forall k, s \quad (3.12)$$

3.1.3 Algoritmo EM

O algoritmo EM [Bil98, DLR77, Wu83, RWS4] é um método de estimação de parâmetros que se encaixa no esquema geral de estimação por **máxima-verossimilhança** e é aplicado em problemas onde parte dos dados não são conhecidos, ou seja, em problemas de dados incompletos.

Dentro do contexto de segmentação de imagens o objetivo do método EM é estimar os parâmetros θ , do modelo utilizado para a imagem observada Y . Conforme foi visto, estes parâmetros são importantes no processo de otimização realizado pelo algoritmo MPM.

Os métodos de estimação baseados no esquema de máxima-verossimilhança procuram, como o próprio nome diz, maximizar a função de verossimilhança [Dou98]. Como esta função é definida a partir de um produto, a tarefa de otimização da mesma se torna mais simples utilizando-se o seu logaritmo. Isto ocorre porque o logaritmo de um produto é equivalente a um somatório de logaritmos.

Para um problema comum, que não possui dados ausentes, bastaria simplesmente que a função de verossimilhança fosse maximizada. Porém, com a existência de dados ausentes, o que se procura é a maximização do valor esperado desta função [Col97].

O método EM é essencialmente um algoritmo iterativo de otimização que converge para um máximo local da função de verossimilhança. Em cada iteração são realizados dois passos: determinação do valor esperado e maximização.

Seja $\theta(p)$ o conjunto de parâmetros estimados na iteração p , então o primeiro passo do algoritmo é computar a seguinte função:

$$Q(\theta, \theta(p-1)) = E[\log f(y|x, \theta) | Y = y, \theta(p-1)] \quad (3.13)$$

A estimação $\theta(p)$ é obtida no passo seguinte como sendo o valor θ que maximize $Q(\theta, \theta(p-1))$, ou seja, que satisfaça:

$$Q(\theta(p), \theta(p-1)) \geq Q(\theta, \theta(p-1)) \quad \forall \theta \in \Omega_\theta \quad (3.14)$$

Substituindo (3.7) em (3.13), diferenciando, igualando a zero e resolvendo para $\theta(p) = [\mu_1(p), \sigma_1^2(p); \dots; \mu_L(p), \sigma_L^2(p)]$ obtém-se:

$$\mu_k(p) = \frac{1}{N_k(p)} \sum_{s=1}^N y_s p(X_s = k | Y = y, \theta(p-1)) \quad (3.15)$$

e

$$\sigma_k^2(p) = \frac{1}{N_k(p)} \sum_{s=1}^N (y_s - \mu_k(p))^2 p(X_s = k | Y = y, \theta(p-1)) \quad (3.16)$$

onde

$$N_k(p) = \sum_{s=1}^N p(X_s = k | Y = y, \theta(p-1)) \quad (3.17)$$

para $k = 1, \dots, L$.

Estas equações são utilizadas para se obter iterativamente as atualizações dos parâmetros contidos no vetor θ (média e variância para cada classe).

Implementação

Conforme especificado no capítulo de introdução, o objetivo final deste estudo consiste no desenvolvimento de um programa capaz de, a partir de fotografias aéreas de colônias de aves, realizar a contagem automática dos indivíduos (aves) e dos eventuais ninhos presentes nestas imagens. Para isso, é necessário que este programa seja constituído, basicamente, de um algoritmo capaz de segmentar as imagens e outro para a contagens das regiões obtidas.

As imagens utilizadas apresentam características que sugerem fortemente a aplicação de técnicas de segmentação baseadas em textura. Os pássaros e seus ninhos encontram-se na maioria das vezes sobre as copas das árvores. Deste modo as fotografias são compostas basicamente pela imagem dos indivíduos, dos ninhos e de cobertura florestal.

Como é de se esperar, uma imagem desta natureza apresenta uma delimitação muito pouco precisa do contorno de seus elementos constitutivos (indivíduos, ninhos e cobertura florestal). Os ninhos, por exemplo, quando visíveis, encontram-se bem difundidos em meio à folhagem das árvores, o que afasta a possibilidade de se empregar alguma técnica baseada na detecção de bordas.

A utilização de técnicas baseadas na similaridade dos tons de cinza (métodos baseados em região e limiarização) também representa uma solução inadequada ao problema pois nenhum dos elementos básicos das imagens possui como característica predominante a similaridade nos tons de seus pixels. Ao invés disto, o que ocorre é qualquer um deles pode ser composto por uma variedade de tons. No entanto, verifica-se que o arranjo destes tons ocorre de maneira diferente em cada elemento.

Estas afirmações reforçam a idéia de que a utilização de texturas no processo de segmentação constitui a melhor alternativa. Ainda, por se tratar de elementos encontrados

na natureza, é de se esperar que a textura associada a cada elemento (pássaro, ninho ou cobertura florestal) apresente comportamento pouco determinístico, ou seja, aleatório.

Com base nestas características, e analisando os resultados obtidos em diversos estudos voltados para segmentação baseada em textura, o método escolhido para segmentar as imagens foi o método EM/MPM, apresentado no capítulo 3. Para a contagem do número de regiões conexas, que representam os objetos obtidos na etapa de segmentação, foi utilizado um método iterativo baseado no algoritmo de preenchimento por alagamento (*Flood Fill*) [HB96].

Este capítulo descreve, de maneira objetiva, as principais etapas e conceitos que conduzem à implementação do algoritmo de segmentação EM/MPM e do algoritmo de contagem de regiões. Outras duas técnicas foram incorporadas ao EM/MPM tornando-o mais robusto. A primeira delas consiste na utilização de um parâmetro variável de iteração espacial entre os pixels do mapa de classe (técnica denominada *Annealing*) e a outra refere-se à utilização de uma abordagem multi-resolução. Estas duas técnicas também serão discutidas neste capítulo.

4.1 Visão geral do algoritmo EM/MPM

O algoritmo EM/MPM implementado neste estudo combina as técnicas descritas nas seções 3.1.2 e 3.1.3. Conforme descrito nessas seções, a técnica MPM tem como objetivo encontrar um mapa de classes que possua um número mínimo de pixels mal classificados (pixels cuja classificação diferem da segmentação real da imagem), enquanto que, alternadamente, o método EM procura estimar o vetor θ de parâmetros das classes com base na técnica de estimação por máxima verossimilhança.

Para se ter uma visão geral deste processo, considere inicialmente um vetor θ escolhido arbitrariamente e denominado $\hat{\theta}(0)$. A partir de $\hat{\theta}(0)$ o algoritmo MPM é executado pela primeira vez, fornecendo a estimação para a densidade marginal $p(X_s = k | Y = y, \hat{\theta}(0))$, conforme especificado em 3.12. Este valor estimado da marginal é utilizado nas equações 3.15 e 3.16 para se obter a primeira estimação do vetor θ , ou seja, $\hat{\theta}(1)$. Esta nova estimação é então utilizada na nova etapa MPM para se obter a estimação de $p(X_s = k | Y = y, \hat{\theta}(1))$, que por sua vez é utilizada na obtenção de $\hat{\theta}(2)$. Este processo continua até que um determinado critério de parada seja atingido. Tal critério é abordado mais adiante ainda nesta seção.

Em cada performance do algoritmo MPM é gerada uma cadeia de Markov $X(t)$ que converge em distribuição para um campo aleatório com probabilidade $p(x|y, \theta)$. Os elementos desta cadeia são os mapas $X(0), X(1), \dots, X(T)$ e, conforme mencionado na seção 3.1.2, estes elementos se diferem apenas pela classificação de um pixel. Ao longo do processo EM/MPM,

várias destas cadeias são geradas, formando o conjunto $X(1, t), \dots, X(P + 1, t)$, para algum $P \geq 1$. A geração da cadeia $X(p, t)$ corresponde à performance do *estágio* p do algoritmo EM/MPM e a estimação do vetor θ obtida durante o estágio p é representada pela variável aleatória $\Theta(p)$.

Considerando estas novas notações é possível descrever de uma maneira um pouco mais específica o processo em questão. O algoritmo inicia com uma estimação $\Theta(0) = \hat{\theta}(0)$ para algum $\hat{\theta}(0) \in \Omega_\theta$ (Ω_θ é o espaço de todas as possíveis combinações de valores para o vetor θ). A primeira cadeia de Markov $X(1, t)$ é gerada utilizando o procedimento descrito na seção 3.1.2. Nesta cadeia, o estado de um determinado pixel qt no momento t corresponde à notação $X_{qt}(t)$ e é determinado a partir de uma amostra retirada da função densidade de probabilidade condicional $p(X_{qt} = k | Y = y, X_r = x_r(t-1), r \in \mathcal{G}_{qt}, \Theta(0) = \hat{\theta}(0))$. Tanto o desenvolvimento necessário para se obter esta função de probabilidade quanto o processo de amostragem será visto com mais detalhes nas próximas seções.

Depois de cada pixel ter sido visitado T_1 vezes durante o estágio p do processo, para algum $T_1 > 1$, o valor aproximado da densidade marginal $p(X_s = k | Y = y, \Theta(0) = \hat{\theta}(0))$ é computado utilizando as equações 3.11 e 3.12, ou seja, contabilizando-se o número de vezes que o pixel s foi classificado como sendo da classe k em relação ao número total de visitas que este pixel recebeu. Formalizando:

$$p(X_s = k | Y = y, \Theta(0) = \hat{\theta}(0)) \approx \frac{1}{T_1} \sum_{t=1}^{T_1} \alpha_{k,s}(1, t)$$

onde

$$\alpha_{k,s}(1, t) = \begin{cases} 1, & \text{se } X_s(1, t) = k \\ 0, & \text{se } X_s(1, t) \neq k \end{cases}$$

A partir desta aproximação o vetor de parâmetros $\Theta(1) = [M_1(1), S_1(1), \dots, M_L(1), S_L(1)]$ é computado utilizando as equações 3.15 e 3.16 conforme a apresentado a seguir:

$$M_k(1) = \frac{\sum_{s=1}^N y_s p(X_s = k | Y = y, \Theta(0) = \hat{\theta}(0))}{\sum_{s=1}^N p(X_s = k | Y = y, \Theta(0) = \hat{\theta}(0))}$$

e

$$S_k(1) = \frac{\sum_{s=1}^N (y_s - M_k(1))^2 p(X_s = k | Y = y, \Theta(0) = \hat{\theta}(0))}{\sum_{s=1}^N p(X_s = k | Y = y, \Theta(0) = \hat{\theta}(0))}$$

Após ter calculado a estimção $\hat{\theta}(1)$, o processo continua com a produção da cadeia $X(p, t)$ seguida da estimção de $\Theta(p) = \hat{\theta}(p)$ até que o critério de parada estabelecido seja atingido. Nesta implementação o processo será finalizado quando um número predeterminado P de estágios for atingido.

O algoritmo pode, então, ser resumido da seguinte maneira:

1. Escolher valores para o vetor de parâmetros inicial $\Theta(0)$ e para o mapa de classes inicial $X(1, 0)$;
2. Realizar T iterações do algoritmo MPM utilizando $\hat{\theta}(p-1)$ como o valor de θ ;
3. Utilizar as equações do método EM (3.15 e 3.16) para obter $\hat{\theta}(p)$;
4. Repetir os itens 2 e 3 para P estágios.

A segmentação final é obtida executando o algoritmo MPM pela última vez com a estimção de θ obtida no estágio P , ou seja, $\hat{\theta}(P)$. A execução desta etapa final irá produzir a cadeia de Markov $X(P+1, t)$ sendo que a imagem segmentada corresponde ao último elemento desta cadeia: $X(P+1, T)$.

4.1.1 Gibbs Sampler

O algoritmo *Gibbs Sampler* corresponde a módulo fundamental da implementação do algoritmo EM/MPM. Vale lembrar que o seu objetivo é gerar as cadeias de Markov $X(1, t)$, $X(2, t)$, ..., $X(P+1, t)$, discretas no tempo, que converjam em distribuição para um campo aleatório com probabilidade $p(x|y, \theta)$ (3.8). A partir destas cadeias serão calculados os valores aproximados para densidade marginal $p(X_s = k | Y = y, \Theta(p) = \hat{\theta}(p))$ cuja maximização é foco do algoritmo MPM (*Maximization of the Posterior Marginals*).

