



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

Faculdade de Ciências e Tecnologia

Programa de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas

Giovane Maia do Vale

**EXTRAÇÃO SEMI-AUTOMÁTICA DO EIXO
DE RODOVIA EM IMAGENS DE MÉDIA E
ALTA RESOLUÇÃO USANDO
PROGRAMAÇÃO DINÂMICA**

Dissertação de Mestrado

**Presidente Prudente
2003**



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

Faculdade de Ciências e Tecnologia

Programa de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas

Giovane Maia do Vale

**EXTRAÇÃO SEMI-AUTOMÁTICA DO EIXO
DE RODOVIA EM IMAGENS DE MÉDIA E
ALTA RESOLUÇÃO USANDO
PROGRAMAÇÃO DINÂMICA**

Dissertação apresentada ao Programa de
Pós-Graduação em Ciências Cartográficas
da Faculdade de Ciências e Tecnologia –
UNESP, para obtenção do título de Mestre
em Ciências Cartográficas.

Orientador: Prof. Dr. Aluir Porfírio Dal Poz

Presidente Prudente

2003

V243e

Vale, Giovane Maia do.

Extração semi-automática do eixo de rodovia em imagens de média e alta resolução usando programação dinâmica / Giovane Maia do Vale. - Presidente Prudente: [s.n.], 2003

115 f. : il.

Dissertação (Mestrado em Ciências Cartográficas). - Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências e Tecnologia de Presidente Prudente.

Orientador: Aluir Porfírio Dal Poz

1. Computação de imagens. 2. Programação dinâmica. 3. Bordas anti-paralelas. 4. Eixo da rodovia. I. Giovane Maia do Vale. II. Título.

CDD (18.ed.) 623.72

A Deus, por me conduzir até aqui.

À minha esposa, Paula, que foi minha força quando a força me faltou, que foi meu ânimo nos momentos de desesperança, que foi a razão nos momentos de confusão e que, durante o período de concretização deste trabalho, passou certas privações mas, mesmo assim, foi minha maior incentivadora.

Ao meu filho (ou filha), que há de vir ao mundo e que saberá que todo esforço frutifica.

AGRADECIMENTOS

Desejo externar os meus agradecimentos às pessoas e entidades abaixo relacionadas:

- À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - CAPES, pelo auxílio financeiro dado a essa pesquisa, sob a forma de bolsa de demanda social.
- Ao professor Dr. Aluir Porfírio Dal Poz que, mesmo sem me conhecer, me aceitou como seu orientando; por sua confiança e dedicada orientação; também por sua humildade e grande capacidade pedagógica, que me fez evoluir intelectualmente e que, por meio de sua amizade, me fez ver que o conhecimento não é nada se não for acompanhado de humanidade e caridade.
- A todos os professores do PPGCC, do Departamento de Cartografia e do Departamento de Matemática, que contribuíram com minha formação acadêmica, e , em especial, aos professores Aylton Pagamisse e José Carlos Rodrigues (Biroca), do Departamento de Matemática, pela confiança em mim depositada.
- A todos os funcionários de modo geral e, em especial, ao Sr. Geraldo Minelo, às secretárias de Departamento de Cartografia, Maria das Graças Teixeira Mestriner e Maria Aparecida Carnelossi e Silva, à bibliotecária Fátima Regina Lucas e à funcionária Márcia Aparecida Iacia Silva, da seção de Pós-Graduação, que de forma indireta me auxiliaram durante o desenvolvimento deste trabalho.
- A todos os amigos do Laboratório de Fotogrametria Digital (sala 20) e da sala de permanência dos alunos do PPGCC, em especial: Mário Luiz Lopes Reiss (*the builderman*), Luiz Fernando Sapucci, José Leonardo Maia, José Aguiar de Lima Jr., José Aurélio Silva Pérez, Rafael Montanhini Soares de Oliveira e esposa, Edinéia Aparecida dos Santos, João Bosco Nogueira Jr., André Luiz P. Castro, Nilcilene das Graças Medeiros, Rodrigo Bruno Zanin e Américo José Marques.

"...Veni, vidi, vici."

Julio Cesar, 48 a.c.

RESUMO

A aquisição de informações espaciais é uma das tarefas mais dispendiosa e morosa na implantação e na manutenção de Sistemas de Informação Geográfica (SIG's). Nos últimos 30 anos, inúmeras pesquisas foram realizadas objetivando o melhoramento do tempo e custo da aquisição de dados espaciais. No que se refere a aquisição de dados espaciais a partir de imagens digitais, é possível notar que os métodos desenvolvidos até então estão mais próximos desta meta quando os respectivos níveis de automação são mais altos. Como as soluções totalmente automáticas não estão ainda no mesmo nível de confiabilidade dos métodos manuais, soluções semi-automáticas combinando a habilidade natural de operadores humanos em tarefas de reconhecimento e a capacidade de algoritmos computacionais em realizar tarefas de medidas precisas e morosas, têm sido propostas. Seguindo esta tendência, este trabalho propõe uma metodologia semi-automática para a extração de rodovias em imagens digitais de média e alta resolução baseada no algoritmo de otimização global de programação dinâmica. É importante enfatizar que os trabalhos relacionados com extração de feições através de programação dinâmica sempre usam imagens de baixa resolução, na qual as rodovias manifestam-se como estruturas lineares. Ao contrário, rodovias em imagens de média e alta resolução se manifestam como faixas alongadas. Assim, como neste caso o objetivo básico é extrair o eixo da rodovia, este trabalho propõe uma modificação na função custo usada numa metodologia preexistente baseada em programação dinâmica, permitindo que o eixo central da rodovia seja precisamente extraído pela metodologia modificada. A diferença básica entre este método modificado e o original é uma função de injeção, proposta com o objetivo de incorporar características de bordas de rodovia, como, por exemplo, o anti-paralelismo de vetores gradiente em dois pixels situados em bordas opostas e pertencentes a uma mesma seção transversal de rodovia. Os resultados obtidos com a metodologia original e a modificada usando imagens de média e alta resolução mostram que ambos os métodos são bastante robustos, mas sempre o método modificado exibe claramente performance superior.

Palavras-chave: Fotogrametria Digital, programação dinâmica, extração de rodovias, bordas anti-paralelas.

ABSTRACT

The acquisition of spatial information is one of most expensive and time consuming tasks in developing and maintaining Geographical Information Systems (GIS's). In the last 30 years, countless researches have been accomplished aiming at improvement of spatial data acquisition time and cost. Related to the spatial data acquisition from digital images, it is possible to notice that the methods developed until now are closer to that goal when the respective levels of automation are higher. As fully automatic solutions are not in same level of reliability of manual procedures, semi-automatic solutions combining the natural skill of humans operators in recognizing tasks and the power of computational algorithm in carrying out precise and time consuming measurement tasks, have been proposed. Following this trend, this work proposes a semi-automatic methodology for road extraction from medium- and high-resolution digital images based on the global optimization algorithm of dynamic programming. It is important to emphasize that related works on feature extraction by dynamic programming always use low-resolution images, in which roads manifest as linear structures. As opposed to this, roads in medium- and high-resolution manifest as elongated regions. Thus, as in this case the basic objective is to extract the road centerline, this work proposes a modification of cost function used in a preexisting dynamic programming approach, allowing the road centerline to be precisely extracted by the modified method. The basic difference between this modified method and the original one is the proposed constraint function embodying some road edge characteristics, as e.g. the anti-parallelism of gradient vectors at two pixels situated on opposite road edges and belonged to the same road cross-section. The results obtained with original and modified methods using medium- and high-resolution images show that both methods are very robust, but always the modified method provides clearly superior performance.

Key words: Digital Photogrammetry, dynamic programming, roads extraction, anti-parallel edges.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS.....	10
LISTA DE TABELAS.....	12
1 INTRODUÇÃO.....	13
1.1 Problema de extração de rodovias e estado da arte	13
1.2 Trabalhos relacionados	17
1.3 Motivação	21
1.4 Objetivos.....	21
1.5 Estrutura do trabalho	22
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA FUNDAMENTAL.....	24
2.1 Introdução	24
2.2 Processo de detecção de bordas de Canny	24
2.2.1 <i>Introdução.....</i>	<i>24</i>
2.2.2 <i>Critérios para um filtro ótimo</i>	<i>26</i>
2.2.3 <i>Detector de bordas degrau (step edges)</i>	<i>27</i>
2.2.4 <i>Aproximação para o filtro ótimo.....</i>	<i>30</i>
2.2.5 <i>Aspectos algorítmico e computacional.....</i>	<i>30</i>
2.2.6 <i>Exemplos de resultados computacionais</i>	<i>34</i>
2.3 Algoritmo de otimização global de programação dinâmica	37
2.3.1 <i>Fundamentação básica.....</i>	<i>37</i>
2.3.2 <i>Algoritmo para resolução do problema de Programação Dinâmica.....</i>	<i>39</i>
3 METODOLOGIA PARA EXTRAÇÃO DO EIXO DE RODOVIA USANDO PROGRAMAÇÃO DINÂMICA EM IMAGENS DE MÉDIA E ALTA RESOLUÇÃO	47
3.1 Introdução	47
3.2 Metodologia existente para extração de rodovias usando programação dinâmica	47
3.2.1 <i>Fundamentação básica.....</i>	<i>47</i>
3.2.2 <i>Modelagem matemática de uma rodovia</i>	<i>48</i>
3.2.3 <i>Solução para o modelo matemático geral.....</i>	<i>54</i>
3.2.3.1 Princípio	54
3.2.3.2 Uso de janela de busca unidimensional e de resolução variada	55
3.2.3.3 Uso de inserção e eliminação dinâmica de vértices	56
3.3 Metodologia modificada de programação dinâmica para extração de rodovias em imagens de alta e média resolução	59
3.3.1 <i>Modelo de bordas de rodovia.....</i>	<i>59</i>
3.3.2 <i>Modelo de rodovia modificado</i>	<i>61</i>
3.3.3 <i>Aspectos algorítmicos</i>	<i>66</i>
4 RESULTADOS E ANÁLISE.....	68
4.1 Introdução	68
4.2 Metodologia.....	68
4.2.1 <i>Aspectos computacionais.....</i>	<i>68</i>

4.2.2	<i>Dados.....</i>	69
4.2.3	<i>Formas de análise dos resultados</i>	72
4.3	<i>Recursos.....</i>	74
4.4	<i>Resultados experimentais e análise.....</i>	75
4.4.1	<i>Experimento com a imagem sintética.....</i>	75
4.4.2	<i>Experimento com a imagem real 1</i>	81
4.4.3	<i>Experimento com a imagem real 2</i>	86
4.4.4	<i>Experimento com a imagem real 3</i>	90
4.4.5	<i>Experimento com a imagem real 4</i>	95
4.4.6	<i>Experimento com a imagem real 5</i>	101
5	CONCLUSÕES, RECOMENDAÇÕES E CONSIDERAÇÕES FINAIS	105
5.1	Conclusões	105
5.2	Recomendações	109
5.3	Considerações finais	110
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	111
	BIBLIOGRAFIAS	115

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 2.1 - Detectores ótimo e Gaussiano. (a) Detector ótimo de bordas; e	30
(b) Primeira derivada da função Gaussiana.	30
FIGURA 2.2 – Esquema de supressão não máxima para $\theta = 45^\circ$.	32
FIGURA 2.3 - Setores considerados para a supressão não máxima.	33
FIGURA 2.4 – Resultados com a imagem sintética. (a) Imagem simulada;	35
(b) Resultado obtido com $\sigma=1$; e (c) Resultado obtido com $\sigma=3$.	35
FIGURA 2.5 – Resultado com a imagem real. (a) Imagem; (b) Resultado obtido com $\sigma=1$; e	
(c) Resultado obtido com $\sigma=3$.	35
FIGURA 2.6 – Deslocamento das bordas da imagem para $\sigma=10$.	36
FIGURA 2.7 – Deslocamento das bordas da imagem para $\sigma=8$.	37
FIGURA 2.8 - Problema clássico de Programação Dinâmica.	38
FIGURA 2.9 - Padrão das tabelas de máximo de f_k .	41
FIGURA 2.10 - Definição das funções g_i .	42
FIGURA 2.11 - Primeiro passo de resolução.	43
FIGURA 2.12 - Segundo passo de resolução: (a) $f_1(x_2) + g_2(x_2, x_3)$; e (b) $f_2(x_3)$.	44
FIGURA 2.13 - Terceiro passo de resolução. (a) $f_2(x_3) + g_3(x_3, x_4)$; e (b) $f_3(x_4)$.	44
FIGURA 2.14 - Fluxo de algoritmo para Programação Dinâmica.	45
FIGURA 3.1 - Elementos básicos de uma rodovia.	48
FIGURA 3.2 - Elementos da equação 3.8.	51
FIGURA 3.3 - Curvatura no vértice i .	53
FIGURA 3.4 - Princípio do método.	54
FIGURA 3.5 - Ilustração de inserção e eliminação dinâmica.	57
FIGURA 3.6 - Caminhos alternativos formados por pontos das janelas de busca.	59
FIGURA 3.7 - Ilustração unidimensional da borda $G(x)$ como máximo local na saída do	
operador diferencial $H_G(x)$.	60
FIGURA 3.8 – Esquema para dois pontos de borda anti-paralelos. (a) direção dos vetores	
gradiente; e (b) magnitude dos vetores gradiente.	62
FIGURA 3.9 – Segmento de eixo de rodovia.	63
FIGURA 3.10 – Esquema de pontos otimizados com base em informações de bordas.	67
FIGURA 4.1 - Imagens de teste utilizadas.	71
FIGURA 4.2 - Ilustração de possíveis falhas de extração.	72
FIGURA 4.3 - Resultado obtido com a imagem sintética na extração do eixo pela versão	
original de programação dinâmica.	76
FIGURA 4.4 - Resultado obtido com a imagem sintética na extração do eixo pela nova	
versão de programação dinâmica.	77
FIGURA 4.5 - Malha de referência extraída manualmente.	78
FIGURA 4.6 - Qualidade dos segmentos extraídos pela versão original de programação	
dinâmica.	80
FIGURA 4.7 - Qualidade dos segmentos extraídos pela nova versão de programação	
dinâmica.	80
FIGURA 4.8 - Resultado obtido com a imagem real 1 na extração do eixo pela versão	
original de programação dinâmica.	82
FIGURA 4.9 - Resultado obtido com a imagem real 1 na extração do eixo pela nova versão	
de programação dinâmica.	82
FIGURA 4.10 - Malha de referência extraída manualmente.	84
FIGURA 4.11 - Qualidade dos segmentos extraídos pela versão original de programação	
dinâmica.	85

