

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS - UNICAMP
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA E DE COMPUTAÇÃO

MARCADORES MÍNIMOS USANDO WATERSHED

Autor: **Wellington Diolice Felix da Silva**
Orientador: **Prof. Roberto de Alencar Lotufo, Ph.D.**

Tese de Doutorado apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Engenharia Elétrica. Área de concentração: **Engenharia de Computação.**

Dezembro de 2001
Campinas, SP - Brasil

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA
BIBLIOTECA DA ÁREA DE ENGENHARIA - BAE - UNICAMP

Sa38m	Silva, Wellington Diolice Felix da Marcadores mínimos usando watershed / Wellington Diolice Felix da Silva. – Campinas, SP: [s.n.], 2001.
	Orientador: Roberto de Alencar Lotufo. Tese (doutorado) - Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação.
	1. Processamento de Imagens. 2. Grafo (Sistemas de computador). I. Lotufo, Roberto de Alencar. II. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação. III. Título

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS - UNICAMP
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA E DE COMPUTAÇÃO

MARCADORES MÍNIMOS USANDO WATERSHED

Autor: **Wellington Diolice Felix da Silva**
Orientador: **Prof. Roberto de Alencar Lotufo, Ph.D.**

Tese de Doutorado apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Engenharia Elétrica. Área de concentração: **Engenharia de Computação.**

Banca Examinadora

Arnaldo de Albuquerque Araújo, Ph.D.	DCC/UFGM
Clésio Luiz Tozzi, Ph.D.	DCA/FEEC/UNICAMP
Márcio Luiz de Andrade Netto, Ph.D.	DCA/FEEC/UNICAMP
Neucimar Jerônimo Leite, Ph.D.	IC/DCC/UNICAMP
Roberto de Alencar Lotufo, Ph.D.	DCA/FEEC/UNICAMP

Dezembro de 2001
Campinas, SP - Brasil

*Para minha amada esposa Andréa,
por seu amor, paciência e compreensão.*

Agradecimentos

Agradeço a todas as pessoas que acreditaram que eu seria capaz de superar mais um dos meus limites e que seria possível concluir meu doutorado. A estas pessoas o meu sincero muito obrigado.

Agradeço a Fapesp que ao incentivar a pesquisa no Estado de São Paulo permitiu que eu concluísse um sonho, sem que eu tivesse que passar por todas as dificuldades em que se encontram vários amigos de pós-graduação. Obrigado pelo conforto e a tranquilidade financeira.

Ficam aqui meus agradecimentos aos amigos de laboratório, com os quais cheguei a conviver durante alguns anos e puderam emprestar parte de suas alegrias e paciência como forma de incentivar cada novo passo dado.

Agradeço também a minha amiga Carmen que sempre nas horas mais conturbadas conseguia “um tempinho” e arrumava uma maneira de me ajudar com os “abacaxis” que eu aparecia.

Registro aqui meus agradecimentos ao Francisco, ao Marco, ao Rangel, ao Alexandre, ao Franklin, à Jane e ao Ricardo, que durante estes anos se tornaram meus irmãos ao compartilharmos o mesmo orientador.

Meu obrigado ao meu orientador Lotufo que nas horas providenciais me indicou os caminhos menos tortuosos. Pelos “puxões de orelha” que não deixaram com que eu me acomodasse e, principalmente, por me aturar por quase sete anos.

Agradeço à minha família e principalmente aos meus pais Diolice e Aparecida e a minha irmã Isla, que não mediram esforços para estar ao meu lado e me proporcionar esta alegria. Sinto-me um privilegiado que recebe a sua maior herança, sem que para isto seja necessário perdê-los. Obrigado por acreditar em mim, pela minha formação, por ser meu “porto seguro” e antes de mais nada, por me ensinar a ser gente.

Apesar de dedicar este trabalho a ela, não posso deixar de agradecer minha esposa Andréa, por ser minha companheira, confidente e incentivadora.

Tenho consciência de tê-la prejudicado por algumas vezes, deixando-a num segundo plano ao ter de priorizar algumas atividades. Mas nem por isto perdi seu apoio, ao contrário, sempre compreensiva esteve em todos os momentos ao meu lado. Com toda a certeza, parte do que pude fazer e mostrar aqui é consequência de sua presença e perseverança.

Um dia ouvi a seguinte frase: *“Atrás de um grande homem existe uma grande mulher”*. Se ainda não sou um “grande homem”, tenho a certeza que em breve serei, pois não será pela falta de uma “grande mulher” ao meu lado que não conquistarei importantes objetivos em minha vida.

Muito obrigado Morzão. ;-)

Sumário

Sumário	ix
Lista de Figuras	xiii
Lista de Algoritmos	xvii
Resumo	xix
Abstract	xxi
1 Introdução	1
1.1 Organização da Tese	3
2 Revisão Bibliográfica	7
2.1 Segmentação Multiescala	7
2.1.1 Gradiente Multiescala	8
2.1.2 <i>Watershed</i> Modelado em Grafo	9
2.2 Segmentação Intraquadro e Interquadros	10
2.3 Transformação Imagem-Floresta	11
3 Segmentação de Objetos em Seqüência de Imagens	13
3.1 Segmentação 3D	13
3.1.1 Propagação de Marcadores	13
3.2 Segmentação Interquadros (<i>Inter-frames</i>)	14
3.2.1 Segmentação Intraquadro	15
3.2.2 Segmentação Interquadros	15
3.3 Perseguição de Objetos	17

4	Conceitos Básicos	23
4.1	Imagem	23
4.1.1	Vizinhança	26
4.2	Grafo	28
4.2.1	Árvore	30
4.2.2	Árvore Geradora Mínima	30
4.3	Matriz	30
4.4	Segmentação	31
4.4.1	Segmentação Multiescala	31
5	<i>Watershed</i>	35
5.1	<i>Watershed</i> Baseado na Simulação de Inundação	37
5.1.1	Linhas de <i>Watershed</i>	37
5.1.2	<i>Watershed</i> por Marcadores	38
5.1.3	<i>Watershed</i> Hierárquico	40
5.2	Modelagem <i>Watershed</i> usando Grafo	42
5.2.1	Floresta de Caminho Mínimo	42
5.2.2	Transformação Imagem-Floresta	43
5.2.3	<i>Watershed</i> Hierárquico Combinado à Segmentação Multiescala	45
5.3	Árvore Geradora Mínima	50
5.4	Construção da Árvore Geradora Mínima	53
5.4.1	Métrica	59
5.4.2	Inundação Uniforme <i>versus</i> Inundação Síncrona	62
6	Marcadores Mínimos	65
6.1	Marcadores Mínimos em Grafo	66
6.1.1	Exemplos	68
6.1.2	Seleção Automática de Marcadores Mínimos	76
6.1.3	Redução de cada Marcador a um Único Ponto	81
7	Implementação	85
7.1	Grafo	85
7.1.1	Matriz de Adjacência	85
7.1.2	Matriz de Pesos	86
7.1.3	Estrutura de Dados <i>Morphgraph</i>	87
7.2	Árvore Geradora Mínima	90
7.3	Plataforma de Desenvolvimento	91

8	Resultados	93
8.1	Plataforma e Ferramentas de Trabalho	93
8.2	Exemplos de Utilização da Metodologia Desenvolvida	94
8.2.1	Particionamento da Imagem	95
8.2.2	Escolha Automática de Marcadores	99
9	Conclusão	105
9.1	Trabalhos Futuros	106
	Bibliografia	109
	Índice Remissivo	113

Lista de Figuras

3.1	Modelo esquemático da segmentação interquadros.	16
3.2	Modelo da segmentação interquadros.	20
3.3	Exemplo de segmentação interquadros.	22
4.1	Vizinhança 2D.	26
4.2	Vizinhança 3D.	27
4.3	Grafo não direcional com pesos associados aos seus arcos. . . .	28
4.4	Classificação das diferentes subdivisões de uma imagem. . . .	32
4.5	Segmentação multiescala.	33
5.1	Ilustração 1D dos conceitos de zona plana, mínimo local, global e regional.	36
5.2	Linhas de <i>watershed</i>	39
5.3	Comparação do <i>watershed</i> tradicional com o <i>watershed</i> por marcadores em um sinal unidimensional.	40
5.4	<i>Watershed</i> hierárquico segundo a abordagem de inundação em um sinal unidimensional.	41
5.5	Exemplo das métricas mais utilizadas no <i>watershed</i> hierárquico aplicadas a um sinal unidimensional.	41
5.6	O cálculo do custo do caminho obedece o sentido que vai do marcador para o ponto analisado.	43
5.7	CrITÉRIOS para a determinação dos pesos do arcos da IFT por <i>pixel</i> usando vizinhança-4.	44
5.8	Equivalência da imagem particionada e da representação por grafo.	45
5.9	Exemplo de partição que não pode ser recuperada pelo <i>water- shed</i> usando as micro-bacias de contenção como marcadores. .	47
5.10	Exemplo de particionamento multiescala obtido pelo <i>water- shed</i> hierárquico.	48

5.11	Transformação imagem-floresta por regiões no modelamento do <i>watershed</i> por marcadores.	51
5.12	Transformação imagem-floresta por regiões no modelamento do <i>watershed</i> hierárquico.	52
5.13	Equivalência das partições usando grafo e árvore geradora mínima.	54
5.14	Exemplo 1D de metodologias de inundação de um relevo. . . .	63
6.1	Sinal unidimensional utilizado na exemplificação dos diferentes critérios de seleção automática dos marcadores em grafo. . . .	70
6.2	Gradiente de uma imagem 2D.	70
6.3	<i>Watershed</i> por regiões correspondente à Figura 6.2.	71
6.4	Árvore geradora mínima correspondente à Figura 6.2.	71
6.5	Matriz de adjacência correspondente à Figura 6.3.	72
6.6	Particionamento desejado correspondente à Figura 6.3.	73
6.7	Mapeamento da partição desejada (Figura 6.6) na árvore geradora mínima.	74
6.8	Regiões receptivas de marcadores na árvore geradora mínima. . . .	75
6.9	Regiões receptivas de marcadores correspondente à Figura 6.3. . . .	75
6.10	Escolha de um conjunto de marcadores mínimos segundo o critério de bacias de contenção.	77
6.11	Transformada da distância aplicada à imagem da Figura 6.3. . . .	79
6.12	Resultado final da aplicação da imagem das regiões receptivas de marcadores como máscara sobre a imagem da transformada da distância (Figura 6.11).	79
6.13	Seleção dos marcadores segundo o critério da distância.	80
6.14	Seleção de marcadores segundo o critério de distância.	81
6.15	Seleção de marcadores segundo o critério da máxima dinâmica. . . .	82
6.16	Marcadores da Figura 6.15 reduzidos aos pontos com maior dinâmica dentro de cada bacia de contenção escolhida.	83
7.1	Grafo usado nos exemplos.	88
7.2	Modelo <i>adjacency morphgraph</i>	89
7.3	Estrutura de dados <i>adjacency morphgraph</i>	89
7.4	Estrutura de dados <i>weight morphgraph</i>	90
8.1	Imagem do tenista de mesa usada como referência para os testes. . . .	94

8.2	Particionamento da Figura 8.1 nas n regiões mais significativas da imagem.	96
8.3	Exemplo de regiões receptivas de marcadores relativos a um particionamento qualquer.	97
8.4	Regiões receptivas de marcadores da Figura 8.1 suavizada pelos filtros conexos de abertura e fechamento por reconstrução.	98
8.5	Posicionamento dos marcadores decorrentes das metodologias para a seleção de micro-bacias de contenção.	101
8.6	Posicionamento dos marcadores pontuais decorrentes das metodologias de seleção dos pontos correspondentes aos mínimos regionais das micro-bacias de contenção.	103

Lista de Algoritmos

1	Construção da árvore geradora mínima.	56
2	Atualizando os valores da métrica de uma bacia de contenção.	60
3	Região receptiva de marcadores relativa a um nó de fronteira em árvores geradoras mínimas baseada em <i>watershed</i>	68
4	Regiões receptivas de marcadores em árvores geradoras mínimas baseada em <i>watershed</i>	69

Resumo

O algoritmo de *watershed* é a mais poderosa ferramenta de morfologia matemática para segmentação de imagens. Este trabalho baseia-se no problema inverso do *watershed* por marcadores. De uma partição previamente obtida pelo *watershed* por marcadores, encontra-se um conjunto mínimo de marcadores que reproduza a mesma partição do *watershed*.

É apresentada uma solução baseada em árvore geradora mínima e nos conceitos apresentados de regiões receptivas de marcadores, que é uma região, onde um marcador adequado deve ser posicionado para a obtenção da segmentação desejada.

A motivação original para estes estudos foi o auxílio à segmentação de objetos em vídeo. A segmentação interquadros baseada em *watershed* usa a projeção de marcadores vindos do quadro anterior para o quadro atual. Com a redução do número e do tamanho dos marcadores propagados, a segmentação interquadro é melhorada.

A metodologia de marcadores mínimos é desenvolvida, implementada e avaliada nesta dissertação.

Abstract

The watershed algorithm is the most powerful tool of mathematical morphology for image segmentation. This work is based on the inverse problem of the watershed from markers. From a partition previously obtained by the watershed from markers, find the minimal set of markers that reproduce the same watershed partition.

We present a solution based on the minimum spanning tree and introduce the concept of marker receptive region, which is a region where one marker must be placed in order to get the goal segmentation.

The original motivation of this study was to aid in video object segmentation. The inter frame watershed based segmentation uses a projection of the markers used in the previous frame for the actual frame. By reducing the number and size of the markers to be propagated, the inter frame segmentation is improved.

The minimal set of markers methodology is developed, implemented and tested during this dissertation.

Capítulo 1

Introdução

A maioria dos problemas abordados pelas técnicas de processamento de imagens, normalmente acabam sendo reduzidos à situações que envolvem algum tipo de segmentação. Uma boa segmentação é a base da maioria das metodologias envolvendo processamento de imagem, possibilitando extrair regiões visualmente importantes de uma imagem, a determinação de marcadores, a resolução do problema de correspondência de regiões, entre outras aplicações.

Ao trabalhar com a segmentação de vídeo, onde o vídeo é tratado como uma seqüência finita de imagens bidimensionais, o problema ganha mais uma dimensão. Torna-se necessário conhecer maneiras alternativas de conseguir um mesmo particionamento. Desta forma, consegue-se a otimização da metodologia de segmentação, onde a reutilização do particionamento do quadro anterior auxilia de maneira decisiva o correlacionamento das regiões ao longo da seqüência de vídeo.

Associando este conceito de segmentação gradual da seqüência de vídeo com a morfologia matemática¹, através da metodologia de *watershed*, consegue-se uma combinação eficiente de segmentação iterativa de vídeo.

¹J. Serra e G. Matheron são considerados os precursores da morfologia matemática [Ser82] [Ser88], introduzindo os conceitos fundamentais de dilatação e de erosão de uma imagem digital.

Através da adoção do *watershed* por marcadores, o problema de segmentar uma imagem deixa de ser a maior preocupação, pois encontrando-se marcadores consistentes, obtém-se facilmente o particionamento desejado. Sendo assim, quando se trata de um particionamento de uma imagem através do algoritmo de *watershed* por marcadores, o problema deixa de ser encontrar a partição desejada e passa a ser a determinação de um conjunto de marcadores capaz de gerar a partição desejada. Deve-se observar que conjuntos distintos de marcadores são capazes de gerar uma mesma partição.

Devido à importância dada à determinação destes marcadores, verifica-se que quanto mais versatilidade se tiver na escolha deste marcadores, menores os problemas a serem contornados devido ao conjunto de opções oferecidas.

Nesta tese, é desenvolvida a metodologia denominada regiões receptivas de marcadores [LS01], voltada à determinação do conjunto universo de marcadores que permite a escolha de um subconjunto capaz de recuperar um determinado particionamento de uma dada imagem. A escolha de um conjunto mínimo, denominado marcadores mínimos, também é abordada neste trabalho.

O conceito de regiões receptivas de marcadores está baseado na hipótese de encontrar regiões da imagem que podem ser tomadas como marcadores, onde um dado particionamento pode ser recuperado. Desta maneira, a escolha do melhor posicionamento dos marcadores pode ser obtida através da escolha de pontos que estão delimitados espacialmente dentro destas regiões receptivas. Qualquer escolha do conjunto de marcadores fora destas regiões, implica necessariamente em um novo particionamento.

Fundamentada na teoria de grafo, a metodologia desenvolvida é capaz de obter resultados de uma maneira bastante eficiente sem que haja necessidade da varredura *pixel a pixel* da imagem. Através do particionamento da imagem de entrada em regiões de *watershed* e o mapeamento destas regiões de uma forma adequada para uma estrutura de grafo, consegue-se um dispositivo de fácil manipulação, onde a complexidade da estrutura é evidentemente

menor que a manipulação direta dos pontos da imagem.

Através da criação de uma estrutura de grafo denominada *morphgraph*, concebida exclusivamente para a otimização da representação do grafo, consegue-se uma maneira ágil e indexada de promover pesquisas das informações dentro da estrutura de dados. Isto traz um aumento significativo da qualidade do processamento das informações, onde fica ainda mais evidenciada a eficiência desta representação quando comparada à varredura exaustiva da estrutura de grafo.

1.1 Organização da Tese

Esta tese está dividida de modo a fornecer gradativamente os subsídios necessários à compreensão do problema de perseguição de objetos que motivou esta pesquisa, bem como os resultados obtidos e metodologias desenvolvidas ao longo destes últimos anos.

No capítulo *Revisão Bibliográfica*, são apresentados resumos dos principais trabalhos publicados pelos diversos pesquisadores da área e que são de fundamental importância ao esclarecimento e desenvolvimento deste trabalho. Trata-se de um capítulo independente que pode ser estudado a qualquer instante sem que haja perda de compreensão pelo leitor. Nele são expostas as linhas de estudo trilhadas pelos grupos de pesquisa da atualidade, conceitos de relevância que serviram de inspiração para esta tese.

No capítulo *Segmentação*, é apresentada uma metodologia de segmentação de sequência de vídeo que serviu de inspiração para chegar aos principais conceitos deste trabalho. Trata-se de uma metodologia de segmentação inspirada em um problema de acompanhamento de regiões nos diversos instantes de tempo de uma sequência de vídeo. Adicionalmente, o capítulo apresenta uma metodologia de *Perseguição de Objetos* propondo uma solução para o problema que originalmente motivou a pesquisa. Conceitos de segmentação interquadros são abordados de modo a viabilizar um processo

de segmentação

No capítulo *Conceitos Básicos* são levantadas as diversas fundamentações teóricas utilizadas no desenvolvimento deste trabalho. Tratam-se de conceitos já consagrados na literatura e que servem de sustentação para todos métodos e resultados aqui apresentados. É um capítulo vital à compreensão do trabalho e que eventualmente pode ser negligenciado caso o leitor compreenda os conceitos nele apresentados.

No capítulo *Watershed*, a metodologia de trabalho começa a ser desenvolvida e o leitor começa a ser posicionado sobre as nuances que envolvem o problema. Trata-se de um capítulo de fundamentação teórica sobre o principal conceito envolvendo o trabalho, o qual é detalhado de maneira exaustiva, com objetivo de esclarecer todos os pontos de importância, bem como relacionar alguns conceitos.

Marcadores Mínimos é um capítulo destinado à apresentação da metodologia proposta nesta tese. Toda a parte conceitual é desenvolvida de modo a expor as dificuldades e principalmente as soluções encontradas. Apoiada nos dois capítulos anteriores, a metodologia é descrita de forma a estar sustentada conceitualmente.

No capítulo *Implementação* são apresentados os recursos e métodos computacionais utilizados para a viabilização da metodologia. Estruturas de dados de representação e manipulação das informações são descritas em detalhes, de modo que seja possível a reprodução e a melhoria dos artifícios utilizados para se chegar a um conjunto de operações funcionais. Vantagens e desvantagens observadas são discutidas de modo a justificar as escolhas feitas ao longo do projeto.

O capítulo *Resultados* traz um conjunto de experimentos feitos de modo a ilustrar os resultados obtidos. Diversos testes são apresentados e comentados em relação à sua relevância.

Finalmente, o capítulo *Conclusões* destaca os principais resultados obtidos, bem como sugestões de continuidade do trabalho e pontos a serem

corrigidos e melhor explorados.

Capítulo 2

Revisão Bibliográfica

Este capítulo tem como objetivo principal a apresentação de metodologias de segmentação que são utilizadas como inspiração e referência para a obtenção de resultados desta dissertação. Através de uma revisão bibliográfica pretende-se expor os principais artigos referenciados, destacando os pontos de relevância apresentados em cada abordagem, bem como alguns resultados.

2.1 Segmentação Multiescala

A segmentação multiescala consiste na determinação de níveis de segmentação da imagem. À medida que é exigido um maior detalhamento do particionamento, aumenta-se o número de partes em que a imagem é dividida e os pequenos detalhes passam a definir regiões na imagem. Quando o nível de detalhamento é menor, o número de regiões do particionamento diminui de modo que somente as bordas mais significativas da imagem definem a partição.

2.1.1 Gradiente Multiescala

Antes de mencionar as abordagens de segmentação multiescala é importante destacar o trabalho publicado por Wang sobre gradiente multiescala [Wan97], onde o objetivo é obter uma segmentação de imagem em regiões homogêneas e localizar com exatidão os contornos destas regiões através de um novo conceito de gradiente.

Para a segmentação da imagem utiliza-se o *watershed* aplicado ao gradiente da imagem a ser segmentada. Assim, a imagem do gradiente é vista como sendo a altura, as regiões de borda mais intensa na imagem são geralmente segmentadas por terem altos valores de gradiente que aparecem como as linhas de *watershed* de uma superfície 3D. O interior de cada região usualmente tem baixo valor de gradiente e são considerados como bacias de contenção da superfície 3D.

A partição obtida pelas linhas de *watershed* divide a imagem em diferentes regiões que correspondem às regiões homogêneas da imagem segmentada. Desta forma, o desempenho da segmentação baseada em *watershed* depende diretamente do algoritmo de gradiente.

O gradiente convencional possui sérios inconvenientes para a segmentação baseada em *watershed*. A operação convencional de gradiente vista como o gradiente morfológico produz muitos mínimos locais decorrentes de ruídos e erros de quantização dentro das regiões homogêneas. Cada mínimo do gradiente resulta em uma bacia de contenção no *watershed*, resultando numa super segmentação, onde uma região homogênea pode ser particionada num grande número de regiões e contornos coerentes podem ser perdidos no meio de falsos contornos.

Buscando resolver este problema, Wang propõe um novo gradiente denominado gradiente multiescala, onde é possível borrar arestas de modo a eliminar hierarquicamente os mínimos locais produzidos por ruídos e por erro de quantização.

O conceito de gradiente multiescala, $MG(f)$, consiste na média ponderada dos gradientes morfológicos obtidos por diferentes elementos estruturantes quadrados, B_i , de tamanho $(2i + 1) \times (2i + 1)$, com $0 \leq i \leq n$

$$MG(f) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [((f \oplus B_i) - (f \ominus B_i)) \ominus B_{i-1}] \quad (2.1)$$

onde $\oplus$ e $\ominus$ denotam as operações de dilatação e erosão morfológicas, respectivamente.

Desta maneira, Wang evidencia as bordas que são mais representativas e que são encontradas nas diversas iterações de gradiente morfológico que determinam o gradiente multiescala. Quanto maior o valor de n , maior a suavização do gradiente multiescala e, conseqüentemente, menor o número de regiões resultantes da aplicação do *watershed*, decorrente da remoção de alguns mínimos locais da imagem do gradiente.

Assim, variando o valor de n consegue-se uma ferramenta multiescala de segmentação da imagem, onde as bordas mais significativas são priorizadas.