George Casella e Edward I. George [CG92] dizem que “o Gibbs Sampler é uma técnica para geração indireta de variáveis aleatórias de uma determinada distribuição marginal sem ter que realmente calcular esta tal distribuição”. De fato o Gibbs Sampler é utilizado em aplicações cujos modelos estatísticos possuem um conjunto de duas ou mais variáveis aleatórias, e é necessário capturar características das densidades marginais associadas a estas

variáveis. A maneira mais intuitiva para se alcançar este objetivo seria calcular diretamente o valor das marginais. Ocorre que, dependendo função de probabilidade conjunta do modelo, a computação exata das probabilidades marginais se torna uma tarefa inviável, como por exemplo a computação da marginal expressa pela equação 3.9.

Para começar a compreender o algoritmo Gibbs Sampler considere primeiro um modelo com duas variáveis aleatórias A e B e sua respectiva densidade conjunta $f(A = a, B = b)$. Frequentemente, em modelos estatísticos, a distribuição de uma variável aleatória condicionada aos valores das demais variáveis pode ser facilmente determinada [CG92]. Sendo assim, considere que para este modelo de duas variáveis as distribuições condicionais $f(A = a|B = b)$ e $f(B = b|A = a)$ são conhecidas. A técnica utilizada pelo Gibbs Sampler consiste em gerar amostras alternadas destas funções condicionais, sendo que uma amostra de uma determinada variável depende exatamente dos valores obtidos na iteração anterior das variáveis a qual ela se encontra condicionada, o que caracteriza uma cadeia de Markov. Sendo assim, para este modelo de duas variáveis a seguinte cadeia seria gerada:

$$B_0 = b_0, A_0 = a_0, B_1 = b_1, A_1 = a_1, B_2 = b_2, A_2 = a_2, \dots, B_k = b_k, A_k = a_k. \quad (4.1)$$

O valor inicial da cadeia, B_0 , deve ser definido como um valor aleatório enquanto que os valores restantes são obtidos iterativamente da seguinte maneira:

$$\begin{aligned} A_i &\sim f(a|B_i = b_i) \\ B_i &\sim f(b|A_{i-1} = a_{i-1}) \end{aligned}$$

A geração da cadeia 4.1 é denominada “amostragem de Gibbs” (*Gibbs sampling*) e a medida que o número de elementos desta cadeia aumenta ($k \rightarrow \infty$) a distribuição associada a A_k converge para $f(a)$. Sendo assim, é possível determinar as características desejáveis desta marginal ou até mesmo obter aproximações de seu valor.

Dentro do contexto do processo EM/MPM a cadeia de Markov $X(p, t)$ é gerada de maneira análoga. Nesta seção será utilizada apenas a notação $X(t)$.

Considere agora o modelo utilizado para representar o mapa de classes X , descrito na seção 3.1.1. Trata-se de um Campo Aleatório de Markov (*Markov Random Field*) formado por N variáveis aleatórias $X_1, X_2, \dots, X_N$ que correspondem aos pixels do mapa. Também é possível determinar, para cada uma destas variáveis, uma distribuição de probabilidade condicionada às demais variáveis do modelo. Vale lembrar que uma das características dos

campos aleatórios de Markov consiste no fato de que a probabilidade de uma variável assumir determinado valor condicionada aos valores assumidos pelas demais variáveis corresponde à probabilidade condicionada apenas aos valores das variáveis vizinhas. Sendo assim, a função de probabilidade condicional de uma variável s é denotada por $p(X_s = k | Y = y, X_r = x_r, r \in \mathcal{G}_s, \theta)$ onde $\mathcal{G}_s$ corresponde ao conjunto de variáveis (pixels) X_r vizinhas de X_s .

Para se gerar uma cadeia $X(t)$, o Gibbs Sampler “visita” a cada iteração somente um pixel do mapa de classe. Seja o pixel visitado na iteração t denominado qt . O valor atribuído a este pixel é obtido a partir de uma amostra retirada da função de probabilidade condicional associada a ele, ou seja, $p(X_{qt} = k | Y = y, X_r = x_r(t-1), r \in \mathcal{G}_{qt}, \theta)$. Observe que para se gerar esta amostra são utilizados apenas os valores das variáveis vizinhas obtidos na iteração anterior ($t-1$), visto que esta é uma cadeia de Markov. Sendo assim, o elemento da cadeia no tempo t é o mapa de classe $X(t)$ cuja única diferença do mapa $X(t-1)$ corresponde à classificação do pixel qt . A figura 4.1 ilustra a formação desta cadeia.

Figura 4.1: Cadeia de Markov gerada pelo *Gibbs Sampler*.

Em resumo, o algoritmo Gibbs Sampler utilizado para gerar a cadeia 4.1 realiza, a cada iteração, os seguintes passos:

- Escolher um determinado pixel da imagem;
- Classificar este pixel, no mapa de classe, com o valor obtido na geração de uma amostra da função de probabilidade condicionada às demais variáveis;
- Repetir os dois primeiros passos para um número pre-determinado de iterações.

A escolha dos pixels dentro da imagem pode ocorrer em qualquer ordem, desde que se fique assegurado que cada pixel seja visitado, pelo menos, mais de uma vez. O método utilizado nesta implementação, e também o mais intuitivo, consiste em escolher sequencialmente os pixels, varrendo a imagem linha por linha (*raster scan*). Neste caso, cada pixel é visitado o

mesmo número de vezes, ou seja, $T_1 = T_2 = \dots = T_N = T$. Logo, T representa o número de vezes que o mapa de classe foi percorrido pelo algoritmo. Outra maneira de se percorrer a imagem encontra-se ilustrada na figura 4.2. Trata-se de uma técnica recursiva para percurso de uma grade 2D desenvolvida por David Hilbert e Giuseppe Peano [FPD01].

Vale também citar que uma característica importante do algoritmo Gibbs Sampler consiste no fato de ele pode ser implementado de modo que sua execução se torne paralela, ou seja, o valor de duas ou mais variáveis aleatórias pode ser calculado ao mesmo tempo, por processadores diferentes, sem que isso prejudique o resultado final do processamento. É de se esperar, portanto, que este tipo de implementação proporcione uma velocidade substancialmente maior na geração de cadeias de Markov, sendo esta velocidade diretamente proporcional à capacidade de paralelismo do ambiente utilizado. Um exemplo de implementação paralela para o Gibbs Sampler pode ser encontrada no artigo de David A. Bader, Joseph JáJá e Rama Chellappa [BJC95].

Figura 4.2: Percurso de imagem pelo método Hilbert-Peano. (a) início; (b) estágio intermediário; (c) resultado

4.1.2 Retirando uma amostra de uma função densidade de probabilidade

Retirar uma amostra (ou realização) de uma determinada fdp (função densidade de probabilidade) significa atribuir um valor a uma variável aleatória, discreta ou contínua, cujo comportamento é descrito pela fdp em questão. Um conjunto significativamente grande de amostras deve, portanto, apresentar características suficientes para descrever os parâmetros da fdp.

Diversas são as funções de probabilidade utilizadas para se descrever uma determinada variável aleatória. Dentre elas as mais conhecidas são:

- distribuição uniforme;

- distribuição exponencial;
- distribuição geométrica;
- distribuição normal;
- distribuição de poisson;
- distribuição gama;
- distribuição beta.

A distribuição uniforme é a mais simples de todas pois ela atribui um valor constante de probabilidade para todos os elementos do domínio. Ela é utilizada, na maioria dos casos, como base para a geração de amostras de outras distribuições. Por este motivo, a maioria das linguagens de programação implementam uma função, geralmente denominada *random*, para a geração de valores aleatórios com distribuição uniforme.

Para se gerar uma amostra de uma fdp contínua, $f(x)$, a partir da distribuição uniforme é necessário, primeiramente, definir duas funções: (1) a função acumulada $F(x) := \int_{-\infty}^x f(x) dx$ e; (2) a função inversa da acumulada $F^{-1}(x)$. Vale lembrar que $\lim_{x \rightarrow \infty} F(x) = 1$ e $\lim_{x \rightarrow -\infty} F(x) = 0$ [Dou98]. Gera-se então um valor aleatório a , entre 0 e 1, com distribuição de probabilidade uniforme e aplica-se este valor à função inversa $F^{-1}(x)$. O valor obtido $v = F^{-1}(a)$ corresponde à amostra com distribuição de probabilidade $f(x)$. A figura 4.3 ilustra o processo de obtenção de uma amostra retirada de distribuição normal.

Figura 4.3: Geração de uma amostra v com distribuição normal a partir de uma amostra a com distribuição uniforme. (a) distribuição normal $f(x)$; (b) função acumulada de $f(x)$

Conforme descrito na seção anterior um, dos passos do algoritmo *Gibbs Sampler* consiste em obter uma amostra da distribuição condicional $p(X_{qt} = k | Y = y, X_r = x_r, r \in \mathcal{G}_s, \theta)$, que corresponde à probabilidade da variável X_{qt} assumir o valor k , dado o valor das demais variáveis X_r pertencentes à vizinhança $\mathcal{G}_{qt}$. Para obter esta função considere primeiro a definição de probabilidade condicional [Dou98]. Dados dois eventos, E e F , define-se a probabilidade de E ocorrer dado que F ocorreu da seguinte forma:

$$P(E|F) = \frac{P(E, F)}{P(F)}. \quad (4.2)$$

Considere agora os seguintes eventos: (a) uma determinada variável aleatória X_{qt} assumir o valor k , ou seja, $X_{qt} = k$; e (b) as demais variáveis assumirem valores quaisquer ($X_r = x_r, r \neq qt$). De acordo com a equação 4.2, a probabilidade do evento “a” ocorrer dado que o evento “b” ocorreu é dada por:

$$p(X_{qt} = k | X_r = x_r, r \neq qt) = \frac{p(X_{qt} = k, X_r = x_r, r \neq qt)}{p(X_r = x_r, r \neq qt)}$$

$$\text{onde } p(X_r = x_r, r \neq qt) = \sum_{k=1}^L p(X_{qt} = k, X_r = x_r, r \neq qt).$$

A notação da probabilidade posterior, $p(x|y, \theta)$ 3.8, por sua vez, pode ser substituída pela notação correspondente $p(X_{qt} = k, X_r = x_r, r \neq qt | Y, \theta)$. Sendo assim, é possível encontrar a probabilidade condicional desejada, utilizando a equação 3.8, a partir do seguinte desenvolvimento:

$$\begin{aligned} p(X_{qt} = k | X_r = x_r, r \neq qt, Y, \theta) &= \frac{p(X_{qt} = k, X_r = x_r, r \neq qt | Y, \theta)}{\sum_{k=1}^L p(X_{qt} = k, X_r = x_r, r \neq qt | Y, \theta)} = \\ &= \frac{\frac{1}{z} \left[\prod_{r=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{x_r}^2}} \right] \exp \left(- \sum_{r=1}^N \frac{(y_r - \mu_{x_r})^2}{2\sigma_{x_r}^2} + \sum_{\{r,s\} \in \mathcal{C}} \beta t(x_r, x_s) - \sum_{\{r\} \in \mathcal{C}} \gamma_{x_r} \right)}{\sum_{k=1}^L \frac{1}{z} \left[\prod_{r=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{x_r}^2}} \right] \exp \left(- \sum_{r=1}^N \frac{(y_r - \mu_{x_r})^2}{2\sigma_{x_r}^2} + \sum_{\{r,s\} \in \mathcal{C}} \beta t(x_r, x_s) - \sum_{\{r\} \in \mathcal{C}} \gamma_{x_r} \right)} = \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& \frac{1}{z} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_k^2}} \left[\prod_{r \neq qt} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{x_r}^2}} \right] \exp \left(-\frac{(y_{qt} - \mu_k)^2}{2\sigma_k^2} - \sum_{r \neq qt} \frac{(y_r - \mu_{x_r})^2}{2\sigma_{x_r}^2} + \sum_{\{qt,s\} \in \mathcal{C}} \beta t(k, x_s) + \sum_{\{r,s \neq qt\} \in \mathcal{C}} \beta t(x_r, x_s) - \sum_{\{r \neq qt\} \in \mathcal{C}} \gamma_{x_r} - \gamma_k \right) \\
& \sum_{k=1}^L \frac{1}{z} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_k^2}} \left[\prod_{r \neq qt} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{x_r}^2}} \right] \exp \left(-\frac{(y_{qt} - \mu_k)^2}{2\sigma_k^2} - \sum_{r \neq qt} \frac{(y_r - \mu_{x_r})^2}{2\sigma_{x_r}^2} + \sum_{\{qt,s\} \in \mathcal{C}} \beta t(k, x_s) + \sum_{\{r,s \neq qt\} \in \mathcal{C}} \beta t(x_r, x_s) - \sum_{\{r \neq qt\} \in \mathcal{C}} \gamma_{x_r} - \gamma_k \right) = \\
& = \frac{\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_k^2}} \exp \left(-\frac{(y_{qt} - \mu_k)^2}{2\sigma_k^2} - \sum_{\{qt,s\} \in \mathcal{C}} \beta t(k, x_s) - \gamma_k \right)}{\sum_{k=1}^L \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_k^2}} \exp \left(-\frac{(y_{qt} - \mu_k)^2}{2\sigma_k^2} + \sum_{\{qt,s\} \in \mathcal{C}} \beta t(k, x_s) - \gamma_k \right)} \quad (4.3)
\end{aligned}$$

onde

$$t(k, x_s) = \begin{cases} 0, & \text{se } x_s = k \\ 1, & \text{se } x_s \neq k \end{cases}$$