FIGURA 4.12 - Qualidade dos segmentos extraídos pela nova versão de programação dinâmica.	85
FIGURA 4.13 - Resultado obtido com a imagem real 2 na extração do eixo pela versão original de programação dinâmica.	87
FIGURA 4.14 - Resultado obtido com a imagem real 2 na extração do eixo pela nova versão de programação dinâmica.	87
FIGURA 4.15 - Malha de referência extraída manualmente.	88
FIGURA 4.16 - Qualidade dos segmentos extraídos pela versão original de programação dinâmica.	89
FIGURA 4.17 - Qualidade dos segmentos extraídos pela nova versão de programação dinâmica.	89
FIGURA 4.18 - Resultado obtido com a imagem real 3 na extração do eixo pela versão original de programação dinâmica.	91
FIGURA 4.19 - Resultado obtido com a imagem real 3 na extração do eixo pela nova versão de programação dinâmica.	92
FIGURA 4.20 - Malha de referência extraída manualmente.	93
FIGURA 4.21 - Qualidade dos segmentos extraídos pela versão original de programação dinâmica.	93
FIGURA 4.22 - Qualidade dos segmentos extraídos pela nova versão de programação dinâmica.	94
FIGURA 4.23 - Resultado obtido com a imagem real 4 na extração do eixo pela versão original de programação dinâmica.	96
FIGURA 4.24 - Resultado obtido com a imagem real 4 na extração do eixo pela nova versão de programação dinâmica.	96
FIGURA 4.25 - Malha de referência extraída manualmente.	98
FIGURA 4.26 - Qualidade dos segmentos extraídos pela versão original de programação dinâmica.	99
FIGURA 4.27 - Qualidade dos segmentos extraídos pela nova versão de programação dinâmica.	100
FIGURA 4.29 - Resultado obtido com a imagem real 5 na extração do eixo pela nova versão de programação dinâmica.	102
FIGURA 4.30 - Rodovia de referência extraída manualmente.	103
FIGURA 4.31 - Qualidade dos segmentos extraídos pela versão original de programação dinâmica.	103
FIGURA 4.32 - Qualidade dos segmentos extraídos pela nova versão de programação dinâmica.	104

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 - Parâmetros dos filtros e medidas de desempenho de vários filtros	29
Tabela 4.1 - Parâmetros de qualidade para a extração efetuada por programação dinâmica original.....	79
Tabela 4.2 - Parâmetros de qualidade para a extração efetuada por programação dinâmica com o refinamento do eixo	81
Tabela 4.3 - Parâmetros de qualidade para a extração efetuada por programação dinâmica original.....	86
Tabela 4.4 - Parâmetros de qualidade para a extração efetuada por programação dinâmica com o refinamento do eixo	86
Tabela 4.5 - Parâmetros de qualidade para a extração efetuada por programação dinâmica original.....	90
Tabela 4.6 - Parâmetros de qualidade para a extração efetuada por programação dinâmica com o refinamento do eixo	90
Tabela 4.7 - Parâmetros de qualidade para a extração efetuada por programação dinâmica original.....	95
Tabela 4.8 - Parâmetros de qualidade para a extração efetuada por programação dinâmica com o refinamento do eixo	95
Tabela 4.9 - Parâmetros de qualidade para a extração efetuada por programação dinâmica original.....	100
Tabela 4.10 - Parâmetros de qualidade para a extração efetuada por programação dinâmica com o refinamento do eixo	100
Tabela 4.11 - Parâmetros de qualidade para a extração efetuada por programação dinâmica original.....	104
Tabela 4.12 - Parâmetros de qualidade para a extração efetuada por programação dinâmica com o refinamento do eixo	104

1 INTRODUÇÃO

1.1 Problema de extração de rodovias e estado da arte

Os Sistemas de Informação Geográfica (SIG) constituem uma importante tecnologia de informação que armazena, analisa e exibe tanto dados espaciais quanto dados não espaciais. Logo, a implementação e operacionalização de projetos de SIG pressupõe o desenvolvimento de metodologias para a operacionalização da aquisição de informação de base. No tocante às informações espaciais, a fotogrametria digital evolui para a automação da coleta de dados que, até então, tem sido tradicionalmente realizada através da extração manual de feições cartográficas em imagens cujas escalas variam entre 1:3.000 e 1:90.000 (Sowmya e Trinder, 2000).

Pode-se ressaltar que, em relação à extração manual, as técnicas da fotogrametria digital, desde que incorporem algum nível de automação, são mais rápidas e seus processos possuem menor grau de dependência do operador humano, impondo dessa forma menos restrições quanto à escolha da densidade e resolução das informações cartográficas a serem coletadas, tendendo a reduzir cada vez mais o tempo de captura e atualização das informações espaciais.

Dentre as feições cartográficas encontram-se as rodovias que, por sua importância, são o alvo de muitos trabalhos. Quando se estuda o modelo de rodovia vê-se que este possui características próprias como sua geometria (largura, curvatura etc.), sua radiometria (reflectância) e ainda estatuem um ente topológico. Estas três características constituem o modelo geométrico, radiométrico e topológico de rodovias. Pode-se também verificar ocorrências que, quando de sua extração, podem interferir no conteúdo extraído. Tais ocorrências fazem parte do modelo contextual, que possui subdivisões: modelo contextual local e modelo contextual global. Podem ser citados como exemplos de elementos do

contexto local a presença da sombra de uma edificação sobre a rodovia ou uma árvore que obstrui a visão de seu leito. Quando as ocorrências do contexto local aparecem em grande número, como por exemplo, carros, filas de árvores paralelas às vias e edificações em uma área urbana, tem-se caracterizado o contexto global. Assim, o modelo geométrico, radiométrico e topológico e o modelo contextual são subdivisões do modelo de rodovia (Dal Poz, 2000). Dependendo da classificação da imagem quanto à sua resolução, têm-se diferentes alvos de extração. Quando a imagem utilizada é de baixa resolução ($\text{pixels} > 2 \text{ m}$), as rodovias possuem 1 ou 2 pixels de espessura e a entidade linear extraída coincide com a própria rodovia. Porém, quando se utiliza imagens de média (pixels entre 0,7 m e 2 m) e alta ($\text{pixels} < 0,7$) resoluções o alvo da extração é o eixo da rodovia, pois a mesma se apresenta geometricamente como uma faixa estreita e alongada. Existem várias técnicas de extração de rodovias, contudo, qualquer que seja o método, destacam-se cinco etapas distintas (Dal Poz, 2000): realce, identificação de pontos sementes, geração de segmentos de contornos, ligação (ou conexão) dos segmentos da rodovia e geração da malha viária. Na etapa de realce aplica-se algum operador em toda a imagem a fim de realçar a estrutura da rodovia, tornando-a mais nítida, facilitando a etapa seguinte. São exemplos de operadores o de Canny e o de Nevatia & Babu que realçam as bordas das rodovias, sendo portanto, mais apropriados aos métodos de extração baseados em análise de bordas anti-paralelas. Porém, quando se quer realçar prioritariamente a estrutura da rodovia, estes operadores não são muito recomendados. São utilizados no caso de realce da estrutura da rodovia, principalmente se esta é de baixa resolução, os operadores DRO (Duda Road Operator)(Fishler et al., 1981) e o de Ton (Ton et al., 1989). Realçada a imagem, passa-se à etapa seguinte que é a identificação dos pontos sementes. Na sequência vem a etapa de geração de segmentos de contorno, cujo objetivo é gerar segmentos unindo pontos de intersecção (ou cruzamento) das rodovias. A etapa de ligação é necessária principalmente quando o modelo contextual não é favorável, causando o

seccionamento da rodovia extraída, em razão da presença de obstáculos, sombras e outras irregularidades. Supondo-se que os segmentos desconectados (nos cruzamentos da rodovia) foram gerados, passa-se para a etapa final de geração da malha viária, consistindo na união de segmentos de rodovias extraídos individualmente para formar a malha viária. Para este fim é necessário identificar e extrair os pontos de intersecção entre os segmentos de rodovias obtidos na etapa anterior. Como uma observação final, normalmente os métodos encontrados na literatura contemplam apenas as três primeiras etapas.

Os métodos de extração de rodovias desenvolvidos até então, são comumente classificados em semi-automáticos, nos quais há a intervenção do operador no sistema de extração, e automáticos, nos quais, em princípio, tal fato não deve ocorrer. Cabe salientar que a ausência de uma teoria unificada de visão computacional tem levado ao surgimento de uma grande variedade de técnicas e como, até então, nenhuma solução automática provou ser competitiva frente à habilidade natural do operador humano, soluções semi-automáticas tem sido propostas, combinando a habilidade natural de interpretação do operador humano com a capacidade dos algoritmos computacionais em realizar medidas precisas e que consomem muito tempo. Prevê-se que, a curto e médio prazos, as metodologias semi-automáticas são as que têm um potencial bem maior de serem incorporadas em sistemas fotogramétricos comercialmente disponíveis, tornando-os menos dependentes do operador humano e mais produtivos (Dal Poz, 2000). Pode-se destacar dois esquemas básicos de extração semi-automática de rodovias. No primeiro (1ª classe), o operador fornece ao sistema a posição e a direção da rodovia em um determinado ponto de partida, ficando a cargo do sistema a extração do restante da rodovia. No segundo (2ª classe), o operador fornece ao sistema pontos sementes dispostos ao longo da rodovia e o algoritmo se encarrega do refinamento sucessivo do polígono inicial até que a seqüência de pontos extraída represente adequadamente a rodovia. Pode-se citar como exemplo do primeiro esquema: a) sistemas

baseados na análise de consistência de perfis da superfície intensidade extraídos transversalmente ao eixo da rodovia (Quam, 1978, Vosselman e de Knecht, 1995, Mendes e Dal Poz, 2002); b) análise de bordas anti-paralelas (Nevatia e Babu, 1980); c) uma combinação entre análise de bordas e análise de consistência (McKeown e Delinger, 1988; Dal Poz, 2001a); e d) em teste ativo (Geman e Jedynak, 1996, Dal Poz e Silva, 2002). Exemplos do segundo esquema são: a estratégia de otimização global por programação dinâmica (Merlet e Zerubia, 1996; Gruen e Li, 1997, Dal Poz, 2001), o princípio do contorno ativo, *snakes* (Kass et al., 1987; Neuenschwander et al., 1997; Gruen e Li, 1997; Agouris et al., 2000) e a estratégia envolvendo redes neurais (Doucette et al., 2000, 2001).

Os métodos automáticos visam eliminar a necessidade da intervenção do operador humano no processo de extração. Estes métodos se baseiam na integração da informação contextual e no conhecimento *a priori* do objeto rodovia. Baumgartner et al. (1999) seguem esta linha teórica e apresentam uma metodologia em que o contexto, técnicas de agrupamento perceptivo e diferentes resoluções são usados para extrair a malha viária em imagens de alta resolução. Inicialmente, o conhecimento *a priori* sobre rodovia é usado para combinar bordas extraídas em uma imagem de alta resolução com linhas extraídas em uma imagem de baixa resolução, sendo esta obtida através da reamostragem da primeira. Posteriormente, os segmentos de rodovia são agrupados para formar segmentos maiores de rodovia. Finalmente, informações sobre o contexto, e.g., oclusões ao leito da rodovia, são usadas para detectar e corrigir as discontinuidades entre os segmentos de rodovia. O mesmo grupo (Laptev et al., 2000) também usa um tipo especial de *snakes* para reconstruir as discontinuidades, cujo princípio consiste em otimizar um segmento perturbado e localizado entre dois pontos dados. Wang e Trinder (2000) descrevem um outro método para a extração automática da malha viária, mas específico para imagens de baixa resolução. Este método usa

técnicas de detecção e extração de linhas para encontrar as candidatas às rodovias e conhecimento *a priori* sobre malha viária para eliminar as falsas rodovias.