Seguindo ainda a abordagem de segmentação multiescala, Salembier publica uma abordagem de segmentação multiescala usando *watershed* [SP94].

2.1.2 *Watershed* Modelado em Grafo

Fundamentado no conceito de junção das regiões obtidas pelo *watershed* tradicional aplicado à imagem do gradiente morfológico, Meyer consegue hierarquizar estas junções de modo que as regiões sejam unidas seguindo uma hierarquia de menor custo de junção.

Buscando uma ferramenta mais interativa onde fosse possível trabalhar em um nível mais alto de abstração, Meyer em [Mey94][Mey96] mostra que o problema de *watershed* pode ser abordado segundo a teoria de grafo.

Calculando o *watershed* tradicional sobre o gradiente da imagem original, obtém-se um conjunto de regiões que correspondem às micro-bacias de

contenção da imagem original vista como um relevo.

A representação da relação de vizinhança entre as diversas micro-bacias de contenção é representada na forma de grafo, onde cada micro-bacia de contenção corresponde a um nó do grafo. A cada duas micro-bacias de contenção vizinhas, define-se um arco no grafo unindo os nós correspondentes às micro-bacias de contenção. Para cada arco do grafo é calculado um peso que corresponde ao menor custo de passagem de uma micro-bacia de contenção para a outra. Originalmente este custo era dado exclusivamente pela profundidade da bacia de contenção, no entanto novos critérios como o de área e de volume foram sugeridos e incorporados à metodologia [LF00].

Devido ao *watershed* estar fundamentado no critério de minimização do custo máximo é possível simplificar o grafo de vizinhança original para uma árvore geradora mínima, a qual contém todas as informações necessárias ao processamento do *watershed*.

Maiores informações podem ser obtidas no Capítulo 5, onde esta abordagem é detalhada, oferecendo subsídios para o desenvolvimento e a apresentação dos novos resultados.

2.2 Segmentação Intraquadro e Interquadros

Focado em uma metodologia de codificação de vídeo baseada em regiões para taxas de transmissões muito baixas, Salembier apresenta em [STMG95], uma metodologia para a codificação de seqüências de vídeo baseada em regiões. A codificação envolve uma segmentação recursiva no tempo relacionada à homogeneidade das regiões, estimativa de movimento baseada em regiões e compensação de contornos e de texturas codificados.

No contexto de codificação de vídeo com baixas taxas de transmissão, existe um crescente interesse em gerar técnicas de compressão de imagens. Estas técnicas eliminam as informações redundantes existentes em cada quadro e entre os quadros da seqüência de vídeo, tomando as vantagens das

propriedades do sistema visual humano.

Métodos de compensação de movimento baseados em regiões descrevem a imagem em termos de um conjunto de regiões que consiste na partição. Algumas informações para cada região são usadas pelo receptor para reconstruir a imagem.

Esta abordagem é melhor explorada no Capítulo 3, onde a metodologia é descrita e aplicada a um problema de perseguição de objetos em uma seqüência de vídeo.

2.3 Transformação Imagem-Floresta

A transformação imagem-floresta (*image foresting transformation*) é apresentada em [FLA99], onde o problema de crescimento de regiões é tratado de modo genérico e não apenas considerando o caso particular do *watershed* em grafo. Através do mapeamento da imagem de entrada em um grafo usando a abordagem apresentada em [Mey94], computa-se a floresta de caminho mínimo deste grafo [Dia69] [Dij59].

Devido à relação direta com os conceitos apresentados no desenvolvimento da metodologia de *watershed* em grafo, estes conceitos são amplamente explorados no Capítulo 5.

Capítulo 3

Segmentação de Objetos em Seqüência de Imagens

3.1 Segmentação 3D

O objetivo da *segmentação 3D* é particionar a seqüência de quadros, de modo a compor os volumes 3D referentes a cada região da seqüência. O volume 3D pode ser definido como junção das diferentes partições encontradas ao longo do tempo referentes a uma mesma região. Segmentar este tipo de seqüência usando a segmentação 3D é equivalente a encadear ordenadamente no tempo, todas as partições encontradas referente aos quadros que formam a seqüência.

3.1.1 Propagação de Marcadores

A segmentação 3D pode ser classificada segundo duas abordagens distintas, diferenciadas pela forma de propagação dos marcadores ao longo da seqüência de vídeo: interquadros e puramente 3D.

A primeira delas é a abordagem interquadros, onde os marcadores são distribuídos no primeiro quadro da seqüência e estes são propagados quadro a quadro até que se conclua a seqüência. A principal característica desta

abordagem é a diminuição do volume de dados manipulado durante o processo de propagação dos marcadores. São necessários apenas dois quadros da sequência de vídeo a cada iteração do processo: o quadro anterior e o atual. Em complemento, são necessários também os marcadores relativos à segmentação do quadro anterior e uma imagem “vazia” que trará o resultado do particionamento após a conclusão da iteração.

Na segunda abordagem de segmentação, a puramente 3D, toda a sequência é manipulada ao mesmo tempo. Independentemente do quadro onde um marcador é colocado, este marcador se propaga simultaneamente nos eixos espaço-temporal, para instantes de tempo passados e futuros. Desta forma, a sequência de vídeo é manipulada como um todo, havendo a necessidade do conhecimento prévio de todo o conjunto de quadros. Além do inconveniente da manipulação simultânea de um grande volume de dados, através desta abordagem é impossível o processamento de imagens adquiridas em tempo real. Qualquer readequação como a colocação ou a remoção de um marcador, resulta no reprocessamento completo da sequência de imagens.

3.2 Segmentação Interquadros (*Inter-frames*)

Partindo da premissa de que pequenas alterações ocorrem de um quadro para seu adjacente, o aproveitamento da segmentação do quadro anterior na segmentação do atual mostra-se interessante devido a reutilização das informações das segmentações passadas, o que facilita o acompanhamento temporal das regiões.

Para que o processo seja inicializado, há a necessidade de que um quadro seja previamente segmentado. Concluída a segmentação do primeiro quadro, a fase de segmentação inter-quadros pode ser iniciada, a qual obtém de forma iterativa a segmentação dos demais quadros da sequência, propagando os marcadores rotulados usados na segmentação pelo *watershed* no quadro

anterior.

3.2.1 Segmentação Intraquadro

A *segmentação intraquadro*, conhecida também por *segmentação intra-frame*, é um processo 2D, que consiste em utilizar-se de artifícios que possibilitem a divisão de um quadro da sequência de imagens em partes rotuladas.

SEGMENTAÇÃO INTRAQUADRO

Durante a inicialização do processo de segmentação intraquadros, é necessário definir a primeira partição, que inicialmente é propagada pela fase interquadros. A princípio, qualquer algoritmo de segmentação 2D pode ser aplicado nesta fase sem que haja prejuízos às fases subseqüentes.

Concluída a segmentação 2D, são associados rótulos a cada grupo de partes que possuam um mesmo significado semântico dentro da cena e através destes rótulos torna-se possível acompanhar um dado objeto na sequência de vídeo.

3.2.2 Segmentação Interquadros

O objetivo da *segmentação interquadros*, conhecida também por *segmentação inter-frames*, é segmentar iterativamente os demais quadros da sequência de vídeo e estabelecer a correspondência do movimento de cada partição ao longo desta sequência.

SEGMENTAÇÃO INTERQUADROS

A segmentação interquadros é feita a partir dos quadros anterior e atual e através da propagação dos marcadores do quadro anterior para o atual. Inicialmente, a cada nova iteração, a imagem dos marcadores do instante atual é inicializado como sendo uma região de incerteza, ou seja, não possui nenhum rótulo associado (Figura 3.1).

Os marcadores rotulados do quadro anterior são propagados nos eixos espaço-temporal, de modo que ocupem todos os espaços dos quadros de marcadores.

Concluída a propagação dos marcadores, o resultado obtido reflete a segmentação do quadro atual. Através da propagação dos rótulos que identifi-

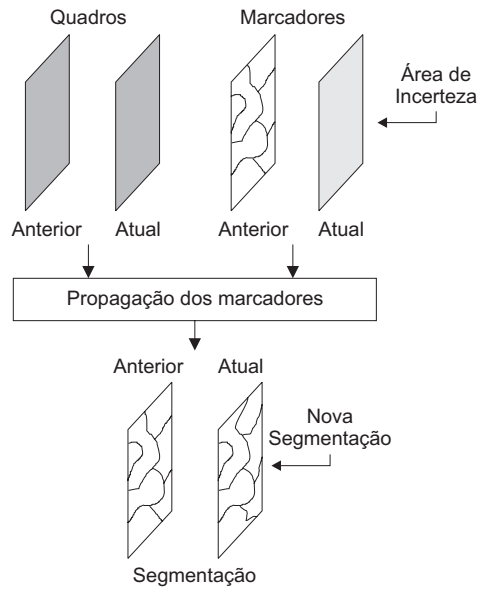


Figura 3.1: Modelo esquemático da segmentação interquadros.

cam cada região de maneira única, consegue-se determinar qual a evolução sofrida por cada uma das partes do quadro segmentado.

Os marcadores obtidos na segmentação do quadro atual serão utilizados na próxima iteração da fase interquadros fazendo com que os rótulos dos marcadores sejam mantidos durante toda a segmentação da sequência de vídeo.

O recurso de propagação de marcadores entre um quadro e seu adjacente é eficiente para as situações onde um objeto se mantém em cena. Nos casos onde novos objetos são inseridos no transcorrer da sequência de vídeo, existe a necessidade da inserção de novos marcadores para a readequação do particionamento obtido. O desaparecimento de regiões não precisa ser modelado separadamente, pois com a extinção de um marcador, que pode ocorrer durante o processo de projeção, automaticamente a região é removida.

3.3 Perseguição de Objetos

Com a evolução tecnológica, a área de processamento de imagens tem ganhado cada dia mais adeptos interessados em perseguir um objeto de forma eficiente, numa seqüência de vídeo. Padrões tradicionais de vídeo como o MPEG-1 e o MPEG-2, não possuem uma descrição apropriada a este problema. As imagens são tratadas como um único objeto retangular, dificultando a representação de objetos cujas formas não são retangulares.

Com a especificação do novo padrão MPEG-4, recursos conhecidos como VOP¹ fazem o armazenamento de um objeto de forma irregular de uma maneira coerente. Deste modo, a seqüência de vídeo pode ser tratada como uma composição ordenada por camadas de VOPs. Este arranjo é conhecido como VOL² e representam o histórico evolutivo de um dado objeto da cena ao longo do tempo.

Para imagens naturais, a grande dificuldade na codificação do MPEG-4 está no processo de determinação dos VOPs que é o acompanhamento temporal do objeto na cena, ou seja, conseguir uma maneira eficiente de encontrar o objeto de interesse nos diferentes instantes de tempo.

A *perseguição de objetos* em uma seqüência de vídeo está baseada no fato de que um objeto imerso num fundo qualquer (*background*), se move ao longo do tempo, sofrendo deformações geométricas. Este objeto é delineado num dado quadro da seqüência de vídeo e a partir deste instante passa a ser perseguido ao longo da cena, independente do movimento descrito.

A partir dos conceitos de processamento de imagens, localizar um objeto na cena significa segmentá-lo. Perseguir este objeto ao longo do tempo implica em fazer uma segmentação, identificando o objeto em todos os diferentes instantes de tempo da cena.

Partindo da premissa de que ocorrem “pequenas” alterações de um quadro para seu adjacente, o aproveitamento das informações da segmentação 3D

¹VOP: Do inglês *Video Object Plane*.

²VOL: Do inglês *Video Object Layers*.

mostra-se eficiente para o acompanhamento das regiões.

Resgatando a metodologia de segmentação interquadros apresentada na seção 3.2.2 é possível acompanhar a evolução temporal das regiões da imagem através dos rótulos associados a elas.

Para que o processo de perseguição de objeto seja iniciado, há a necessidade de um quadro previamente segmentado e rotulado. A segmentação deste quadro é obtida através de uma segmentação intraquadros. Concluída a segmentação do primeiro quadro, passa-se para a fase de segmentação interquadros, na qual obtém-se de forma iterativa, a segmentação dos demais quadros da sequência.

Através da propagação temporal dos rótulos utilizando a metodologia de segmentação interquadros, consegue-se trilhar o caminho percorrido pelas regiões da imagem.

Ao selecionar um dado objeto a ser perseguido, basta descobrir os rótulos das regiões que o constituem e após a segmentação interquadros ter sido processada, localizar o conjunto de rótulos no quadro segmentado. Desta maneira, consegue-se identificar o objeto de interesse em todos os quadros da sequência de vídeo segmentada.

Durante a inicialização do processo de perseguição de objetos através da segmentação interquadros, é necessário definir a partição inicial que será propagada. A princípio, qualquer algoritmo de segmentação 2D pode ser aplicado sem que haja prejuízos nas etapas subsequêntes.

Como exemplo de segmentação intraquadros, sugere-se a abordagem baseada nos mínimos regionais de altura h , onde partindo de uma sequência de vídeo, aplica-se inicialmente um filtro conexo para a simplificação do quadro, preservando a integridade dos contornos mais significativos e eliminando pequenos ruídos na imagem. Como exemplo de filtro conexo utiliza-se uma abertura por reconstrução seguida de um fechamento por reconstrução usando elemento estruturante pequeno, como uma cruz 3×3 .

Em seguida, extrai-se o gradiente morfológico da imagem simplificada,

usando um elemento estruturante cruz 3×3 de modo a determinar os contornos das regiões que formam a imagem. Define-se *gradiente morfológico* de uma imagem nível de cinza como sendo a diferença da imagem dilatada pela erodida. GRADIENTE MORFOLÓGICO

Após a determinação do gradiente morfológico da imagem simplificada, encontram-se os mínimos regionais de altura h da imagem do gradiente, de modo a obter as regiões planas da imagem, cuja variação máxima na intensidade dos *pixels* é igual a h . São consideradas regiões planas da imagem, aquelas que contenham um número mínimo de pontos conexos.

Buscando evitar que pequenos ruídos sejam considerados regiões planas da imagem, as regiões cujo número de pontos é inferior a uma área pré-estabelecida são descartadas. Além disso, buracos constituídos por pequenas regiões não planas, imersas nas regiões planas, também são considerados parte das regiões planas da imagem. As dimensões mínimas de uma região plana e as dimensões máximas de um buraco a ser ignorado são selecionadas de acordo com a conveniência do problema a ser resolvido.

A imagem contendo as regiões planas é rotulada e utilizada como imagem de marcadores pelo *watershed*, obtendo-se a segmentação das regiões.

Os marcadores que serão utilizados na segmentação do próximo quadro são obtidos através da erosão das regiões binárias do particionamento. Esta erosão é necessária, pois é através dela que se consegue acompanhar as deformações das regiões e também evitar o posicionamento de marcadores próximos às bordas que normalmente são regiões ruidosas da imagem. Para que a coerência das regiões seja mantida, os correspondentes rótulos são aplicados a cada região após a erosão. É através da manutenção dos rótulos que se consegue acompanhar temporalmente a evolução de cada uma das regiões que compõem a imagem.

Tendo completado a fase intraquadro, passa-se à fase interquadros propriamente dita, onde o objetivo é segmentar iterativamente os demais quadros da seqüência de vídeo e estabelecer a correspondência do movimento de cada

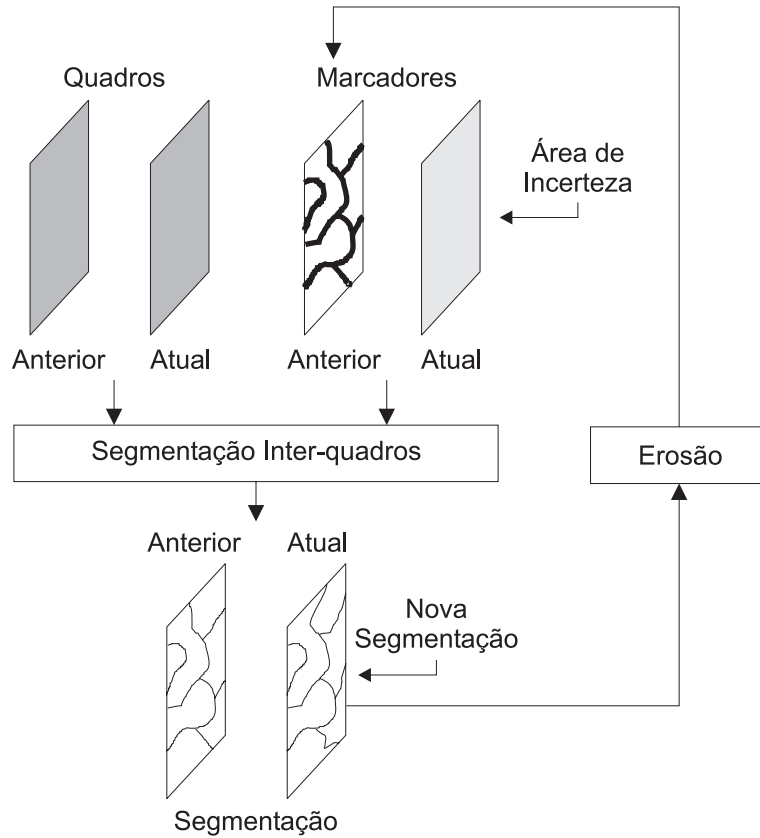


Figura 3.2: Modelo da segmentação interquadros.

região ao longo da sequência. A segmentação interquadros é feita através do crescimento dos marcadores do quadro anterior para o atual. Na fase inicial, os marcadores são os encontrados na fase intraquadro.

A segmentação interquadros é feita a partir dos quadros: anterior, atual e dos quadros contendo os marcadores dos quadros anterior e atual (Figura 3.2). Inicialmente, a cada nova iteração, o quadro de marcadores do instante atual é inicializado como sendo uma região de incerteza, ou seja, não possui nenhum rótulo associado.

Os marcadores rotulados do quadro anterior são propagados nos eixos espaço-temporal, de modo que ocupem todas as lacunas dos

quadros de marcadores. A propagação destes marcadores é feita através de um algoritmo de crescimento de região escolhido previamente [Gu96][STMG95][SBCP96][Wan98]. Neste trabalho, foi escolhido um algoritmo baseado em *watershed* por similaridade [Sil97].

Concluída a propagação dos marcadores, o resultado obtido reflete a segmentação do quadro atual. Através da propagação dos rótulos que identificam cada região de maneira única, consegue-se determinar qual a evolução sofrida em cada uma das regiões segmentadas.

A determinação do quadro de marcadores que será utilizado na próxima iteração é feita através da erosão da imagem binária das regiões do quadro segmentação atual, conforme apresentado no final da etapa de segmentação intraquadro. Os rótulos das regiões da imagem de marcadores são mantidos de acordo com os rótulos obtidos na segmentação.

Para a identificação do objeto perseguido ao longo da seqüência de quadros segmentados, basta selecionar as regiões cujos rótulos são os mesmos que foram selecionado na fase intraquadro.

A seguir, na Figura 3.3 é apresentado um exemplo de segmentação interquadros utilizada na perseguição de objetos. O exemplo contempla a imagem de um tenista de mesa que deve ser delineado em cada um dos quadros processados.

Na Figura 3.3(a) é apresentada a imagem original a ser segmentada. Através do conjunto de marcadores iniciais, apresentados na Figura 3.3(b) obtém-se a primeira partição (Figura 3.3(c) correspondente a segmentação intraquadro. Deve-se observar a necessidade da colocação de um marcador externo para a recuperação do fundo. Na Figura 3.3(d) é apresentada a partição correspondente à segmentação interquadros, onde é possível observar na região das mãos, o deslocamento sofrido pelo tenista.



(a) Imagem original



(b) Marcadores iniciais



(c) Partição 1



(d) Partição 2

Figura 3.3: Exemplo de segmentação interquadros.

Capítulo 4

Conceitos Básicos

Este capítulo tem o objetivo de levantar os principais conceitos de processamento de imagens, procurando definí-los de maneira simples e precisa. Conceitos como o de imagem e de grafo formam parte do alicerce usado no desenvolvimento de todo o material produzido nesta tese e, por este motivo, são apresentados a seguir.

4.1 Imagem

Uma *imagem* [FvFH97] é uma função de variáveis contínuas, definida no domínio da cena representada. Devido a sua natureza contínua, imagens reais são complicadas de serem modeladas, tornando praticamente inviável o seu processamento através de computadores digitais. A solução comumente adotada para este problema é criar uma representação discretizada desta imagem, amostrando alguns pontos da imagem contínua. Desta forma, a informação contida na imagem é reduzida a uma quantidade finita, facilitando o manuseio e armazenamento destas informações.

Dispositivos como *scanners*, filmadoras, câmeras fotográficas digitais, entre outros, utilizam-se deste processo para aquisição de suas imagens. Observe que a qualidade da amostra obtida depende da qualidade do equipamento utilizado, combinada à necessidade de qualidade do usuário sobre a imagem

capturada.

IMAGEM DIGITAL

PONTO

Uma *imagem digital* ou *discreta*, I , é uma matriz n -dimensional finita, onde para cada uma de seus elementos denominado *ponto* ou *pixel*, $I(x_1, \dots, x_n)$, define-se uma coleção ordenada de i valores que descrevem seus atributos, $\alpha_k, 1 \leq k \leq i$.

$$I(x_1, \dots, x_n) = (\alpha_1, \dots, \alpha_i) \quad (4.1)$$

DOMÍNIO

CONJUNTO IMAGEM

Define-se o *domínio* de uma imagem digital, D , como o conjunto dos pontos da imagem I , onde cada elemento do domínio possui um único correspondente no conjunto imagem. O *conjunto imagem* de uma imagem digital, K^i , é definido como conjunto de atributos associados a cada elemento do domínio.

$$I : D \rightarrow K^i \quad (4.2)$$

Neste documento são apresentadas metodologias desenvolvidas no contexto de imagens digitais, as quais são referenciadas ao longo do texto apenas por imagem.

Certamente o atributo mais utilizado na representação de imagens discreta é o de intensidade de cores. A grande maioria das imagens reais são imagens coloridas. Suas cores são costumeiramente descritas utilizando-se modelos de representações que buscam reproduzir da melhor maneira possível todo o espectro de cores.

Para imagens apresentadas em monitores do tipo CRT¹, normalmente é utilizado o modelo de cores conhecido como RGB². No caso das impressoras o modelo mais adotado é o CMY³. Nas transmissões de TVs convencionais o modelo utilizado é o YIQ⁴. Nas antigas televisões branco e preto, apenas a

¹CRT: do inglês, *Cathode Ray Tube*.

²RGB: do inglês, *Red*, *Blue* e *Green*.

³CMY: do inglês, *Cian*, *Magenta* e *Yellow*.

⁴YIQ: onde Y representa a informação referente a luminância e as informações de cromaticidade são codificadas em I e Q.

informação da luminância é processada pelo aparelho.

Como os modelos de representação de cores do tipo RGB, CMY, HSV⁵, HLS⁶, entre outros são modelos tridimensionais, estes precisam ser processados em cada uma das suas componentes de cores, fazendo com que uma imagem tenha que ser processada três vezes (uma para cada componente de cor), tornando o processo mais custoso.

Boa parte das metodologias desenvolvidas na literatura pressupõe a utilização da luminância como único atributo para a representação de cor, resultando em imagens níveis de cinza. A utilização de um dos modelos de representação YIQ ou YCrCb traz a informação de luminância na componente Y.