A geração de uma amostra da função 4.3 ocorre de maneira análoga ao exemplo dado nesta seção (figura 4.3), porém, desta vez são utilizadas funções discretas. Para realizar esta operação o programa desenvolvido conta com uma função denominada *sample* que é chamada toda vez que um determinado pixel é visitado pelo algoritmo *Gibbs Sampler*. Através da função 4.3 a rotina *sample* calcula, para cada classe, a probabilidade dela ocorrer, dado os valores dos parâmetros naquele momento. Constrói-se então um vetor V de probabilidades acumuladas, que corresponde à função acumulada discreta da função 4.3. Cada posição deste vetor corresponde a uma classe e armazena para ela o valor da função acumulada. A seguir gera-se um valor aleatório r com distribuição uniforme, utilizando uma função já existente da linguagem de programação. O valor a ser retornado pela função *sample* deve ser obtido através da função inversa da acumulada, ou seja, o índice do vetor V cujo valor armazenado mais se aproxima do valor aleatório r . Para isso, a função *sample* simplesmente percorrer o vetor V até encontrar um valor maior que r , retornado assim o índice da posição anterior.

Dentro do contexto de implementação do método EM/MPM pode-se dizer que a obtenção de uma amostra da função 4.3, constitui uma operação chave para o processo como um todo. Uma rápida análise da função *sample* nos permite ter uma boa idéia do esforço computacional que o EM/MPM demanda durante a segmentação de uma imagem. Considere primeiro que uma imagem de tamanho $N \times M$ venha a ser segmentada. Suponha que este processo seja realizado em P estágios e cada estágio realize T iterações do algoritmo MPM, de acordo com

algoritmo apresentado na seção 4.1. Deste modo a função *sample* será executada $N \times M \times T \times P$ vezes durante a segmentação. O que representa um número razoavelmente grande de chamadas. Considerando agora as diversas operações realizadas pela função *sample* é possível dizer que a segmentação pelo método EM/MPM demanda um esforço computacional significativo.

Dentre as tarefas da função *sample*, sem dúvida a mais custosa corresponde à execução da função exponencial. Para suprimir o efeito de sobrecarga causado pela ativação consecutiva desta operação, foi desenvolvido um esquema de armazenamento em vetor dos valores exponenciais mais utilizadas. Este esquema é ativado ao iniciar-se o programa. Nesta ocasião, é alocado um vetor de valores reais com milhares de posições e em seguida, são calculadas e armazenadas neste vetor as exponenciais de uma ampla faixa de valores pre-definidos. Considerando que a precisão dos valores calculados não representa um fator determinante para o bom desempenho do processo, não se faz necessário calcular a exponencial para valores reais com muitas casas de precisão, o que torna possível a utilização de um vetor menor, de tamanho razoável, sem comprometer a qualidade final dos resultados gerados. Deste modo, a função da linguagem para cálculo da função exponencial foi substituída por uma função que desempenha a mesma tarefa, porém, com menor precisão. O parâmetro passado a esta função serve como índice para o vetor de exponenciais. O valor encontrado naquela posição é retornado como sendo o valor exponencial desejado.

Analisando ainda a função 4.3 é possível compreender a influência exercida pelo parâmetro β e pelo conjunto de parâmetros $\{\gamma_k\}$ no processo de segmentação EM/MPM. A função $t(k, x_s)$, em outras palavras, contabiliza a quantidade de pixels vizinhos ao pixel qt que pertencem a classe k . Considerando que o sistema de vizinhança utilizado nesta implementação consiste no sistema 4-conectado, ou seja, quatro vizinhos, a função $t(k, x_s)$ deve variar entre valores de 0 a 4. Quanto maior for o valor desta função, isto é, quanto mais vizinhos do pixel qt pertencerem a classe k , maior será o valor da exponencial da função e, conseqüentemente, maior será a probabilidade do pixel qt ser classificado como sendo também da classe k . Como o parâmetro β está diretamente relacionado com $t(k, x_s)$, aumentar o seu valor corresponde a aumentar proporcionalmente a influência que os pixels vizinhos exercem na classificação do pixel qt . Por outro lado, diminuir β implica em igual diminuição desta influência. Sendo assim, o parâmetro β é denominado o *parâmetro de interação espacial*.

Conforme já mencionado na seção 3.1.1 o parâmetro γ_k define, em termos práticos, uma estimativa de custo para o surgimento de regiões da classe k . Sendo assim, quanto maior for o valor de γ_k , menor será a probabilidade do pixel qt ser classificado como sendo pertencente à classe k . Isto ocorre porque o parâmetro γ_k influencia de maneira negativa o valor da exponencial da função 4.3, ou seja, quanto maior o valor de custo γ_k , menor será o valor da

exponencial e, conseqüentemente menor será o valor da probabilidade $p(X_{qt} = k | X_r = x_r, r \neq qt, Y, \theta)$. A utilização deste conjunto de parâmetros de custo é reservada para aplicações que possuem uma informação *a priori* sobre o tamanho relativo das diversas regiões que constituem a imagem. Na ausência de tal informação, assume-se como sendo zero o valor de γ_k para cada classe k .

4.1.3 Abordagem Multiresolução

A diferença na suavidade das diversas texturas dos objetos que compõem uma imagem constitui um assunto de grande relevância no processo de segmentação baseado em textura. Uma mesma imagem pode conter regiões de texturas mais suaves e outras de texturas mais grosseiras. A capacidade que um determinado método tem de lidar com texturas mais grosseiras irá, definitivamente, influenciar na geração de um resultado que mais se aproxime da segmentação verdadeira.

A delimitação de regiões realizada apenas pela análise da textura pode, a partir de uma mesma imagem, gerar resultados diferentes. Para visualizar esta situação, considere uma região de textura bem grosseira. Se observarmos de perto esta região iremos encontrar sub-regiões de texturas mais suaves, e assim, o resultado da segmentação poderia ser tanto aquele constituído por uma única região de textura grosseira, quanto outro formado por regiões menores de texturas mais suaves. A imagem de uma parede de tijolos, por exemplo, poderia ser representada por uma única região, que compreendesse toda a parede, ou por uma série de regiões que, representasse os tijolos e suas respectivas junções, separadamente.

Dentro deste contexto, surge de imediato a seguinte questão: até que ponto, uma região de textura grosseira, deve ser delimitada como uma única região pelo processo de segmentação? A resposta desta questão não é simples do ponto de vista computacional. Cada região ou objeto da imagem possui um significado cuja análise está além dos limites do processo de segmentação. Para determinadas imagens a consideração de texturas mais grosseiras pode representar uma boa opção, enquanto que para outras isto pode causar o desaparecimento de pequenas regiões que seriam relevantes no resultado final da segmentação. Sendo assim, a solução mais adequada para o problema consiste em considerar este ponto como sendo um parâmetro intrínseco do algoritmo de segmentação e ajustá-lo de acordo com o tipo de imagem que se pretende segmentar.

O sistema de vizinhança adotado para um determinado método está diretamente relacionado com a capacidade que ele tem de delimitar regiões de texturas mais grosseiras ou mais suaves. A medida que vizinhanças mais abrangentes são utilizadas, regiões de texturas mais grosseiras tendem a aparecer com maior frequência ao final da segmentação, e, por outro lado, a utilização de vizinhanças pequenas aumenta a ocorrência de regiões de texturas mais

suaves. Sendo assim, é possível dizer que a variação do sistema de vizinhança constitui uma alternativa viável para tornar o método mais ou menos sensível às texturas grosseiras.

Porém, uma outra alternativa para se variar o parâmetro em questão tem sido elaborada e aplicada em diversos estudos direcionados à segmentação por textura [CD03, BL91, BS94, NKI93, MJ92]. Trata-se de uma técnica cuja abordagem consiste, basicamente, em combinar com o processo de segmentação uma análise conjunta de **diversas resoluções**¹ da imagem.

De fato, a suavidade é uma característica da textura que varia proporcionalmente com o escalonamento da imagem, ou seja, ao variarmos a escala da imagem, aumentando ou diminuindo, estaremos alterando proporcionalmente a suavidade das texturas das regiões que a compõem. A figura 4.4 nos permite visualizar esta característica. Percebe-se que quanto menor a escala, mais suaves se tornam as texturas. Por convenção, a imagem sem escalonamento (imagem original) corresponde à resolução mais refinada, enquanto que a imagem menor (de menor constante escalar) representa a resolução mais grosseira da imagem.

Figura 4.4: Escalonamento de uma imagem com duas regiões de texturas distintas (a) Imagem original (b) Constante escalar = 0.5 (c) Constante escalar = 0.25

Partindo deste princípio, a abordagem multiresolução para segmentação por textura tem como objetivo obter a segmentação de diversas resoluções da imagem e combinar estas informações de tal modo que a segmentação final se aproxime mais do resultado verdadeiro esperado. Esta estratégia garante que regiões de texturas mais grosseiras possam ser delimitadas sem que seja necessário aumentar a abrangência do sistema de vizinhança utilizado. Isto, por sua vez, constitui uma vantagem já que a utilização de uma vizinhança maior proporciona um aumento de complexidade do algoritmo de segmentação [CD03]. Também, outra característica vantajosa consiste no fato de que a maior parte do trabalho de segmentação pode ser realizado sobre a imagem de resolução mais grosseira, que possui uma quantidade

¹Cópia escalonada.

significativamente menor de pixels.

Conforme já mencionado, o método EM/MPM implementado neste estudo utiliza um sistema de vizinhança do tipo 4-conectado, ou seja, quatro vizinhos em forma de cruz. Com base no que foi discutido até aqui, isto torna o método praticamente incapaz de delimitar regiões de texturas mais grosseiras. Por se tratar da solução mais vantajosa para este problema, a abordagem multiresolução foi incorporada ao método tornando-o mais flexível e capaz de gerar resultados mais coerentes na segmentação de imagens com regiões de texturas mais grosseiras.

A adaptação necessária para incorporar esta abordagem é relativamente simples. Primeiramente foi implementado um algoritmo de escalonamento para gerar imagens com a metade da resolução original. A técnica utilizada é a mais simples e consiste em substituir um conjunto de quatro pixels por um único pixel cuja intensidade corresponde à média aritmética da intensidade dos outros quatro. Gera-se então, ao início do processo de segmentação, um vetor de imagens cujo primeiro elemento corresponde à imagem original; o segundo elemento contém uma imagem com a metade da resolução da primeira; o terceiro contém uma imagem com um quarto da resolução original, e assim por diante. O último elemento deste vetor contém uma imagem escalonada por um fator de $\frac{1}{2^{R-1}}$, onde R corresponde ao número de resoluções utilizadas na segmentação. Nesta implementação, este número foi estabelecido como sendo um parâmetro ajustável do processo. Através da interface do programa é possível que o usuário selecione o valor de R entre “1” e “8”, sendo que para o valor “1”, a segmentação é realizada pelo método EM/MPM simples, sem abordagem multi-resolução.