1.2 Trabalhos relacionados

Trabalhos sobre extração de feições utilizando a metodologia de programação dinâmica vem sendo desenvolvidos a cerca de 30 anos. Estão destacados aqui alguns trabalhos importantes, diretamente relacionados com a pesquisa desenvolvida. Cabe ressaltar que, de modo geral, os trabalhos prévios destinavam-se à extração de feições lineares. Este constitui o diferencial entre o trabalho aqui apresentado e seus antecessores.

No decorrer desta seção pode-se verificar que, os alvos de extração das metodologias descritas são os mais variados, o que demonstra uma boa adaptabilidade da metodologia aos diferentes objetivos e situações. No tocante à extração de feições cartográficas, em especial as rodovias, pode-se verificar a ocorrência de relevantes e recentes trabalhos que utilizam esta técnica.

Montanari (1971) utilizou a técnica de programação dinâmica para a detecção de feições lineares suaves em imagens digitais. Assumindo que uma curva é definida por uma sequência de pixels ($p_1, p_2, \dots, p_L$), onde p_{i-1} e p_i são pixels subsequentes, detectar uma curva em uma imagem implica em encontrar as coordenadas dos pixels que a integram ($p_1, p_2, \dots, p_L$). A solução para este problema, proposta por Montanari (1971), baseia-se na determinação de uma curva ótima estabelecida por meio de uma função custo, a qual é construída a partir da noção da "melhor curva". Esta função custo pode ser descrita como uma soma ponderada da magnitude da borda e da curvatura ao longo da curva. A característica global do método o torna flexível e passível de ser utilizado em outras aplicações (Montanari, 1971). Algumas desvantagens do método podem ser ressaltadas, tais como: o alto custo computacional quando as curvas são muito longas e a dificuldade de se incorporar injunções globais no método para a detecção simultânea de curvas com características adversas, como

por exemplo, a detecção simultânea de curvas que possuam baixa curvatura e curvas que possuam alta curvatura.

Martelli (1972, 1976) propôs uma teoria baseada no trabalho de Montanari. Contudo, o problema de extração de bordas é formulado como um problema de busca de um caminho de custo mínimo em um grafo ponderado. A partir daí, o algoritmo de busca heurística A^* é usado para delinear as feições lineares. A justificativa para se utilizar o algoritmo de busca heurística A^* em substituição à programação dinâmica é que, o conhecimento heurístico sobre a feição de interesse pode ser incorporado ao algoritmo de busca heurística A^* , sendo, dessa forma, mais recomendado para o trabalho de busca em grafo. Martelli (1972, 1976) não introduziu apenas uma função heurística no processo, mas sim, todo um mecanismo de eliminação de hipóteses ("*pruning*"). Cabe ressaltar que, tal como foi estabelecida, a teoria de Martelli (1972, 1976) aceita a substituição do algoritmo de busca heurística A^* pela técnica de programação dinâmica.

Fischler et al. (1981) usaram imagens de baixa resolução, onde as rodovias eram imageadas como feições lineares de 1 a 3 pixels. Vários operadores de realce de rodovia são aplicados numa área previamente designada, possibilitando o cálculo, para cada um deles, de fatores de qualidade de cada pixel. O valor zero é usado para indicar pixel de alta qualidade, isto é, pixel com grande possibilidade de pertencer à rodovia. Portanto, as propriedades radiométricas usadas são homogeneidade e contraste. Esses fatores são respectivamente, medidas de homogeneidade nos níveis de cinza ao longo de um trajeto potencial de rodovia e de contraste do trajeto em relação às adjacências. Os fatores de qualidade calculados para cada operador são combinados para gerar uma matriz custo. Como a região de realce é previamente estabelecida pelo operador, a etapa de identificação de pontos sementes é considerada manual. O contorno da rodovia é gerado aplicando-se o

algoritmo de programação dinâmica à matriz custo. Nesse processo são forçadas injunções geométricas baseadas em critérios de suavidade e continuidade.

Ballard e Brown (1982) propuseram uma metodologia de delineamento de bordas, baseada no trabalho de Montanari (1971). De forma análoga ao trabalho que a precede, é estabelecida uma função custo que incorpora a definição de "melhor borda". Neste caso, dada uma seqüência de pontos, a função custo é definida como sendo uma soma ponderada entre a magnitude acumulada e a curvatura acumulada. A melhor borda é encontrada quando a função custo for máxima. Tal fato ocorre quando a magnitude acumulada for máxima e a curvatura acumulada mínima. Esta última imposição garante a extração de curvas suaves.

Gerbrands et al. (1986), apoiados no fato de que a aplicabilidade da teoria de programação dinâmica melhora quando existem formas de se restringir o espaço de busca, propuseram a restrição da busca a uma região predefinida de interesse no domínio da imagem. Para simplificar a teoria ainda mais, os dados da imagem na região de interesse são geometricamente transformados em uma matriz retangular. A técnica de programação dinâmica é então utilizada para encontrar o caminho ótimo dentre os elementos desta matriz. O caminho resultante sofre uma transformação geométrica inversa, voltando ao domínio da imagem original, proporcionando a delimitação do contorno do objeto de interesse. Este método foi originalmente desenvolvido para o delineamento do contorno do ventrículo esquerdo em sintilogramas (imagens médicas). A transformação de coordenadas polares é a mais indicada neste caso, onde as feições de interesse possuem a forma aproximadamente circular. Nesta teoria o custo computacional depende da transformação a ser utilizada e uma desvantagem ocorre nas injunções de aspecto global da trajetória final na imagem original, que podem simplesmente não serem expressáveis na matriz transformada.

Yamada et al. (1988) utilizaram a técnica de programação dinâmica para detectar a presença de glomérulos em imagens microscópicas de secções (cortes transversais) de tecido dos rins. Glomérulos são estruturas aproximadamente circulares e são modeladas por um polígono com lados de comprimentos variáveis. Estas feições de interesse são localizadas pela determinação da melhor correspondência entre um modelo e os dados da imagem, utilizando-se, para tanto, a técnica de programação dinâmica. Durante a otimização a direção de cada linha do polígono modelo permanece fixa, ao passo que a distância entre os vértices varia dentro de um intervalo preestabelecido. O número de segmentos do polígono modelo pode ser acrescido a fim de conferir ao modelo uma maior flexibilidade. Uma estratégia hierárquica é utilizada para redução do custo computacional. Uma restrição para esta metodologia é que ela se destina à extração de um contorno fechado, ou seja, o ponto inicial da feição deve coincidir com o ponto final.

Mortensen e Barrett (1995) propuseram uma ferramenta interativa para o delineamento de contorno de objetos em imagens digitais, chamada "Tesoura Inteligente" (*Intelligent Scissors*). Esta metodologia permite que os objetos possam ser rapidamente extraídos, sendo necessário somente que, com o auxílio do *mouse*, sejam marcados pontos ao redor do objeto de interesse. Os pontos marcados são então otimizados pelo algoritmo de programação dinâmica, convergindo para a borda do objeto. A função custo, utilizada neste caso, possui em sua formulação matemática a definição de "melhor borda" e utiliza informações do gradiente dos pixels sendo avaliados. Tais informações controlam a inserção e eliminação de pontos e, ao final do processo, o conjunto de pontos otimizados, que minimizam a função custo, definem o contorno do objeto.

Gruen e Li (1995, 1997) e Li (1997) desenvolveram uma abordagem que está incluída na segunda classe de métodos semi-automáticos para a extração de rodovias. Esta abordagem é baseada na otimização global por programação dinâmica em imagens aéreas e de

satélite. Primeiro, um modelo genérico de rodovia, conhecido como função objetivo, é formulado usando seis propriedades básicas, que refletem características radiométricas e geométricas. A função objetivo é então otimizada por um processo de decisões multiestágios usando o algoritmo de programação dinâmica. Em Dal Poz (2000) é apresentado um método similar, cuja a descrição detalhada será apresentada no capítulo 3, haja visto que é a base desta pesquisa.

1.3 Motivação

Conforme destacam Agouris et al. (1998) e Bellman e Shortis (2002), existem dois tipos básicos de feições lineares que são alvo dos processos de extração de feições:

- **feições descrevendo o contorno dos objetos:** tratam-se de linhas e bordas em imagens digitais, como, por exemplo, rodovias (linhas) em imagens de baixa resolução ou limites de culturas (bordas) em imagens aéreas ou de satélite; e
- **eixo central:** é o caso do eixo de rodovia em imagens de alta resolução.

A revisão bibliográfica efetuada e apresentada na seção 1.2, sobre os principais trabalhos realizados para a extração de feições usando programação dinâmica, mostrou que as metodologias enfocam exclusivamente a extração do primeiro tipo de feição. Este fato, e as conhecidas vantagens do algoritmo de programação dinâmica na extração de rodovias em imagens de baixa resolução como, por exemplo, sua robustez (Li, 1997, Dal Poz e Agouris, 2001), motivaram bastante o desenvolvimento deste trabalho.

1.4 Objetivos

Os principais objetivos são:

- desenvolver uma metodologia para extração semi-automática de rodovias em imagens de média e alta resoluções baseada na metodologia de extração de rodovias por programação dinâmica (Dal Poz, 2000, Dal Poz e Agouris, 2001), que se destina a extração de rodovias em imagens de baixa resolução, pela inserção de uma definição explícita para o eixo da rodovia; e
- avaliar experimentalmente o método a ser desenvolvido com dados reais e sintéticos, bem como efetuar a comparação com a metodologia original.

1.5 Estrutura do trabalho

Este trabalho divide-se em 5 capítulos.

No capítulo 2 é apresentada a revisão bibliográfica fundamental que constitui o arcabouço teórico básico para o desenvolvimento deste trabalho. O conteúdo deste capítulo engloba um estudo sobre o processo de detecção de bordas de Canny, em 2.2, e a teoria sobre o algoritmo de otimização global de programação dinâmica, em 2.3.

No capítulo 3 é descrita a metodologia para a extração do eixo da rodovia usando programação dinâmica em imagens de média e alta resolução. A metodologia existente para a extração de rodovias pelo uso de programação dinâmica é detalhada em 3.2 e a metodologia modificada de programação dinâmica para a extração de rodovias em imagens de média e alta resolução é descrita na seção 3.3.

Os resultados e análises são apresentados no capítulo 4, sendo que, os detalhes sobre a metodologia são descritos na seção 4.2. Em 4.3, são descritos os recursos necessários à conclusão do trabalho e, em 4.4 são apresentados os resultados experimentais e a análise destes resultados.

Finalmente, as principais conclusões e recomendações de trabalhos futuros são apresentadas no capítulo 5. Na seção 5.1 encontram-se as conclusões. Em 5.2 são apresentadas as recomendações para trabalhos futuros e, finalizando, em 5.3 estão as considerações finais.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA FUNDAMENTAL

2.1 Introdução

Neste capítulo encontram-se a descrição e a análise de conteúdos diretamente relacionados com o desenvolvimento do trabalho descrito nesta dissertação. Tais conteúdos enfocam a obtenção de informações sobre as bordas através do processo de detecção de bordas de Canny e metodologia de otimização global por programação dinâmica.

A obtenção de informações sobre as bordas é de grande importância, dado o grande número de aplicações a que se destina, e, em particular, por estar presente nas mudanças propostas neste trabalho. Utilizando estas informações o método de extração por programação dinâmica passa a possuir a definição de eixo da rodovia. Esta mudança do método de extração por programação dinâmica, caminha no sentido de torná-lo utilizável em imagens de média e alta resolução, não havendo qualquer forma de antagonismo entre a metodologia sendo proposta e a teoria existente, mas sim, um acréscimo teórico e prático.

Os temas acima citados estão detalhados nas próximas seções.

2.2 Processo de detecção de bordas de Canny

2.2.1 Introdução

As propriedades dos objetos, tais como as características geométricas e físicas, são passadas à imagem pois ocasionam variações nos tons de cinza da imagem. Dessa forma, para se detectar e extrair informações dos objetos, muitas técnicas de processamento de imagens são utilizadas, dentre elas a detecção de bordas.

Dependendo do fim a que se destina, a detecção de bordas pode ser tida como um fim ou como um pré-processamento para passos subsequentes. De qualquer forma, para que sejam obtidos os resultados desejados, é necessário que a estratégia de detecção de

bordas seja eficiente e confiável. A fim de que as variações dos tons de cinza (bordas) sejam detectadas é necessário diferenciar a imagem. Porém, quando a imagem é diferenciada, todas as variações dos níveis de cinza são detectadas e, por consequência, detecta-se também bordas espúrias, que é uma forma indesejável de variação.

Para que as bordas espúrias, provenientes de ruído ou textura da imagem, não sejam detectadas, deve-se suavizar a imagem antes da detecção. Contudo, existem efeitos inoportunos ligados à suavização, i. e., perda de informação e deslocamento de estruturas de feições relevantes na imagem. Além disso, existem diferenças entre as propriedades dos operadores diferenciais comumente utilizados, ocasionando bordas diferentes. Logo, é difícil formular um algoritmo de detecção de bordas que possua um bom desempenho em diferenciados contextos e capture os requisitos necessários aos estágios subsequentes de processamento (Ziou e Tabbone, 1997). Consequentemente, no tocante ao processamento de imagem digital, uma variedade de detectores de bordas tem sido desenvolvidos visando diferentes propósitos, com formulações matemáticas diferenciadas e com propriedades algorítmicas distintas.