Define-se *imagem nível de cinza*, $I_g(x_1, \dots, x_n)$ como uma imagem onde, IMAGEM NÍVEL DE CINZA para cada ponto, o atributo intensidade de cor é representado por um único valor, α , normalmente correspondente à informação de luminância da imagem colorida.

$$I_g(x_1, \dots, x_n) = \alpha \quad (4.3)$$

Comumente, as variações na intensidade dos níveis de cinza de uma imagem discreta são normalizadas para o intervalo $[0, 255] \subset \mathbb{Z}$. Em outros casos, as informações das intensidades dos níveis de cinza são mapeadas no intervalo $[0, 1] \subset \mathbb{R}$.

Utilizando-se da representatividade da luminância, este trabalho é baseado em imagens níveis de cinza, onde o atributo intensidade de cor corresponde ao campo de luminância da imagem originalmente colorida. Para a simplificação da notação, imagens níveis de cinza I_g serão referenciadas ao longo do texto como I . No contexto desta tese são utilizadas imagens 2D e 3D nível de cinza, onde as imagens 3D são uma seqüência de imagens 2D ordenadas temporalmente.

⁵HSV: do inglês, **H**ue, **S**aturation e **V**alue

⁶HSV: do inglês, **H**ue, **L**ighness e **S**aturation

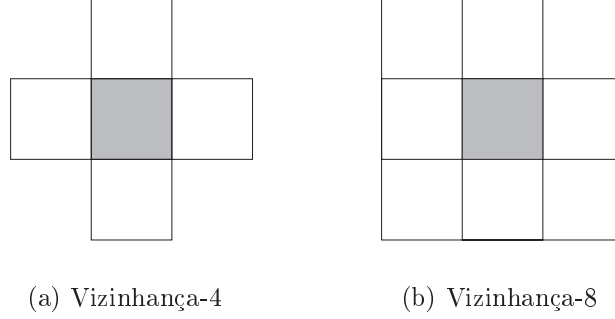


Figura 4.1: Vizinhança 2D.

4.1.1 Vizinhança

VIZINHANÇA

Define-se *vizinhança*, $Ne(x_1, \dots, x_n)$, como o conjunto de pontos da imagem, I , onde está definida uma relação dois a dois entre o ponto $(x_1, \dots, x_n)$ e cada um dos pontos de $Ne(x_1, \dots, x_n)$.

Apesar da possibilidade de se definir um conjunto infindável de vizinhanças, são apresentadas a seguir as duas vizinhanças mais conhecidas em imagens bidimensionais (Figura 4.1): a vizinhança-4 e vizinhança-8.

VIZINHANÇA-4

A *vizinhança-4*, $Ne_4(x, y) \subset I$, conhecida também como *4-conexo*, é definida abaixo como o conjunto de pontos vizinhos ao ponto, $(x, y) \in I$, cuja distância é menor ou igual a 1 (Figura 4.1(a)).

$$Ne_4(x, y) = \{(x_n, y_n) \in I \mid \sqrt{(x_n - x)^2 + (y_n - y)^2} \leq 1\} \quad (4.4)$$

VIZINHANÇA-8

A *vizinhança-8*, $Ne_8(x, y) \subset I$, conhecida também como *8-conexo*, é definida abaixo como o conjunto de pontos vizinhos ao ponto, $(x, y) \in I$, cuja distância é menor que 2 (Figura 4.1(b)).

$$Ne_8(x, y) = \{(x_n, y_n) \in I \mid \sqrt{(x_n - x)^2 + (y_n - y)^2} < 2\} \quad (4.5)$$

Considerando o domínio tridimensional, as vizinhanças mais conhecidas

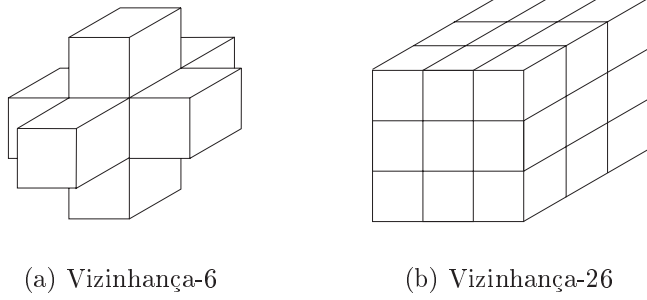


Figura 4.2: Vizinhaça 3D.

são as vizinhaça-6 e vizinhaça-26 (Figura 4.2).

A *vizinhaça-6*, $Ne_6(x, y, z) \subset I$, é definida abaixo como o conjunto de VIZINHAÇA-6 pontos vizinhos ao ponto $(x, y, z) \in I$, cuja distância é menor ou igual a 1 (Figura 4.2(a)).

$$Ne_6(x, y, z) = \{(x_n, y_n, z_n) \in I \mid \sqrt{(x_n - x)^2 + (y_n - y)^2 + (z_n - z)^2} \leq 1\} \quad (4.6)$$

A *vizinhaça-26*, $Ne_{26}(x, y, z) \subset I$, é definida abaixo como o conjunto VIZINHAÇA-26 de pontos vizinhos ao ponto $(x, y, z) \in I$, cuja distância é menor que 2 (Figura 4.2(b)).

$$Ne_{26}(x, y, z) = \{(x_n, y_n, z_n) \in I \mid \sqrt{(x_n - x)^2 + (y_n - y)^2 + (z_n - z)^2} < 2\} \quad (4.7)$$

Um ponto, $(x_1, \dots, x_n) \in I$ é denominado *vizinho* de um outro ponto VIZINHO $(x'_1, \dots, x'_n) \in I$, se e somente se $(x'_1, \dots, x'_n) \in Ne(x_1, \dots, x_n)$.

Uma região da imagem I é denominada *região conexa*, R^i , se para todo REGIÃO CONEXA ponto pertencente a esta região, existe ao menos um vizinho pertencente à mesma região. A interseção entre duas regiões conexas distintas de uma mesma imagem é sempre vazia e a união de todas as regiões conexas da

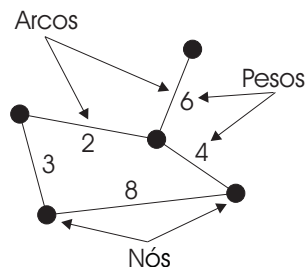


Figura 4.3: Grafo não direcional com pesos associados aos seus arcos.

imagem é igual ao conjunto domínio da imagem.

4.2 Grafo

GRAFO

NÓS

ARCOS

PESOS

PESO DE UM GRAFO

Um *grafo*, $G(V, A)$, é definido como um conjunto de n pontos, V , chamados *nós* ou *vértices*, juntamente com um conjunto A denominado *arcos* ou *arestas* (Figura 4.3). Cada arco de A é um par ordenado (p, q) , $p, q \in V$, e determina a adjacência entre p e q . Aos arcos podem ser associados *pesos*, $w(p, q)$, de modo a quantificar uma relação entre nós adjacentes.

Define-se *peso de um grafo*, $W(G(V, A))$ como a soma de todos os pesos dos arcos do grafo, $G(V, A)$.

$$W(G(V, A)) = \sum w(p, q), \forall (p, q) \in A \quad (4.8)$$

GRAFO NÃO DIRECIONAL

GRAFO DIRECIONAL

Um grafo, $G(V, A)$, é classificado como *grafo não direcional* quando $(p, q) \in A \Leftrightarrow (q, p) \in A$. Um grafo, $G(V, A)$, é classificado como *grafo direcional* quando existe ao menos um arco do grafo que não obedece à restrição anterior. Nesta tese é utilizada a representação de grafo não direcional com pesos, a qual será referenciada ao longo do texto apenas por grafo.

PASSEIO

Um *passeio* em grafo, $P(p, q)$, é uma seqüência finita e não vazia $P(p, q) = (p = v_0, a_1, v_1, \dots, a_k, v_k = q)$, cujos termos são alternadamente nós v_i e arestas a_j , de modo que seqüência de nós visitados dada por $i, 1 \leq i \leq k$, os

extremos de a_i são v_{i-1} e v_i . Dizemos que P é um passeio de $p = v_0$ a $q = v_k$ e que os nós v_0 e v_k são a origem e o término de P , respectivamente. O inteiro k é definido como o *comprimento do passeio* $P(p, q)$. COMPRIMENTO DO PASSEIO

Caso exista, um *caminho simples* em grafo, $\Pi(p, q)$, é um passeio, $P(p, q)$, sem nós repetidos. CAMINHO SIMPLES

O *custo de um caminho*, $C(\Pi)$, é definido por uma função dos pesos dos arcos do caminho. CUSTO DE UM CAMINHO

A seguir é apresentada a formulação de *custo da soma*, C_s , que é dado pela soma dos pesos dos arcos do caminho. CUSTO DA SOMA

$$C_s(\Pi) = \sum_{k=i}^{j-1} w(v_k, v_{k+1}) \quad (4.9)$$

Outra formulação de custo a ser destacada é a do *custo máximo*, C_m , que é dado pelo máximo peso dos arcos do caminho. CUSTO MÁXIMO

$$C_s(\Pi) = \max_{k=i}^{j-1} w(v_k, v_{k+1}) \quad (4.10)$$

Define-se o *custo entre dois nós* p e q , $C(p, q)$, como o menor custo entre todos os possíveis caminhos entre os nós p e q . CUSTO ENTRE DOIS NÓS

$$C^*(p, q) = \min C(\Pi), \forall \Pi(p, q) \quad (4.11)$$

Define-se o *custo entre uma região* L e um nó p , $C^*(L, p)$, como o menor custo do nó p à todos os nós da região L , onde $L \subset V$ e $L \neq \emptyset$. CUSTO ENTRE UMA REGIÃO L E UM NÓ P

$$C^*(L, p) = \min C^*(q, p), \forall q \in L \quad (4.12)$$

Define-se o *custo entre duas regiões* L e M , $C^*(L, M)$, como o menor custo entre qualquer nó da região M à região L , onde $L, M \subset V$ e $L, M \neq \emptyset$. CUSTO ENTRE DUAS REGIÕES L E M

$$C^*(L, M) = \min C^*(L, p), \forall p \in M \quad (4.13)$$

Define-se *ciclo*, $\Pi_c(p)$, como um passeio de um nó a ele mesmo, $P(p, p)$, CICLO

onde o único nó a ser visitado duas vezes durante o passeio é o nó p .

VIZINHANÇA DE UM NÓ

Define-se *vizinhança de um nó*, $N^*(p)$, como o subconjunto de nós de V , que sejam adjacentes ao nó p .

$$N^*(p) = \{q, \forall (p, q) \in A\} \quad (4.14)$$

4.2.1 Árvore

ÁRVORE

Uma *árvore*, $T(V, A)$, é um grafo que não possui ciclos.

$$T(V, A) = G(V, A) \Leftrightarrow \forall p \in V, \nexists \Pi_c(p) \quad (4.15)$$

4.2.2 Árvore Geradora Mínima

ÁRVORE GERADORA MÍNIMA

Uma *árvore geradora mínima* (*minimum spanning tree*)[Bol79], $T_m(V, A)$, é um subconjunto de um grafo $G(V, A')$. $T_m(V, A)$ contém todos os nós de G . Para todo nó de V , o conjunto de vizinhos é não vazio e a soma dos pesos dos arcos da árvore, $W_s(T(V, A))$, é mínimo.

4.3 Matriz

Uma das formas mais tradicionais de representação de um grafo é através de matrizes. O produto cartesiano dos nós do grafo produzem uma matriz $n \times n$, onde n corresponde ao número de nós do grafo. A escolha de diferentes associações a cada coordenada da matriz, define as diferentes representações da estrutura de grafo. A seguir são apresentadas algumas das representações mais conhecidas.

MATRIZ DE ADJACÊNCIA

Um grafo, $G(V, A)$, pode ser representado por uma *matriz de adjacência*, M , de dimensões $n \times n$, com n correspondendo ao número de nós do grafo. Para cada arco $(v_i, v_j) \in A$, onde $v_i, v_j \in V$, faz-se $M(i, j) = 1$, com $i, j =$

$1, 2, \dots, n$. Para $(v_i, v_j) \notin A$, $M(i, j) = 0$.

$$M(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{se } (v_i, v_j) \in A \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (4.16)$$

A representação através da *matriz de pesos*, P , é adotada para os casos em que são associados pesos aos arcos do grafo, $w(v_i, v_j)$. Para cada arco $(v_i, v_j) \in A$ faz-se $M(i, j) = w(v_i, v_j)$. Para $(v_i, v_j) \notin A$, $M(i, j) = \infty$. MATRIZ DE PESOS

$$P(i, j) = \begin{cases} w(p, q) & \text{se } (p = v_i, q = v_j) \in A \\ \infty & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (4.17)$$

4.4 Segmentação

Em processamento de imagens digitais [Gon92] é comum ter que separar os diferentes elementos que compõem uma cena. Definir o conjunto de pontos que corresponda a um dado elemento significa segmentá-lo. Assim, *segmentação* de uma imagem consiste em dividi-la em regiões, que normalmente possuem algum conteúdo semântico associado (Figura 4.4). SEGMENTAÇÃO

Cada região segmentada de uma imagem é denominada *parte* de uma imagem, onde a interseção de duas partes distintas quaisquer de uma mesma segmentação é sempre vazia. PARTE

Uma *partição* consiste no conjunto das partes de uma imagem. PARTIÇÃO

Um partição é denominada *partição ótima*, quando o custo entre quaisquer pontos internos a uma parte é menor do que o custo de qualquer caminho entre dois pontos pertencentes a partições distintas. PARTIÇÃO ÓTIMA

4.4.1 Segmentação Multiescala

Define-se uma *partição multiescala de nível i* [SL00], P^i , como o conjunto PARTIÇÃO MULTIESCALA DE NÍVEL i

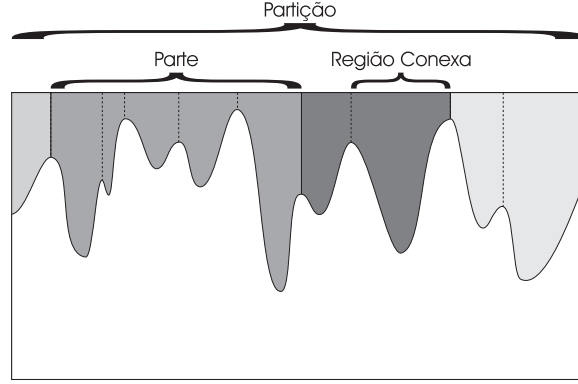


Figura 4.4: Classificação das diferentes subdivisões de uma imagem.

das partes P_j^i , tal que $P^i = \{P_1^i, P_2^i, \dots, P_{n-i+1}^i\}$. Onde P^i é igual a P^{i-1} , a menos das duas partes P_k^{i-1} e P_l^{i-1} , que são substituídas pela sua respectiva união (Figura 4.5). A escolha das partes P_k^{i-1} e P_l^{i-1} , que se unem formando uma nova parte única, obedece ao critério de minimização dos custos de junção entre regiões de uma partição P^i , onde o *custo de junção*, $C_j(P^i)$, é o menor custo entre todas as partes de P^i , duas a duas.

CUSTO DE JUNÇÃO

$$C_j(P^i) = \min C^*(L, M) \forall L = P_j^i, M = P_k^i, j \neq k \quad (4.18)$$

SEGMENTAÇÃO MULTIESCALA

Desta forma, tem-se que a *segmentação multiescala* é o conjunto de todas as partições multiescala de nível i de uma imagem segmentada em regiões.

Na segmentação multiescala as partições são organizadas como uma segmentação em níveis de refinamento, onde a partição de menor nível, P^1 , reflete a solução mais refinada contendo n regiões. A partição P^n representa o resultado menos refinado, onde todas as regiões são juntadas formando uma única região. A partição P^i representa a junção das $i - 1$ regiões com menor custo associado, resultando numa partição com $n - i + 1$ regiões.

Observa-se que neste tipo de abordagem, cada contorno presente em uma dada partição, também estará presente nas partições de menor nível.

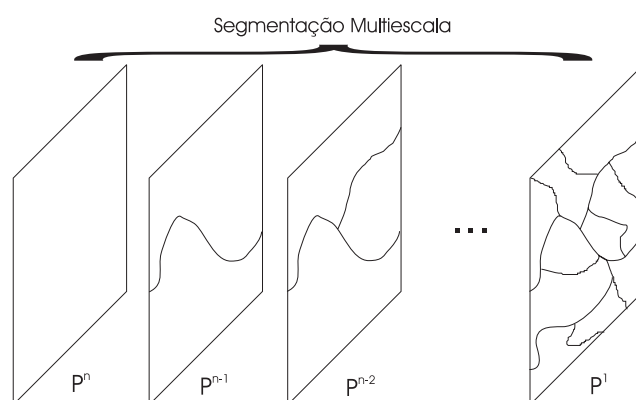


Figura 4.5: Segmentação multiescala.

Capítulo 5

Watershed

Recentemente o *watershed* tem emergido como ferramenta primária da morfologia matemática para segmentação de imagens. Partindo da hipótese de que uma imagem nível de cinza pode ser observada como um relevo tridimensional, onde a intensidade dos *pixels* corresponde à altura do relevo, o *watershed* determina todas as bacias hidrográficas deste relevo.

Antes de definir o conceito de *watershed*, são necessários alguns conceitos adicionais, como os de vizinhança, zonas planas, mínimo regional e micro-bacias de contenção, que irão apoiar o desenvolvimento da metodologia.

Define-se *zona plana* como uma região conexa da imagem, na qual a intensidade de seus *pixels* é constante.

Um *mínimo regional* [DVG94] é uma zona plana onde todos os *pixels* vizinhos têm intensidade superior à da zona plana em questão. O conjunto conexo de *pixels* de uma imagem, no qual não existe nenhum *pixel* cuja intensidade seja menor é denominado *mínimo global*. Dada uma vizinhança, define-se *mínimo local* como o ponto para o qual não existe nenhum *pixel* pertencente a esta vizinhança, cuja intensidade seja menor que a da região em questão. Note que enquanto o mínimo local é uma propriedade associada a um *pixel*, o mínimo regional é associado a uma região.

Para cada mínimo regional da imagem é possível definir a sua dinâmica, denominada *dinâmica do mínimo regional*, onde esta medida consiste na

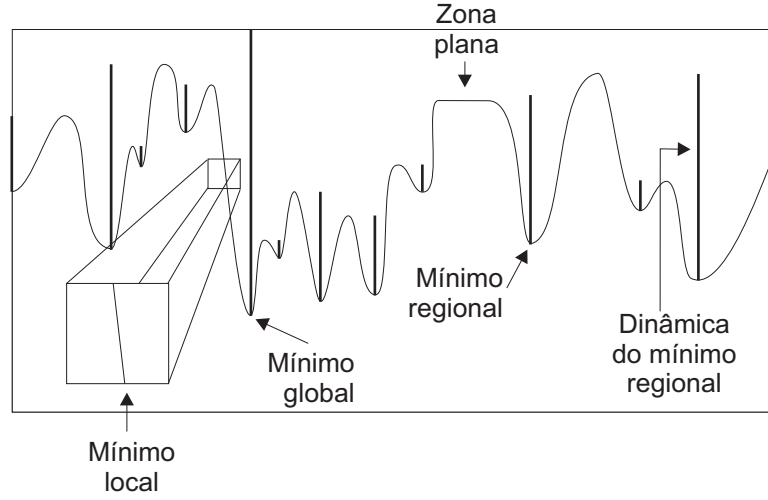


Figura 5.1: Ilustração 1D dos conceitos de zona plana, mínimo local, global e regional.

menor diferença de altura a ser transposta para se chegar a um outro mínimo regional de menor intensidade.

Na Figura 5.1 é apresentado um exemplo unidimensional ilustrando as propriedades descritas anteriormente.

As diversas abordagens de *watershed* são normalmente calculadas sobre a imagem do gradiente. Define-se *gradiente* [Gon92] como uma diferenciação da imagens, onde para uma função $f(x)$, $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, o gradiente de f na coordenada x é definido pelo vetor

$$\nabla \mathbf{f} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_1} \\ \frac{\partial f}{\partial x_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial x_n} \end{bmatrix} \quad (5.1)$$

cujas magnitude é dada por

$$\nabla f = \text{mag}(\nabla \mathbf{f}) = \left[\left(\frac{\partial f}{\partial x_1} \right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial x_2} \right)^2 + \dots + \left(\frac{\partial f}{\partial x_n} \right)^2 \right]^{1/2} \quad (5.2)$$

No contexto de morfologia matemática, é comum a utilização dos gradientes interno, externo e morfológico baseados nas operações morfológicas de dilatação, δ , e erosão, ε [Ser82][Ser88]. O *gradiente interno* de uma imagem GRADIENTE INTERNO é dado pela diferença da imagem original, pela sua correspondente erosão. O *gradiente externo* de uma imagem é dado pela diferença da dilatação da GRADIENTE EXTERNO imagem original, pela própria imagem original. Finalmente, o *gradiente morfológico* de uma imagem é dado pela diferença saturada, $\ominus$, da imagem original dilatada, pela sua correspondente erosão (equação 5.3). GRADIENTE MORFOLÓGICO

$$\nabla f = \delta \ominus \varepsilon \quad (5.3)$$

A seguir são apresentadas as duas maneiras de interpretar as diversas nuances do *watershed*: simulação de inundação e em grafo.

5.1 *Watershed* Baseado na Simulação de Inundação

5.1.1 Linhas de *Watershed*

Interpreta-se o gradiente de uma imagem nível de cinza 2D, $I(x, y)$, como sendo um relevo definido pela intensidade de seus *pixels*, onde os próximos ao preto representam um baixo relevo e os próximos ao branco representam um alto relevo. O relevo é inundado progressivamente, através da infiltração d'água pelos furos posicionados em cada um dos mínimos regionais da imagem, de modo a formar bacias hidrográficas denominadas *micro-bacias de contenção*, CB_i . MICRO-BACIAS DE CONTENÇÃO As micro-bacias de contenção no contexto de *watershed* também são conhecidas por *regiões de watershed*.

Durante a inundação, a cada tentativa de junção de duas micro-bacias de contenção adjacentes, cria-se um divisor de águas de modo a impedir esta junção. O processo de inundação termina quando todo relevo está totalmente submerso.

WATERSHED

Define-se *linha de watershed* ou simplesmente *watershed* como a projeção 2D do conjunto de todos pontos que formam os divisores d'água, resultante do processo de inundação descrito anteriormente (Figura 5.2).

WATERSHED POR REGIÕES

O *watershed por regiões* é definido de modo semelhante ao *watershed*. Os divisores d'água deixam de existir e assume-se que a água infiltrada em cada mínimo regional possua uma cor distinta. O processo de inundação é análogo ao *watershed*, com a exceção de que não é permitida a mistura das águas de duas micro-bacias de contenção. A projeção das regiões formadas após completado o processo de inundação define o *watershed* por regiões.

RÓTULO

O conceito de águas coloridas, usadas no *watershed* por regiões está intimamente ligado ao conceito de rótulo. Define-se *rótulo* como um identificador atribuído a um conjunto de *pixels* da imagem, onde o conjunto de pontos que compartilham um mesmo rótulo possuem um mesmo significado semântico na imagem.

BACIA DE CONTENÇÃO

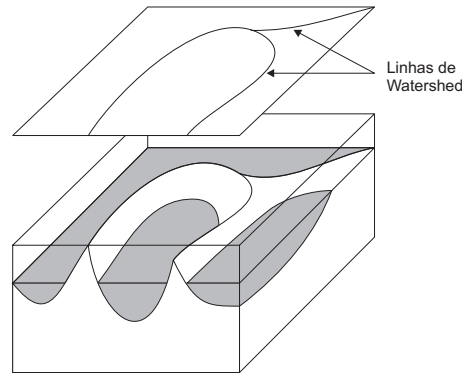
Define-se *bacia de contenção*, CB , no contexto de *watershed*, como a união aleatória de algumas micro-bacias de contenção obtidas por outros tipos de *watershed*: por marcadores e hierárquicos, descritos nas próximas seções.