Após ter sido montado, o vetor de imagens possui uma estrutura que se assemelha a uma **pirâmide**, sendo a base constituída pela imagem original e o topo constituído pela imagem de resolução mais grosseira. De forma resumida o novo algoritmo irá segmentar as imagens desta pirâmide separadamente, começando pelo topo e terminando em sua base. O resultado obtido em cada etapa deste processo é utilizada para auxiliar a segmentação da próxima imagem da pirâmide até que o resultado final da segmentação seja alcançado.

A imagem do topo da pirâmide é segmentada inicialmente com o algoritmo EM/MPM sem alterações. O número de estágios desta etapa é um parâmetro que deve ser definido pelo usuário, bem como o parâmetro β que define a interação espacial de um pixel com os seus respectivos vizinhos. A partir de então, inicia-se uma nova fase do algoritmo que irá segmentar o restante das imagens da pirâmide utilizando uma versão um pouco modificada do EM/MPM. Para esta fase, novos valores para o número de estágios e para o parâmetro β devem ser introduzidos a partir da interface do programa. Além disso, outro novo parâmetro, α , que será discutido adiante, também deve ser informado pelo usuário.

As modificações realizadas nesta nova versão do algoritmo EM/MPM envolvem uma

alteração estrutural do modelo utilizado para o mapa de classes X . No modelo anterior, X era definido sobre um espaço bidimensional S , conforme as notações apresentadas na seção 3.1. O espaço S denotava uma malha 2D cujo domínio era estabelecido pelas dimensões da imagem observada Y . Para este novo modelo, tanto Y quanto X são definidos em um novo espaço tridimensional que corresponde ao espaço formado pelo conjunto de imagens de diversas resoluções em formato de pirâmide. Para se referir a este espaço, a mesma notação S será utilizada sendo que os planos da pirâmide correspondem a $S^0, S^1, \dots, S^R$. A figura 4.5 ilustra um exemplo de pirâmide constituída por três níveis de resolução.

Figura 4.5: Espaço 3D, denotado por S , onde a imagem observada Y e o mapa de classe X estão definidos (a) Pirâmide da imagem observada Y (b) Espaço do mapa de classes X

O novo modelo atribuído ao mapa de classes X constitui um modelo multi-resolução e por isso passa a se chamar MMRF (*Multiresolution Markov Random Field*). A probabilidade conjunta $p(x)$, atribuída ao modelo de resolução única, deve, portanto, ser reformulada para expressar a probabilidade conjunta do MMRF. O primeiro passo para esta reformulação consiste em rever o conceito de *cliques*, introduzido na seção 3.1.1.

Para lembrar, um clique é um conjunto de pixels onde cada pixel é vizinho de todos os outros pixels do conjunto. Para o modelo original (MRF), considerando uma vizinhança 4-conectada, o conjunto $\mathcal{C}$ de cliques válidos correspondia às duplas de pixels verticalmente adjacentes, mais as duplas de pixels horizontalmente adjacentes, conforme ilustrado na figura 3.2. Para o novo modelo, o conjunto $\mathcal{C}$ continua a ser válido, mas passa a constituir o conjunto de cliques do tipo 1, denotado por $\mathcal{C}_1$. Uma nova relação de vizinhança, que surge da relação entre planos adjacentes no espaço S , vem definir um novo conjunto de cliques: o conjunto de cliques do tipo 2, denotado por $\mathcal{C}_2$, que corresponde ao conjunto de duplas de pixels do tipo “pai-filho”². O conjunto de pixels individuais também constitui um tipo válido de cliques. Eles são denominados cliques do tipo 3 ($\mathcal{C}_3$). As figuras 4.6 e 4.7 ilustram, respectivamente a a formação de cliques do tipo 1 e 2 no espaço tridimensional S .

²os quatro pixels de um nível S^i da pirâmide, que proporcionaram a geração de um novo pixel p , no nível S^{i+1} , durante a execução do algoritmo de escalonamento de imagens, são considerados filhos do pixel p .

Após ter definido o esquema de cliques para o modelo multi-resolução do mapa de classes X é preciso reformular a probabilidade conjunta $p(X_1 = x_1, X_2 = x_2, \dots, X_N = x_N)$, ou simplesmente $p(x)$, que corresponde a probabilidade prévia (*prior probability*). Seguindo o mesmo desenvolvimento que conduz à formulação desta probabilidade na seção 3.1.1 (equação 3.5), aqui vamos simplesmente mostrar a sua forma final, conforme segue:

$$p(x) = \frac{1}{z} \exp \left(\sum_{\{r,s\} \in \mathcal{C}_1} \beta t(x_r, x_s) + \sum_{\{r,s\} \in \mathcal{C}_2} \alpha t(x_r, x_s) - \sum_{\{r\} \in \mathcal{C}_3} \gamma_{x_r} \right) \quad (4.4)$$

onde

$$t(x_r, x_s) = \begin{cases} 0, & \text{se } x_r = x_s \\ 1, & \text{se } x_r \neq x_s \end{cases}$$

Figura 4.6: Exemplos de dois cliques do tipo 1 definidos em S .

Figura 4.7: Exemplos de quatro cliques do tipo 2 definidos em S .

Embora tanto o mapa de classes X quanto o modelo da imagem observado Y tenham sido definidos em um novo espaço tridimensional para a incorporação da abordagem multi-

resolução no método EM/MPM, neste estudo, por motivos de simplificação, somente são efetuadas modificações no modelo utilizado para X . De fato, os resultados obtidos com esta implementação se assemelham muito aos resultados apresentados no estudo realizado por Mary L. Comer e Edward J. Delp [CD03] que também desenvolvem um método de segmentação multi-resolução utilizando modelos estocásticos. Isto nos leva a perceber que tal simplificação não constitui, de maneira geral, uma falta significativa para a abordagem multi-resolução implementada.

Sendo assim, considerando que o modelo para a imagem observada Y permanece o mesmo, a probabilidade conjunta para Y continua a ser a mesma função de verossimilhança apresentada na equação 3.7. Deste modo é possível encontrar a nova probabilidade posterior $p(x, y, \theta)$, utilizando a regra de Bayes [Lee97].

$$p(x, y, \theta) = \frac{1}{Z} \left[\prod_{r=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{x_r}^2} \right] \exp \left(- \sum_{r=1}^N \frac{(y_r - \mu_{x_r})^2}{2\sigma_{x_r}^2} + \sum_{\{r,s\} \in \mathcal{C}_1} \beta t(x_r, x_s) + \sum_{\{r,s\} \in \mathcal{C}_2} \alpha t(x_r, x_s) - \sum_{\{r\} \in \mathcal{C}_1} \gamma_{x_r} \right) \quad (4.5)$$

Finalmente, a última probabilidade que resta ser redefinida é a probabilidade condicional $p(X_{qt} = k | Y = y, X_r = x_r, r \in \mathcal{G}_s, \theta)$. Vale lembrar que uma amostra retirada desta função serve para classificar um determinado pixel qt durante a execução do algoritmo MPM. Utilizando a mesma idéia do desenvolvimento realizado para encontrar a probabilidade 4.3, temos a seguinte nova probabilidade:

$$p(X_{qt} = k | Y = y, X_r = x_r, r \in \mathcal{G}_s, \theta) = \frac{\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_k^2} \exp \left(- \frac{(y_{qt} - \mu_k)^2}{2\sigma_k^2} + \sum_{\{qt,s\} \in \mathcal{C}_1} \beta t(k, x_s) + \sum_{\{qt,s\} \in \mathcal{C}_2} \alpha t(k, x_s) - \gamma_k \right)}{\sum_{k=1}^L \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_k^2} \exp \left(- \frac{(y_{qt} - \mu_k)^2}{2\sigma_k^2} + \sum_{\{qt,s\} \in \mathcal{C}_1} \beta t(k, x_s) + \sum_{\{qt,s\} \in \mathcal{C}_2} \alpha t(k, x_s) - \gamma_k \right)} \quad (4.6)$$

A substituição da probabilidade 4.3 pela probabilidade 4.6 constitui, de fato, a alteração necessária para se obter a versão do algoritmo EM/MPM utilizada para segmentar as imagens que não correspondem ao topo da pirâmide. Como já foi dito, a imagem no topo da pirâmide é segmentada pelo método EM/MPM simples, e o resultado desta segmentação é utilizado para segmentar os demais níveis.

Podemos observar que o parâmetro α também se trata de um parâmetro de iteração espacial. A função $t(k, x_s)$, associada a α , tem como objetivo contar quantos pais do

pixel filho qt foram classificados como sendo da classe k . Como um pixel filho pode ter apenas um pixel pai, o valor desta função deve variar entre 0 e 1. Sendo assim, o valor do parâmetro α representa a influência exercida pela classificação pixel pai na classificação do pixel filho. Conclui-se então que quanto maior for o valor de α , maior será a semelhança entre os resultados da segmentação de níveis adjacentes na pirâmide.

4.1.4 Annealing

Conforme já mencionado, os valores dos parâmetros de iteração espacial α e β , e também o número R de resoluções utilizadas para a segmentação multi-resolução, devem ser definidos pelo usuário antes do início do processo de segmentação. A escolha correta destes parâmetros influenciam diretamente na geração de um resultado que mais se aproxime da segmentação verdadeira da imagem.

O ajuste de β corresponde, de fato, ao ajuste mais crítico do processo. Valores muito baixos para este parâmetro não são interessantes, visto que eles diminuem a correlação existente entre pixels vizinhos, ocasionando a geração de um resultado ruidoso, ou seja, uma imagem composta por vários pixels isolados classificados de maneira errada. Valores mais elevados exercem uma influência negativa no início da segmentação. Isto ocorre porque nesta ocasião, a maioria dos pixels se encontram classificados erroneamente, ou seja, o resultado encontra-se ainda distante da segmentação verdadeira. Se a correlação entre pixels vizinhos for relativamente alta, em consequência do valor alto de β , as regiões maiores irão suprimir o surgimento de regiões menores, que, eventualmente fazem parte da segmentação real, levando o processo a convergir para a geração de um resultado completamente incorreto.

Uma alternativa interessante para se diminuir a responsabilidade do usuário do programa na escolha do parâmetro β e ajudar o método EM/MPM a produzir resultados mais coerentes, consiste em desconsiderar a utilização de um valor fixo para β , realizando variações sistemáticas deste valor ao longo do processo. Esta técnica é conhecida na literatura com o nome de *Annealing*, ou *Simulated Annealing*, que significa enrijecimento, ou o ato de temperar um determinado tipo de metal através de uma variação brusca de temperatura, o que proporciona um rearranjo estrutural de suas moléculas de modo a torná-lo mais rígido. O motivo desta denominação provém do fato de que, comumente, por motivos de convenção, aplicações que se utilizam do mesmo modelo de Markov utilizado neste estudo, referem-se ao parâmetro de iteração espacial β através de um valor que corresponde ao inverso do mesmo, ou seja, $\beta = \frac{1}{T}$, onde T significa “temperatura” [GG84, CD03].