Com base nos problemas acima mencionados, Canny (1986), desenvolveu um processo de detecção de bordas a partir de critérios de quantificação de desempenho de operadores de bordas conhecidos como os critérios de detecção e de localização. Estes critérios de desempenho ainda estão sujeitos ao critério de resposta múltipla, que corresponde ao fato de que deve haver, na saída do operador, uma única resposta para uma única borda. Para que os critérios sejam aproximadamente atendidos, Canny aproxima o operador ótimo, obtido a partir dos três critérios de desempenho, pela primeira derivada da função Gaussiana. Em complemento a este operador, foi proposto um processo conhecido como supressão não máxima (supressão de valores de pixels que não forem máximos locais na direção transversal à borda), que causaria um afinamento da borda, atendendo à injunção de resposta múltipla, e

uma limiarização adaptativa (histerese) com “complementação de bordas”, para eliminar a fragmentação dos contornos das bordas.

Na sequência, é apresentado, com base em Vale e Dal Poz (2002a) o conteúdo básico relacionado com os aspectos teóricos, algorítmicos e computacionais do processo de detecção de bordas de Canny. Para maiores detalhes, recomenda-se o trabalho original de Canny (1986) e o trabalho de Vale e Dal Poz (2002b).

2.2.2 Critérios para um filtro ótimo

Conforme Canny (1986), qualquer filtro para a detecção de bordas deve atender a três critérios básicos. O primeiro deles é denominado Taxa de Erro ou Detecção, consistindo na maximização da razão sinal/ruído (SNR). Quanto maior for o SNR, maior é a probabilidade de se detectar as bordas verdadeiras da imagem. O segundo critério especifica que pontos de borda devem estar bem localizados, isto é, as distâncias entre os pontos extraídos pelo detector e as respectivas posições verdadeiras devem ser minimizadas. Tem-se então o critério de Localização (L), definido como sendo o inverso da distância entre um ponto detectado e a respectiva posição verdadeira. Portanto, quanto maior for L, mais próximos das posições verdadeiras estarão os pontos detectados pelo filtro. Pelo exposto, o projeto de um filtro para a detecção de bordas arbitrárias envolve a maximização de ambos os critérios, o que é equivalente à maximização do produto entre ambos (SNR e L), ficando (Canny, 1986):

$$\left(\frac{\left| \int_{-w}^w G(-x)f(x)dx \right|}{n_0 \sqrt{\int_{-w}^w f^2(x)dx}} \right) \cdot \left(\frac{\left| \int_{-w}^w G'(-x)f'(x)dx \right|}{n_0 \sqrt{\int_{-w}^w f'^2(x)dx}} \right) \quad (2.1)$$

onde $f(x)$ é a resposta de impulso do filtro definido no intervalo $[-w, w]$, $G(x)$ é uma borda unidimensional e n_0 é a quantificação do ruído da imagem. Assume-se que a borda está

centrada em $x = 0$. Na equação 2.1, a primeira quantidade entre parêntesis corresponde ao SNR e a segunda à L .

A condição de filtro ótimo (eq. 2.1) deve ainda atender a um terceiro critério, denominado critério de resposta múltipla. A idéia básica é que deve haver um único ponto de borda onde existe uma única borda verdadeira. Seja (Canny, 1986):

$$x_{\max} = 2\pi \left(\frac{\int_{-\infty}^{+\infty} f'^2(x) dx}{\int_{-\infty}^{+\infty} f''^2(x) dx} \right)^{1/2} \quad (2.2)$$

a expressão matemática para a distância ($x_{\max}$) entre máximos adjacentes na resposta do filtro $f(x)$ devido ao ruído. Assim, ao maximizar a condição dada pela equação 2.1, deve-se também garantir que $x_{\max}$ seja maior possível, aumentando a possibilidade de separação de máximos verdadeiros dos falsos na saída do filtro $f(x)$.

2.2.3 *Detector de bordas degrau (step edges)*

Uma borda qualquer do tipo degrau é matematicamente definida como $G(x) = A \cdot u_{-1}(x)$, onde A é a amplitude da borda e $u_{-1}(x)$ é dada por:

$$u_{-1}(x) = \begin{cases} 0, & \text{para } x < 0 \\ 1, & \text{para } x \geq 0 \end{cases} \quad (2.3)$$

Substituindo $G(x)$ na condição dada pela equação 2.1, pode-se escrever a seguinte condição, que é independente da amplitude de borda A e do ruído n_0 :

$$\Sigma(f) \cdot \Lambda(f') = \left(\frac{\left| \int_{-w}^0 f(x) dx \right|}{\sqrt{\int_{-w}^{+w} f^2(x) dx}} \right) \cdot \left(\frac{|f'(0)|}{\sqrt{\int_{-w}^{+w} f'^2(x) dx}} \right) \quad (2.4)$$

onde $\Sigma(f)$ e $\Lambda(f')$ (as respectivas quantidades entre parêntesis) são duas medidas de desempenho, as quais dependem somente do filtro $f(x)$. Estas quantidades estão relacionadas, respectivamente, com a detecção e a localização. Demonstra-se que $\Sigma(f)$ e $\Lambda(f')$ variam

inversamente ao longo do espaço-escala, significando que, quando se privilegia a detecção, perde-se em localização e vice-versa. A condição 2.4 não pode ser resolvida diretamente para se obter o filtro ótimo $f(x)$. Dada a complexidade do tratamento matemático envolvido, limita-se a apresentação da solução geral para a equação 2.4 no semi-intervalo de suporte $[-w, 0]$ (Canny, 1986):

$$f(x) = a_1 e^{\alpha x} \sin(\omega x) + a_2 e^{\alpha x} \cos(\omega x) + a_3 e^{-\alpha x} \sin(\omega x) + a_4 e^{-\alpha x} \cos(\omega x) + c \quad (2.5)$$

onde a_1 , a_2 , a_3 , a_4 , α , ω e c são as incógnitas a determinar.

A função 2.5 está sujeita às seguintes condições de contorno:

$$f(0) = 0; \quad f(-w) = 0; \quad f'(0) = s; \quad f'(-w) = 0 \quad (2.6)$$

onde s é um incógnita correspondente à declividade da função $f(x)$ na origem. Visto que $f(x)$ é assimétrica, pode-se estender a equação 2.5 para todo o intervalo de suporte $[-w, w]$ usando o fato de que $f(-x) = -f(x)$. As quatro condições de contorno possibilitam encontrar as quantidades de a_1 , a_2 , a_3 e a_4 em função das incógnitas α , ω , c e s . Como c é uma constante de integração gerada na obtenção da equação 2.5, pode-se arbitrá-la ($c=1$), ficando os parâmetros incógnitos reduzidos a 3 (α , ω e $\beta=s/c$). Infelizmente isso não reduz a complexidade do problema, pois ainda é necessário determinar os valores destes parâmetros que maximizam a condição de filtro ótimo (eq. 2.4). Se não bastasse, falta impor o critério de resposta múltipla. Como uma solução analítica para este problema é inviável, um processo de otimização numérica é recomendado.

A forma do filtro $f(x)$ depende, então, da injunção de respostas múltiplas, isto é, depende das distâncias entre as respostas adjacentes ($x_{\max}$). Em geral, o ideal é que as respostas adjacentes estejam o mais distantes possível, facilitando a separação do pico verdadeiro dos falsos. Segundo Canny (1986), quanto menor o espaçamento entre as respostas adjacentes, mais íngreme é a função $f(x)$ na origem. Assim, um filtro muito íngreme, em relação à origem (maior s , eq. 2.6), beneficia o critério de localização, mas não é favorável

aos outros critérios. Por outro lado, um filtro menos íngreme, em relação à origem (menor s), é desfavorável ao critério de localização, mas os critérios de detecção e de respostas múltiplas são beneficiados.

Portanto, o critério de otimização numérica mencionado acima deve encontrar um conjunto de parâmetros que balanceie otimamente os três critérios. Canny (1986) apresenta a seguinte expressão matemática para o critério de resposta múltipla:

$$\frac{|f'(0)|}{\sigma_s} = r \Sigma(f) \quad (2.7)$$

onde σ_s é o desvio-padrão do ruído e r é o fator de desempenho de resposta múltipla. O fator r varia no intervalo $[0, 1]$ e, quanto mais próximo estiver de 1, mais afastadas estarão as respostas múltiplas.

Os resultados obtidos por otimização numérica para vários filtros são apresentados na tabela 2.1. O maior valor de r obtido usando otimização numérica é 0,576. Este valor corresponde ao filtro n.º 6 da tabela 2.1 que, por apresentar um melhor balanceamento, é denominado filtro ótimo. Entretanto, caso se esteja disposto a tolerar uma ligeira redução no desempenho r de resposta múltipla, pode-se obter uma melhora significativa nos outros dois critérios. Por exemplo, os filtros 4 e 5 tem um produto $\Sigma(f) \cdot \Lambda(f')$ significativamente melhor que o filtro 6 e somente uma pequena redução de r .

Tabela 2.1 - Parâmetros dos filtros e medidas de desempenho de vários filtros

n	$x_{\max}$	$\Sigma(f) \cdot \Lambda(f')$	r	α	ω	β
1	0,15	4,21	0,215	24,5955	0,12250	63,97566
2	0,3	2,87	0,313	12,4712	0,38284	31,26860
3	0,5	2,13	0,417	7,85869	2,62856	18,28800
4	0,8	1,57	0,515	5,06500	2,56770	11,06100
5	1,0	1,33	0,561	3,45580	0,07161	4,80684
6	1,2	1,12	0,576	2,05220	1,56939	2,91540
7	1,4	0,75	0,484	0,00297	3,50350	7,47700

Fonte: Canny (1986).

2.2.4 Aproximação para o filtro ótimo

O filtro ótimo (n.º 6, tabela 2.1) pode ser aproximado pela primeira derivada da função Gaussiana $G'(x)$.

A razão para que se utilize esta função, reside no fato de que ela apresenta uma forma analítica simples e, dada sua separabilidade, é eficiente para computar a extensão bidimensional do filtro. Para o momento, serão comparados o desempenho teórico da primeira derivada da função Gaussiana com o operador ótimo.

O filtro $f(x)$ fica então aproximado por:

$$G'(x) = -\frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.8)$$

Os índices de desempenho para este operador são:

$$\Sigma(f) \cdot \Lambda(f') = 0,92 \quad \text{e} \quad r = 0,51 \quad (2.9)$$

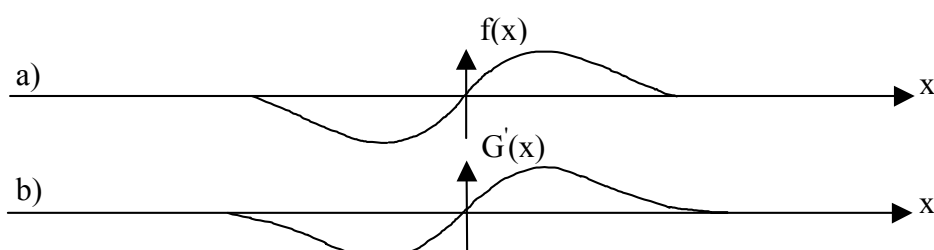


FIGURA 2.1 - Detectores ótimo e Gaussiano. (a) Detector ótimo de bordas; e (b) Primeira derivada da função Gaussiana.

Os valores dos critérios $(\Sigma(f) \cdot \Lambda(f'))$ e r são bastante semelhantes, ocorrendo o mesmo com a resposta de impulso dos dois operadores (figura 2.1). Notar que as respostas de impulso de ambos os filtros são bastante semelhantes, o que intuitivamente sugere um desempenho semelhante.

2.2.5 Aspectos algorítmico e computacional

No que diz respeito aos aspectos algorítmicos e computacionais, serão expostos abaixo alguns detalhes que se destinam à implementação do processo de detecção

elaborado por Canny. Como se sabe, a convolução e a diferenciação são associáveis e a Gaussiana separável. Dessa forma, pode-se efetuar, a princípio, a suavização da imagem com o filtro de suavização Gaussiano, usando filtragem separável (Jain et al., 1995). O resultado será uma matriz de dados $S[i, j]$, dada por:

$$S[i, j] = G[i, j, \sigma] * I[i, j] \quad (2.10)$$

onde $*$ denota a convolução, $G[i, j, \sigma]$ é o filtro Gaussiano, σ é o desvio-padrão da Gaussiana, responsável pelo controle do grau de suavização e $I[i, j]$ é a imagem de entrada.

Esta etapa, por ser bastante usual, não requer uma explicação mais aprofundada. Detalhes podem ser encontrados em Jain et al. (1995).