Devido a construção do *watershed*, o alagamento gradual e uniforme do relevo faz com que a água tome primeiramente os caminhos de menor altura (menor custo), de modo que o particionamento da imagem seja sempre ótimo.

Em [DVG94], encontra-se descrita uma maneira eficiente de calcular as linhas de *watershed* utilizando-se do recurso de fila hierárquica para otimização do processamento.

5.1.2 *Watershed* por Marcadores

Devido a elevada quantidade de mínimos regionais freqüentemente encontrada no gradiente de imagens reais, os resultados obtidos pelo *water-*

Figura 5.2: Linhas de *watershed*.

shed normalmente resultam na super-segmentação¹ da imagem processada. Buscando reduzir o número de regiões obtidas pelo *watershed* tradicional, generaliza-se o conceito de *watershed* através do *watershed por marcadores*, onde o processo de infiltração passa a ser feito através dos *pixels* correspondentes às posições dos marcadores rotulados distribuídos estrategicamente na imagem do gradiente. Quando os marcadores são posicionados em cada um dos mínimos regionais da imagem, onde para cada marcador é associado um rótulo diferente, obtêm-se o *watershed* tradicional.

WATERSHED POR MARCADORES

Observe, na Figura 5.3, a comparação entre o *watershed* tradicional e o *watershed* por marcadores em uma imagem unidimensional. Na Figura 5.3(a) é apresentado o particionamento segundo a abordagem tradicional, onde o processo de infiltração é feito em cada um dos mínimos regionais da imagem, que possuem rótulos distintos. Na Figura 5.3(b) é apresentada a mesma imagem, particionada pela abordagem por marcadores, onde há significativa redução do número de bacias de contenção. Observe que os marcadores não necessariamente pontuais, são posicionados arbitrariamente pela imagem, de modo a obter o particionamento desejado. Marcadores distintos podem ser

¹Super-segmentação: consiste no particionamento excessivo da imagem, resultando num número elevado de regiões de pequenas dimensões.

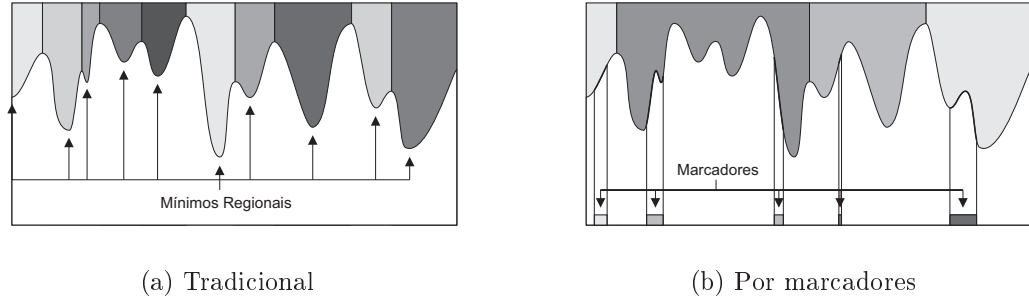


Figura 5.3: Comparação do *watershed* tradicional com o *watershed* por marcadores em um sinal unidimensional.

associados à rótulos iguais, forçando a obtenção de partições quaisquer, com partes eventualmente não conexas decorrentes da atribuição de um mesmo rótulo, a mais de um marcador.

5.1.3 *Watershed* Hierárquico

O *watershed* também pode ser observado como uma segmentação multi-escala (seção 4.4.1) denominada *watershed hierárquico* (Figura 5.4). O *watershed* hierárquico permite definir níveis progressivos de particionamento de modo à controlar o número de regiões obtidas, mantendo-se as bordas mais significativas da imagem.

Prosseguindo com a análise por inundação, fazer o *watershed* hierárquico consiste em inundar o relevo definido pela intensidade dos *pixels* da imagem, através dos mínimos regionais da imagem, até que cada uma das micro-bacias atinja um limiar pré-estabelecido, s , para uma métrica escolhida. Para cada valor de s , haverá uma nova partição do *watershed*, formando uma hierarquia entre as segmentações. Observe a formação de bacias de contenção resultante do processo de inundação, que pode provocar a junção de algumas micro-bacias da imagem na Figura 5.4(a).

Entre as métricas mais utilizadas (Figura 5.5) destacam-se as proprieda-

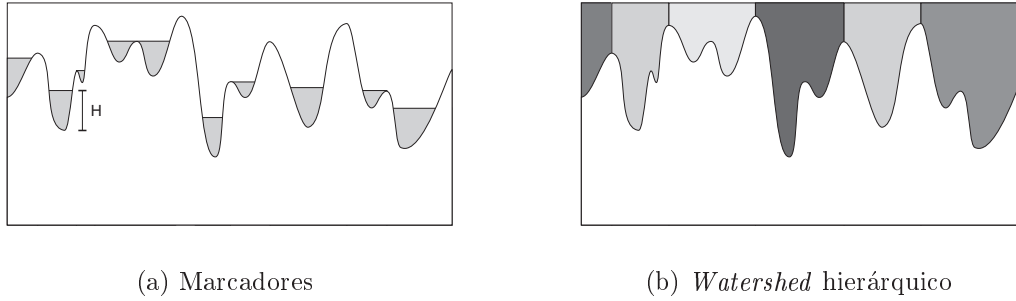


Figura 5.4: *Watershed* hierárquico segundo a abordagem de inundação em um sinal unidimensional.

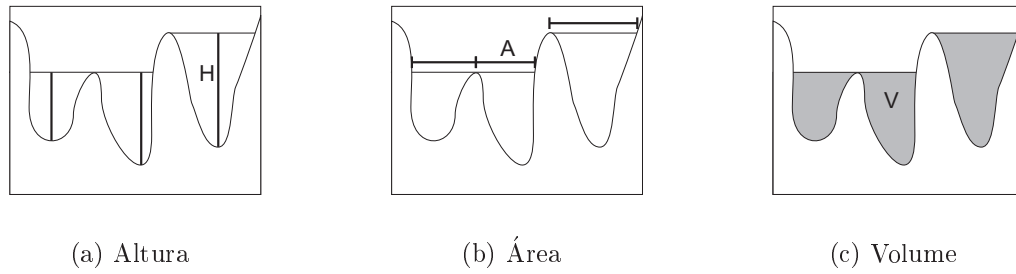


Figura 5.5: Exemplo das métricas mais utilizadas no *watershed* hierárquico aplicadas a um sinal unidimensional.

des da altura (Figura 5.5(a)), da área (Figura 5.5(b)) e do volume (Figura 5.5(c)) de uma bacia hidrográfica. No exemplo apresentado na Figura 5.4 é utilizado o critério de altura.

Tomando os mínimos regionais do relevo resultante do processo de inundação até o limiar s como sendo os marcadores da imagem, onde cada mínimo regional recebe um rótulo distinto, executa-se o *watershed* por marcadores de modo a conseguir o particionamento desejado para a hierarquia (escala) s (Figura 5.4(b)).

Observe que quanto maior o valor do limiar escolhido para s , menor o

número de partes obtidas pelo *watershed* hierárquico. Quando adotado o limiar igual a zero, o *watershed* hierárquico equivale ao *watershed* tradicional.

5.2 Modelagem *Watershed* usando Grafo

A abordagem por inundação traz uma maneira bastante interessante de visualizar o *watershed*, promovendo uma interpretação visual da metodologia. No entanto, o rigor matemático se faz necessário para a garantia da coerência e da precisão dos resultados obtidos pela metodologia.

Aproveitando a formalização da teoria de grafos, é apresentada a seguir uma forma de modelar as diferentes abordagens do *watershed* usando grafo (seção 4.2), enfatizando a utilização da teoria de floresta de caminho mínimo.

5.2.1 Floresta de Caminho Mínimo

ÁRVORE DE CAMINHO MÍNIMO
DE UM NÓ RAIZ N

Define-se *árvore de caminho mínimo de um nó raiz n* , como a árvore derivada de um grafo, G , que descreve os caminhos que levam o nó n a cada um dos nós do grafo, através do caminho de menor custo.

FLORESTA DE CAMINHO
MÍNIMO

Encontrar a *floresta de caminho mínimo* de um grafo, G , associada a m nós raízes n_i , corresponde ao grafo que contenha todas as árvores de caminho mínimo definidas para cada nó de G ao nó raiz n_i .

Quando o custo de um caminho é dado pelo máximo peso dos arcos do caminho, a floresta de caminho mínimo é equivalente ao *watershed* por marcadores.

Deve-se observar que o custo de um caminho deve ser calculado sempre do marcador para o ponto desejado (Figura 5.6), caso contrário, não se pode garantir que a partição seja ótima. O processo de inundação feito pelo *watershed* pressupõe o crescimento dos marcadores, ou seja, os marcadores vão se expandindo ordenadamente em direção aos demais pontos da imagem. Fazer o crescimento partindo do ponto para os marcadores não seria necessariamente equivalente ao *watershed*.

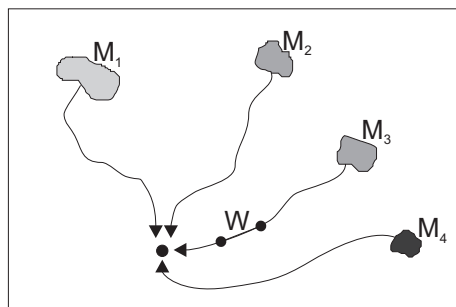


Figura 5.6: O cálculo do custo do caminho obedece o sentido que vai do marcador para o ponto analisado.

5.2.2 Transformação Imagem-Floresta

A *transformação imagem-floresta*² (IFT) é uma sequência de dois mapeamentos consecutivos, $I \rightarrow G \rightarrow I_a$, onde G é um grafo definido na imagem digital I e I_a é uma imagem anotada de I .

TRANSFORMAÇÃO
IMAGEM-FLORESTA

Define-se *imagem anotada* como uma imagem associada a uma floresta de caminho mínimo.

IMAGEM ANOTADA

Em [LF00], os autores mostram que o particionamento ótimo de uma imagem pode ser obtido utilizando a transformação imagem-floresta, baseada no conceito de grafo. Fundamentado pelo algoritmo de Dial [Dia69] para floresta de caminho mínimo, a transformação imagem-floresta garante o particionamento ótimo segundo um critério de custo calculado como o máximo peso do arco no caminho.

A abordagem da transformação imagem-floresta pode ser definida segundo duas maneiras diferenciadas de manipulação: por *pixel* e por regiões.

Para a *transformação imagem-floresta por pixel*, cada *pixel* da imagem é mapeado como um nó do grafo e os arcos são definidos entre os nós segundo a vizinhança escolhida (ver seção 4.1.1). Para cada nó vizinho existe um arco que o interliga ao nó analisado. Independentemente da vizinhança escolhida,

TRANSFORMAÇÃO
IMAGEM-FLORESTA POR PIXEL

²Do inglês *image foresting transformation*.

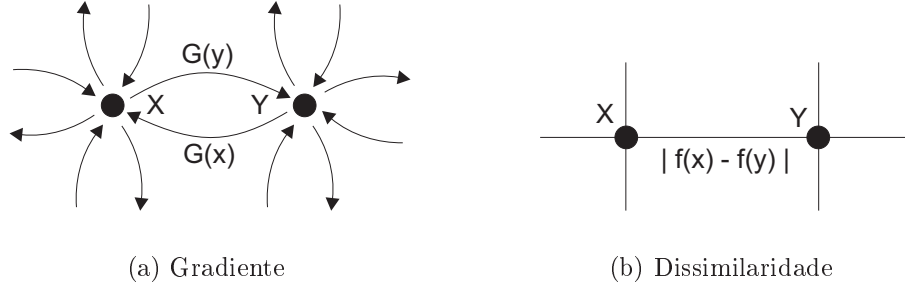


Figura 5.7: Critérios para a determinação dos pesos dos arcos da IFT por *pixel* usando vizinhança-4.

o peso de cada arco pode ser definido segundo diferentes critérios, como por exemplo: o de gradiente e o de dissimilaridade entre os *pixels* (Figura 5.7).

Na abordagem utilizando o critério do gradiente (Figura 5.7(a)), o grafo é direcional (ver seção 4.2), onde o peso do arco, $\vec{G}(x)$, que leva o nó correspondente ao *pixel* y para o nó correspondente ao *pixel* x , equivale a intensidade do *pixel* x da imagem do gradiente.

DISSIMILARIDADE

Na abordagem baseada em *dissimilaridade*, δ , o grafo é não direcional e o peso atribuído ao arco que liga dois nós vizinhos correspondentes aos *pixels* x e y equivale a um critério de dissimilaridade que mensura a discrepância entre dois *pixels* vizinhos (Figura 5.7(b)). Como critério de dissimilaridade, tem-se o critério da diferença absoluta das intensidades dos *pixels* vizinhos, δ_a , mostrado na equação abaixo.

$$\delta_a = |f(x) - f(y)| \quad (5.4)$$

TRANSFORMAÇÃO
IMAGEM-FLORESTA POR
REGIÃO

Para a *transformação imagem-floresta por região*, cada região obtida por alguma técnica de particionamento de imagem é mapeada como um nó do grafo. A cada duas regiões vizinhas é associado ao grafo um arco não direcional de modo a representar esta relação de vizinhança. A cada arco do grafo é associado um peso correspondente ao valor da relação de dissimilaridade

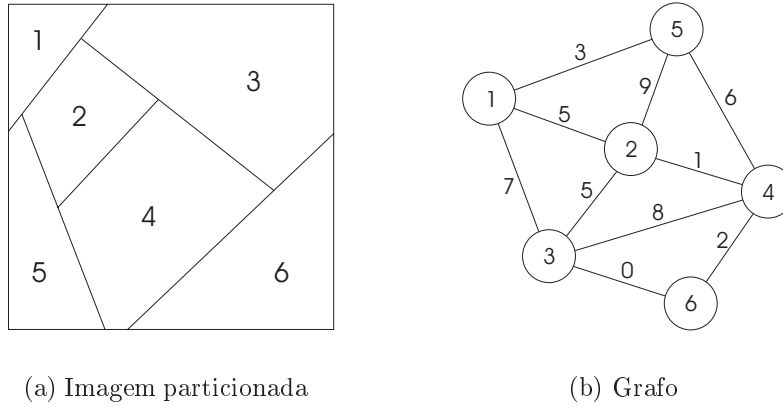


Figura 5.8: Equivalência da imagem particionada e da representação por grafo.

definida entre as duas regiões.

A Figura 5.8 mostra um exemplo que ilustra a equivalência entre o particionamento e sua correspondente representação por grafo de vizinhança, próprio para ser usado na transformação. A Figura 5.8(a) apresenta uma partição de uma imagem. A Figura 5.8(b) mostra o grafo correspondente a partição da Figura 5.8(a), onde os pesos atribuídos aos arcos do grafo são escolhidos de maneira aleatória. Observe que os rótulos atribuídos a cada região da Figura 5.8(a) correspondem a cada identificador associado aos nós do grafo da Figura 5.8(b).

5.2.3 *Watershed* Hierárquico Combinado à Segmentação Multiescala

Uma das grandes dificuldades encontradas nos algoritmos de *watershed* é que não é possível controlar o número de regiões resultantes em uma partição, dando prioridade às regiões com bordas mais expressivas.

Combinando a transformação imagem-floresta com o de segmentação multiescala (seção 4.4.1), é possível definir o algoritmo de *watershed hierárquico*, WATERSHED HIERÁRQUICO

onde as micro-bacias de contenção obtidas pelo *watershed* tradicional são mapeadas como regiões conexas da segmentação multiescala. O critério a ser minimizado corresponde ao custo máximo (seção 4.2) entre os arcos da respectiva árvore geradora mínima, fazendo com que seja obedecida a seqüência de junção das bacias de contenção sugeridas pelo modelo de inundação do *watershed*.

Observe que ao tratar os nós da árvore geradora mínima como regiões correspondentes às micro-bacias de contenção obtidas pelo *watershed* tradicional, impõe-se uma limitação, onde as partes da imagem partição têm suas bordas contida nas linhas de *watershed* da imagem. Qualquer particionamento cujas bordas cruzam as micro-bacias de contenção não pode ser representado de maneira precisa.

Na Figura 5.9 é apresentado um exemplo de um particionamento 1D que não consegue definir um conjunto de marcadores compostos por um conjunto de micro-bacias de contenção capaz de recuperar a partição. Para que a recuperação da partição fosse possível, seria necessário a adoção de dois marcadores com rótulos distintos dentro da mesma micro-bacia de contenção, pois as bordas das partes da partição não coincidem com as bordas do *watershed* que definem as micro-bacias de contenção.

Fazer o *watershed* hierárquico significa juntar gradativamente as partes do grafo por intermédio de seu caminho de menor custo. Ao utilizar o custo máximo C_m , recai-se a um problema de *watershed*, onde o grafo de vizinhança pode ser simplificado em uma árvore geradora mínima, garantindo que o resultado da partição seja ótimo.

Na Figura 5.10, é apresentado um exemplo completo de *watershed* hierárquico referente à Figura 5.8. As Figuras 5.10(a), 5.10(b), 5.10(c), 5.10(d), 5.10(e) e 5.10(f) correspondem a cada uma das partições obtidas no grafo, onde as linhas que circundam os nós definem cada uma das partes da imagem.

Assim, o *watershed* hierárquico consiste num processo iterativo de unir gradativamente os nós deste grafo, obedecendo ao critério de primeiramente

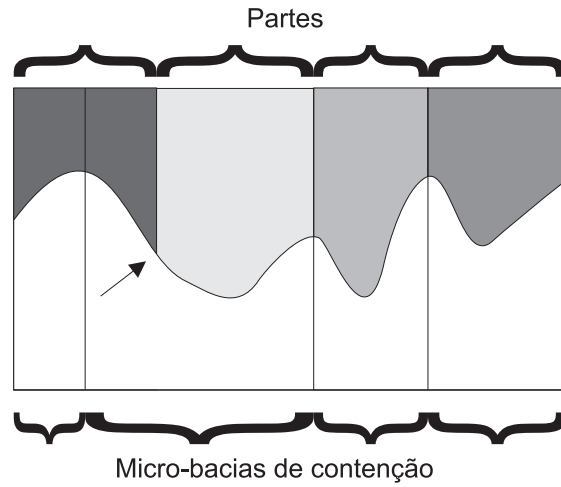


Figura 5.9: Exemplo de partição que não pode ser recuperada pelo *watershed* usando as micro-bacias de contenção como marcadores.

se juntar os nós cujo peso do arco associado é menor que os demais pesos dos arcos que unem partes distintas. Adotando esta abordagem, o *watershed* hierárquico torna-se uma ferramenta de segmentação flexível, simplificando a escolha da partição mais conveniente para o problema a ser resolvido.

***Watershed* em Grafo**

O conceito de *watershed* em grafo, apresentado inicialmente por Meyer [Mey94], vem da necessidade de agilizar o processo de manipulação das micro-bacias de contenção de uma imagem particionada pelo *watershed* tradicional. Além de otimizar a manipulação dos dados de modo que a segmentação deixa de ser tratada *pixel a pixel*, passando a ser feita por regiões, o *watershed* em grafo também proporciona a prática atualização de um particionamento, definindo o conceito de segmentação hierárquica.

Observe a semelhança entre o *watershed* em grafo e a transformação imagem-floresta. Ambos trabalham com um mapeamento das micro-bacias de contenção decorrentes do *watershed* tradicional. Ao particularizar o cri-

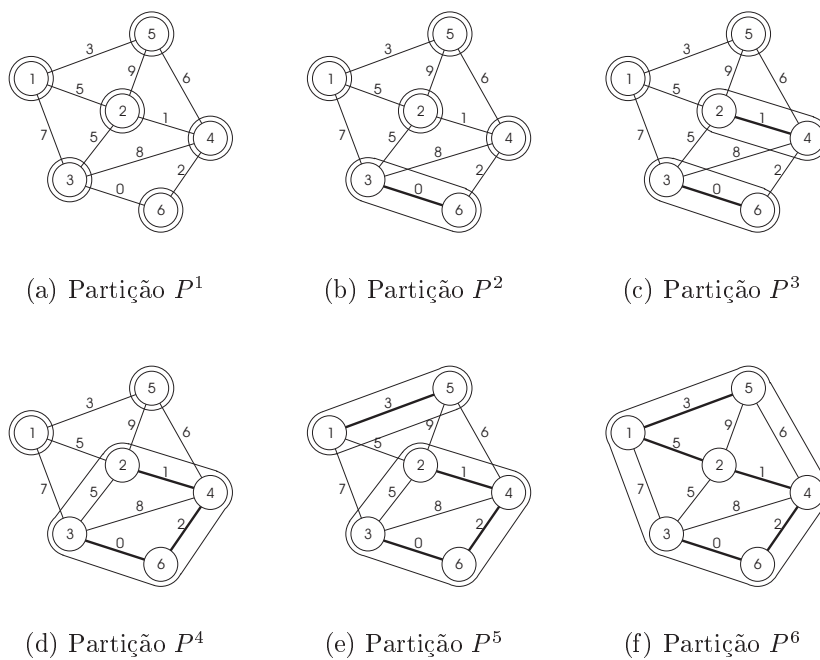


Figura 5.10: Exemplo de particionamento multiescala obtido pelo *watershed* hierárquico.

terio do cálculo do custo de caminho como sendo o de custo máximo (ver seção 4.2), o problema da transformação imagem-floresta recai a um caso particular que corresponde ao *watershed em grafo*.

WATERSHED EM GRAFO

O modelamento da transformação imagem-floresta por *pixel* de modo a se obter o *watershed* por marcadores é feito associando um marcador a cada nó do grafo, de maneira que os nós escolhidos correspondem aos *pixels* que formam os marcadores tradicionais. Os rótulos associados a cada marcador são mantidos na abordagem em grafo. Caso os marcadores escolhidos sejam exatamente os mínimos regionais da imagem e para cada marcador for associado um rótulo distinto, obtém-se o particionamento correspondente ao *watershed* tradicional.

Posicionados os marcadores, inicia-se o processo de crescimento dos mesmos de modo que estes cresçam pelos caminhos de menor custo. O rótulo associado a um dado nó, corresponde ao rótulo do marcador que primeiro chegar a ele.

Após a escolha dos nós marcadores, inicia-se o processo de crescimento dos marcadores de modo a priorizar hierarquicamente os caminhos de menor custo. Quando um marcador atinge um nó do grafo que ainda não possui rótulo, ele impõe seu rótulo ao nó, o qual passa a fazer parte da região definida pelo marcador. Este processo continua até que todos os nós do grafo tenham um rótulo associado.

Para a transformação imagem-floresta por regiões, cada nó do grafo corresponde a uma micro-bacia de contenção do *watershed* tradicional, logo a obtenção do *watershed* tradicional é direta, bastando associar um rótulo distinto a cada nó do grafo.

Para o caso do *watershed* por marcadores, as partições nem sempre podem ser obtidas, pois cada nó do grafo corresponde a uma micro-bacia de contenção. Ao considerar que cada nó do grafo equivale a uma micro-bacia de contenção não é possível reproduzir um particionamento que corte uma ou mais micro-bacias de contenção. Assim, as partições que podem ser obtidas,

correspondem às diferentes formas de agrupar os nós do grafo, ou seja às micro-bacias de contenção da imagem.