A técnica de *Annealing* aplicada ao algoritmo de segmentação EM/MPM foi implementada de forma a aumentar gradativamente o valor de β durante a segmentação de uma imagem. A interface do programa permite que o usuário ajuste o valor inicial de β e o

valor de um incremento que é utilizado para atualizar iterativamente este parâmetro. Esta atualização é feita de modo linear, ou seja, a cada estágio P do processo é adicionado a β um valor constante que corresponde ao incremento estabelecido. Para melhor compreensão do processo iterativo por parte do usuário, a cada estágio da segmentação é exibida uma imagem que corresponde à situação atual do mapa de classe. Um valor pequeno para β no início da segmentação faz com que a classificação dos pixels no mapa de classes ocorra de maneira mais dinâmica (as imagens exibidas iterativamente variam bastante de estágio para estágio), proporcionando maior velocidade na convergência do método. Nesta fase inicial, os pixels encontram-se pouco correlacionados, constituindo um mapa de classes ruidoso e inconstante, que pode ser comparado a uma chapa metálica em alta temperatura, cujas moléculas se encontram em intensa movimentação. O aumento gradual do parâmetro de iteração espacial causa um “resfriamento” no mapa de classes, tornando-o mais estável e constante, proporcionando assim um resultado sem ruídos.

4.2 Contagem de Regiões

A contagem de regiões é uma operação que tem como objetivo verificar o número de regiões conexas obtidas, para cada classe, ao final da segmentação. Para realizar esta contagem foi implementado um método iterativo que utiliza, como auxiliar, o algoritmo de preenchimento por alagamento (*Flood Fill*) [HB96].

De maneira informal, uma região conexa de classe k corresponde a um conjunto de pixels, todos da classe k , que possuem uma relação de vizinhança entre si. Sendo assim, a definição de um sistema de vizinhança constitui um fator importante para se determinar o número de regiões conexas em uma determinada imagem. Para esta implementação foi considerado novamente um sistema de 4 vizinhos para cada pixel, ou seja, o sistema 4-conectado. A figura 4.8 ilustra a diferença entre a utilização de um sistema 8-conectado para um sistema 4-conectado para a contagem de regiões conexas. Com o primeiro sistema, é possível contar duas regiões, R1 e R2, enquanto que para o segundo, quatro regiões conexas foram formadas: R1, R2, R3 e R4.

A idéia básica do algoritmo de contagem de regiões consiste em observar as regiões conexas da imagem segmentada como se elas fossem poças de água, sendo que cada poça está associada a uma classe k , e para cada classe k existe um contador para armazenar o número de poças (regiões) daquela classe que existem na imagem. Inicialmente todas as poças se encontram vazias e todos os contadores armazenam o valor zero. Ao longo do processo as poças devem ser preenchidas com água, uma a uma, até que ao final da contagem não sobre nenhuma poça vazia. A medida que uma poça é preenchida, verifica-se qual classe está

Figura 4.8: Utilização dos sistemas 8-conectado e 4-conectado para a contagem de regiões conexas (a) Sistema 8-conectado; (b) Sistema 4-conectado

associada a ela, e incrementa-se o contador de regiões associada àquela classe. Sendo assim, o número de regiões de classe k existentes na imagem corresponde ao número de vezes que o procedimento de preenchimento foi executado para preencher uma poça daquela mesma classe.

Foram utilizadas duas estruturas na implementação: um vetor V de contadores de regiões; e uma matriz bidimensional M , de valores inteiros, do tamanho da imagem segmentada. Inicialmente todas as posições do vetor V são “zeradas” e a matriz M recebe integralmente os valores contidos na imagem segmentada, ou seja, cada posição de M representa um pixel e armazena o número da classe daquele pixel. Esta matriz M atua, praticamente, como um “mapa do terreno” que serve para indicar qual a situação das “poças” em relação ao seu preenchimento (preenchida ou não preenchida). A posição de M que representa um pixel de uma região que já foi preenchida recebe um valor negativo. Neste caso, considera-se que este pixel já tenha sido “visitado” pelo algoritmo de contagem.

Após a iniciação do vetor V e da matriz M o algoritmo percorre M sequencialmente, linha por linha, a procura de um pixel que ainda não tenha sido visitado. Ao encontrar este pixel, verifica-se a qual classe ele pertence e incrementa-se o contador correspondente àquela classe. Logo após, o algoritmo de preenchimento por alagamento é chamado para que a região que compreende aquele pixel seja completamente preenchida. Isto significa que o algoritmo de preenchimento irá percorrer todos os pixels desta região marcando-os como “visitados”.

Em seguida, um novo pixel que ainda não tenha sido visitado é selecionado sequencialmente e, novamente, é incrementado o contador correspondente a sua classe e chamado o procedimento de preenchimento. Este processo continua até que todas as posições da matriz M tenham sido marcadas como “visitadas”. Nesta ocasião, o vetor V irá conter o resultado final da contagem de regiões conexas da imagem segmentada. Resumido, o algoritmo de contagem consiste nos seguintes passos:

1. Iniciar o vetor de contadores V e a matriz mapa M ;
2. Selecionar um pixel p que ainda não tenha sido visitado;
3. Incrementar o contador correspondente à classe deste pixel;
4. Marcar o pixel p como “visitado”;
5. Chamar o algoritmo de preenchimento por alagamento (*Flood Fill*) para preencher a região conexa que compreende p ;
6. Repetir os passos 2, 3, 4, e 5 até que todos os pixels da imagem tenham sido visitados.

O algoritmo de preenchimento por alagamento recebe como parâmetro as coordenadas de um pixel pertencente à região que se pretende preencher. O princípio deste método pode ser facilmente compreendido através de uma definição recursiva. A idéia do algoritmo é verificar, inicialmente, se o pixel p , cujas coordenadas foram passadas como parâmetro, já foi “visitado”. Em caso afirmativo, o processo é finalizado, senão, são realizadas novas chamadas recursivas do procedimento, uma para cada vizinho do pixel p .

Embora simples de se implementar, esta versão recursiva do algoritmo de preenchimento não representa uma alternativa adequada para o preenchimento de grandes regiões conexas. O problema consiste no fato de que muitas chamadas recursivas podem ocorrer ao longo do processo, ocasionando um estouro da pilha do programa (*Stack Overflow*). Neste caso, foi implementada uma versão iterativa deste mesmo algoritmo. Para isto foi preciso implementar uma estrutura do tipo pilha, que pudesse simular as chamadas recursivas de procedimentos. Os valores armazenados em cada posição da pilha correspondem às coordenadas do pixel p que eram passadas como parâmetro para o procedimento de versão recursiva. O algoritmo iterativo pode ser resumido da seguinte forma:

1. Empilhar as coordenadas do pixel cuja região se deseja preencher;
2. Desempilhar as coordenadas de um ponto p , no topo da pilha;
3. Marcar o ponto p como “visitado”;
4. Empilhar as coordenadas do vizinho acima de p , se ele ainda não tiver sido visitado;
5. Empilhar as coordenadas do vizinho abaixo de p , se ele ainda não tiver sido visitado;
6. Empilhar as coordenadas do vizinho a esquerda de p , se ele ainda não tiver sido visitado;
7. Empilhar as coordenadas do vizinho a direita de p , se ele ainda não tiver sido visitado;
8. Executar os passos 2, 3, 4, 5, 6 e 7 até que a pilha se esvazie por completo.

4.3 Considerações finais

O desenvolvimento do programa proposto neste estudo contou com a implementação das técnicas e algoritmos apresentados neste capítulo. Também foi desenvolvida uma interface para o usuário que proporciona a configuração do conjunto de parâmetros dos métodos bem como uma apresentação adequada dos resultados parciais e finais do processo de segmentação e contagem de regiões conexas. O programa foi desenvolvido em um computador do tipo PC com sistema operacional Windows 2000 utilizando-se o compilador Delphi da Borland, versão 6.0. Para a segmentação o programa trabalha apenas com imagens em escalas de cinza (256 tons - 8 *bits per pixel*) do tipo bitmap (.bmp). A imagem segmentada também é do tipo bitmap 8bpp.

Um estudo sobre a convergência do método EM/MPM pode ser encontrado no artigo escrito por Mary L. Comer e Edward Delp [CD00]. Esse estudo garante, a partir de teoremas e formulações matemáticas, a convergência tanto do algoritmo EM quanto do algoritmo MPM.

Testes e Resultados

Este capítulo tem como objetivo apresentar os principais resultados obtidos com o programa de segmentação de imagens e contagem de regiões implementado. Os testes foram aplicados em três conjuntos de imagens: imagens sintéticas, mamografias e imagens de ninhais.

A análise de desempenho do método de segmentação levou em consideração aspectos de qualidade dos resultados obtidos e critérios de convergência. O primeiro diz respeito à capacidade do método em identificar todas, ou a maioria das regiões/objetos relevantes na cena. O segundo, consiste na análise do número de estágios necessários para que o processo se estabilize.

Entende-se por estabilidade a ocasião em que não mais se observa uma mudança significativa do mapa de classes entre estágios consecutivos do processo. Durante a fase de testes foi descoberto que o processo se torna estável praticamente ao mesmo tempo em que o algoritmo de estimação de parâmetros (EM) atinge o ponto de convergência, ou seja, quando os valores do vetor θ (média e variância para cada classe) deixam de sofrer alterações significantes. Sendo assim, em termos práticos, a convergência do método EM pode refletir diretamente o ponto de estabilidade do processo.

A interface do programa foi adaptada para exibir, em forma de gráficos, a evolução dos valores dos parâmetros do vetor θ em relação ao estágio p , ao longo processo. Dois gráficos são atualizados iterativamente, um para os valores de média das regiões e outro para os valores de variância. A cor de cada série de valores (curva do gráfico) indica a qual classe esse conjunto se refere. Neste capítulo, para alguns dos testes realizados, esses gráficos são apresentados juntamente com o resultado da segmentação, com o objetivo de ilustrar a convergência dos processos.

Para todos os testes realizados, o valor utilizado do parâmetro β foi ajustado de modo a se obter o melhor resultado de segmentação. De fato, o ajuste adequado deste parâmetro influencia diretamente na qualidade do resultado bem como na velocidade de convergência do processo. Para a segmentação de imagens com a utilização da abordagem multiresolução ($R > 1$) foram utilizados dois valores de β : um valor para a segmentação da imagem topo da pirâmide (nível superior) e outro valor para os demais níveis. Para todos os testes onde $R > 1$, o valor deste último parâmetro foi definido como sendo 5, e o valor do parâmetro α como sendo 6. Sendo assim, a notação β será utilizada apenas para se referir ao parâmetro de iteração espacial do nível superior da pirâmide, para $R \geq 1$.

A utilização da técnica de *Annealing*, que consiste em variar iterativamente o valor de β , não apresentou resultados interessantes na segmentação de imagens com regiões de tamanho relativamente pequeno. Foi observado que, ao longo do processo, tais regiões desapareciam do mapa de classes, sendo englobadas pelas regiões maiores. Deste modo, esta técnica não foi aplicada na segmentação de tais imagens, como é o caso das imagens de ninhais, onde as aves se apresentam em tamanho bastante reduzido. Para a segmentação multiresolução, a técnica de *Annealing* também foi utilizada apenas para segmentar a imagem topo da pirâmide, visto que a segmentação dos demais níveis baseia-se fortemente no primeiro resultado obtido. Ao longo deste capítulo será utilizada a notação l_β para se referir ao valor do incremento iterativo utilizado pela técnica de *Annealing*.

As estimativas iniciais para a média e variância das classes (vetor θ) foram obtidas utilizando-se $\mu_k(0) = \frac{128}{L} + \frac{255k}{L}$ para as médias e definindo a variância para cada classe em 100, ou seja, $\sigma_k^2(0) = 100$. Esta estimativa se mostrou adequada para a segmentação da maioria das imagens utilizadas para testes, porém, para algumas imagens estes valores iniciais fazem, simplesmente, com que o algoritmo EM convirja para valores de média e variância que não são interessantes para o processo. Em decorrência disto a imagem segmentada acaba se distanciando muito da segmentação ideal.

Para contornar este problema, foi adaptada à interface do programa uma funcionalidade que permite ao usuário definir os valores iniciais de média e variância para o vetor θ , a partir da delimitação de regiões retangulares dentro do espaço que compreende a imagem original. Mais especificamente, o usuário aponta com o mouse dois pontos sobre a imagem a ser segmentada, que definem uma região retangular. Nesta ocasião, uma função é chamada para calcular a média e a variância dos pixels internos àquele retângulo e estes valores servem como estimativa para a classe que o usuário escolher.