O gradiente da matriz suavizada $S[i, j]$ pode ser então computado por uma máscara 2x2 de aproximações de primeira diferença, para produzir duas matrizes de derivadas parciais $P[i, j]$, derivada em x, e $Q[i, j]$, derivada em y (Jain et al., 1995):

$$P[i, j] \cong (S[i, j+1] - S[i, j] + S[i+1, j+1] - S[i+1, j])/2 \quad (2.11)$$

$$Q[i, j] \cong (S[i, j] - S[i+1, j] + S[i, j+1] - S[i+1, j+1])/2 \quad (2.12)$$

A magnitude e orientação do gradiente são computadas por fórmulas de conversão de coordenadas retangulares para polar:

$$M[i, j] = \sqrt{P[i, j]^2 + Q[i, j]^2} \quad (2.13)$$

$$\theta[i, j] = \arctan(Q[i, j], P[i, j]) \quad (2.14)$$

onde a função arco-tangente toma duas componentes, em y e em x, e gera o ângulo da direção do gradiente.

Sabendo-se que pontos de borda são máximos no resultado da filtragem ($M[i, j]$), pode-se, então, selecionar estes pontos e obter uma melhor localização para a borda através da técnica de supressão não máxima. A supressão não máxima consiste na eliminação de pixels cujos valores não são máximos locais, em perfis limitados, na direção perpendicular à borda, ou seja, busca-se, na direção do gradiente da imagem, por valores de pixels que são

máximos locais. Portanto, a supressão não máxima é uma técnica eficiente para afinar os cumes largos da matriz $M[i, j]$.

A figura 2.2 ilustra o caso onde o pixel central (c, l) é examinado. O valor de (c, l) é um máximo local e a direção do gradiente é de 45° . Neste caso, supondo que uma máscara 3x3 percorre $M[i, j]$ e compara a magnitude do gradiente do pixel central (c, l) com a magnitude de seu vizinho no sentido do gradiente $(c+1, l-1)$ e com a magnitude de seu vizinho no sentido contrário ao do gradiente $(c-1, l+1)$, verifica-se que os pixels em cinza terão seus valores igualados a zero.

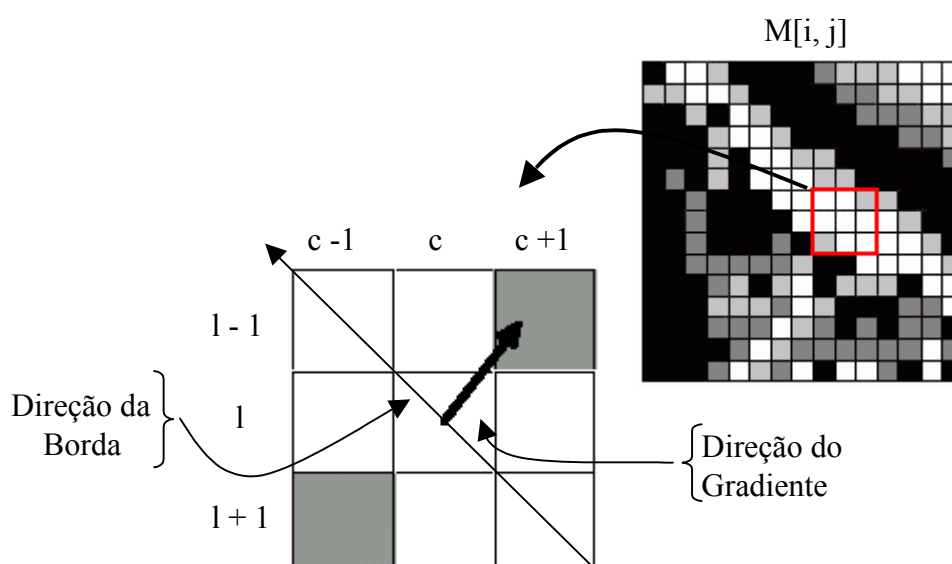


FIGURA 2.2 – Esquema de supressão não máxima para $\theta = 45^\circ$.

O algoritmo começa por limitar o ângulo $\theta[i, j]$ do gradiente em um dos quatro setores da figura 2.3:

$$\zeta[i, j] = \text{Setor}(\theta[i, j]) \quad (2.15)$$

Esta forma de distribuição de setores é proposta em Jain et al. (1995) e tem como objetivo classificar ângulos intermediários do gradiente por setores, visto que, na prática, pixels vizinhos do pixel de referência estarão em um destes quatro setores. Estabelecidos os setores, uma máscara 3x3 é passada, de modo que seja feita a comparação do

pixel central $M[i, j]$, ao longo da linha do gradiente, comparando-o com seu dois vizinhos, de acordo com o setor $\zeta[i, j]$ determinado. Este processo afina de modo geral os cumes até a espessura de um pixel. Assim, considerando esta etapa tem-se:

$$N[i, j] = \text{snm}(M[i, j], \zeta[i, j]) \quad (2.16)$$

onde $N[i, j]$ denota o resultado da supressão não máxima (snm). Os valores não nulos em $N[i, j]$ correspondem a picos em $M[i, j]$.

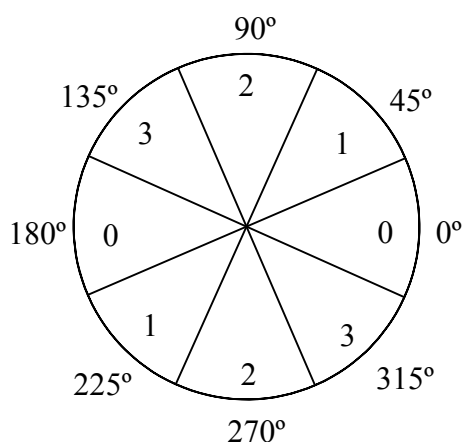


FIGURA 2.3 - Setores considerados para a supressão não máxima.

Apesar da filtragem Gaussiana suavizar a imagem inicialmente, $N[i, j]$ conterá muitos fragmentos de bordas falsas causadas por ruídos e detalhes de textura. O contraste dos fragmentos de bordas falsas é pequeno e pode-se pensar em eliminar detalhes espúrios por meio de uma limiarização aplicada em $N[i, j]$, ou seja, os valores $N[i, j]$ abaixo do limiar serão mudados para zero.

Mesmo com a aplicação da limiarização, as bordas falsas ainda ocorrerão. A permanência de bordas falsas, após a limiarização de $N[i, j]$, pode ter como motivo a escolha de um limiar τ baixo (falso positivo) e/ou pela ocorrência de porções de contorno real que podem ter sido perdidos (falso negativo) devido à suavização do contraste da borda por uma sombra ou devido à escolha de um limiar τ alto demais. A escolha do correto limiar é difícil e envolve tentativa e erro.

Um esquema de limiarização eficaz envolve o uso de histerese, que consiste na limiarização com dois limiares τ_1 e τ_2 , com $\tau_1 \cong 2\tau_2$ ou $\tau_1 \cong 3\tau_2$ (Parker, 1997).

Aplica-se a limiarização duas vezes, em $N[i, j]$, uma com τ_1 e outra com τ_2 , e se obtém, respectivamente, duas imagens limiarizadas $T_1[i, j]$ e $T_2[i, j]$. Dessa forma T_1 conterà poucas bordas falsas, porém poderá ter falhas de contorno (falsos negativos). O algoritmo de dupla limiarização liga bordas por curvas.

Quando o algoritmo encontra o fim de um contorno em T_1 ele busca em T_2 , através de uma vizinhança-de-8, as bordas que podem ser ligadas ao contorno em T_1 . O algoritmo continua a completar bordas de T_1 , a partir de pontos buscados em T_2 , até que as descontinuidades de bordas de T_1 tenham sido eliminadas ou que não hajam pontos em T_2 que possam ser aproveitados.

2.2.6 Exemplos de resultados computacionais

Visando dar uma amostra inicial do desempenho do método de Canny, nesta subseção são apresentados alguns resultados computacionais. Estes resultados foram gerados através de um programa de computador em linguagem C.

O processo de detecção de bordas foi aplicado em uma imagem sintética (figura 2.4(a)) e em uma imagem real (figura 2.5(a)), ambas com 500x500 pixels de dimensão. De acordo com a teoria de Canny, os limiares de histerese foram mantidos fixos, sendo que os limiares maior e menor correspondem respectivamente a 30% e 80% da escala de valores de magnitude. Os desvios-padrão da Gaussiana utilizados para suavização da imagem foram os seguintes: $\sigma = 1$ nas figuras 2.4(b) e 2.5(b) e $\sigma = 3$, nas figuras 2.4(c) e 2.5(c). A imagem sintética foi simulada no *software* Paint Shop Pro™ e nela foi adicionado 25% de ruído.

Tanto na detecção com a imagem sintética como na detecção com a imagem real, pode-se ver nitidamente que quanto maior o desvio-padrão (σ), menor a quantidade de bordas espúrias.

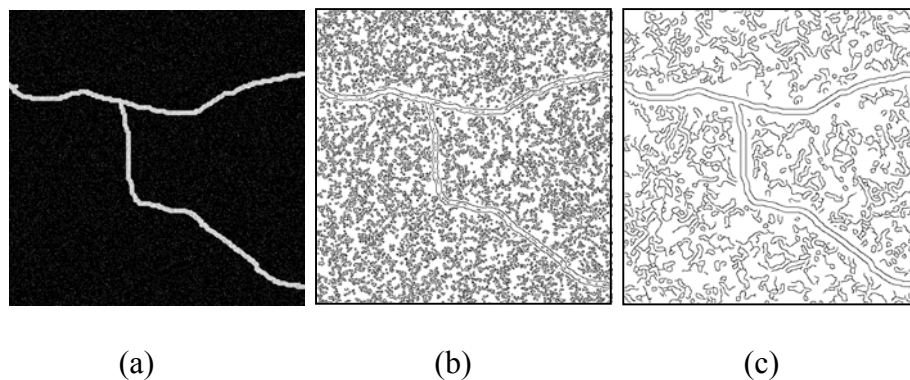


FIGURA 2.4 – Resultados com a imagem sintética. (a) Imagem simulada; (b) Resultado obtido com $\sigma=1$; e (c) Resultado obtido com $\sigma=3$.

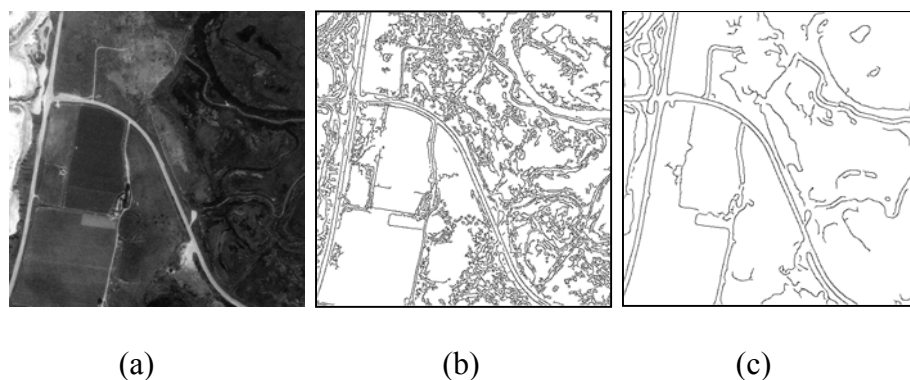


FIGURA 2.5 – Resultado com a imagem real. (a) Imagem; (b) Resultado obtido com $\sigma=1$; e (c) Resultado obtido com $\sigma=3$.

É necessário, no entanto, se tomar cuidado com o σ adotado na suavização pois, se for muito alto, haverá um borramento das bordas e, conseqüentemente, um decréscimo na localização das mesmas. Verifica-se em ambas as imagens, mesmo aquelas detectadas com alto σ , que praticamente não houve fragmentação das bordas, o que comprova a eficácia do "processo de completar bordas" com os resultados do histerese. O detector também se mostrou eficiente na localização das bordas. Tal desempenho é devido à supressão não máxima, que reduz as bordas a um pixel de espessura (afinamento). Cabe

ressaltar ainda que, apesar do baixo contraste apresentado na figura 2.5(a), muitas bordas são detectadas, pois a supressão não máxima utiliza informações locais, adaptando-se aos níveis de escala de cinza encontrados durante o processo.

Como pôde ser visto acima, para que a quantidade de bordas espúrias seja reduzida, deve-se utilizar um alto valor para o desvio-padrão na etapa de suavização. No entanto, dependendo da aplicação a que se destina a detecção, isto não é aconselhável. Segundo Ziou e Tabbone (1997), a suavização efetuada com um alto valor para o desvio-padrão possui como efeito indesejável a perda de informação e o deslocamento das estruturas relevantes da imagem. Este segundo efeito pode ser verificado nas figuras 2.6 e 2.7, onde estão plotadas as bordas detectadas sobre as respectivas imagens originais. Na imagem sintética (figura 2.6) pode-se verificar nitidamente o deslocamento das bordas quando o desvio-padrão utilizado é maior que o necessário. Neste caso, de acordo com verificações experimentais, o desvio-padrão a ser utilizado deveria ser inferior a $\sigma=1$, pois esta imagem foi produzida sem a introdução de ruído.

Exemplificando ainda a perda de informações e o deslocamento das bordas proeminentes, pode-se verificar a imagem 2.7. Nesta imagem, que possui um nível de detalhamento superior ao da imagem 2.6, pode-se verificar a perda de informação relevante.