A Figura 5.11 mostra um exemplo de *watershed* por marcadores usando a transformação imagem-floresta por regiões, onde os marcadores são inicialmente posicionados nos nós 3 e 4 (Figura 5.11(a)). Conforme cada marcador vai se expandindo pelo grafo através do caminho de menor custo, rotula-se os nós ainda não rotulados. O processo de expansão dos marcadores, juntamente com a rotulação são ilustrados nas Figuras 5.11(a), 5.11(b), 5.11(c), 5.11(d) e 5.11(e). Os arcos mais escuros, indicam o caminho de menor custo percorrido preferencialmente pelos marcadores e as regiões que englobam os nós do grafo representam o crescimento das partições segundo seus marcadores iniciais.

Inicialmente, no modelamento do *watershed* hierárquico pela transformação imagem-floresta por região (Figura 5.12), cada nó do grafo define uma região que forma a partição P^1 (Figura 5.12(a)). Conforme cada bacia de contenção, definida pelas regiões que envolvem os nós do grafo, vão se unindo pelos caminhos de menor custo, representados por arcos mais escuros, (Figuras 5.12(a), 5.12(b), 5.12(c), 5.12(d), 5.12(e) e 5.12(f)), obtém-se cada uma das diferentes partições produzidas pelo *watershed* hierárquico.

5.3 Árvore Geradora Mínima

Apesar da versatilidade apresentada pelo modelamento em grafo, uma nova simplificação na estrutura de armazenamento pode ser aplicada. Como o *watershed* está fundamentado no conceito de minimização do caminho cujo custo é dado pelo máximo peso da aresta no caminho, a árvore geradora mínima atende às necessidades da metodologia de segmentação.

Caracterizada por uma estrutura mais compacta, a árvore geradora mínima pode substituir o grafo da transformação imagem-floresta sem que ocorra perda de informação na obtenção do particionamento ótimo.

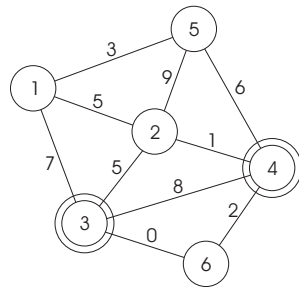
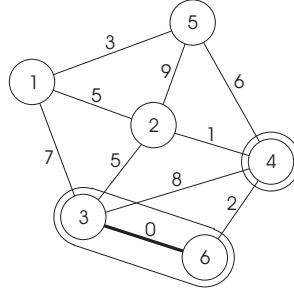
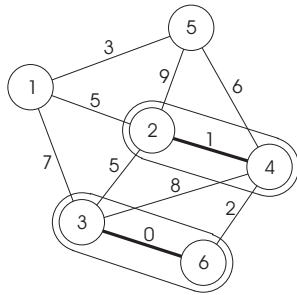
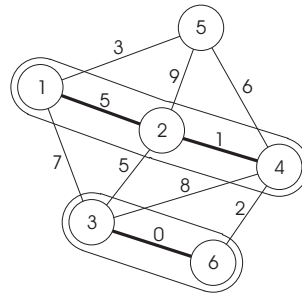
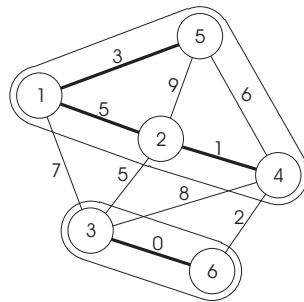
(a) Crescimento < 0 (b) Crescimento < 1 (c) Crescimento < 2 (d) Crescimento < 6 (e) Crescimento < 7

Figura 5.11: Transformação imagem-floresta por regiões no modelamento do *watershed* por marcadores.

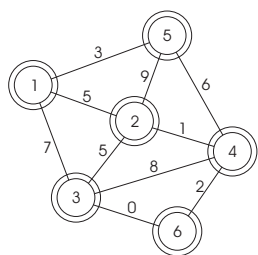
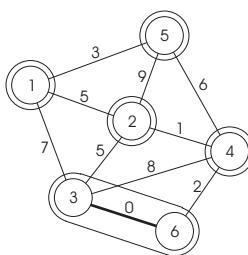
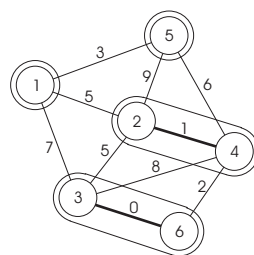
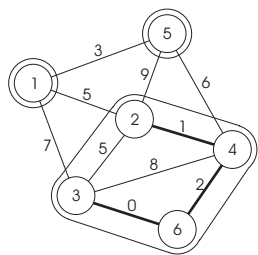
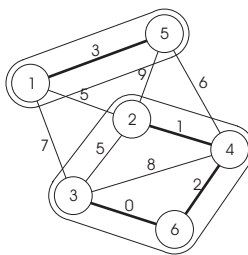
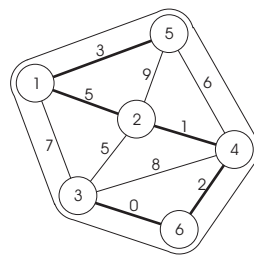
(a) Partição P^1 (b) Partição P^2 (c) Partição P^3 (d) Partição P^4 (e) Partição P^5 (f) Partição P^6

Figura 5.12: Transformação imagem-floresta por regiões no modelamento do *watershed* hierárquico.

Além de provar que o *watershed* pode ser mapeado no contexto de grafo, Meyer [Mey94] mostra que o *watershed* em grafo pode ser resolvido em um sub-conjunto do grafo denominado árvore geradora mínima (Seção 4.2.2). A Figura 5.10 apresenta um exemplo ilustrativo que mostra a equivalência das estruturas para o caso do *watershed*. Ao usar o *watershed* em grafo de modo que cada ponto da imagem é considerado um nó do grafo, o resultado obtido é semanticamente equiivalente ao *watershed* tradicional.

Na Figura 5.13, é apresentado novamente o exemplo completo do *watershed* hierárquico referente à Figura 5.8, onde as Figuras 5.13(a), 5.13(c), 5.13(e), 5.13(g), 5.13(i) e 5.13(k) correspondem a cada uma das partições obtidas no grafo, onde as linhas que circundam os nós definem cada uma das partes da imagem. As Figuras 5.13(b), 5.13(d), 5.13(f), 5.13(h), 5.13(j) e 5.13(l) apresentam as partições correspondentes usando árvore geradora mínima. Observe que todas as partições do *watershed* hierárquico pode ser obtidas através da árvore geradora mínima.

5.4 Construção da Árvore Geradora Mínima

O objetivo do *algoritmo de construção da árvore geradora mínima* a partir da imagem é descrever uma metodologia sistematizada de particionamento da imagem em micro-bacias de contenção correspondentes ao *watershed* tradicional, associada à determinação de uma árvore geradora mínima equiivalente.

ALGORITMO DE CONSTRUÇÃO
DA ÁRVORE GERADORA MÍNIMA

A construção eficiente da árvore geradora mínima é um dos grandes problemas do *watershed* em grafo. A abordagem mais intuitiva de remover arestas do grafo até que este seja reduzido a uma árvore geradora mínima implica em um algoritmo de dois passos, onde o primeiro é a construção do grafo de vizinhança e o segundo é a remoção das arestas indesejadas.

Ao analisar o resultado do *watershed* aplicado a imagens reais, observa-se normalmente uma supersegmentação da imagem, o que resulta num grafo de vizinhança complexo e com um elevado número de arestas. Trabalhar com

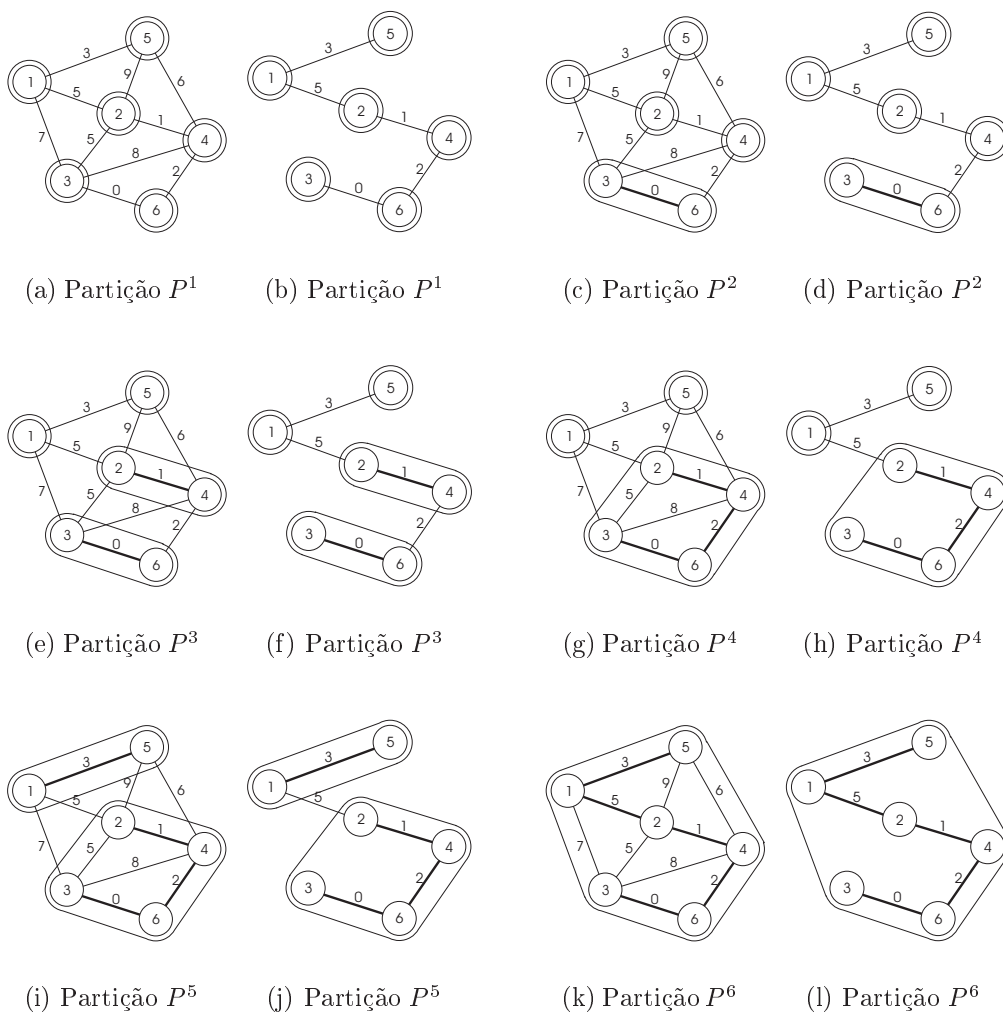


Figura 5.13: Equivalência das partições usando grafo e árvore geradora mínima.

uma metodologia de dois passos poderia reduzir a eficiência do processo de segmentação.

A seguir, no algoritmo 1, é apresentado em uma pseudolinguagem de programação uma forma de obter a árvore geradora mínima em um único passo. A idéia é utilizar o processo de inundação do relevo da imagem, apresentada na seção 5.1, e observar a ordem em que as bacias de contenção vão se unindo.

Alocada com as mesmas dimensões da imagem de entrada I , que normalmente corresponde ao gradiente de alguma imagem, a imagem *status* é a responsável por indicar os pontos que já estão com seus rótulos “PERMANENTE” ou “PROVISÓRIO”. Um rótulo é dito “PERMANENTE” quando não pode mais ser alterado. Inicialmente todos os pontos são inicializados como rótulo “PROVISÓRIO”.

Partindo de I , calcula-se a imagem dos mínimos regionais rotulados que é inicialmente atribuída a Y . Para cada mínimo regional da imagem é atribuído um rótulo distinto e aos demais pontos da imagem, é atribuído o valor zero, correspondente a rótulo indefinido. Definida com as mesmas dimensões da imagem I , a imagem Y é a responsável por retornar o resultado do *watershed* tradicional por regiões. O passo envolvendo a determinação dos mínimos regionais da imagem é necessário para definir os pontos do relevo por onde a água irá se infiltrar. Observa-se que cada mínimo regional define uma micro-bacia de contenção da imagem.

O valor da variável n é calculado de modo a corresponder ao número de mínimos regionais determinados na imagem Y . Assumindo que a rotulação dos mínimos regionais da imagem Y utiliza-se de números inteiros não negativos, onde o valor zero é representativo de indefinição e que a numeração é feita de modo seqüencial, o máximo valor encontrado em Y corresponde ao número de micro-bacias de contenção que é equivalente ao número de mínimos regionais de I .

De posse do valor de n , passa-se ao processo de inicialização de duas es-

Algoritmo 1 Construção da árvore geradora mínima.

Entrada: $I_{n_1 \times n_2 \times \dots \times n_m} : \mathbb{N}^m \rightarrow \mathbb{N}, \forall n_i \in \mathbb{N}, i = 1, 2, \dots, m$

Saída: *Watershed*, *Y* e Árvore geradora mínima, *MST*

$status_{n_1 \times n_2 \times \dots \times n_m} = \text{PROVISÓRIO};$

$Y_{n_1 \times n_2 \times \dots \times n_m} = \text{mínimos regionais rotulados de } I;$

$n = \text{número de mínimos regionais de } Y;$

$CBup_n = \{i, i = 1, 2, \dots, n\};$

$Metrica_n = \text{inicializaMetrica}(I, Y);$

$MST = \text{inicializaCriaNoGrafo}(n);$

$HqFIFO = \text{inicializaFilaH}();$

$HqFIFO = \text{insereFilaH}(HqFIFO, I(p_i), p_i), \forall Y(p_i) \neq 0, p_i \in \mathbb{N}^m;$

Enquanto $\neg \text{vaziaFilaH}(HqFIFO)$ **Faça**

$p_i = \text{removeFilaH}(HqFIFO);$

$status(p_i) = \text{PERMANENTE};$

$cb = Y(p_i)$

$CB = CBup(cb)$

$Metrica = \text{atualizaMetrica}(Metrica, CB, IDMetrica, I(p_i));$

Para Todo $q_i \in \text{vizinhos}(p_i)$ **Faça**

$cbq = Y(q_i);$

Se $cbq == 0$ **Então**

$Y(q_i) = cb;$

$HqFIFO = \text{insereFilaH}(HqFIFO, I(q_i), q_i);$

Se Não Se $status(q_i) == \text{PERMANENTE}$ **E** $CBup(p_i) \neq CBup(q_i)$

Então

$CBq = CBup(cbq);$

$Metrica = \text{atualizaMetrica}(Metrica, CBq, IDMetrica, I(q_i));$

Se $\text{consultaMetrica}(Metrica, IDMetrica, CB) <$

$\text{consultaMetrica}(Metrica, IDMetrica, CBq)$ **Então**

$CB = Temp;$

$CB = CBq;$

$CBq = Temp;$

Fim Se

$peso = \text{consultaMetrica}(Metrica, IDMetrica, CBq);$

$CBup(\text{find}(CBup == CBup(CBq))) = CB;$

$Metrica = \text{alteraMetrica}(Metrica, IDMetrica, CB,$

$\text{consultaMetrica}(Metrica, IDMetrica, CB) +$

$\text{consultaMetrica}(Metrica, IDMetrica, CBq));$

$MST = \text{criaArcoGrafo}(MST, cb, cbq, peso);$

Fim Se

Fim Para

Fim Enquanto

 Retorna *Y* e *MST*.

estruturas vetoriais que são utilizadas pelo algoritmo e que serão abordadas no decorrer desta análise. São elas: o vetores *CBup* e *Metrica*, ambos de tamanho n , onde cada posição destes vetores corresponde ao respectivo atributo associado a micro-bacia de contenção, definida pelo índice da posição acessada. No caso do vetor *Metrica*, cada posição é definida por uma estrutura que armazena em cada um de seus campos as informações necessárias para a avaliação da métrica de cada bacia de contenção da imagem. A inicialização do vetor *CBup* é feita obedecendo a expressão $CBup(i) = i, i = 1, 2, \dots, n$. Para o vetor *Metrica*, a inicialização é feita atribuindo-se zero à cada um dos campos do vetor.

Inicializa-se também a fila hierárquica, *HqFIFO*, que é indexada preferencialmente pelo seu primeiro atributo numérico e a estrutura *MST* onde são criados cada um dos n nós da árvore geradora mínima, correspondentes a cada uma das micro-bacias de contenção a serem determinadas em Y . Nenhum arco entre os nós é definido nesta etapa de inicialização da *MST*.

Concluída a fase de inicialização das estruturas, o próximo passo é inserir na fila a coordenada, p_i , de cada ponto que é mínimo regional, juntamente com a intensidade do correspondente *pixel*, $I(p_i)$, que será utilizada como parâmetro preferencial de indexação. A utilização de $I(p_i)$ como indexador é que irá garantir que ao retirar um elemento de *HqFIFO*, não restará na fila, nenhuma coordenada cuja intensidade de seu ponto seja inferior a do ponto retirado. Desta forma, garante-se o processamento simulando o processo de inundação uniforme do relevo.

Colocados todos os pontos de mínimo regional na fila hierárquica, *HqFIFO*, inicia-se um processo iterativo que terminará quando não mais existir algum ponto em *HqFIFO*.

Para cada iteração, inicialmente remove-se um elemento de *HqFIFO*, armazenando o atributo coordenada, na variável p_i . Observe que o elemento removido de *HqFIFO* corresponde ao *pixel* de menor intensidade $I(p_i)$, seguido pelo critério de desempate de que é primeiramente removido o ponto

que foi primeiramente enfileirado.

O $status(p_i)$ é marcado como “PERMANENTE”.

A micro-bacia de contenção ativa, cb , recebe o rótulo do ponto de coordenada p_i , $Y(p_i)$. Observe que a idéia de identificador da micro-bacia de contenção e rótulo da micro-bacia de contenção se confundem nesta etapa, pois os índices são escolhidos e manipulados de modo que ambos se correspondam.

A bacia de contenção ativa, CB , recebe o rótulo da micro-bacia de contenção ativa, $CBup(cb)$. De modo análogo ao da micro-bacia de contenção ativa cb .

Em seguida é feita a atualização da métrica da bacia de contenção ativa CB , segundo a métrica, $IDMetrica$, previamente selecionada.

Para cada um dos vizinhos de p_i , q_i , repita os seguintes passos:

A micro-bacia de contenção vizinha ativa, cbq , recebe o rótulo do ponto de coordenada q_i , $Y(q_i)$.

Se cbq é igual a zero, ou seja, rótulo indefinido, propaga o rótulo de cb para o ponto de coordenada q_i de Y , $Y(q_i)$. Adicionalmente, para que o processo de propagação dos rótulos continue é colocado em $HqFIFO$ a coordenada q_i e a respectiva intensidade $I(q_i)$. É de vital importância salientar a diferença entre a rotulação dos pontos de Y , que nunca são alterados, resultando no *watershed* tradicional por regiões. Os rótulos armazenados em $CBup$, são freqüentemente alterados para reproduzir o processo de inundação e expansão das bacias de contenção, essenciais na determinação da árvore geradora mínima, MST .

Se $cbq \neq 0$, $status(q_i)$ é “PERMANENTE” e cb e cbq pertencem a bacias de contenção diferentes, $CBup(cb) \neq CBup(cbq)$, tem-se a situação limite onde duas bacias de contenção irão se unir.

A bacia de contenção ativa, CBq , recebe o rótulo da micro-bacia de contenção ativa, $CBup(cbq)$.

Atualize a métrica de CBq , segundo a métrica, $METRICA$ previamente

selecionada.

Se o valor da métrica da bacia CB for menor que o valor da métrica da bacia CBq , troca CB com CBq .

Atribui a variável *peso* o valor da métrica da bacia CBq .

Atualize o rótulo de todas as micro-bacias de $CBup$ que são iguais a CBq , para CB .

Adicione à métrica referente a bacia de contenção CB , o valor da métrica da bacia de contenção CBq .

Crie em MST um arco unindo os nós representados pelos identificadores das micro-bacias de contenção cb e cbq , por onde ocorreu a união das bacias de contenção CB e CBq , e que tenha peso *peso*.

Processe o próximo vizinho de p_i , q_i .

Quando não existir mais nenhum vizinho q_i de p_i a ser processado, processe o próximo elemento da fila $HqFIFO$.

Quando a fila hierárquica estiver vazia, retornar a imagem Y contendo o *watershed* tradicional por regiões e o grafo MST contendo uma árvore geradora mínima de I .

5.4.1 Métrica

Na descrição do algoritmo de obtenção da árvore geradora mínima, apresenta-se a versatilidade e independência da metodologia em relação a métrica adotada para a obtenção dos pesos dos arcos. No entanto, para cada métrica adotada, existem nuances a serem observadas para que os cálculos não divirjam do esperado. A seguir, é apresentado o algoritmo 2 que atualiza as medidas observadas no processo de inundação da imagem, segundo uma dada métrica.

O algoritmo 2 é o responsável por tornar o algoritmo 1, de construção da árvore geradora mínima, independente da métrica escolhida. No algoritmo 2 são abordadas as três diferentes métricas discutidas na seção 5.1.3: altura, área e volume. Novas métricas podem ser implementadas bastando a criação

Algoritmo 2 Atualizando os valores da métrica de uma bacia de contenção.

Entrada:

Valor da métrica, *Metrica*;
 Identificador da bacia de contenção, *ID*;
 Identificador da métrica adotada, *IDMetrica*;
 Nível d'água atual, *NivelAgua*.

Saída:

Valor atualizado da métrica, *Metrica*.

Se *IDMetrica* == *ALTURA* **Então**

Metrica(*Altura*(*ID*)) = *NivelAgua*;

Se Não **Se** *IDMetrica* == *AREA* **Então**

Metrica(*Area*(*ID*)) = *Metrica*(*Area*(*ID*)) + 1;

Se Não **Se** *IDMetrica* == *VOLUME* **Então**

Se *Metrica*(*Altura*(*ID*)) ≠ *NivelAgua* **Então**

Metrica(*Volume*(*ID*)) = *Metrica*(*Volume*(*ID*)) +

Metrica(*Area*(*ID*)) * (*NivelAgua* – *Metrica*(*Altura*(*ID*)));

Metrica(*Altura*(*ID*)) = *NivelAgua*;

Se Não

Metrica(*Area*(*ID*)) = *Metrica*(*Area*(*ID*)) + 1;

Fim Se

Se Não

Processar exceção. {Métrica desconhecida!}

Fim Se

Retorna *Metrica*;

de um novo identificador e um novo bloco de processamento anexado ao algoritmo.

Analisando o algoritmo 2 verifica-se a necessidade de quatro parâmetros de entrada e um de saída. O primeiro parâmetro de entrada é o vetor de estrutura, *Metrica*, composta pelos campos: *Altura*, *Area* e *Volume*, que armazenam os valores parciais das métricas ao longo do processamento da imagem. Caso seja implementada uma nova métrica, provavelmente será necessária a criação de novos campos para a estrutura. Este vetor deve ter a dimensão igual ao número de micro-bacias da imagem processada.

O segundo parâmetro de entrada é o identificador da bacia de contenção, *ID*, cuja métrica deve ser atualizada. Trata-se de um número que, no caso do algoritmo 1, corresponde ao mesmo tempo tanto ao identificador da bacia de contenção quanto ao rótulo a ela associado.

O terceiro parâmetro de entrada, *IDMetrica*, é um identificador da métrica escolhida. De acordo com as métricas apresentadas neste trabalho, ele pode assumir os valores: *ALTURA*, *AREA* ou *VOLUME*.

O quarto e último parâmetro de entrada, *NivelAgua*, corresponde ao nível d'água atual, referente ao processo de inundação do relevo.

Como parâmetro de saída, tem-se o vetor *Metrica* com seus valores atualizados.

Analisando a codificação do algoritmo 2, a primeira etapa consiste num conjunto de estruturas de decisão, encadeadas de modo a identificar a métrica a ser processada. Esta identificação é feita através da análise do parâmetro de entrada, *IDMetrica*. Caso o valor do parâmetro não seja válido, faz-se um tratamento de erro adequado.