Para cada pixel s , pertencente ao espaço S , a estimativa de sua classificação inicial foi escolhida para ser um valor aleatório com distribuição uniforme sobre todas as classes e independente da estimativa inicial dos demais pixels.

O custo relativo de ocorrência de uma determinada classe k , ou seja, o parâmetro γ_k , foi definido como sendo zero para todas as classes, na maioria dos testes realizados. Porém, para algumas imagens, a incorporação desta informação *a priori* pode auxiliar o algoritmo de segmentação a obter melhores resultados. Isto acontece, na maioria das vezes, quando a imagem possui regiões cujos tamanhos diferem muito uns dos outros, ou seja, quando regiões que ocupam uma área relativamente pequena se encontram difundidas em regiões que ocupam uma área bem maior. Esta situação ocorre, tipicamente, em imagens de ninhais, onde o percentual da área correspondente às aves é bem menor que, por exemplo, a área ocupada pela vegetação de fundo. Para todos os testes realizados, o número de iterações do algoritmo MPM foi definido como sendo 5. Isto significa que cada pixel da imagem é visitado cinco vezes durante a execução desse algoritmo.

5.1 Imagens sintéticas

A primeira imagem teste apresentada (figura 5.1(a)) é uma composição de dois tipos de texturas encontradas no livro de P. Brodatz [Bro66]: madeira e grama. A segmentação foi realizada em uma única resolução ($R = 1$) pois pode-se observar que as regiões da imagens são constituídas por texturas bem refinadas. Para o parâmetro L , ou seja, o número de classes, foi utilizado o valor 2. O parâmetro β foi definido como sendo 2 e o valor de seu incremento I_β para *Annealing* como sendo $\frac{3}{P}$, onde P representa o número de estágios do processo utilizados para a segmentação. As figuras 5.1(b) e (c), ilustram, respectivamente, a situação do mapa de classes nos estágios 10 e 100. Os gráficos de médias e variâncias são ilustrados pelas figuras 5.2(a) e 5.2(b).

Figura 5.1: Segmentação de uma imagem teste sintética utilizando $L = 2$, $R = 1$ e $P = 100$ (a) Imagem original (274×276 pixels); (b) Mapa de classes com 10 estágios; (c) Mapa de classes com 100 estágios.

Figura 5.2: Gráficos dos valores de média e variância do processo de segmentação da figura 5.1 (a) Gráfico das médias; (b) Gráfico das variâncias.

Pode-se observar, a partir dos gráficos que a convergência do processo ocorreu próximo ao estágio 80. Após este ponto o mapa de classes torna-se praticamente inalterável até o fim da segmentação, o que representa a estabilização do processo.

A segunda imagem teste (figura 5.3(a)) é uma composição de outras duas texturas do livro de Brodatz: couro e cortiça.

Figura 5.3: Segmentação de uma imagem sintética utilizando $L = 2$ (a) Imagem original (277×277 pixels); (b) Segmentação em 150 estágios com $R = 1$, $\beta = 1$ e $I_\beta = 3$.

A figura 5.3(b) ilustra a segmentação realizada em uma única resolução ($R = 1$). Os valores dos parâmetros utilizados na segmentação encontram-se na legenda da figura correspondente. Percebe-se que o algoritmo não conseguiu classificar corretamente o retângulo interno da imagem que corresponde à região cuja textura é a cortiça. Conforme apresentado na seção 4.1.3, isto ocorre porque o sistema de vizinhança utilizado não é grande o suficiente para possibilitar a classificação de texturas mais grosseiras. Para segmentar corretamente

esta imagem foi preciso utilizar três níveis de resolução (figura 5.4). As figuras 5.4(b), (c) e (d) apresentam, respectivamente, a segmentação dos níveis 2, 1, e 0 da pirâmide multi-resolução. Para o nível 2 (topo da pirâmide) a segmentação foi realizada em 100 estágios, enquanto que para os níveis seguintes (1 e 0), 50 estágios foram executados.

Figura 5.4: Segmentação multiresolução: $L = 2$ e $R = 3$ (a) Imagem original (277×277 pixels); (b) Segmentação do nível 2 da pirâmide em 100 estágios: $\beta = 1$ e $I_\beta = 3$; (c) Segmentação do nível 1 da pirâmide em 50 estágios; (d) Segmentação do nível 0 em 50 estágios.

Figura 5.5: Gráficos dos valores de média e variância do processo de segmentação da figura 5.4 (a) Gráfico das médias; (b) Gráfico das variâncias.

As figuras 5.5(a) e 5.5(b) ilustram os gráficos de média e variância obtidos durante a segmentação do último nível de resolução da pirâmide, ou seja, a base da pirâmide. A partir destes gráficos observa-se que o processo converge antes mesmo do vigésimo estágio, o que representa, em comparação ao processo de segmentação da primeira imagem teste (figura 5.1(a)), uma convergência bem mais rápida. Isto deve-se ao fato de que boa parte do

trabalho de segmentação já foi realizado durante a segmentação da imagem que representa o topo da pirâmide. Conforme já mencionado, o tamanho reduzido desta imagem proporciona ao processo atingir a convergência em uma velocidade bem maior. Deste modo, combinando-se a velocidade de convergência da segmentação da imagem topo da pirâmide com o número reduzido de estágios necessários para a convergência do processo nos níveis seguintes, é possível obter um desempenho bem maior do método de segmentação em relação à velocidade de processamento.

Porém, vale lembrar que a utilização da abordagem multiresolução não representa uma opção adequada para todos os tipos de imagens. Isto ocorre na ocasião em que existem regiões muito pequenas na imagem e que são relevantes para o resultado final da segmentação. A utilização de mais de um nível de resolução ($R > 1$) pode fazer, simplesmente, com que estas pequenas regiões não apareçam no mapa de classes ao final do processo, gerando assim um resultado incorreto. Neste caso, pode-se dizer que o ajuste do valor de R para a segmentação de uma determinada imagem depende, basicamente, da percepção que o usuário tem daquela imagem. Um ajuste ideal também pode ser alcançado após a realização de alguns testes, com valores diferentes de R , para a mesma imagem.

A figura 5.6 ilustra mais um exemplo de segmentação de imagem sintética. Desta vez a imagem é composta de três regiões de texturas distintas: madeira, couro e grama.

Figura 5.6: Segmentação de uma imagem sintética utilizando $L = 2$ (a) Imagem original (253×236 pixels); (b) Segmentação com $R = 1$ em 150 estágios: $\beta = 1$ e $I_\beta = 3$.

Novamente é apresentada a segmentação com apenas um nível de resolução (figura 5.6(b)). Observa-se, mais uma vez, que o algoritmo não consegue classificar corretamente nenhuma das regiões. A figura 5.7 ilustra a segmentação da imagem em três níveis de resolução. Nota-se que a segmentação final (figura 5.7(d)) aproxima-se bastante da segmentação ideal.

Os gráficos das figuras 5.8(f) e 5.8(g) também apresentam a evolução dos valores do vetor θ durante a segmentação da imagem que representa a base da pirâmide multiresolução.

Figura 5.7: Segmentação multiresolução: $L = 2$ e $R = 3$ (a) Imagem original (253×236); (b) Segmentação do nível 2 da pirâmide em 100 estágios: $\beta = 1$ e $I_\beta = 3$; (c) Segmentação do nível 1 da pirâmide em 50 estágios; (d) Segmentação do nível 0 em 50 estágios.

Novamente, a convergência do processo ocorre rapidamente, entre os estágios 10 e 20.

Figura 5.8: Gráficos dos valores de média e variância do processo de segmentação da figura 5.7 (a) Gráfico das médias; (b) Gráfico das variâncias.

Para os próximos testes realizados com imagens sintéticas (figuras 5.9, 5.10, 5.11 e 5.12) são apresentadas apenas a imagem original e o resultado da segmentação. O objetivo é demonstrar a capacidade do método em segmentar esse tipo de imagem aproximando-se ao máximo do resultado correspondente à segmentação ideal. Para todos os testes os valores dos parâmetros utilizados foram $\beta = 1$, $I_\beta = 3$ e $R \geq 3$. A convergência destes processos ocorreu de modo parecido com os exemplos das figuras 5.3 e 5.6, ou seja, entre os estágios 10 e 20. Para segmentar o nível topo da pirâmide e os demais níveis, foram utilizados, respectivamente, 100 e 30 estágios.

Figura 5.9: Segmentação de uma imagem sintética: $L = 2$, $R = 3$ (a) Imagem original (240×246 pixels); (b) Imagem segmentada

Figura 5.10: Segmentação de uma imagem sintética: $L = 2$, $R = 3$ (a) Imagem original (200×200 pixels); (b) Imagem segmentada

Figura 5.11: Segmentação de uma imagem sintética: $L = 5$, $R = 3$. A estimação dos valores iniciais de média e variância das classes foi feita através do esquema de delimitação de regiões retangulares mencionado neste capítulo (a) Imagem original (200×200 pixels); (b) Imagem segmentada

Figura 5.12: Segmentação de uma imagem sintética: $L = 3$, $R = 5$. Estimação dos valores iniciais de média e variância das classes feita através do esquema de delimitação de regiões retangulares sobre a imagem original (a) Imagem original (200×200 pixels); (b) Imagem segmentada

5.2 Mamografias

Esta seção apresenta os resultados da segmentação de duas imagens de mamografias. O objetivo destes testes consiste em verificar o desempenho do método de segmentação implementado em segmentar imagens reais, especificamente de uma modalidade médica (mamografias), identificando três classes distintas ($L = 3$): plano de fundo (*background*), tecido normal e tumor.

Para estes testes a segmentação foi realizada em um único nível de resolução ($R = 1$), por se tratar de imagens cujas regiões são formadas por texturas bem refinadas. O valor do parâmetro β foi definido como sendo 1, e o valor do incremento iterativo I_β como sendo $\frac{2}{P}$. Também foi utilizado o conhecimento *a priori* de que a área ocupada pelo tumor é, na maioria das vezes, bem menor em relação à área ocupada pelas demais classes. Esta informação foi incorporada ao modelo do mapa de classes utilizando um valor de custo (γ_k) não nulo para a classe que representa o tumor. Neste caso, para ambos os testes os valores de custo foram definidos como sendo 2, para a classe que representa o tumor, e nulo para as outras duas classes. Tais valores foram definidos empiricamente. As estimativas iniciais de média e variância das classes foram obtidas a partir do método de delimitação de regiões retangulares, por parte do usuário, sobre a área ocupada pela imagem original.

Em ambos os resultados ilustrados nas figuras 5.13(b) e 5.14(b), nota-se que o algoritmo foi capaz de segmentar bem a imagem separando a região que corresponde ao tecido normal (classe branca) do plano de fundo (classe preta) e da região do tumor (classe azul).

Figura 5.13: Segmentação de mamografia: $L = 3$, $R = 1$ (a) Imagem original (190×341 pixels); (b) Imagem segmentada com 100 estágios; (c) Gráfico das médias; (d) Gráfico das variâncias.

Observa-se a partir dos gráficos das figuras 5.13(c)(d) e 5.14(c)(d) que, embora a segmentação tenha sido realizada em uma única resolução, a convergência dos processos ocorre de forma relativamente rápida, em torno do trigésimo estágio.

5.3 Imagens de ninhais

Nesta seção são apresentados os resultados obtidos com a segmentação de imagens aéreas de ninhais. O conjunto de imagens é composto por uma série de fotografias aéreas retiradas de um ninhal localizado às margens da represa Billings (região sul de São Paulo). A aquisição dessas imagens ocorreu durante uma excursão para aquela região, realizada no dia 11 de

Figura 5.14: Segmentação de mamografia: $L = 3$, $R = 1$ (a) Imagem original (165×266 pixels); (b) Imagem segmentada com 100 estágios; (c) Gráfico das médias; (d) Gráfico das variâncias.

março de 2002, que contou com a presença dos professores João do Espírito Santo Batista Neto e Onofre Trindade Junior, do aluno de doutorado Lúcio André de Castro Jorge e do aluno de mestrado André Guilherme Ribeiro Balan.