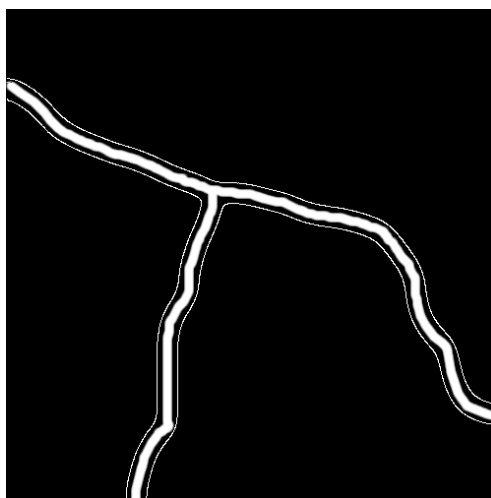


FIGURA 2.6 – Deslocamento das bordas da imagem para $\sigma=10$.



FIGURA 2.7 – Deslocamento das bordas da imagem para $\sigma=8$.

Através dos exemplos apresentados e analisados pôde-se constatar visualmente a expectativa teórica a respeito do processo de detecção de bordas de Canny. Em relação ao tempo computacional, o processamento das imagens utilizadas nos experimentos não tomou mais que três segundos num Pentium III 860 MHz e 256 MB de memória RAM.

2.3 Algoritmo de otimização global de programação dinâmica

2.3.1 Fundamentação básica

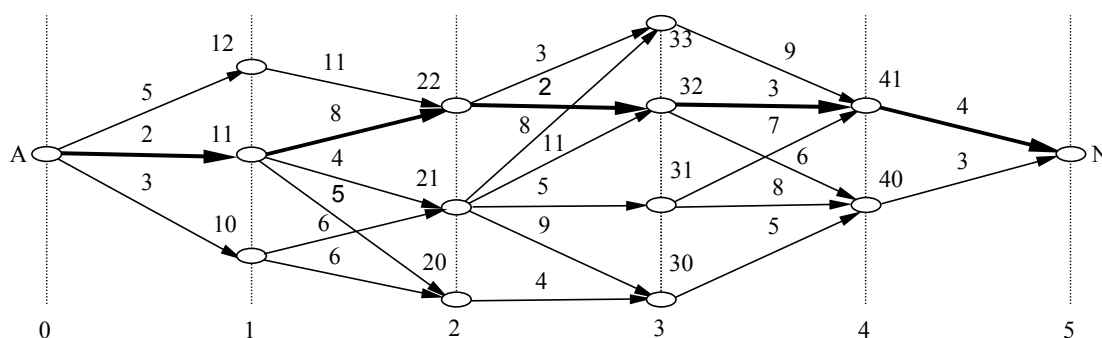
A resolução de um problema envolvendo programação dinâmica, conduz à decomposição daquele numa seqüência de problemas isolados (mais simples) unidos por via recursiva.

Em regra, um problema é susceptível de ser abordado com programação dinâmica se nele foram identificadas três características (Silva e Telhada, 2001):

- É um problema decomponível em etapas de decisão distintas;
- Em cada etapa de decisão é possível definir o estado da solução; e
- Em cada etapa decide-se, para cada estado, qual o estado da etapa seguinte que oferece melhor retorno para a solução do problema

(mudança de estado). Deste modo, "se estabelece um fio condutor" que liga a melhor seqüência de decisões ainda que em qualquer momento do processo sejam adotadas decisões menos corretas.

A figura 2.8 mostra o problema clássico da programação dinâmica (Dal Poz, 2000). O objetivo fundamental é encontrar um caminho ótimo no grafo que una A a N, de tal forma que a solução possa ser encontrada de modo seqüencial. No primeiro estágio, é necessário escolher um dos caminhos entre o nó A e os nós 10, 11 ou 12. Supondo que o nó 11 é a melhor escolha, a próxima decisão deve ser tomada entre os nós 20, 21 e 22. Esta estratégia vai sendo repetida até que o nó N seja alcançado. O caminho definido pelos nós A, 11, 22, 32, 41 e N é a solução do problema e é denominado caminho ótimo.



Fonte: Dal Poz (2000).

FIGURA 2.8 - Problema clássico de Programação Dinâmica.

A seguir o problema é apresentado de maneira mais formal (Li, 1997). Define-se um conjunto de nós $\{P_i\}$, $i = 1, 2, \dots, n$, e com uma matriz custo associada $[C_{ij}]$, onde C_{ij} é o custo para ir do nó P_i para o nó P_j . O problema de otimização é encontrar o mínimo custo necessário para ir do nó inicial P_A até o nó final P_N e o caminho associado.

Sejam agora $g(i,j)$ a função de duas variáveis (ou função custo) que descreve o custo envolvido na movimentação do nó P_i para o nó P_j , de modo ótimo, e s é o conjunto de nós ótimos ao longo do caminho. Pode-se escrever:

$$g(i,j) = g(i,s) + g(s,j) \quad (2.17)$$

Para encontrar o caminho ótimo entre os nós P_i e P_j é necessário encontrar $g(i,j)$ e um conjunto s que satisfaça:

$$g(i, j) = \min_s [g(i, s) + g(s, j)] \quad (2.18)$$

Esta equação (eq. 2.18) é conhecida como equação funcional de movimento (Li, 1997), pois nela está implícita a decisão de quais nós de s devem ser escolhidos na construção do caminho entre os nós P_i e P_j . Se nenhuma restrição for imposta, a expressão 2.18 estabelece um problema geral de busca em grafo. Entretanto, se o grafo for similar a aquele apresentado na figura 2.8, onde apenas alguns nós estão diretamente conectados, então a busca pelo caminho ótimo envolve um procedimento de otimização seqüencial e, como tal, um algoritmo eficiente para resolver o problema é o da programação dinâmica.

Cabe lembrar que, o uso de programação dinâmica não implica somente em encontrar o mínimo da função custo, mas também pode-se utilizar o processo para se estabelecer o máximo da função.

2.3.2 Algoritmo para resolução do problema de Programação Dinâmica

De acordo com o exposto em 2.3.1, programação dinâmica é a técnica utilizada para a resolução de problemas de otimização quando nem todas as variáveis da função custo estão simultaneamente inter-relacionadas (Ballard e Brown, 1982).

Considerar o problema de encontrar o máximo M da função:

$$g = g(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (2.19)$$

onde x_i , $i = 1, \dots, n$, são valores tomados em um domínio discreto.

Portanto, o objetivo é encontrar a ênupla $(\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_n)$ que maximiza a função 2.19. Se nada é conhecido sobre g , então a única técnica que garante um máximo global é a enumeração exaustiva de todas as combinações dos valores discretos de $x_1, \dots, x_n$ (Ballard e Brown, 1982). Contudo, se nem todas as variáveis são simultaneamente inter-

relacionadas, então o algoritmo de programação dinâmica pode ser aplicado para resolver o problema, isto é, o problema é passível de decomposição em uma sequência de problemas isolados (mais simples) unidos por via recursiva.

Supor então que:

$$g(x_1, x_2, \dots, x_n) = g_1(x_1, x_2, x_3) + \dots + g_{n-2}(x_{n-2}, x_{n-1}, x_n) \quad (2.20)$$

onde, a função g_1 depende apenas de x_1, x_2 e x_3 , a função g_2 apenas de x_2, x_3 , e x_4 , e assim por diante.

Assim posto o problema, o valor máximo da função 2.20 pode ser encontrado através de um processo de eliminação seqüencial das variáveis envolvidas.

O processo se inicia então com a eliminação da variável x_1 . Como as funções $g_2, \dots, g_{n-2}$ não dependem de x_1 , somente a função g_1 deve ser considerada nesse momento, sendo que tal possibilidade se justifica pelo fato das variáveis não estarem simultaneamente interrelacionadas. A eliminação de x_1 é realizada através da seleção do valor de x_1 que maximiza g_1 , para cada par (x_2, x_3) , isto é:

$$f_1(x_2, x_3) = \max_{x_1} [g_1(x_1, x_2, x_3)] \quad (2.21)$$

O processo continua com a eliminação da variável x_2 , sendo que o mesmo princípio é aplicado, ou seja, escolhe-se x_2 que maximiza g_1 , para cada par (x_3, x_4) , como segue:

$$f_2(x_3, x_4) = \max_{x_2} [f_1(x_2, x_3) + g_2(x_2, x_3, x_4)] \quad (2.22)$$

A eliminação das demais variáveis segue o mesmo princípio da etapa anterior. Entretanto, é conveniente formalizar a eliminação das duas últimas variáveis (x_{n-1}, x_n) , como segue:

$$f_{n-1}(x_n, x_n) = \max_{x_{n-1}} [f_{n-2}(x_{n-1}, x_n)] \quad (2.23)$$

$$M = \max(g) = \max_{x_n} [f_{n-1}(x_n, x_n)] \quad (2.24)$$

Encontra-se dessa forma o máximo M e parte-se dessa forma para a segunda parte do objetivo, que é encontrar a ênupla $(\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_n)$ que quando aplicada à função g proporcionou o valor máximo M .

Notar que a primeira parte do problema é resolvida em $n-1$ estágios, sendo que cada qual proporcionou a eliminação de uma variável da função g , pela seleção de valores de (x_{k+1}, x_{k+2}) que maximizavam f_k . Este procedimento permite gerar tabelas com o padrão mostrado na figura 2.9, onde para cada realização do par (x_{k+1}, x_{k+2}) há uma realização de x_k , cujo valor da função $f_k(x_{k+1}, x_{k+2})$ é máxima. Todas as $n-1$ tabelas geradas devem ser armazenadas para possibilitar posteriormente a solução da segunda parte do problema.

x_k	$f_k(x_{k+1}, x_{k+2})$		
.	.	.	.
.	.	.	.
.	.	.	.

Fonte: Dal Poz (2000).

FIGURA 2.9 - Padrão das tabelas de máximo de f_k .

A solução da segunda parte do problema baseia-se, principalmente, num procedimento de retro-busca pelas $n-1$ tabelas de máximos, isto é, a partir do maior valor de f_{n-1} , da tabela $(n-1)$, encontram-se os respectivos x_n e x_{n-1} e seguindo o caminho inverso pelas tabelas $(n-2)$, $(n-3)$, ..., 1 , são encontrados os demais x_i , respectivamente relacionados. As seguintes fórmulas de recursão são utilizadas para resolver ambas as partes do problema de otimização:

$$f_0(x_1, x_2) = 0 \quad (2.25)$$

$$f_k(x_{k+1}, x_{k+2}) = \max_{x_k} [f_{k-1}(x_k, x_{k+1}) + g_k(x_k, x_{k+1}, x_{k+2})] \quad (2.26)$$

$$f_{n-1}(x_n, x_n) = \max_{x_{n-1}} [f_{n-2}(x_{n-1}, x_n)] \quad (2.27)$$

$$M = \max[g] = \max_{x_n} [f_{n-1}(x_n, x_n)] \quad (2.28)$$

$$(\bar{x}_{n-1}, \bar{x}_n) = \text{argumento}(\max[f_{n-1}(x_n, x_n)]) \quad (2.29)$$

$$\bar{x}_k = \text{retroagindo em } (\bar{x}_{k+1}, \bar{x}_{k+2}) \quad (2.30)$$

As fórmulas recursivas 2.25, 2.26, 2.27 e 2.28 são usadas para construir as $n-1$ tabelas de máximos. A busca pelo vetor solução $(\bar{x}_1, \dots, \bar{x}_n)$ é iniciada com a expressão 2.29, que possibilita a identificação de quais as realizações de x_{n-1} e x_n (respectivamente, $(\bar{x}_{n-1}$ e $\bar{x}_n)$) que maximizam a função g . As demais realizações $(\bar{x}_1, \dots, \bar{x}_{n-2})$ são obtidas retroagindo-se pelas $n-1$ tabelas, conforme mostra a expressão 2.30. Por exemplo, começando com a $(n-1)$ -ésima tabela, verifica-se qual linha contém as realizações $\bar{x}_{n-1}$ e $\bar{x}_n$ (i. e., $k = n-2$), permitindo a identificação da melhor realização de x_{n-2} , i. e., $\bar{x}_{n-2}$. Na seqüência, tendo agora por base as realizações $\bar{x}_{n-2}$ e $\bar{x}_{n-1}$ (i. e., $k = n-3$), repete-se o procedimento para a $(n-2)$ -ésima tabela, permitindo, desta vez, a obtenção da realização ótima de x_{n-3} , i. e., $\bar{x}_{n-3}$. Este procedimento é repetido até que a realização $\bar{x}_1$ de x_1 seja obtida.

Ballard e Brown (1982) apresentam um exemplo bem simples, onde $n = 4$ e as funções g_i dependem apenas de 2 variáveis. Neste exemplo, cada x pode ser tomado de uma terna de valores discretos. As funções g_i são completamente descritas pelas tabelas da figura 2.10. Por exemplo, o valor $g_1(0, 1) = 5$.

$g_1(x_1, x_2)$		x_2		
		1	2	3
x_1	0	5	7	3
	1	2	1	8
	2	6	3	3

$g_2(x_2, x_3)$		x_3		
		-1	0	1
x_2	1	1	7	1
	2	1	1	3
	3	5	6	2

$g_3(x_3, x_4)$		x_4		
		1	2	3
x_3	-1	7	9	8
	0	2	3	6
	1	5	4	1

FIGURA 2.10 - Definição das funções g_i .