Identificada a métrica como sendo *ALTURA*, a atualização da métrica é bastante simples, bastando igualá-la no seu campo *Altura* ao nível de água atual *NivelAgua*. Este processo garante que a altura da bacia de contenção definida por *ID*, acompanhe o nível d'água atual.

Identificada a métrica como sendo *AREA*, a atualização também é sim-

ples, bastando acumular o número de *pixels* que originam a bacia de contenção identificada por *ID*.

Identificada a métrica como sendo *VOLUME*, observa-se que esta é derivada das métricas *ALTURA* e *AREA*, diferentemente das duas métricas anteriores que são independentes. Quando o nível d'água é mantido, apenas o campo *Area* é incrementado de modo a refletir o processo de expansão da bacia de contenção, *ID*. Caso ocorra a mudança no nível d'água, o volume deve ser atualizado com sendo o volume já acumulado, somado a área, *Area*, multiplicado pela diferença entre a altura da bacia de contenção, *Altura* e o nível d'água atual, *NivelAgua*. Após a atualização do campo *Volume*, deve-se atualizar o campo *Altura* para o nível d'água atual, *NivelAgua*.

Concluídas as atualizações necessárias, é retornado o vetor métrica atualizado, em relação as medidas referentes a bacia de contenção *ID*.

5.4.2 Inundação Uniforme *versus* Inundação Síncrona

Até o momento, nas situações onde o termo inundação foi utilizado no texto, pensou-se na *inundação uniforme*, onde a infiltração da água sob o relevo se dava de maneira homogênea, fazendo com que a altura d'água se mantivesse nivelada. Uma ressalva deve ser feita em relação a obtenção dos marcadores do *watershed* hierárquico por inundação (seção 5.1.3), onde a inundação utilizada é a inundação síncrona, descrita a seguir.

Ao analisar a geração da árvore geradora mínima, segundo o contexto de grafo (ver seção 4.2.2), observa-se que a busca dos arcos é feita de modo a privilegiar os de menor peso associado. Assim, a árvore geradora mínima é formada a partir dos arcos de menor peso do grafo associado, chegando aos de maior peso.

Fazendo a analogia deste processo no contexto de inundação, seria equivalente a inundar o relevo, de modo que cada mínimo regional tenha uma profundidade h em relação ao nível de água atual. Quando uma bacia não puder mais receber água, pois inundaria a bacia vizinha, ela deixaria de receber

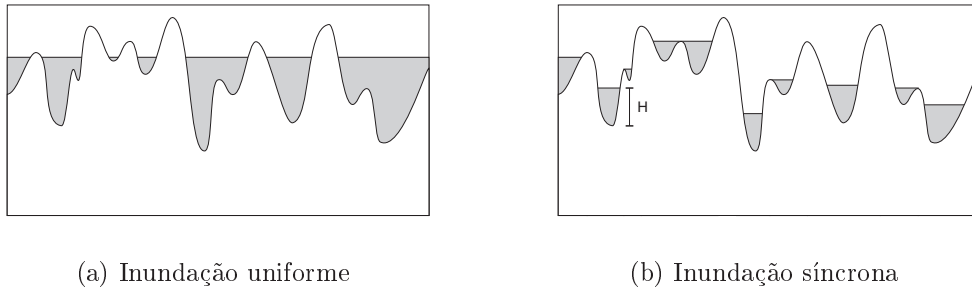


Figura 5.14: Exemplo 1D de metodologias de inundação de um relevo.

água, até que uma bacia vizinha tivesse seu nível igualado ao dela. Define-se *inundação síncrona* o processo de infiltração descrito anteriormente.

INUNDAÇÃO SÍNCRONA

A Figura 5.14 traz um exemplo 1D comparando as duas formas de inundação discutidas no trabalho. Na Figura 5.14(a) pode ser observado o comportamento de uma inundação uniforme e na Figura 5.14(b) tem-se o mesmo sinal sendo inundado de maneira síncrona. Observe que a ordem de junção das bacias ocorre de forma distinta.

Observando o contexto das diferenças de comportamento das inundações uniforme e síncrona no modelamento do *watershed* e na criação da árvore geradora mínima, fica a seguinte questão: “Como garantir que através de uma inundação uniforme é possível obter a árvore geradora mínima de uma imagem sem a necessidade de criação prévia do grafo de vizinhança?”

Esta questão é de grande importância e a resposta para ela é que garante a validade da árvore geradora mínima gerada pelo algoritmo 1.

Ao observar o algoritmo 1 onde ocorre pela primeira vez o encontro de duas bacias de contenção distintas, tem-se que o peso atribuído ao arco recém-gerado corresponde ao da bacia de contenção com menor métrica, garantindo que os menores pesos sejam preservados. Embora a ordem de construção da árvore geradora mínima seja diferente para a inundação uniforme e síncrona, o resultado pode ser o mesmo, desde que sejam escolhidos como peso dos

arcos a menor métrica entre as duas micro-bacias de contenção que estão se unindo.

Além disso, independentemente da técnica de inundação adotada, a junção de duas bacias de contenção ocorre quando a profundidade da bacia de menor métrica atinge o valor de sua dinâmica. Ou seja, independe da ordem em que as junções são efetuadas, mas sim da dinâmica de cada micro-bacia de contenção.

Capítulo 6

Marcadores Mínimos

Uma das tarefas mais difíceis dentro do processamento de imagem é conseguir uma boa segmentação. Usando o *watershed* por marcadores como ferramenta de segmentação, a principal dificuldade passa a ser encontrar um bom conjunto de marcadores rotulados, capaz de recuperar uma dada partição. Escolher estes marcadores sem uma metodologia pode ser algo bastante frustrante.

Percebe-se que um conjunto trivial de marcadores rotulados que contempla esta restrição é escolher a própria partição como conjunto de marcadores. No entanto esta escolha não resulta em nenhum tipo de resultado produtivo, pois o conjunto selecionado corresponde à própria partição.

Analisando de uma maneira mais objetiva e buscando metodologias que possam reduzir o número de *pixels* selecionados, uma outra solução possível é a escolha dos *pixels* de fronteira de cada parte para serem tomados como marcadores.

Apesar da evidente redução do número de pontos que formam o conjunto de marcadores, a solução ainda não é adequada pois sabe-se que as regiões de fronteira são as mais ruidosas e sensíveis à problemas de segmentação. Desta forma, percebe-se a conveniência de trabalhar com marcadores posicionados em regiões mais internas de cada parte da partição em questão.

Além disso, normalmente é possível reduzir ainda mais o número de pon-

tos marcadores descartando alguns dos pontos de fronteira sem que ocorra a alteração da região obtida pelo *watershed* por marcadores.

Desta forma, o que se busca é encontrar um conjunto minimal de marcadores rotulados cujas dimensões também sejam minimais de modo que a partição desejada ainda possa ser recuperada [LS01]. Assim, define-se *marcadores mínimos* como o problema inverso ao *watershed*, onde dada uma partição obtida pelo *watershed* usando um determinado conjunto de marcadores, procura-se um conjunto mínimo de marcadores, capaz de recuperar esta partição.

Com a definição de marcadores mínimos, observa-se que existem regiões onde é obrigatória a presença de marcador para se obter a partição desejada. Assim, é necessário determiná-las de modo a simplificar a busca pelo melhor posicionamento dos marcadores para a obtenção de uma partição.

Define-se *região receptiva de marcadores* como uma região da imagem, onde necessariamente deve existir ao menos um *pixel* marcador para que a correspondente parte seja recuperada. Observe que cada região receptiva de marcador depende diretamente da parte a que ela pertence, onde qualquer mudança na geometria da parte associada provoca alterações no conjunto de pontos que definem a região receptiva de marcador.

Outra informação a ser observada é que cada parte da partição contém ao menos uma região receptiva de marcadores. Regiões receptivas de marcadores conexas, porém associadas a partes diferentes, não podem ser unidas como uma única região, pois devem preservar a distinção entre elas, de modo a manter a necessidade de mais de um marcador para recuperar o particionamento desejado.

6.1 Marcadores Mínimos em Grafo

Modelando o problema dos marcadores mínimos para o contexto de grafo, cada uma das partes, CB_i , da partição, $CB = \{CB_1, CB_2, \dots\}$, é definida

MARCADORES MÍNIMOS

REGIÃO RECEPTIVA DE
MARCADORES

como sendo uma bacia de contenção, resultante da união de micro bacias de contenção, cb_j , obtidas pelo *watershed* tradicional, $CB_i = \{cb_1, cb_2, \dots\}$. Cada micro bacia de contenção é representada por um nó do grafo, correspondente à árvore geradora mínima da imagem.

Neste contexto, determinar um conjunto de marcadores mínimos, $L = \{L_1, L_2, \dots\}$, consiste em encontrar um conjunto de nós do grafo que ao serem rotulados de maneira adequada, recuperam a partição desejada através do *watershed* por marcadores em grafo.

Observe que as mesmas restrições relativas ao particionamento, descritas na seção sobre o *watershed*, ocorrem com os marcadores mínimos. Ao escolher os marcadores como sendo um conjunto de micro-bacias, é impossível ter uma partição onde alguma de suas fronteiras subdivida uma micro-bacia de contenção.

Define-se *nó de fronteira*, p , como sendo um nó do grafo, G , onde existe ao menos um nó vizinho, q , que não pertença a mesma bacia de contenção de p , ou seja, para $p \in CB_i$ e $q \in CB_j$, com $i \neq j$, existe $(p, q) \in G$. NÓ DE FRONTEIRA

Define-se uma *região receptiva de marcadores em relação a um nó de fronteira* p , $RR(p)$, como o conjunto de todos os nós do caminho $\Pi(p, q)$, $\Pi(p, q) \subset CB_i$, cujo custo é menor que o custo de p a qualquer bacia vizinha, CB_j , $i \neq j$. REGIÃO RECEPTIVA DE
MARCADORES EM RELAÇÃO A
UM NÓ DE FRONTEIRA P

A seguir, no algoritmo 3, é apresentada uma forma sistemática de se obter a região receptiva de marcadores em relação a um nó de fronteira p . Através das regiões receptivas de marcadores em relação a um nó p , $RR(p)$, consegue-se obter as regiões onde os marcadores podem e devem ser posicionados para que seja garantida a obtenção do particionamento pré-definido.

O algoritmo 4 é uma forma iterativa para a determinação das regiões receptivas de marcadores, RR , decorrente do algoritmo para a determinação da região receptiva de marcador relativa a um nó de fronteira.

Enquanto a construção de $RR(p)$ está sendo processada, pode ocorrer de existir uma interseção não vazia entre as demais regiões receptivas de marcadores dos demais nós de fronteira já processados. Nesta situação observa-se

Algoritmo 3 Região receptiva de marcadores relativa a um nó de fronteira em árvores geradoras mínimas baseada em *watershed*.

Entrada:

Nó de fronteira, p

Árvore geradora mínima, MST ;

Saída:

Região receptiva de marcador do nó p , $RR(p)$.

$$RR(p) = \{q_i \mid q_i \in \Pi(p, q), \Pi(p, q) \subset CB_i, C(\Pi) < MIN(w(p, r)), \\ r \notin CB_i\};$$

Retorna $RR(p)$;

que uma região receptiva de marcador em relação a um nó p está contida em outra, bastando descartar a região receptiva de marcadores que contém esta outra. Assim, tem-se como resultado apenas uma região que está contida em mais de uma região receptiva de marcadores relativa a um nó de fronteira, reduzindo conseqüentemente o número mínimo de marcadores necessário a recuperação da partição.

Qualquer conjunto de marcadores onde não exista ao menos um marcador rotulado adequadamente e posicionado em cada uma das regiões receptivas de marcadores, não é suficiente para a recuperação da partição definida a priori, através do algoritmo de *watershed* por marcadores.

6.1.1 Exemplos

Como imagem exemplo (Figura 6.1) é utilizado um sinal 1D onde são apresentadas as micro-bacias de contenção, as bacias de contenção, a partição desejada e as respectivas regiões receptivas de marcadores.

Para o caso bidimensional, considera-se a imagem do gradiente apresentada na Figura 6.2. Sobre a imagem do gradiente é aplicado o algoritmo 1 responsável por retornar a imagem do *watershed*, apresentada na Figura 6.3 e o grafo contendo uma árvore geradora mínima correspondente (Figura 6.4) e sua matriz de adjacência (Figura 6.5) correspondente a Figura 6.3.

Algoritmo 4 Regiões receptivas de marcadores em árvores geradoras mínimas baseada em *watershed*.

Entrada:

Árvore geradora mínima, MST ;

Saída:

Regiões receptivas de marcadores, RR^* .

$RR = \emptyset$

$P = \text{nosDeFronteira}(MST)$;

Para Todo $p_i \in P$ **Faça**

$RR(p_i) = \text{regiãoReceptivaMarcadoresDoNo}(p_i, MST)$;

Se $RR(p_i) \cap RR = \emptyset$ **Então**

$RR = RR \cup RR(p_i)$;

Se Não

$RR = (RR - RR(q_i)) \cup (RR \cap RR(p_i))$,

$q_i \in P, RR \cap RR(q_i) \neq \emptyset, RR(p_i) \cap RR(q_i) \neq \emptyset$;

Fim Se

Fim Para

Retorna RR ;

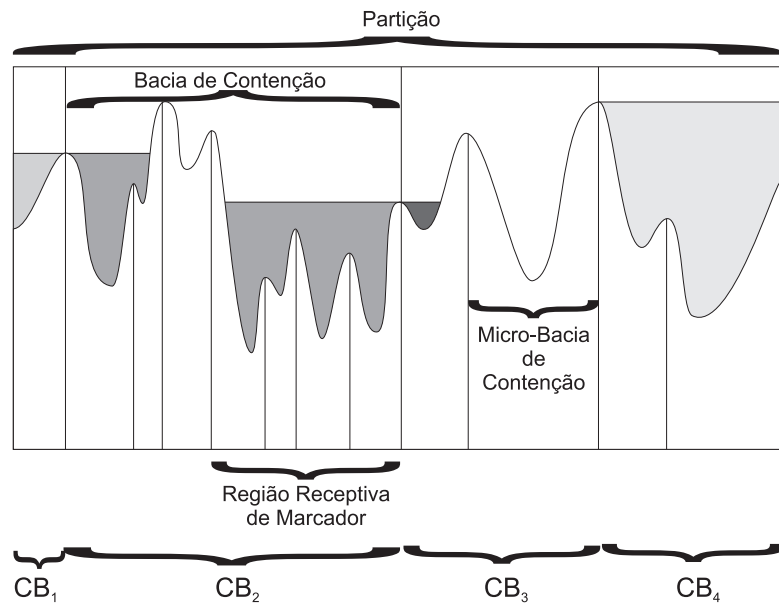


Figura 6.1: Sinal unidimensional utilizado na exemplificação dos diferentes critérios de seleção automática dos marcadores em grafo.

95	62	6	2	84	19	50	93	79	14	58	21
23	79	35	75	2	68	90	31	96	1	42	38
61	92	81	45	68	30	82	84	52	89	52	78
49	74	1	93	38	54	64	57	88	20	33	68
89	18	14	47	83	15	82	37	17	30	43	46
76	41	20	42	50	70	66	70	98	66	23	57
46	94	20	85	71	38	34	55	27	28	58	79
2	92	60	53	43	86	29	44	25	47	76	6
82	41	27	20	30	85	34	69	88	6	53	60
44	89	20	67	19	59	53	62	74	99	64	5

Figura 6.2: Gradiente de uma imagem 2D.

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	
1	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2
0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3
0	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4
1	1	1	0	1	1	1	1	1	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5
0	0	1	1	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6
1	0	0	0	1	0	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7
0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8
0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9
0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	1	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10
0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11
0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	12
0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	13
0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	14
0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	15
0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	16
0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0	1	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	17
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	1	0	0	0	0	0	18
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	1	0	1	0	0	19
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	20
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	0	21
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	1	1	0	22
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	23
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	1	0	1	0	24
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	25
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	26
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	27

Figura 6.5: Matriz de adjacência correspondente à Figura 6.3.

1	7	7	7	7	13	13	17	21	21	21	25
1	1	7	7	10	10	17	17	21	21	21	25
1	1	5	8	10	14	14	17	18	21	22	25
2	5	5	5	11	15	15	19	19	22	22	22
5	5	5	5	15	15	15	19	19	19	24	24
5	5	5	5	5	15	16	19	19	24	24	24
3	5	5	5	16	16	16	20	20	20	24	26
3	3	5	9	12	16	16	20	20	23	26	26
3	6	6	9	12	12	16	16	23	23	23	27
4	6	6	12	12	12	16	16	16	23	27	27

Figura 6.6: Particionamento desejado correspondente à Figura 6.3.

Admitindo que a partição de interesse corresponde à imagem apresentada na Figura 6.6, tem-se que as regiões receptivas de marcadores correspondem a alguns nós da árvore geradora mínima que são representados pelos polígonos mais internos. Os polígonos externos representam o particionamento a ser aplicado no grafo para obtenção do resultado correspondente, apresentado na Figura 6.7.

Iniciando o processo de obtenção das regiões receptivas de marcadores a partir dos nós de fronteira, chega-se ao resultado apresentado na Figura 6.8, onde as regiões em cinza correspondem aos nós que compõem cada uma das três regiões receptivas do exemplo.

Fazendo o mapeamento inverso, chega-se a Figura 6.9 que traz as regiões receptivas de marcadores correspondentes, onde é necessário a colocação de ao menos um marcador rotulado adequadamente em cada região receptiva, para que seja possível a recuperação da partição através do *watershed* por marcadores.

A metodologia de dividir a árvore geradora mínima permite uma particularidade muito interessante. Ao selecionar os $n - 1$ arcos de maior peso

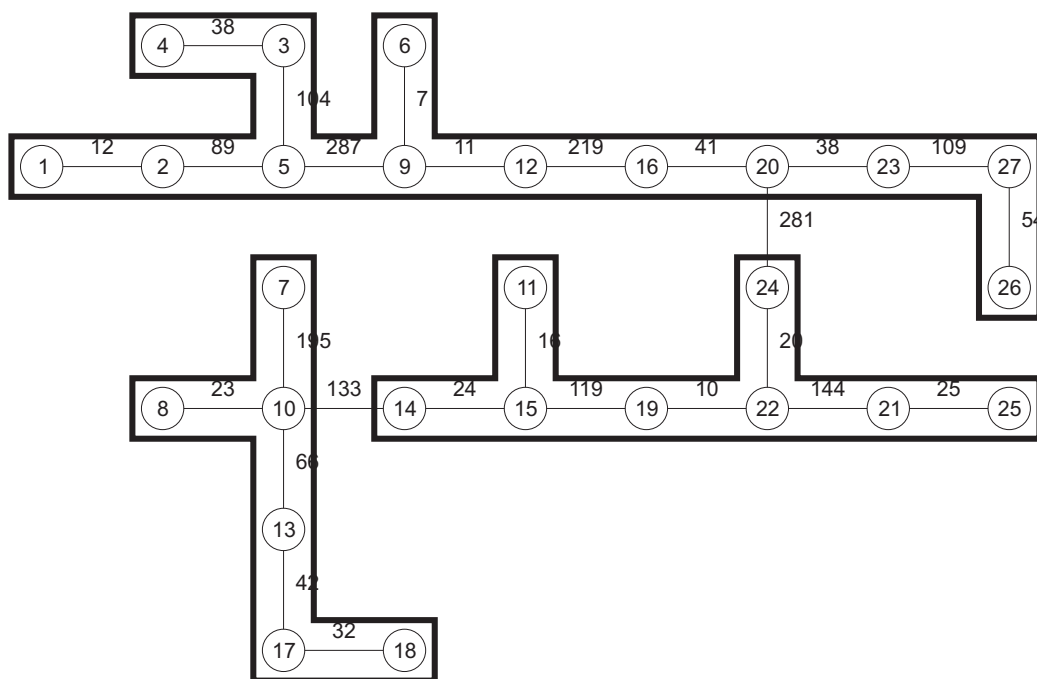


Figura 6.7: Mapeamento da partição desejada (Figura 6.6) na árvore geradora mínima.

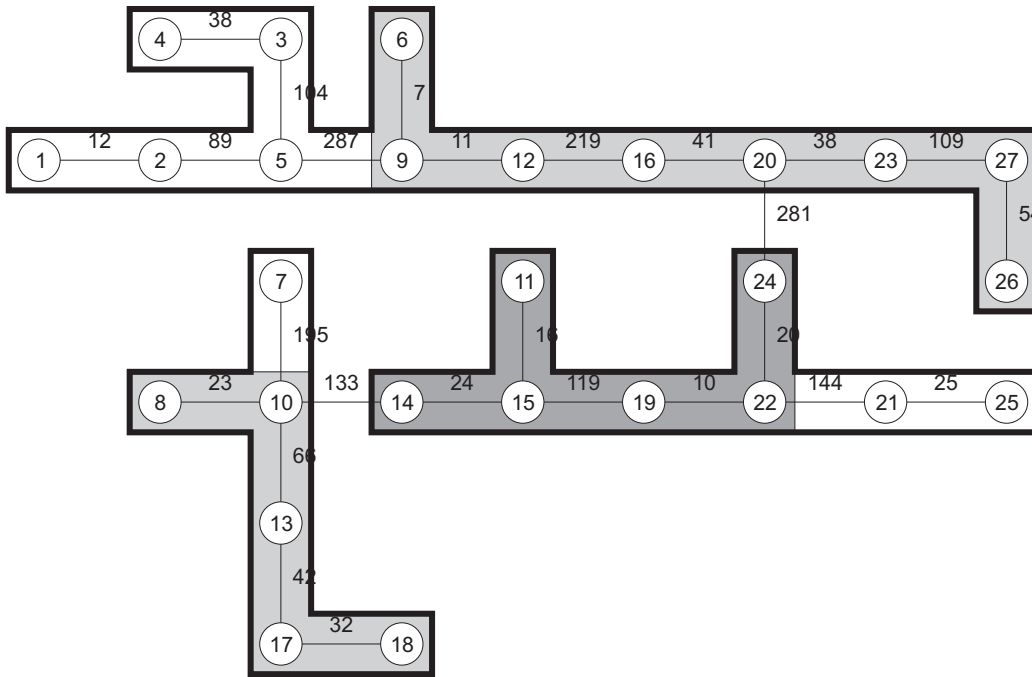


Figura 6.8: Regiões receptivas de marcadores na árvore geradora mínima.

1	7	7	7	7	13	13	17	21	21	21	25
1	1	7	7	10	10	17	17	21	21	21	25
1	1	5	8	10	14	14	17	18	21	22	25
2	5	5	5	11	15	15	19	19	22	22	22
5	5	5	5	15	15	15	19	19	19	24	24
5	5	5	5	5	15	16	19	19	24	24	24
3	5	5	5	16	16	16	20	20	20	24	26
3	3	5	9	12	16	16	20	20	23	26	26
3	6	6	9	12	12	16	16	23	23	23	27
4	6	6	12	12	12	16	16	16	23	27	27

Figura 6.9: Regiões receptivas de marcadores correspondente à Figura 6.3.

para serem “cortados” no processo de particionamento, tem-se como resultado, as n regiões mais significativas da imagem. Entenda-se como regiões mais significativas da imagem, aquelas cujo contraste é máximo em relação a todas as outras. Assim, com uma simples manipulação da árvore geradora mínima torna-se possível a escolha do número de regiões que se deseja obter na partição e com a garantia de estar se maximizando o critério de contraste.