As fotografias foram obtidas utilizando-se um aeromodelo controlado por rádio que, além dos equipamentos básicos para o voo, também contava com uma câmera fotográfica química (de acionamento controlado por rádio), uma mini-câmera de vídeo e um transmissor de UHF para acompanhamento do voo a partir de um pequeno monitor de TV.

As aves pertencentes a este ninhal fazem parte da família das garças e socós (família Ardeidae). Elas são denominada “garças brancas grandes” por sua cor predominante e o seu tamanho relativamente avantajado (em média 88 cm). Estas aves costumam migrar sazonalmente procurando sempre as regiões mais quentes. O pico no número de indivíduos desta espécie encontrados na região onde foram obtidas as fotos acontece entre os meses de

janeiro e fevereiro, sendo que em março (ao fim do verão) elas, pouco a pouco, começam a migrar novamente para regiões mais quentes. Deste modo, pode-se notar um número reduzido de indivíduos nas fotos apresentadas a seguir. Uma outra característica está no fato de que estas espécies não constroem seus ninhos no topo das copas das árvores mas sim no interior delas. Sendo assim, este conjunto de exemplos não conta com a imagem dos ninhos, de modo que para a segmentação, apenas duas classes devem ser levadas em consideração: a cobertura florestal e os pássaros.

Os resultados apresentados nesta seção foram obtidos a partir da segmentação das imagens em um único nível de resolução, ou seja, $R = 1$. Também foram realizados testes com outros valores de R , porém, foi observado que as segmentações resultantes apresentavam um número bem menor de regiões cuja classe representa os pássaros. Isto ocorre porque regiões relativamente pequenas tendem a se tornar menos perceptíveis com o encolhimento da imagem, em virtude da utilização da abordagem multiresolução. Sendo assim, tais regiões simplesmente desaparecem ao longo do processo de segmentação. Conforme mencionado no início deste capítulo, o mesmo acontece com a utilização da técnica de *Annealing* e, por este motivo, esta técnica também não foi utilizada para a segmentação deste tipo de imagens. Para todos os testes realizados com as imagens aéreas as segmentações foram realizadas em 100 estágios e o valor do parâmetro β foi definido como sendo 2.

De maneira análoga às imagens de mamografia apresentadas neste capítulo, observa-se que a região cuja classe representa os pássaros ocupa uma área reduzida em relação à área ocupada pela classe de cobertura florestal. Sendo assim, também foi utilizado um valor de custo não nulo apenas para a classe dos pássaros. Para todos os testes este valor foi definido como sendo 2.5. Para a estimação inicial dos parâmetros de média e variância das classes foi utilizado o método de delimitação de retângulos sobre a imagem a ser segmentada. Para cada teste são apresentadas a imagem original, a segmentação com duas classes e a segmentação com três classes. Os gráficos dos valores de média e variância revelaram que todos os processos deste conjunto de testes tendem a convergir entre o vigésimo e o trigésimo estágio. Devido à semelhança entre os gráficos, são exibidos nesta seção apenas os gráficos referentes ao processo de segmentação dos dois primeiros testes (figuras 5.15 e 5.16). Conforme proposto neste estudo, o algoritmo de contagem de regiões conexas foi aplicado às imagens segmentadas logo após a sua segmentação. O resultado da contagem encontra-se na legenda de cada figura.

Os resultados apresentados de segmentação com duas classes demonstram a capacidade do método EM/MPM em delimitar as regiões cuja classe corresponde à classe dos pássaros, separando-as da região de cobertura florestal. Nota-se que os erros cometidos pelo algoritmo, que ocasionam uma contagem de indivíduos diferente da contagem real, são derivados, basi-

camente, das seguintes ocasiões:

- A ocorrência de um ou mais indivíduos muito próximos uns dos outros: o algoritmo classifica o conjunto em uma única região;
- A ocorrência de regiões da área de cobertura florestal que possuem a mesma textura da classe dos pássaros: o algoritmo classifica erroneamente aquela região, como sendo pertencente à classe dos pássaros. Isto pode ocorrer quando verifica-se que, realmente, existem elementos da região de cobertura florestal, como folhas ou clareiras, cuja textura possa ser confundida com a textura de um pássaro; ou quando a luz captada pela câmera fotográfica produz pontos luminosos muito fortes na imagem (superexposição), que também se assemelham aos pássaros.

Tais erros cometidos pelo algoritmo não constituem, de fato, uma falha intrínseca do método de segmentação, mas sim uma limitação ocasionada por características próprias das imagens utilizadas. Sendo assim, é natural que na ocorrência das situações que foram citadas o algoritmo não realize a classificação de forma correta. Observa-se, porém, que tais situações não ocorrem de maneira predominante na maioria das imagens observadas. Deste modo é possível dizer que a contagem de indivíduos apresentada pelo sistema implementado constitui uma estimativa válida para o valor real de número de pássaros.

As segmentações realizadas com a utilização de três classes ilustram a separação da área de cobertura florestal em duas regiões de texturas distintas: uma região de vegetação mais densa (textura mais refinada) e uma área de vegetação mais esparsa (textura mais grosseira). Nota-se que a classificação das regiões cuja classe corresponde aos pássaros permanece praticamente idêntica à classificação apresentada pela segmentação com duas classes. Deste modo, verifica-se que a contagem de indivíduos para ambos os resultados são praticamente equivalentes.

Nesta seção também são apresentados os testes realizados com outras duas imagens de fotografias tiradas de um pequeno açude ocupado por um bando de garças. As fotografias foram cedidas pela professora Sílvia Del Lamma, da Universidade Federal de São Carlos.

Nessas imagens observa-se pelo menos 4 regiões de texturas diferentes: água, céu, vegetação e pássaros. A segmentação foi realizada levando-se em consideração cinco classes ($L = 5$) devido a existência de um outro tipo de pássaro negro na imagem. Para o parâmetro β foi definido o valor 2. O custo relativo γ_k das classes dos pássaros foi definido em 1. Para as demais classes foram utilizados custos nulos. As segmentações foram realizadas utilizando-se 100 estágios.

Observa-se, a partir dos resultados, que o algoritmo classifica corretamente a maioria dos pássaros brancos encontrados na figura. Nota-se que os reflexos dessas aves na água

poderiam ter sido confundidos, e classificados também como sendo pássaros. No entanto, uma pequena diferença na textura dessas regiões foi o suficiente para que o algoritmo não classificasse os reflexos dos pássaros como sendo, de fato, pássaros. O algoritmo também classificou corretamente pequenas aves que se encontram nos galhos das árvores, ao fundo da imagem. Não foi possível, porém, a classificação correta dos pássaros negros que se encontram às margens do espelho d'água. Isto deve-se ao fato da existência de regiões da área de vegetação cuja textura e cor muito se assemelham à textura e cor daqueles pássaros. As figuras 5.20(c)(d) e 5.21(c)(d) ilustram os gráficos de evolução dos valores de médias e variâncias dos processos de segmentação das duas imagens.

Figura 5.15: Segmentação de uma imagem aérea de ninhal (a) Imagem original (269×439); (b) Segmentação em 100 estágios: $L = 2$ (contagem: 18 pássaros); (c) Segmentação em 100 estágios: $L = 3$ (contagem: 18 pássaros); (d) Gráfico das Médias; (e) Gráfico das variâncias.

Figura 5.16: Segmentação de uma imagem aérea de ninhal (a) Imagem original (285×430 pixels); (b) Segmentação realizada em 100 estágios: $L = 2$ (contagem: 23 pássaros); (c) Segmentação realizada em 100 estágios: $L = 3$ (contagem: 23 pássaros); (d) Gráfico das Médias; (e) Gráfico das variâncias.

Figura 5.17: Segmentação de uma imagem aérea de ninhal (a) Imagem original (271×430 pixels); (b) Segmentação realizada em 100 estágios: $L = 2$ (contagem: 15 pássaros); (c) Segmentação realizada em 100 estágios: $L = 3$ (contagem: 16 pássaros).

Figura 5.18: Segmentação de uma imagem aérea de ninhal (a) Imagem original (282×430 pixels); (b) Segmentação realizada em 100 estágios: $L = 2$ (contagem: 21 pássaros); (c) Segmentação realizada em 100 estágios: $L = 3$ (contagem: 21 pássaros).

Figura 5.19: Segmentação de uma imagem aérea de ninhal (a) Imagem original (282×420 pixels); (b) Segmentação realizada em 100 estágios (contagem: 16 pássaros); (c) Segmentação realizada em 100 estágios: $L = 3$ (contagem: 16 pássaros).

Figura 5.20: Segmentação de uma imagem de um bando de garças: $L = 5$ (a) Imagem original (430×285 pixels); (b) Segmentação realizada em 100 estágios (contagem: 75 pássaros).

Figura 5.21: Segmentação de uma imagem de um bando de garças: $L = 5$ (a) Imagem original (425×281 pixels); (b) Segmentação realizada em 100 estágios (contagem: 68 pássaros).

Conclusões

Este trabalho teve como abordagem principal o estudo e a implementação do método de segmentação baseado em textura EM/MPM. O programa desenvolvido foi utilizado para testar a eficiência do método em segmentar imagens aéreas de ninhais, tornando possível a contagem automática do número de indivíduos (aves) presentes em cada cena.

Os resultados apresentados no capítulo 5 demonstram que o método foi capaz de classificar corretamente a maioria das regiões da imagem correspondente à classe dos pássaros. As imagens segmentadas foram aplicadas a um algoritmo de contagem de regiões conexas que permitiu obter uma estimativa válida para o número de indivíduos de cada imagem. Foi observado que o erro cometido pelo sistema na contagem em questão aparece em decorrência de duas características inerentes das imagens utilizadas: a ocorrência de dois ou mais pássaros muito próximos uns do outro e o aparecimento de regiões de textura idêntica à dos pássaros, como é o caso dos pontos da fotografia que sofreram uma superexposição luminosa.

Os pássaros aparecem, de fato, em tamanho bem reduzido nas imagens aéreas, já que as fotografias foram tiradas com a aeronave sobrevoando o ninhal a uma altitude aproximada de 100 metros. Nota-se que capacidade deste método, que é baseado em textura, em segmentar com sucesso objetos tão pequenos constitui uma característica relevante. Alguns métodos tradicionais de segmentação por extração de características, como por exemplo os métodos baseados em matrizes de coocorrência ou primitivas *run-length*, não são capazes de segmentar de maneira correta esse tipo de imagem.

Além das imagens aéreas de ninhais também foram utilizados para testes um conjunto de imagens sintéticas e algumas imagens de mamografia. As imagens sintéticas são composições criadas a partir de um conjunto variado de texturas, geralmente provenientes do

conhecido álbum de Brodatz. Observa-se, que o método EM/MPM segmenta tais imagens aproximando-se bastante do resultado considerado, intuitivamente, como ideal. Os pixels classificados de maneira incorreta encontram-se, na maioria das vezes, próximos às fronteiras de regiões de texturas diferentes. Para as imagens de mamografia, os resultados apresentados ilustram uma delimitação bastante adequada das regiões dos três elementos constituintes: plano de fundo, tecido normal e tumor.

Em vista desses resultados, pode-se dizer que o método de segmentação EM/MPM representa uma opção interessante para o desenvolvimento de sistemas de análise de tipos variados de imagens, como por exemplo, imagens de modalidade médica.

Para tornar o método EM/MPM mais robusto ainda foram incorporadas outras duas técnicas conhecidas na literatura: a abordagem multiresolução e a técnica de *annealing*. A primeira delas diz respeito à utilização de mais de um de resolução de uma mesma imagem para se alcançar o resultado final de segmentação. A utilização desta abordagem proporciona ao método a capacidade de segmentar regiões de texturas mais grosseiras. Além disso, também foi observado que esta técnica aumenta a velocidade do método em atingir a segmentação final. Isso deve-se ao fato de que a maior parte do trabalho de segmentação é realizada em um nível de resolução da imagem que possui um número de pixels significativamente menor que o número de pixels da resolução original.

Por sua vez, a técnica de *Annealing*, que consiste em variar iterativamente o parâmetro de iteração espacial β ao longo do processo de segmentação, mostrou resultados interessantes em relação à diminuição de ruídos na imagem segmentada e no aumento da velocidade de convergência do algoritmo de estimação de parâmetros EM.