Na figura 2.11 tem-se o passo 1:

x_2	f_1	x_1
1	6	2
2	7	0
③	8	①

FIGURA 2.11 - Primeiro passo de resolução.

Na figura 2.11, para cada valor de x_2 tem-se o respectivo valor de x_1 que maximiza $g_1(x_1, x_2)$, retendo-se dessa forma os maiores valores de g_1 . A construção da função $f_1(x_2)$ baseia-se nas fórmulas de recursão 2.25 e 2.26, ficando, para o exemplo em discussão:

$$f_1(x_2) = \max_{x_1} [f_0(x_1) + g_1(x_1, x_2)], \text{ com } f_0(x_1) = 0 \quad (2.31)$$

Aplicando a equação 2.31 para os possíveis valores de x_2 (i. e., 1, 2 e 3) obtém-se os respectivos valores de $f_1(x_2)$ (figura 2.11):

$$f_1(x_2 = 1) = \max_{x_1} [f_0(x_1) + g_1(x_1 = 2, x_2 = 1)] = 6 \quad (2.32)$$

$$f_1(x_2 = 2) = \max_{x_1} [f_0(x_1) + g_1(x_1 = 0, x_2 = 2)] = 7 \quad (2.33)$$

$$f_1(x_2 = 3) = \max_{x_1} [f_0(x_1) + g_1(x_1 = 1, x_2 = 3)] = 8 \quad (2.34)$$

Na figura 2.12(a) e 2.12(b) tem-se o passo 2. Notar que a tabela da figura 2.12(a) é formada pela adição dos elementos $f_1(x_2)$ às respectivas linhas de $g_2(x_2, x_3)$. Este passo baseia-se na seguinte fórmula de recursão:

$$f_2(x_3) = \max_{x_2} [f_1(x_2) + g_2(x_2, x_3)] \quad (2.35)$$

A tabela da figura 2.12(a) é montada usando o argumento do operador $\max[\cdot]$ da equação 2.35. Por exemplo, para montar a primeira linha (valores 7, 13 e 7) basta fixar $x_2 = 1$ e atribuir à x_3 os valores -1, 0 e 1.

Agora, para completar o passo 2, computam-se os máximos (em cinza) a partir da tabela da figura 2.12(a), como no passo 1, obtendo-se, dessa forma, $f_2(x_3)$ (tabela da figura 2.12(b)). Formalmente:

$$f_2(x_3 = -1) = \max_{x_2} [f_1(x_2 = 3) + g_2(x_2 = 3, x_3 = -1)] = 13 \quad (2.36)$$

$$f_2(x_3 = 0) = \max_{x_2} [f_1(x_2 = 3) + g_2(x_2 = 3, x_3 = 0)] = 14 \quad (2.37)$$

$$f_2(x_3 = 1) = \max_{x_2} [f_1(x_2 = 2) + g_2(x_2 = 2, x_3 = 1)] = 10 \quad (2.38)$$

			x_3		
			-1	0	1
		1	7	13	7
x_2	2	8	8	10	
	3	13	14	10	

(a)

x_3	f_2	x_2
(-1)	13	(3)
0	14	3
1	10	2

(b)

FIGURA 2.12 - Segundo passo de resolução: (a) $f_1(x_2) + g_2(x_2, x_3)$; e (b) $f_2(x_3)$.

A montagem das tabelas das figuras 2.13(a) 2.13(b) é realizada de forma análoga ao procedimento descrito para a montagem das tabelas do passo anterior. Nesse caso, a seguinte fórmula de recursão deve ser utilizada:

$$f_3(x_4) = \max_{x_3} [f_2(x_3) + g_3(x_3, x_4)] \quad (2.39)$$

			x_4		
			-1	2	3
		-1	20	22	21
x_3	0	16	17	20	
	1	15	14	11	

(a)

x_4	f_3	x_3
1	20	-1
2	22	-1
3	21	-1

(b)

FIGURA 2.13 - Terceiro passo de resolução. (a) $f_2(x_3) + g_3(x_3, x_4)$; e (b) $f_3(x_4)$.

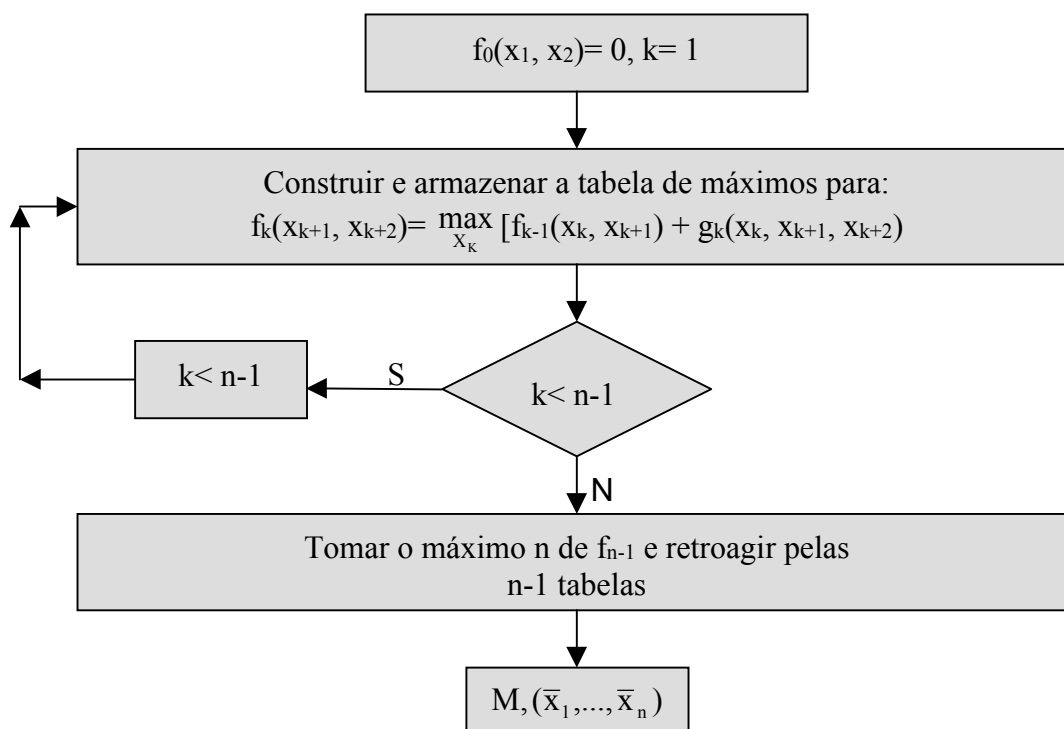
A solução é encontrada pelo traçado em sentido contrário, seguindo-se as 3 tabelas no sentido inverso, respectivamente, as tabelas das figuras 2.13(b), 2.12(b) e 2.11. Assim, tomando o maior $f_3(x_4)$, vê-se que $x_4 = 2$ e $x_3 = -1$ (circundados). Retrocedendo à tabela de $f_2(x_3)$, encontra-se $x_2 = 3$, pois é este valor que está relacionado a $x_3 = -1$, da tabela anterior. Em seguida, seguindo o caminho inverso, encontra-se $x_1 = 1$, que é o valor

relacionado a $x_2 = 3$, em $f_1(x_2)$. Assim, tem-se a solução ótima $g(x_1, x_2, x_3, x_4) = 22$, com $x_1 = 1$, $x_2 = 3$, $x_3 = -1$ e $x_4 = 2$.

Retornando-se agora ao caso mais geral (eq. 2.20), e levando-se em conta as equações 2.25 e 2.26, pode-se resumir o algoritmo descrito através dos seguintes passos:

- fazer $K = 1$ e $f_0(x_1, x_2) = 0$;
- construir a tabela de máximos para a função $f_k(x_{k+1}, x_{k+2})$;
- se $K < n-1$, então fazer $K = K + 1$ e ir para o passo anterior;
- tomar o valor máximo n de f_{n-1} e retroagir pelas $n-1$ tabelas para obter a ênupla solução.

O fluxo acima pode ser melhor visualizado através da figura 2.14.



Fonte: Dal Poz (2000).

FIGURA 2.14 - Fluxo de algoritmo para Programação Dinâmica.

Abaixo são representados alguns comentários adicionais sobre o algoritmo apresentado (Dal Poz, 2000):

- o procedimento apresentado é ótimo, pois todas as possibilidades são avaliadas;
- considerando-se que cada uma das n variáveis assume m valores discretos, o esforço computacional é $O(nm^3)$;
- uma possibilidade interessante desse algoritmo é a introdução de injunções de desigualdade. Por exemplo, na extração de uma rodovia, pontos que superam uma determinada limiar de curvatura não são avaliados;
- o algoritmo pode ser utilizado para encontrar o valor mínimo, em vez do máximo. Para tanto, basta substituir o operador $\text{máx}(\cdot)$ por $\text{mín}(\cdot)$;
- a função 2.20 pode ser estendida para um caso mais geral, onde cada variável depende de p subseqüentes variáveis. Para o caso analisado $p = 3$. A complexidade computacional cresce exponencialmente com o aumento de p ; e
- a equação 2.20 será denominada deste ponto em diante de função custo.

3 METODOLOGIA PARA EXTRAÇÃO DO EIXO DE RODOVIA USANDO PROGRAMAÇÃO DINÂMICA EM IMAGENS DE MÉDIA E ALTA RESOLUÇÃO

3.1 Introdução

Este capítulo descreve um método de extração de rodovias em imagens digitais de média e alta resolução. Na seção 3.2 apresenta-se uma metodologia existente para a extração de rodovias por programação dinâmica em imagens digitais de baixa resolução. A partir desta metodologia, uma nova estratégia para a extração do eixo das rodovias em imagens de média e alta resolução é proposta e apresentada na seção 3.3.

3.2 Metodologia existente para extração de rodovias usando programação dinâmica

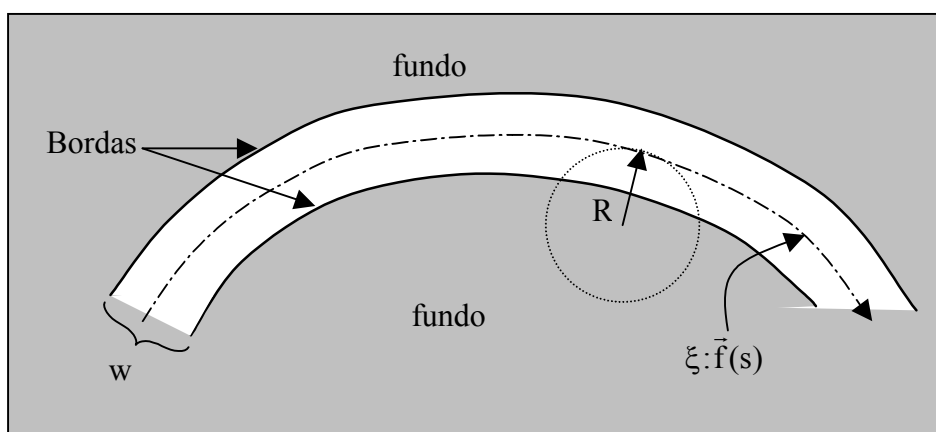
3.2.1 Fundamentação básica

O modelo de extração de rodovias usando programação dinâmica consiste basicamente em resolver um modelo genérico de rodovia através de uma estratégia de otimização global envolvendo o algoritmo de programação dinâmica. Visto que este método é semi-automático, o papel do operador consiste na identificação de pontos sementes ao longo da rodovia, descrevendo-a grosseiramente, gerando dessa forma, um polígono inicial. Este polígono é então refinado através de uma estratégia iterativa, combinando um processo simples de inserção linear de um novo vértice equidistante, a cada par de vértices preexistentes, e a otimização por programação dinâmica de todos os vértices resultantes, inclusive os preexistentes. O processo converge quando novos vértices inseridos não contribuem mais com o refinamento do polígono, descrevendo assim a rodovia.

Na próxima seção será detalhado o modelo matemático de rodovia e as implicações dessa construção.

3.2.2 Modelagem matemática de uma rodovia

A tarefa de extração de rodovias em imagem digital fica mais viável à medida que mais conhecimentos sobre rodovias forem incorporados num modelo genérico (Dal Poz, 2000; Dal Poz, 2001; Dal Poz e Agouris, 2001). Os elementos básicos de uma rodovia são apresentados na figura 3.1, os quais são descritos logo abaixo. Em se tratando de uma imagem de baixa resolução, a largura (w) será de aproximadamente 1 pixel e a rodovia terá a aparência de uma feição linear. Porém, se a imagem for de média ou alta resolução, a rodovia será vista como uma faixa estreita.



Fonte: Dal Poz (2000).

FIGURA 3.1 - Elementos básicos de uma rodovia.

Sendo ξ uma curva representando uma rodovia em uma imagem digital, pode-se fazer as seguintes observações (Dal Poz, 2000):

- a curva ξ pode ser representada pela função vetorial $\vec{f}(s)$, que mapeia o arco-distância s em pontos (x, y) na imagem;
- a curva ξ possui derivadas contínuas e existe um vetor unitário $\vec{n}(s)$ que é normal a ξ ; e
- a imagem é representada por uma função bidimensional contínua $G_c(x, y)$, possuindo derivadas contínuas.