6.1.2 Seleção Automática de Marcadores Mínimos

Observando os conceitos de *watershed* por marcadores, para que a recuperação da partição seja garantida basta selecionar apenas um nó marcador para cada uma das regiões receptivas de marcadores. Logo, é conveniente se pensar na escolha automática de micro-bacias de contenção de modo que um dado particionamento seja recuperado.

A seguir são apresentados alguns critérios de escolha automática destes marcadores os quais são exemplificados no sinal unidimensional apresentado na Figura 6.1. O primeiro a ser apresentado é o critério de micro-bacia de contenção.

Independentemente do critério de escolha dos marcadores, seja ele automático ou não, dada uma partição, o rótulo associado a cada marcador selecionado, corresponde ao rótulo i da parte CB_i a qual o marcador pertence.

Critério da Micro-bacia de Contenção

Define-se escolha de marcadores mínimos segundo o *critério de micro-bacia de contenção*, como a escolha de uma única micro-bacia de contenção para cada região receptiva de marcador, onde todos os pontos que formam uma micro-bacia de contenção são selecionados de modo a formar o marcador correspondente.

É possível observar na parte inferior da Figura 6.10 a apresentação do conjunto de marcadores selecionados segundo o critério de micro-bacias de

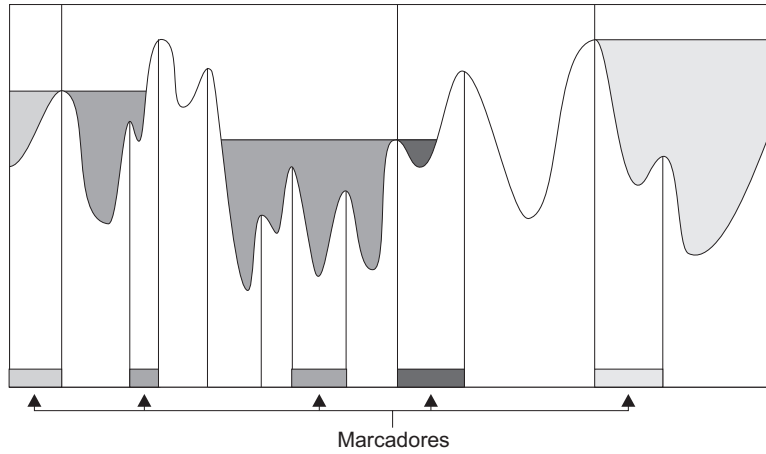


Figura 6.10: Escolha de um conjunto de marcadores mínimos segundo o critério de bacias de contenção.

contenção. Observe que para cada região receptiva de marcadores é selecionado um marcador. Caso alguma micro-bacia de contenção não seja contemplada com um marcador, verifica-se que o particionamento recuperado pelo *watershed* por marcadores não é o desejado.

Dentre as possibilidades de escolha das micro-bacias de contenção, qualquer subconjunto de micro-bacias selecionadas, onde para toda região receptiva de marcadores existe ao menos uma micro-bacia de contenção associada, garante a recuperação da partição desejada. A minimização do conjunto de marcadores pode ser melhorada associando a restrição de que cada região receptiva de marcador tenha apenas uma única micro-bacia de contenção associada no conjunto de marcadores, como é o caso do exemplo apresentado.

Segundo o critério de micro-bacia de contenção, não existe a garantia de que ela seja espacialmente pequena e bem posicionada na imagem. Existe a possibilidade de se tomar marcadores com dimensões inadequadamente grandes, pois ao escolher uma micro-bacia de contenção na árvore geradora mínima, não se tem informações a respeito das dimensões da micro-bacia representada por aquele nó e nem mesmo a informação completa de vizinhança

da região. Além disso, não existe um critério definindo qual micro-bacia de contenção de uma região receptiva de marcadores deve ser escolhida.

Observa-se a necessidade de novas restrições para que a escolha das micro-bacias de contenção marcadoras seja mais eficiente.

Critério de Distância

Sabe-se que marcadores posicionados em regiões próximas a regiões de bordas normalmente são mais vulneráveis a ruídos que marcadores posicionados distante das bordas. Desta forma, muitas vezes é interessante a escolha de uma micro-bacia marcadora pertencente à região receptiva de marcadores que seja a mais distante de todas suas bacias vizinhas, segundo uma métrica escolhida.

Aplicando-se a transformada da distância [ZL00] na imagem da partição obtém-se uma imagem que corresponde a um mapa de valores onde a intensidade de cada ponto consiste na menor distância deste ponto à borda.

Na Figura 6.14 é observado o critério da distância aplicado a imagem correspondente a Figura 6.1. Observe que a distância da micro-bacia de contenção escolhida à borda da bacia de contenção, é a maior possível.

Analisando um exemplo 2D é utilizada a imagem correspondente às regiões receptivas de marcadores da Figura 6.9 como uma máscara. Esta é aplicada à imagem da transformada da distância (Figura 6.11), resultando nas regiões receptivas de marcadores onde cada *pixel* está rotulado com o valor correspondente a menor distância dele até a borda (Figura 6.12).

A Figura 6.13 traz a seleção de um possível conjunto de micro-bacias de contenção utilizadas como marcadores usando o critério da distância.

No entanto, uma micro-bacia de contenção que possua o *pixel* mais distante da borda pode ser uma região de fronteira. Observe na Figura 6.9, a micro-bacia de rótulo cinco, onde a mesma participa da região de fronteira e possui pontos distantes desta fronteira.

Formas alternativas baseadas no critério da distância podem ser formula-

6	5	4	3	2	1	1	0	0	1	2	3
5	4	3	2	1	0	0	0	0	1	2	3
4	3	2	1	0	0	0	0	0	0	1	2
3	2	1	0	0	1	1	0	0	1	2	2
3	2	1	0	0	1	0	1	1	1	2	1
4	3	2	1	0	0	0	0	0	0	1	0
5	4	3	2	1	0	1	0	0	0	0	0
6	5	4	3	2	1	2	1	1	1	0	1
7	6	5	4	3	2	3	2	2	2	1	2
8	7	6	5	4	3	4	3	3	3	2	3

Figura 6.11: Transformada da distância aplicada à imagem da Figura 6.3.

					1	1	0				
				1	0	0	0				
			1	0	0	0	0	0		1	
				0	1	1	0	0	1	2	2
				0	1	0	1	1	1	2	1
					0	0	0	0	0	1	0
				1	0	1	0	0	0	0	0
			3	2	1	2	1	1	1	0	1
	6	5	4	3	2	3	2	2	2	1	2
	7	6	5	4	3	4	3	3	3	2	3

Figura 6.12: Resultado final da aplicação da imagem das regiões receptivas de marcadores como máscara sobre a imagem da transformada da distância (Figura 6.11).

1	7	7	7	7	13	13	17	21	21	21	25
1	1	7	7	10	10	17	17	21	21	21	25
1	1	5	8	10	14	14	17	18	21	22	25
2	5	5	5	11	15	15	19	19	22	22	22
5	5	5	5	15	15	15	19	19	19	24	24
5	5	5	5	5	15	16	19	19	24	24	24
3	5	5	5	16	16	16	20	20	20	24	26
3	3	5	9	12	16	16	20	20	23	26	26
3	6	6	9	12	12	16	16	23	23	23	27
4	6	6	12	12	12	16	16	16	23	27	27

Figura 6.13: Seleção dos marcadores segundo o critério da distância.

das de modo a evitar estas situações. Por exemplo, para cada região receptiva de marcador escolhe-se a micro-bacia de contenção que contém o *pixel* cuja distância a borda é maior ou igual a de todos os outros pixels da região receptiva de marcador.

Um outro critério de distância é a escolha da micro-bacia cujo *pixel* mais próximo da fronteira é o mais distante quando comparado aos das outras micro-bacias de contenção da região receptiva de marcadores de um mesmo nó de fronteira. Desta maneira, evita-se ao máximo que uma micro-bacia de contenção que esteja na fronteira seja selecionada como marcador.

Critério de Máxima Dinâmica

O posicionamento dos marcadores nas micro-bacias mais profundas cuja dinâmica é maior aumenta a robustez do marcador escolhido. Assim, para cada uma das regiões receptivas de marcadores, a escolha da micro-bacia de contenção segundo o critério de máxima dinâmica consiste em escolher a micro-bacia de contenção, que contenha o mínimo regional de maior dinâmica

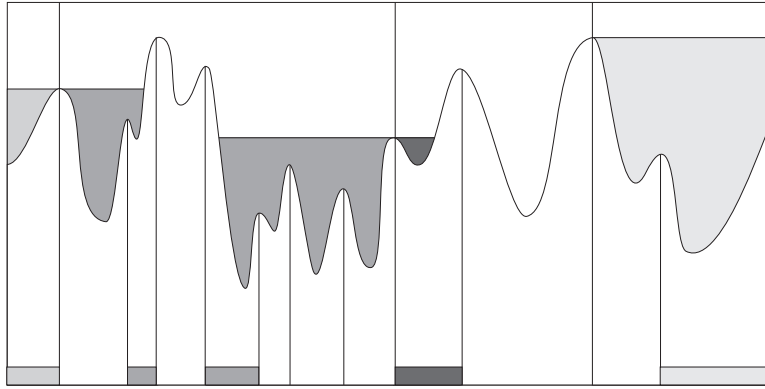


Figura 6.14: Seleção de marcadores segundo o critério de distância.

e que pertença à região receptiva de marcador em questão.

Na Figura 6.15, é observada a aplicação do critério de escolha da micro-bacia de contenção baseada em máxima dinâmica na imagem apresentada na Figura 6.1. A medida de dinâmica de cada mínimo regional é representada por um segmento vertical, com origem no mínimo regional seguindo até a altura a ser superada para se chegar a outro mínimo regional da imagem com menor intensidade.

Em situações onde a imagem é bastante ruidosa, a escolha dos marcadores segundo o critério da máxima dinâmica pode implicar na escolha de uma micro-bacia de contenção devido a um ruído. Nas regiões de ruído, a dinâmica é imprevisível e costumeiramente elevada devido a discrepância entre as intensidades dos pixel vizinhos. Considerando que as regiões de borda são normalmente mais ruidosas, aumenta-se a chance de posicionar marcadores próximos às bordas o que pode não ser interessante em alguns problemas.

6.1.3 Redução de cada Marcador a um Único Ponto

Sabe-se que no watershed por marcadores basta apenas um ponto marcador para que uma região seja definida. Usando os critérios de escolha dos

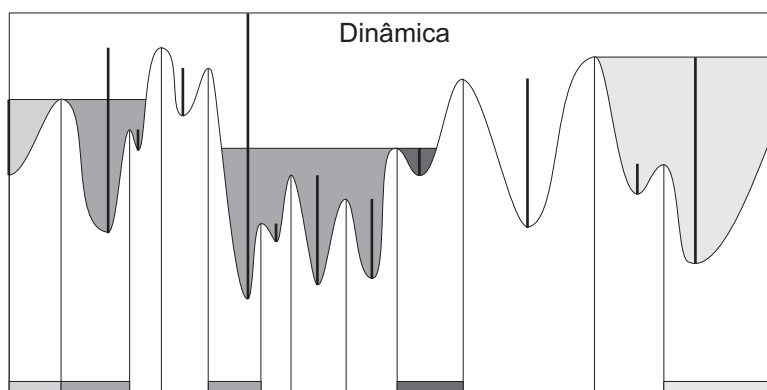


Figura 6.15: Seleção de marcadores segundo o critério da máxima dinâmica.

marcadores apresentados anteriormente chega-se a marcadores que não são necessariamente pontuais.

Em algumas situações, como na compensação de movimento e perseguição de objetos, é altamente conveniente trabalhar com marcadores pontuais, devido ao problema de se projetar os marcadores de um quadro da sequência para o seguinte. Nas abordagens de escolha dos marcadores citadas anteriormente, pode-se restringir o conjunto de pontos escolhidos de modo que estes estejam contidos nas regiões receptivas de marcadores. Logo, se para cada conjunto conexo de pontos pertencentes a uma mesma região receptiva de marcador for escolhido um ponto qualquer para ser marcador, este será capaz de recuperar sua partição quando utilizado no watershed por marcadores.

Para que a escolha deste ponto não seja aleatória, novos critérios podem ser associados. Uma opção é selecionar o ponto de maior dinâmica dentro de uma micro-bacia de contenção escolhendo um ponto que pertença ao mínimo regional da micro-bacia de contenção em questão. Caso o mínimo regional seja uma região plana, escolhe-se um ponto qualquer para ser o marcador, como por exemplo, o ponto mais central deste mínimo regional.

Na Figura 6.16 são apresentados os marcadores reduzidos a pontos da Figura 6.15, segundo o critério de se tomar o ponto com maior dinâmica

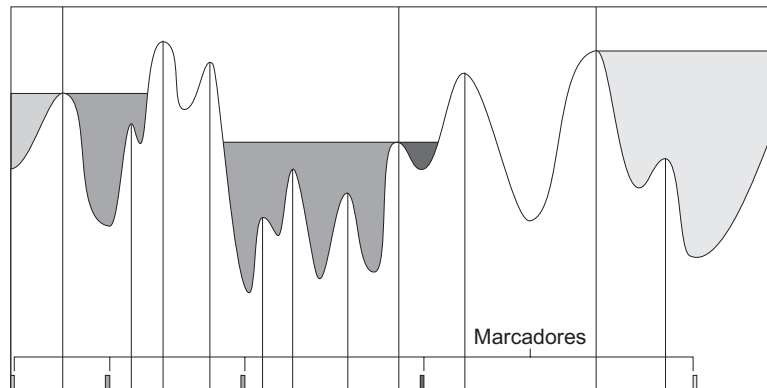


Figura 6.16: Marcadores da Figura 6.15 reduzidos aos pontos com maior dinâmica dentro de cada bacia de contenção escolhida.

dentro de cada micro-bacia de contenção selecionada das regiões receptivas de marcadores.

Capítulo 7

Implementação

Em processamento de imagem a qualidade do algoritmo implementado pode ser crucial na avaliação do desempenho de uma metodologia. Em [Dij59][Dia69][Mey94], são apresentadas algumas situações onde algoritmos hierárquicos, que priorizam a execução ordenada de pontos e regiões, resultam em algoritmos eficientes para processos similares ao de inundação explorado pelo *watershed*.

7.1 Grafo

Um grafo pode ser representado computacionalmente por diversas estruturas de dados. Uma das formas mais tradicionais de representação é a utilização da matriz de adjacência.

7.1.1 Matriz de Adjacência

No domínio de processamento de imagens é comprovado que as matrizes de adjacência tornam-se esparsas à medida que o número de regiões da imagem segmentada aumenta. Uma representação convencional, utilizando matriz cheia (equação 4.16), consome espaço excessivo para o armazenamento de zeros. Como estes zeros são muito comuns, é interessante que sua representação seja feita de forma implícita. Na representação através da ma-

triz de pesos, os valores de zeros na matriz de adjacência ficam representados pelo valor infinito (equação 4.17).

Com a adoção de representação dos dados através de matrizes esparsas é possível eliminar os dados supérfluos, reduzindo significativamente o volume de informações da estrutura de dados escolhida. No caso da *matriz de adjacência esparsa*, M_e , a nova estrutura de dados é construída como uma lista de pares ordenados correspondentes a cada uma das coordenadas da matriz de adjacência, cujo valor é igual a um. Observe que com a remoção dos dados iguais a zero a estrutura fica mais enxuta, resultando numa grande economia de memória para matrizes com alto grau de esparsidade.

$$M_e = \bigcup_{i,j=1}^n (i, j), \forall M(i, j) = 1 \quad (7.1)$$

7.1.2 Matriz de Pesos

No caso da *matriz de pesos esparsa*, P_e , alguns artifícios adicionais são necessários para adequar a representação segundo a forma esparsa. A lista de pares ordenados é construída de modo semelhante a da matriz de adjacência esparsa, agregando uma nova informação correspondente ao peso do arco associado. Todas coordenadas cujo peso é igual a infinito são ignoradas na representação esparsa.

Como em uma representação esparsa os valores que não são armazenados na lista de coordenadas normalmente são assumidos como iguais a zero, a representação atual de matriz de pesos esparsa pode acarretar inconcistências. Além do problema da representação, existe o inconveniente de agregar dois conceitos distintos em uma única representação, os conceitos de vizinhança dado pela adjacência das regiões e o de custo representado pelos pesos associados aos arcos do grafo.

Procurando eliminar estes inconvenientes optou-se por uma forma alternativa de representação, onde a relação de vizinhança é dada pela matriz de adjacência esparsa e a relação de custo (válida apenas para as coordenadas

representadas pela matriz de adjacência esparsa) é dada pela lista de custos correspondentes a matriz de adjacência esparsa.

$$P_e = \bigcup w(i, j), \forall (i, j) \in M_e \quad (7.2)$$

Apesar das matrizes de adjacência e de pesos esparsas reduzirem o tamanho necessário para a representação da estrutura de dados, estas ainda continuam computacionalmente ineficientes devido a dificuldade de recuperação dos dados através de buscas seqüenciais. Buscando uma forma indexada de representação que propicie uma forma eficiente de recuperação das informações chega-se a definição da estrutura de dados denominada *morphgraph*.

7.1.3 Estrutura de Dados *Morphgraph*

A estrutura de dados *morphgraph* é uma estrutura vetorial estática que trás uma forma indexada de acesso e recuperação dos nós, arcos e pesos do grafo, tornando-a eficiente na recuperação das informações em situações onde o grafo não se altera ao longo do tempo e onde as consultas à estrutura devem ser rápidas. MORPHGRAPH

Composta basicamente por dois tipos de estruturas de dados vetoriais correlacionadas: *adjacency morphgraph* e *weight morphgraph*, a estrutura de dados *morphgraph* possibilita a perfeita diferenciação entre a informação de vizinhança e o custo entre os nós do grafo.

Para os exemplos a seguir, é utilizado o grafo apresentado na Figura 7.1.

Adjacency Morphgraph

A estrutura *adjacency morphgraph* (Figura 7.2) é a responsável pelo armazenamento da topologia do grafo, definindo os nós que o compõem, bem como as informações de adjacência entre os nós as quais são representadas pelos arcos. ADJACENCY MORPHGRAPH

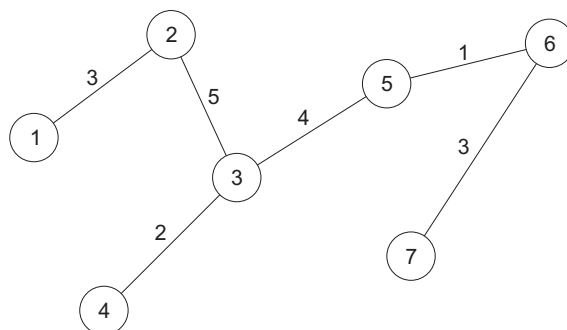


Figura 7.1: Grafo usado nos exemplos.

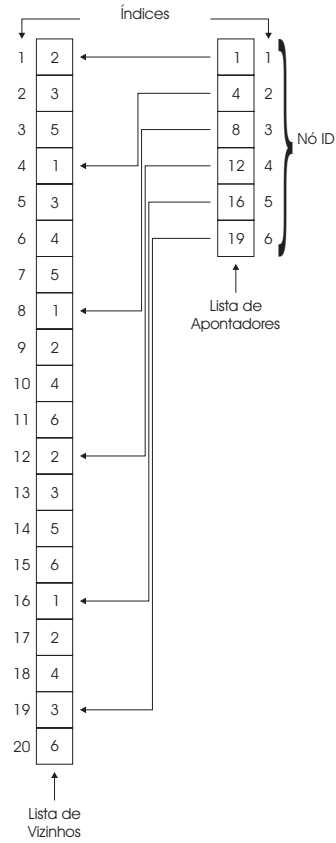
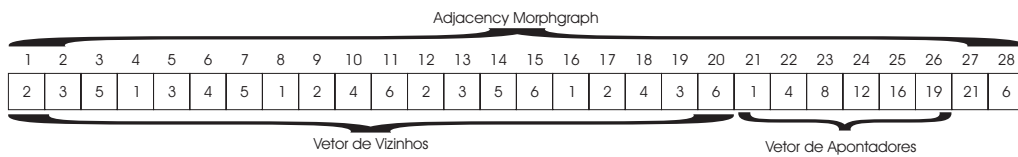
Analogamente a estrutura *morphgraph*, a estrutura *adjacency morphgraph* é composta por dois vetores: de apontadores e de vizinhos. O índice de cada posição do vetor de apontadores corresponde ao identificador único e seqüencial atribuído a cada nó do grafo. O vetor de apontadores consiste em uma lista de índices, na qual o conteúdo de cada posição do vetor indica o índice do primeiro vizinho do nó em questão. O vetor de vizinhos consiste na concatenação ordenada da lista de nós vizinhos de cada nó do grafo.

VIZINHOS DE UM NÓ I

A obtenção dos *vizinhos de um nó i* do grafo é dada pela região do vetor de vizinhos, que se inicia na posição definida pelo conteúdo da posição i do vetor de apontadores e termina na posição imediatamente anterior à apontada pelo posição $i + 1$.

Procurando simplificar computacionalmente o armazenamento da estrutura *adjacency morphgraph*, optou-se pela sua vetorização obtida através da concatenação dos vetores de vizinhos e de apontadores, produzindo-se uma estrutura unidimensional (Figura 7.3). Complementando a estrutura *adjacency morphgraph* vetorizada, foram incluídas duas posições extras posicionadas no final do vetor de modo a simplificar a manipulação da estrutura. A primeira posição corresponde ao tamanho do vetor de vizinhos mais um e a segunda posição trás o número total de nós representados no grafo.

Observe que a penúltima posição do vetor *adjacency morphgraph* vetori-

Figura 7.2: Modelo *adjacency morphograph*.Figura 7.3: Estrutura de dados *adjacency morphograph*.

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
5	7	3	5	5	1	9	7	5	8	0	1	8	6	2	3	9	6	0	2

Weight Morphgraph

Figura 7.4: Estrutura de dados *weight morphgraph*.

zado (tamanho do vetor de vizinhos mais um), além de definir o limite final da lista de vizinhos, necessária na recuperação da lista de vizinhos de um dado nó, também corresponde ao índice do início da lista de apontadores.

Weight Morphgraph

WEIGHT MORPHGRAPH

A estrutura de dados *weight morphgraph* vem para complementar a estrutura de dados *morphgraph* trazendo as informações de custo associado a cada arco do grafo (Figura 7.4).

Observe que o posicionamento dos vetores de vizinhos e de apontadores durante o processo de vetorização da estrutura de dados *adjacency morphgraph* não é casual. A mesma indexação utilizada na recuperação da vizinhança (arcos) é utilizada na recuperação dos correspondentes custos. Assim, todas as informações de indexação necessárias à manipulação da estrutura *weight morphgraph* são recuperadas previamente durante o acesso às informações de vizinhança, sendo reaproveitadas nas consultas dos respectivos custos.

7.2 Árvore Geradora Mínima

Apesar de ser uma estrutura particular de representação de árvore, uma árvore geradora mínima é um tipo de grafo e desta maneira pode ser representada de maneira eficiente pela estrutura de dados *morphgraph*. Através dos recursos de recuperação indexada das informações, proporcionadas pela estrutura de dados *morphgraph*, consegue-se a eficiência desejada na manipulação das informações, mesmo em situações onde o grafo se degenera numa

árvore.

7.3 Plataforma de Desenvolvimento

A diversidade de plataformas de processamento só se tornou possível devido à abordagem de desenvolvimento multiplataforma do programa Matlab, que serviu de fundação para a implementação das funções relativas à construção e manipulação da árvore geradora mínima. Utilizando-se inicialmente da versão 5.0 do pacote da Mathworks, foram feitas atualizações no decorrer do projeto e atualmente utiliza-se o Matlab 6.0 release 12.