O programa desenvolvido cumpre a proposta de realizar a contagem automática do número de indivíduos contidos na imagem aérea de um determinado ninhal, conforme proposto no projeto de pesquisa deste trabalho. Acredita-se que a contagem do número de ninhos também pode ser realizada com a utilização deste mesmo sistema, levando-se em consideração que a textura de um ninho é diferente das texturas dos demais elementos relevantes na cena, ou seja, os pássaros e a vegetação de fundo. Sendo assim, um possível tópico de extensão para este trabalho consiste na aquisição de um novo conjunto de imagens aéreas de ninhais de uma outra determinada espécie, como por exemplo, a espécie dos “cabeças-secas”. O grupo desses indivíduos é conhecido cientificamente com o nome de *Myiacteria Americana* e uma de suas características comportamentais consiste no fato de eles constroem seus ninhos no topo das copas das árvores, e não no interior delas, como é o caso das garças brancas. Deste modo, as novas fotografias adquiridas contarão não só com a presença dos indivíduos da espécie, mas também com as imagens de seus respectivos ninhos.

Outra possível extensão do trabalho realizado seria a elaboração de um método automático e dinâmico para estimação inicial dos parâmetros de média e variância das classes utilizadas na segmentação. De fato, a escolha adequada desses valores iniciais constitui um fator determinante na obtenção de um resultado coerente. Foi observado que determinados valores de estimação inicial fazem com que o processo de segmentação convirja, simplesmente, para um resultado final que pouco se aproximava da segmentação ideal. Isto pode ser interpretado se levarmos em consideração que o processo tem de convergir atingindo o mínimo local de uma determinada função multidimensional. Se a superfície desta função possui mais de um ponto de mínimo, então o processo tem mais de uma alternativa para a situação de convergência. Pode-se dizer, então, que o ponto inicial do processo na superfície em questão, praticamente define para qual dos pontos de mínimo o processo irá convergir.

Referências Bibliográficas

- [ABML89] C. A. Ankenbrandt, B. P. Buckles, F. E. Petry M., and Lybanon, *Ocean feature recognition using genetic algorithms with fuzzy fitness functions*, Proc. Third Annual Workshop on Space Operations Automation and Robotics (1989), 679-686.
- [ABP90] C. A. Ankenbrandt, B. P. Buckles, and F. E. Petry, *Scene recognition using genetic algorithms with semantic nets*, Pattern Recognition Letters **11** (1990), 285-293.
- [AFDV90] J. Albert, F. Ferri, J. Domingo, and M. Vicens, *An approach to natural scene segmentation by means of genetic algorithms with fuzzy data*, Fourth National Symposium in Pattern Recognition and Image Analysis (1990), 97-112.
- [Bes74] J. Besag, *Spatial interaction and the statistical analysis of lattice systems (with discussion)*, J. of Royal Statist. Soc. **36** (1974), no. 2, 192-326.
- [Bil98] Jeff A. Bilmes, *A gentle tutorial of the em algorithm and its application to parameter estimation for gaussian mixture and hidden markov models*, Tech. report, International Computer Science Institute, 1947 Center St., April 1998.
- [BJC95] David A. Bader, Joseph Jajá, and Rama Chellappa, *Scalable data parallel algorithms for texture synthesis using gibbs random fields*, IEEE Transactions on Image Processing **IP - 4** (1995), 1456-1460.
- [BL79] S. Beucher and C. Lantuéjoul, *Use of watersheds in contour detection*, In Proc. International Workshop on Image Processing, Real-Time Edge and Motion Detection/Estimation, Rennes (1979).

- [BL91] C. Bouman and B. Liu, *Multiresolution segmentation of textured images*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence **13** (1991), no. 2, 99–113.
- [Bou99] S. Bouton, *Ecotourism in wading bird colonies in the brazilian pantanal: biological and socioeconomic implications*, Master's thesis, University of Florida, 1999.
- [BP92] J.C. Bezdek and S.K. Pal, *Fuzzy models for pattern recognition*, IEEE (1992).
- [Bro66] P. Brodatz, *Textures: a photographic album for artists and designers*, 1966, Dover, New York.
- [BS94] C. Bouman and M. Shapiro, *A multiscale random field model for bayesian image segmentation*, IEEE Transactions on Image Processing **3** (1994), no. 2, 162–177.
- [Cai79] D. Cairns, *Censusing hole-nesting auks by visual counts*, Bird-Banding **50** (1979), 358–364.
- [CD00] Mary L. Comer and Edward J. Delp, *The em/mpm algorithm for segmentation of textured images: Analysis and further experimental results*, IEEE Transactions on Image Processing **9** (2000), no. 10, 1731–1744.
- [CD03] —, *Segmentation of textured images using a multiresolution gaussian autoregressive model*, <http://citeseer.nj.nec.com/14793.html>, visitado em janeiro de 2003.
- [CG92] George Casella and Edward I. George, *Explaining the gibbs sampler*, The American Statistician **46** (1992), no. 3, 167–174.
- [CLD96] Mary L. Comer, S. Liu, and Edward J. Delp, *Statistical segmentation of mammograms*, Proceedings of the 3rd International Workshop on Digital Mammography (1996), 475–478.
- [Col97] Michael Collins, *The em algorithm*, September 1997.
- [DL78] H. Digabel and C. Lantuéjoul, *Iterative algorithms*. In Actes du Second Symposium Européen d'Analyse Quantitative des Microstructures en Sciences des Matériaux, Biologie et Médecine, Caen (1978), 85–99.
- [DLR77] A. P. Dempster, N. M. Laird, and D. B. Rubin, *Maximum likelihood for incomplete data via em algorithm*, J. R. Statist. Soc. B **39** (1977), 1–38.

- [Dou98] Edward R. Dougherty, *Random processes for image and signal processing*, IEEE Series on Imaging Science and Engineering. SPIE/IEEE, 1998.
- [Fac93] Jacques Facon, *Processamento e análise de imagens*, 1993.
- [FPD01] Roger Fjortoft, Wojciech Pieczynski, and Yves Delignon, *Generalized mixture estimation and unsupervised classification based on hidden markov chains and hidden markov fields*, Scandinavian Conference on Image Analysis (2001).
- [GBS90] M. Gonzalez, D. Benitez, and C.P. Suarez, *Segmentation and recognition in visual chromatic spaces*, CYBERNETICS SYSTEMS **21** (1990), 241–247.
- [GDO85] L. Van Gool, P. Dewaele, and A. Oosterlinck, *Texture analysis anno 1983*, Computer Vision, Graphics, and Image Processing **29** (1985), 336–357.
- [GG84] Stuart Geman and Donald Geman, *Stochastic relaxation, gibbs distribution, and the bayesian restoration of images*, IEEE Transactions on Pattern Analysis **6** (1984), no. 6, 721–741.
- [Gon87] Rafael C. Gonzalez, *Digital image processing*, second ed., Addison-Wesley, 1987.
- [GP97] Nathalie Giordana and Wojciech Pieczynski, *Estimation of generalized multisensor hidden markov chains and unsupervised image segmentation*, IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence (1997), no. 5, 465–475.
- [Har79] Robert M. Haralick, *Statistical and structural approaches to texture*, Proceeding, IEEE (1979), no. 67, 786–804.
- [HB96] Donald Hearn and M. Pauline Baker, *Computer graphics*, Prentice Hall, 1996.
- [HP74] Steven L. Horowitz and Theodosios Pavlidis, *Picture segmentation by a direct by a directed split-and-merge procedure*, second ed., Addison-Wesley, 1974.
- [IEE90] IEEE, *Ieee standard 610.4-1990 - standard glossary of image processing and pattern recognition terminology*, IEEE Press, 1990.
- [LN98] I.Nascimento and J. Nascimento, *Databank of the bird colonies in brazil*, Meeting of the colonial waterbird society, Miami. Resumo. 80p (1998), 55.
- [Jah93] Bernd Jahne, *Digital image processing*, Springer-Verlag, 1993.
- [Jai93] Anil K. Jain, *Fundamentals of digital image processing*, Prentice Hall, 1993.

- [Jho94] Brian Gerard Jhonston, *Three dimensional multispectral stochastic image segmentation*, Master's thesis, University of British Columbia, January 1994.
- [KDH88] P. A. Kelly, H. Derin, and K. D. Hart, *Adaptive segmentation of speckled images using a hierarchical random field model*, IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing **36** (1988), 1626–1641.
- [LD89] S. Lakshmanan and H. Derin, *Simultaneous parameter estimation and segmentation of gibbs random field using simulated annealing*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence **11** (1989), 799–813.
- [Lee97] Peter M. Lee, *Bayesian statistics: An introduction*, second ed., Arnold, 1997.
- [LL90] Y. W. Lim and S.U. Lee, *On the color image segmentation algorithm based on the thresholding and the fuzzy c-means techniques*, PR **23** (1990), 935–952.
- [ILL00] S. Del Lama, I. Lopes, and M. Del Lama, *Genetic variability and level of differentiation in wood stork populations.*, IBIS (2000).
- [MJ92] J. Mao and A. K. Jain, *Texture classification and segmentation using multiresolution simultaneous autoregressive models*, Pattern Recognition **25** (1992), no. 2, 173–188.
- [MMP87] J. Marroquin, S. Mitter, and T. Poggio, *Probabilistic solution of illposed problems in computational vision*, The American Statistician **82** (1987), 76–89.
- [NA01] Nariman Majdi Nasab and Mostafa Analoui, *An efficient multiresolution approach for image segmentation based on markov random field*, Proceedings of SPIE **4322** (2001), 1066–1074.
- [Nas98] I. Nascimento, *Waterbirds colonies in the pantanal area with an emphasis on their temporal and spacial scales*. Meeting of the colonial waterbird society, Miami. Resumo. 80p (1998), 23.
- [NKI93] I. Ng, J. Kittler, and J. Illingworth, *Supervised segmentation using a multiresolution data representation*, Signal Processing **31** (1993), no. 2, 133–163.
- [Pap92] T. N. Pappas, *An adaptive clustering algorithm for image segmentation*, IEEE Transactions on Signal Processing **40** (1992), 901–914.
- [RB93] Todd R. Reed and J. M. Hans Du Buf, *A review of recent texture segmentation and feature extraction techniques*, Image Understanding **57** (1993), no. 3, 359–372.

- [RM00] Jos B.T.M. Roerdink and Arnold Meijster, *The watershed transform: Definitions, algorithms and parallelization strategies*, Fundamenta Informaticae **41** (2000), 187–228.
- [Ros97] Anders Rosholm, *Statistical methods for segmentation and classification of images*, Ph.D. thesis, Technical University of Denmark, 1997.
- [RW84] R. A. Redner and H. F. Walker, *Mixture densities, maximum likelihood and the em algorithm*, Soc. Ind. Appl. Math. Rev. **26** (1984), 195–239.
- [Son99] Millan Sonka, *Image processing, analysis and machine vision*, PWS, 1999.
- [SSWC88] P.K. Sahoo, S. Soltani, A.K.C. Wong, and Y.C. Chen, *A survey of thresholding techniques*, Computer Vision, Graphics and Image Processing **41** (1988), 233–260.
- [Tan96] Martin A. Tanner, *Tools for statistical inference: methods for the exploration of posterior distributions and likelihood functions*, Springer series in Statistics, Springer, 1996.
- [TCR00] O. Trindade, M. Carmo, and E. Ribeiro, *Small aircraft for application in agriculture*, Published on Anais (eletronic format) of the 2000 ASAE Annual International Meeting, Milwaukee, Wisconsin, USA, 2000.
- [VS91] L. Vincent and P. Soille, *Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence **13** (1991), no. 6, 583–598.
- [Win95] Gerhard Winkler, *Image analysis, random fields and dynamic monte carlo methods: a mathematical introduction*, Applications of mathematics, vol. 27, Springer, 1995.
- [Wu83] C. F. Jeff Wu, *On the convergence properties of the em algorithm*, The Annals Statistics **11** (1983), no. 1, 95–103.