Voltado ao processamento numérico, o Matlab distingue o foco da área de processamento através de coleções de funções correlacionadas denominadas *toolboxes*. Neste projeto foram utilizadas as funções nativas, encontradas no núcleo principal do pacote, bem como as *toolboxes* de processamento de imagens e de estatística.

Aliada as *toolboxes* encontradas nas diversas versões do Matlab, foi agregada uma *toolbox* particular ao conjunto de funções. Desenvolvida pela SDC¹ em parceria com a Unicamp, a toolbox denominada *SDC Morphology Toolbox* oferece um conjunto vasto e bastante completo de funções que implementam diversos conceitos de morfologia matemática e de processamento de imagem digital.

Complementando o conjunto de funções, foi desenvolvida uma nova *toolbox* referente aos novos conceitos apresentados neste projeto. Funções como a de criação da árvore geradora mínima foram confeccionadas de modo a complementar o conjunto de funções necessárias a implementação dos resultados aqui apresentados.

Visto que uma das preocupações na escolha de um ambiente de trabalho é a garantia de portabilidade que permita o desenvolvimento multiplataforma do produto, sem esquecer da garantia de desempenho no processamento,

¹www.sdc.com.br

foi adotada a linguagem C como linguagem de implementação eficiente das funções. Para permitir a dinamicidade de alterações dos parâmetros e das funcionalidades dos algoritmos foi utilizada a linguagem interpretada na forma de *script* oferecida pelo Matlab.

As funções implementadas em linguagem C são confeccionadas de modo a serem independentes do ambiente gráfico adotado. São funções exclusivamente numéricas, onde os dados manipulados não estão relacionados à maneira como eles são apresentados. Opcionalmente ao Matlab, pode-se utilizar a *toolbox* de morfologia e a *toolbox* desenvolvida neste trabalho como uma biblioteca de funções que são ligadas a ambientes de desenvolvimento de interfaces gráficas. Atualmente é possível a utilização destas *toolboxes* juntamente com o pacote Tcl/Tk².

A migração do ambiente de desenvolvimento, originalmente em Tcl/Tk para um ambiente fundamentado em XML, está sendo providenciada. Esta migração tem como objetivo simplificar o processo de desenvolvimento e manutenção das *toolboxes* aumentando o leque de possibilidades de geração de código e documentação automática. Para isto, conta-se com a ajuda do sistema Adesso [ML00], utilizado com gerenciador de desenvolvimento deste novo projeto.

²Pacote de interfaceamento gráfico multiplataforma, aberto e gratuito.

Capítulo 8

Resultados

Comprovada teoricamente a eficiência da metodologia dos marcadores mínimos na redução do número e do tamanho do conjunto de marcadores, é necessário validar efetivamente a metodologia através de exemplos representativos. O presente capítulo traz estes resultados, de modo a ilustrar e comprovar as virtudes e limitações desta metodologia.

8.1 Plataforma e Ferramentas de Trabalho

Os resultados apresentados foram obtidos nas plataformas Windows e Unix. No caso do ambiente Windows foram utilizadas máquinas que vão de Pentium 133 MHz com 32 MBs de memória, até um Pentium III 550 MHz com 256 MBs de memória RAM. Para a plataforma Unix, foram utilizadas máquinas Sparcstations SUN Ultra 1 com 64MBs de memória rodando o sistema operacional SunOS 5.7. Ainda na plataforma Unix, foram utilizados Pentiums com sistema operacional Linux Redhat 6.2.



Figura 8.1: Imagem do tenista de mesa usada como referência para os testes.

8.2 Exemplos de Utilização da Metodologia Desenvolvida

Como referência para os testes apresentados, é utilizada a imagem de um tenista de mesa (Figura 8.1). Originalmente trata-se de um vídeo, onde foi extraída uma região do quadro de número 1. Esta escolha deve-se à disponibilização para o meio acadêmico da seqüência de imagens que permitem a comparação dos resultados aqui obtidos, com metodologias alternativas apresentadas por outros pesquisadores. Além disso, por se tratar de um vídeo, permite que os testes sejam extrapolados para situações que envolvam movimento e correlacionamento dos dados ao longo do tempo.

8.2.1 Particionamento da Imagem

O primeiro resultado (Figura 8.2), apresenta um caso onde a imagem de entrada (Figura 8.1) deve ser particionada em 10 (Figura 8.2(a)), 20 (Figura 8.2(b)) e 50 (Figura 8.2(c)) regiões, onde usando a abordagem de segmentação multiescala consegue-se a obtenção do resultado esperado. Conforme visto no Capítulo 6, nos exemplos não é utilizado o particionamento ótimo para evitar que as regiões receptivas de marcadores coincidam com o particionamento da imagem. Desta forma, as segmentações propostas não contemplam apenas as bordas mais significativas da imagem.

Observa-se que o resultado obtido reflete o particionamento mais significativo da imagem, preservando preferencialmente bordas de maior contraste. Torna-se fácil e eficiente a obtenção de partições com um número de regiões pré-definido, caracterizando uma metodologia rápida de particionamento multiescala.

Como a obtenção do número de regiões da partição depende apenas da manipulação direta da árvore geradora mínima, consegue-se aumentar a velocidade na obtenção dos resultados. Passada a fase de construção da árvore geradora mínima, a qual demanda um maior tempo de processamento, particionar a imagem em um dado número de regiões é bastante rápido.

Devido à codificação da maioria dos testes serem na linguagem interpretada proporcionada pelo Matlab, os tempos de processamento não são significativos de comparação. A futura implementação das funções em uma linguagem compilada, provocará um aumento significativo de desempenho, sem que haja a necessidade imediata de otimização dos algoritmos e estrutura de dados utilizados atualmente.

Durante os testes, observou-se que o tempo de processamento evolui gradativamente de acordo com o número de regiões requisitadas para a partição. Mesmo com o aumento gradual do tempo de processamento devido ao aumento do número de regiões da partição, vê-se que o tempo de particionamento é significativamente inferior ao de construção da árvore geradora mínima.



(a) 10 regiões



(b) 20 regiões



(c) 50 regiões

Figura 8.2: Particionamento da Figura 8.1 nas n regiões mais significativas da imagem.



(a) 5 regiões



(b) Regiões receptivas

Figura 8.3: Exemplo de regiões receptivas de marcadores relativos a um particionamento qualquer.

Aplica-se o processo para a determinação das regiões receptivas de marcadores tomando como referência o particionamento apresentado na Figura 8.3(a), onde as regiões são diferentes da apresentada pelo particionamento da imagem em n regiões com $n = 5$.

Analisando o problema dos marcadores mínimos na partição apresentada na Figura 8.3(a), observa-se que devido a segmentação não obedecer as regiões de maior contraste da imagem, as regiões receptivas de marcadores correspondem a um subconjunto da sua região correspondente (Figura 8.3). A Figura 8.3(b) apresenta, em níveis de cinza, as regiões receptivas de marcadores referente a Figura 8.3(a). As regiões em preto da Figura 8.3(b) representam a ausência de região receptiva de marcadores. Um contorno branco é utilizado nas duas imagens que compõem a Figura 8.3 de modo a facilitar a identificação do particionamento.

Observe, na região do nariz do tenista, o posicionamento preferencial-



(a) Suavização

(b) Regiões receptivas

Figura 8.4: Regiões receptivas de marcadores da Figura 8.1 suavizada pelos filtros conexos de abertura e fechamento por reconstrução.

mente marginal das regiões receptivas de marcadores. Isto ocorre devido ao grande problema de ruído nas bordas e transição suave entre um objeto e o fundo.

Na Figura 8.4 é apresentada a Figura 8.1 suavizada pela combinação de dois filtros conexos: abertura por reconstrução e fechamento por reconstrução (Figura 8.4(a)) e logo em seguida são extraídas as regiões receptivas de marcadores (Figura 8.4(b)), usando o mesmo conjunto inicial de marcadores da Figura 8.3. Observe que normalmente as regiões receptivas são maiores e se estendem para áreas mais internas de cada parte da partição. Isto ocorre devido a suavização da imagem que deve ter eliminado parte de seus ruídos, normalmente concentrados nas regiões de transição entre regiões. Observe como a segmentação do nariz agora é mais precisa.

8.2.2 Escolha Automática de Marcadores

Um diferencial expressivo é conseguido pelas diferentes abordagens na escolha dos marcadores. Cada critério de seleção das micro-bacias de contenção marcadoras traz como característica o posicionamento mais interno ou mais externo dos marcadores, podendo assim influenciar decisivamente na qualidade da ferramenta a que a metodologia dos marcadores mínimos estiver associada.

Um marcador posicionado próximo à borda normalmente é mais sensível a ruídos e a deformações geométricas. Marcadores mais internos normalmente são mais robustos e podem ser usados com maior liberdade em problemas de projeção de marcadores normalmente encontrados em segmentação de vídeo.

A seguir são apresentadas as diferentes metodologias de escolha automática de marcadores sugeridas neste trabalho, de modo a ilustrar a diferença no conjunto de marcadores obtidos. Como primeira parte desta seção serão abordados marcadores derivados de micro-bacias de contenção (Figura 8.5) e em seguida os marcadores pontuais decorrentes dos mínimos regionais das bacias de contenção (Figura 8.6).

Para os exemplos apresentados nas Figuras 8.5 e 8.6, é utilizada como referência a imagem do tenista de mesa particionada em cinco partes (Figura 8.3(a), Página 97), onde os marcadores selecionados pelas metodologias e o contorno das regiões receptivas de marcadores são apresentados em cinza e sobrepostos a imagem original do tenista, de modo a facilitar a interpretação do resultado. Na cor branca, o particionamento também é apresentado.

A Figura 8.5(a) mostra a escolha dos marcadores baseado no critério de seleção aleatória de uma micro-bacia de contenção, para cada região receptiva de marcador. Observe o posicionamento desordenado dos marcadores onde alguns estão próximos e outros distantes das bordas do particionamento.

Na Figura 8.5(b) é apresentado um exemplo do critério de distância que privilegia indiscriminadamente a micro-bacia de contenção que possui o *pixel* mais distante possível da borda do particionamento.

Visando uma escolha mais criteriosa da micro-bacia de contenção através do critério da distância, sem correr o risco de que a micro-bacia de contenção escolhida possua o *pixel* mais distantes e possua também *pixels* muito próximos à borda do particionamento, utiliza-se o critério de máxima distância. O critério da máxima distância considera como marcador selecionado a micro-bacia de contenção pertencente à região receptiva de marcador, cujo *pixel* mais próximo da borda do particionamento de cada micro-bacia de contenção seja o mais distante possível da borda de particionamento (Figura 8.5(c)).

Esta estratégia permite a seleção da micro-bacia de contenção que esteja o mais distante possível da borda do particionamento, considerando todos os *pixels* que a compõem.

Finalizando a abordagem baseada em micro-bacia de contenção, tem-se na Figura 8.5(d) um exemplo utilizando o critério da máxima dinâmica que busca privilegiar as micro-bacias de contenção cuja a dinâmica é maior. Desta forma, valoriza-se micro-bacias de contenção que contenham os pontos mais profundos em cada região receptiva de marcador. Observe que as regiões de borda por serem mais ruidosas fazem com que a concentração dos marcadores seja próxima às bordas do particionamento. A utilização de filtros conexos [SOG98] na imagem de entrada minimiza esta característica.

Marcadores de um Único *Pixel*

Seguindo a mesma abordagem da metodologia baseada em micro-bacias de contenção da Figura 8.5, são apresentados na Figura 8.6 os marcadores reduzidos a um único ponto. Para melhor observação dos resultados, os marcadores foram dilatados. O ponto escolhido nos exemplos correspondem ao mínimo regional de cada micro-bacia de contenção. Para o caso em que o mínimo regional constitui uma região plana com mais de um *pixel*, outro critério de escolha pode ser adotado. Nos exemplos apresentados, escolhe-se aleatoriamente um *pixel* do mínimo regional.



(a) Micro-bacia de contenção



(b) Distância



(c) Máxima distância



(d) Dinâmica

Figura 8.5: Posicionamento dos marcadores decorrentes das metodologias para a seleção de micro-bacias de contenção.

Os marcadores apresentados nas Figuras 8.6(a), 8.6(b), 8.6(c) e 8.6(d) correspondem respectivamente aos mínimos regionais das micro-bacias de contenção selecionadas nas Figuras 8.5(a), 8.5(c), 8.5(b) e 8.5(d). Observe que a redução nas dimensões dos marcadores não compromete a recuperação do particionamento através do *watershed* por marcadores, mas reduz o problema de propagação temporal dos marcadores para a segmentação de sequência de vídeo. Com a redução da dimensão dos marcadores, a possibilidade de um marcador sobrepor uma região inadequada é automaticamente reduzida.



(a) Micro-bacia de contenção



(b) Distância



(c) Máxima distância



(d) Dinâmica

Figura 8.6: Posicionamento dos marcadores pontuais decorrentes das metodologias de seleção dos pontos correspondentes aos mínimos regionais das micro-bacias de contenção.

Capítulo 9

Conclusão

Como principal resultado desta tese, tem-se o desenvolvimento de uma nova metodologia de obtenção de marcadores mínimos que permite a substituição de um conjunto de marcadores escolhidos de modo não sistematizado. Esta metodologia permite uma seleção criteriosa de marcadores de modo que os mesmo sejam mais robustos a problemas de ruído e sensibilidade das regiões de borda.

Para o desenvolvimento dos marcadores mínimos, foi necessária a criação do conceito de regiões receptivas de marcadores que permitem a escolha criteriosa de marcadores dentro de uma região, a qual garante-se que o particionamento desejado é obtido sem que ocorra perdas ou deformações. Para isto, foi utilizado o conceito morfológico de *watershed* que trabalhando no contexto de grafo permitiu uma representação eficiente.

Constatou-se a eficácia da modelagem do algoritmo de *watershed* utilizando a estrutura de representação em grafo, revinsando-se as técnicas de segmentação multiescala, baseada no custo máximo e de n -regiões, tornando possível a obtenção das regiões mais significativas da imagem.

Uma nova abordagem para a determinação de regiões receptivas de marcadores foi apresentada, tornando possível a escolha de um conjunto mínimo de marcadores capaz de recuperar uma partição através do algoritmo de *watershed*.

Esta metodologia permite a redução do número de marcadores necessários à recuperação da partição, bem como a diminuição do tamanho dos mesmos. A resolução do problema de marcadores mínimos tem como aplicação direta o casos de perseguição de objetos, onde a propagação dos marcadores de um dado instante para o seguinte deixa de ser feita de modo indiscriminado.

Com o pré-processamento dos marcadores reduz-se o número e as dimensões dos mesmos. Estas modificações diminuem significativamente o problema de sobreposição dos marcadores em uma região não desejada quando os mesmo são projetados para os quadros subsequentes do processo de segmentação inter-quadros.

9.1 Trabalhos Futuros

Como sugestão de continuidade deste trabalho, tem-se a criação de um ambiente interativo de segmentação, onde através da intervenção do usuário durante o processo de segmentação consegue-se um resultado mais refinado e preciso de particionamento. Esta intervenção é orientada através da exposição das regiões receptivas de marcadores de modo a auxiliar o usuário na obtenção dos resultados desejados, abandonando a metodologia de escolha dos marcadores baseada em tentativa e erro. Assim, garante-se o particionamento desejado, combinado ao posicionamento mais adequado do conjunto de marcadores.

Através de novos critérios de custos pode-se obter resultados mais expressivos para aplicações específicas.

Com a criação de novas metodologias de escolha dos marcadores mínimos dentro das regiões receptivas de marcadores, será possível confrontar resultados e chegar a indícios mais conclusivos do comportamento dos marcadores em relação ao particionamento conseguido pela metodologia baseada no *watershed*.

O estudo de novas aplicações para a metodologia de marcadores mínimos

e das regiões receptivas de marcadores pode trazer melhorias significativas no processamento das metodologias, onde o reposicionamento dos marcadores alterará a qualidade dos resultados.

Referências Bibliográficas

- [Bol79] B. Bollobés. *Graph Theory: An Introductory Course*. 1979.
- [Dia69] R. B. Dial. Shortest-path forest with topological ordering. In *Communications of the ACM*, volume 12, pages 632–633, November 1969.
- [Dij59] E. W. Dijkstra. A note on two problems in connexion with graphs. In *Numerische Mathematik*, volume 1, pages 269–271, 1959.
- [DVG94] Bogdan P. Dobrin, Timo Viero, and Moncef Gabbouj. Fast watershed algorithms: analysis and extensions. In *SPIE - Non Linear Image Processing*, volume 2180, pages 209–220, 1994.
- [FLA99] Alexandre X. Falcão, Roberto A. Lotufo, and Guido Araujo. The image foresting transformation. 1999.
- [FvFH97] James D. Foley, Andries van Dam, Steven K. Feiner, and John F. Hughes. *Computer Graphics: Principles and practice - Second edition in C*. Addison-Wesley Publishing Company, Inc., second edition, July 1997.
- [Gon92] Rafael Gonzalez. *Digital image processing*. Addison-Wesley Publishing Company, Inc., third edition, 1992.
- [Gu96] Chuang Gu. *Multivalued morphology and segmentation-based coding*. PhD thesis, École Polytechnique Fédérale de Lausanne, 1996.

- [LF00] Roberto A. Lotufo and Alexandre X. Falcão. The ordered queue and the optimality of the watershed approaches. In *Mathematical Morphology and its Application to Image and Signal Processing*, pages 341–350, Palo Alto, USA, June 26-28 2000. Kluwer Academic Publishers.
- [LS01] Roberto A. Lotufo and Wellington D. F. Silva. Minimal set of markers for the watershed transform. In *ISMM'2001*, page Submitted, 2001.
- [Mey94] Fernand Meyer. Minimum spanning forest for morphological segmentation. In J. Serra and P. Soille, editors, *Mathematical Morphology and its Application to Image and Signal Processing, ISMM'94*. Kluwer Academic Publisher, 1994.
- [Mey96] Fernand Meyer. The dynamics of minima and contours. In *Mathematical Morphology and its Application to Image and Signal Processing, ISMM'96*. Kluwer Academic Publisher, 1996.
- [ML00] Rubens C. Machado and Roberto A. Lotufo. Adesso: Ambiente computacional para desenvolvimento rápido de aplicações. In *Relatório de Atividades, DCA-FEEC-UNICAMP/FCTI*, Campinas, Brasil, Maio 2000.
- [SBCP96] Philippe Salembier, Patrick Brigger, Josep R. Casas, and Montse Pardàs. Morphological operators for image and video compression. In *IEEE Transaction on image processing*, volume 5, pages 881–897, June 1996.
- [Ser82] J. Serra. *Image Analysis and Mathematical Morphology*. Academic Press, London, 1982.
- [Ser88] J. Serra. *Image Analysis and Mathematical Morphology: Theoretical advances*, volume II. Academic Press, 1988.

- [Sil97] Wellington D. F. Silva. Perseguição de objetos usando watershed por similaridade. Technical report, DCA - FEEC - Unicamp, 1997.
- [SL00] Wellington D. F. Silva and Roberto A. Lotufo. Marcadores mínimos e segmentação multiescala usando grafo. In *WAICV '2000*, pages 151–157, November 2000.
- [SOG98] Philippe Salembier, Albert Oliveiras, and Luis Garrido. Anti-extensive connected operators for image and sequence processing. In *IEEE Transactions on image processing*, volume 7, pages 555–570, April 1998.
- [SP94] Philippe Salembier and Montse Pardàs. Hierarquical morphological segmentation for image sequence coding. In *IEEE Transaction on Image Processing*, volume 3, pages 639–651, September 1994.
- [STMG95] Philippe Salembier, Luis Torres, Fernand Meyer, and Chuang Gu. Region-based video coding using mathematical morphology. In *IEEE Transactions on Image Processing*, volume 83, pages 843–856, June 1995.
- [Wan97] Demin Wang. A multiscale gradient algorithm for image segmentation using watersheds. In *Pattern recognition*, volume 30, pages 2043–2052, 1997.
- [Wan98] Demin Wang. Unsupervised video segmentation based on watershed and temporal tracking. In *IEEE Transaction on Circuits and System for Video Technology*, volume 8, September 1998.
- [ZL00] Francisco A. Zampiroli and Roberto A. Lotufo. Algoritmos rápidos para a transformada distância euclidiana baseados em morfologia matemática. In *WAICV '2000*, November 2000.

Índice Remissivo

- árvore, 30
 - geradora mínima, 30
 - implementação, 90–91
- árvore de caminho mínimo, 42
- dinâmica
 - mínimo regional, 35
- gradiente, 36
 - externo, 37
 - interno, 37
 - morfológico, 37
 - multiescala, 8–9
- grafo, **28**, 28–30, 85–90
 - arco, 28
 - aresta, *veja* arco
 - caminho simples em, 29
 - ciclo, 29
 - custo
 - da soma, 29
 - de um caminho, 29
 - entre dois nós, 29
 - entre duas regiões, 29
 - entre uma região e um nó, 29
 - junção, 32
 - máximo, 29
 - direcional, 28
 - floresta de caminho mínimo, 42
 - nó, 28
 - não direcional, 28
 - passeio em, 28
 - comprimento do, 29
 - peso, 28
 - peso de um, 28
 - shortest-path florest*, *veja* floresta de caminho mínimo
 - vértice, *veja* nó
 - vizinho de um nó, 30
- IFT, 11
- IFT, *veja* transformação imagem-floresta
- image foresting transformation*, *veja* transformação imagem-floresta
- imagem, **23**, 23–28
 - anotada, 43
 - digital, 24
 - conjunto imagem, 24
 - domínio, 24

- discreta, *veja* imagem digital
- nível de cinza, 25
- pixel*, *veja* imagem ponto
- ponto, 24
- vizinhança, *veja* vizinhança
- marcadores mínimos, **66**
 - regiões receptivas de marcadores, 66
- marcadores mínimos, 65–83
 - critérios
 - micro-bacias de contenção, 76
 - em grafo, 66–83
 - seleção automática, 76–81
 - região receptiva de marcadores
 - em relação a um nó de fronteira p, 67
- matriz, 30–31
 - de adjacência
 - esparsa, 86
 - de adjacência, 31
 - implementação, 85–87
 - de pesos, 31
 - esparsa, 86
 - implementação, 86–87
- minimum spanning tree*, *veja*
 - árvore geradora mínima
- morphograph*, 87–90
 - adjacency*, 87–90
 - vizinhos de um nó *i*, 88
- weight*, 90
- perseguição de objetos, **17**
- perseguição de objetos, 17–21
- plataforma de desenvolvimento, 91–92
- rótulo, 38
- segmentação, 13–21, **31**, 31–32
 - 3D, 13–16
 - propagação de marcadores, 13–16
 - interquadros, 14–16
 - intraquadro, 15
 - multiescala, 7–10, **32**, 31–32, 45
 - parte, 31
 - partição, 31
 - ótima, 31
 - partição multiescala de nível *i*, 31
- transformação imagem-floresta, 43
- transformação imagem-floresta
 - por *pixel*, 43
 - por região, 44
- vizinhança, **26**, 26–28
 - 2D, 26
 - vizinhança-4, 26
 - vizinhança-8, 26
 - 3D, 26–27

- vizinhança-6, 27
 - vizinhança-26, 27
- região conexa, 27
- vizinho, 27
- watershed*, **38**, 35–64
 - árvore geradora mínima, 53–64
 - regiões de, *veja* micro-bacias de contenção
 - bacias de contenção, 38
 - em grafo, 47–53
 - hierárquico, **45**, 45–53
 - linhas de, *veja watershed*
 - micro-bacias de contenção, 37
 - por marcadores, 39
 - por regiões, 38
- zona plana, 35