A modelagem matemática (Li, 1997; Grün e Li, 1997; Dal Poz, 2000) da entidade rodoviária é desenvolvida com base em seis propriedades básicas, sendo três fotométricas e três geométricas. Primeiro são apresentadas as propriedades fundamentais, juntamente com as respectivas formulações matemáticas, para os casos contínuo e discreto. Posteriormente, o modelo geral, que sintetiza as propriedades, será apresentado com base em Dal Poz (2000).

A primeira propriedade é fotométrica e estatui que os pixels de uma rodovia são mais claros que os de fundo. Isto significa que uma rodovia em uma imagem digital pode ser considerada como uma faixa estreita e contínua de alta intensidade de brilho, margeada por regiões (fundos) de baixa intensidade (fig. 3.1). Portanto, a integral do quadrado da função imagem ($G_c(x, y)$) ao longo da curva que representa a rodovia ($\vec{f}(s)$) é máxima, isto é:

$$E_{pl} = \int [G_c(\vec{f}(s))]^2 ds \rightarrow \text{Máximo} \quad (3.1)$$

A versão discreta é dada por:

$$E_{pl} = \sum G_d^2(x_i, y_i) \rightarrow \text{Máximo} \quad (3.2)$$

onde, G_d é o tom de cinza do pixel (x_i, y_i) .

Notar que os pixels tomados nas adjacência da rodovia não maximizarão o somatório e, dessa forma, a equação garante seu máximo sobre a superfície da rodovia. Tal critério, no entanto, não garante que o eixo seja acuradamente extraído, pois se a imagem for de média ou alta resolução, a rodovia, com foi dito, será uma faixa estreita e radiometricamente homogênea. Consequentemente, qualquer trajetória tomada sobre a rodovia poderá corresponder ao máximo da equação 3.1 ou 3.2.

A segunda propriedade é também fotométrica e fundamenta-se no conhecimento a priori de que o material de rolagem, usualmente asfalto ou concreto, não varia muito em curtas distâncias. Isso implica em respostas espectrais similares em segmentos

curtos. Portanto, uma expressão matemática baseada no conceito de homogeneidade pode ser escrita, como segue:

$$E_{p2} = \sum_i \int_{\Delta S_i} [G_c(\vec{f}(s)) - G_{cm}(\Delta S_i)]^2 ds \rightarrow \text{Mínimo} \quad (3.3)$$

onde:

- ΔS_i é um segmento curto de ξ .
- $G_{cm}(\Delta S_i)$ é o valor médio (eq. 3.4) de $G_c(x, y)$ ao longo do segmento ΔS_i .

$$G_{cm}(\Delta S_i) = \frac{1}{\Delta S_i} \int_{\Delta S_i} G_c(\vec{f}(s)) ds \quad (3.4)$$

As versões discretas para as fórmulas 3.3 e 3.4 são dadas respectivamente por:

$$E_{p2} = \sum_i \sum_j [G_d(x_j, y_j) - G_{dm}^{\Delta S_i}]^2 \quad (3.5)$$

$$G_{dm}^{\Delta S_i} = \frac{\sum_j G_d(x_j, y_j)}{\Delta S_i} \quad (3.6)$$

Nas equações 3.5 e 3.6, o índice j é usado para indexar pontos ao longo de cada vetor $(i, i+1)$. A distância ΔS_i é dada por:

$$\Delta S_i = \sqrt{(y_{i+1} - y_i)^2 + (x_{i+1} - x_i)^2} \quad (3.7)$$

Notar que, quanto mais homogênea for a rodovia, menor será a dispersão da função $G_c(\vec{f}(s))$ em torno de $G_{cm}(\Delta S_i)$. Nesse caso, a equação 3.3 é bastante próxima de zero. Como no caso da propriedade anterior, é muito pouco provável que o mínimo da equação 3.3 coincida com o eixo da rodovia.

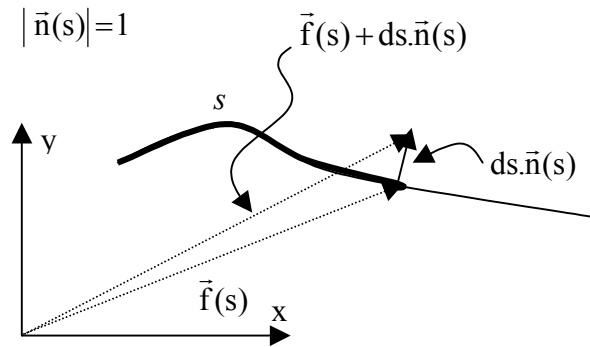
A terceira propriedade é uma generalização das 2 primeiras. Visto que uma rodovia é uma feição linear de alta intensidade de brilho, e que os pontos mais distantes dessa

curva tem menor influência na definição da mesma, pode-se escrever a seguinte expressão matemática para representar esta propriedade (figura 3.2):

$$E_{p3} = \int w(d(s)) [G_c(\vec{f}(s) + d(s) \cdot \vec{n}(s))]^2 ds \rightarrow \text{Máximo} \quad (3.8)$$

onde:

- $d(s)$ é a distância entre a curva ξ e um ponto fora dela; e
- $w(d(s))$ é uma função que decresce com o aumento de $d(s)$, isto é, quanto maior a distância $d(s)$ menor o valor de $w(d(s))$; e,
- $\vec{n}(s)$ é o vetor normal, perpendicular à tangente de ξ no ponto s .



Fonte: Dal Poz (2000).

FIGURA 3.2 - Elementos da equação 3.8.

A versão discreta da fórmula 3.8 utilizada neste trabalho é dada a seguir:

$$E_{p3} = \sum_i e^{-d_i^2} G_d^2(x_i, y_i) \quad (3.9)$$

onde:

- $e^{-d_i^2}$ é uma função Gaussiana, correspondente à função $w(d(s))$ da equação 3.8; e
- d_i é a distância entre um ponto (x_i, y_i) e a curva discreta representando a rodovia.

Notar que, para um ponto sobre a rodovia, tem-se que a distância $d(s)$ é pequena e, conseqüentemente, $w(d(s))$ será grande, contribuindo bastante com a equação 3.8 (ou 3.9). Dada então esta característica, a equação 3.9 é mais adequada para imagens de baixa resolução, onde as rodovias se manifestam como linhas de 1 a 3 pixels de espessura.

A quarta propriedade reflete uma característica geométrica fundamental de uma rodovia, isto é, a suavidade. Por questões práticas, uma rodovia é normalmente composta por segmentos retos e curvas suaves, usualmente circulares. Matematicamente, tem-se:

$$E_g = \int |\vec{f}''(s)| ds \rightarrow \text{Mínimo} \quad (3.10)$$

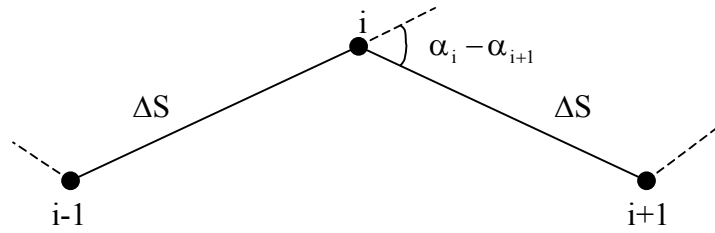
onde, $\vec{f}''(s)$ é a derivada segunda de $\vec{f}(s)$. No caso contínuo, $|\vec{f}''(s)|$ fornece a curvatura de $\vec{f}(s)$, ou seja, este coeficiente indica a variação de direção do vetor tangente em um determinado ponto. Partindo do princípio que a curvatura de uma reta é zero, dizer que a integral das curvaturas deve ser mínimo, implica no fato que a direção dos vetores tangentes ao longo da rodovia varia pouco, ou seja, a rodovia deve possuir curvaturas mínimas em seus pontos constituintes. Logo, o que foi dito acima sobre a rodovia ser normalmente composta por segmentos retos e curvas suaves, usualmente circulares, é matematicamente bem representado.

Li (1997) apresenta a seguinte fórmula para o caso discreto (fig. 3.3):

$$E_g = \sum_i [2 - 2 \cos(\alpha_i - \alpha_{i+1})] / \Delta S_i \rightarrow \text{Mínimo} \quad (3.11)$$

onde:

- $\alpha_i - \alpha_{i+1}$ é o ângulo de deflexão entre dois vetores sucessivos da entidade discreta representando a rodovia ; e
- Δs é a distancia entre o vértice i e $i-1$ ou $i+1$.



Fonte: Dal Poz (2000).

FIGURA 3.3 - Curvatura no vértice i .

A quinta propriedade estabelece que a curvatura local de uma rodovia possui um limite máximo, isto é:

$$C_g = |\vec{f}''(s)| < T \quad (3.12)$$

onde, T é um limiar.

Para o caso discreto (fig. 3.3), a fórmula 3.12 pode ser aproximada por:

$$C_{gi} = |\alpha_i - \alpha_{i+1}| < T \quad (3.13)$$

Esta injunção impede que a rodovia desenvolva uma quina em um determinado ponto.

A sexta propriedade está relacionada com o fato da largura da rodovia não variar significativamente. Entretanto, esta propriedade já está implícita na 3ª propriedade através da função Gaussiana.

Considerando apenas o caso de interesse, isto é, o discreto, no qual a rodovia é representada por um polígono de n vértices, o seguinte modelo matemático geral pode ser escrito (Dal Poz, 2000):

$$E = \sum_{i=1}^{n-1} ((Ep_1 - \beta Ep_2 + \gamma Ep_3) \cdot [1 + \cos(\alpha_i - \alpha_{i+1})]) / \Delta S_i = \sum_{i=1}^{n-1} E_i(p_{i-1}, p_i, p_{i+1}) \quad (3.14)$$

$$C_i = |\alpha_i - \alpha_{i+1}| < T, \quad \beta, \gamma > 0 \quad (3.15)$$

Portanto, o modelo matemático é composto por 2 funções, a saber:

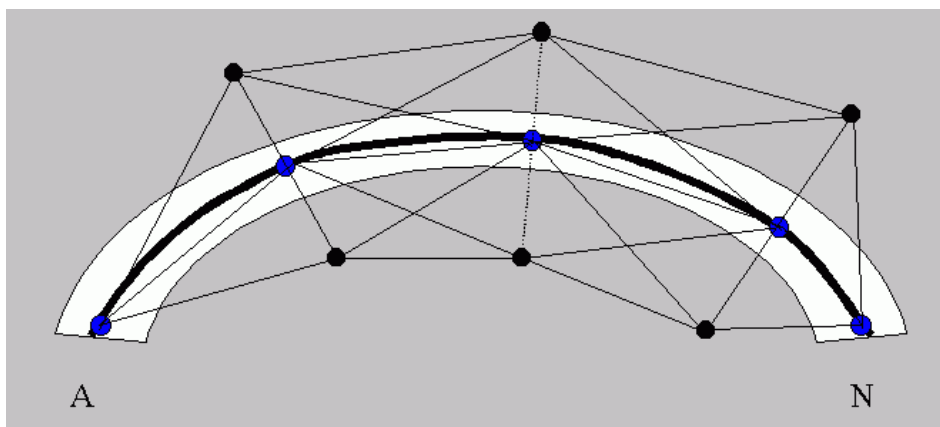
- E: corresponde à função custo 2.20, dependendo apenas de três pontos vizinhos (p_{i-1}, p_i, p_{i+1}) do polígono que representa a rodovia; e
- C_i : devido a sua definição (eq. 3.15), também é denominada de injunção de desigualdade e permite limitar o espaço de busca do problema, pois a função E é apenas avaliada para pontos que satisfaçam $C_i < T$.

O modelo matemático (eqs. 3.14 e 3.15) é resolvido sequencialmente através do algoritmo apresentado na seção 2.3, haja visto que a função custo (eq. 3.14) depende simultaneamente das coordenadas de três pontos consecutivos do polígono descrevendo a rodovia, isto é, p_{i-1} , p_i e p_{i+1} .

3.2.3 Solução para o modelo matemático geral

3.2.3.1 Princípio

O princípio geral da extração de rodovias através da programação dinâmica é mostrado na figura 3.4.



Fonte: Dal Poz (2000).

FIGURA 3.4 - Princípio do método.

Como mostra a figura 3.4, o problema consiste em encontrar o melhor caminho entre A e N. O problema pode, então, ser colocado de forma similar ao problema

clássico de programação dinâmica (fig. 2.7), ou seja, pode-se decompor o problema numa seqüência de problemas isolados (mais simples) unidos por via recursiva.

De uma forma ainda geral, alguns detalhes adicionais são:

- a curva ξ é descrita aproximadamente por um polígono de n vértices: por exemplo $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$, onde cada p_i é um ponto (x_i, y_i) na imagem;
- a rodovia extraída pelo algoritmo pode ser representada por um outro polígono de K vértices $\bar{P} = \{\bar{p}_1, \bar{p}_2, \dots, \bar{p}_k\}$;
- os vértices que definem o caminho ótimo $\bar{P}$, isto é, a rodovia extraída, são calculados a partir das respectivas posições aproximadas P . Cada vértice aproximado move em torno de sua respectiva posição aproximada (vizinhança), i. e., (x_i, y_i) , sendo que a área de busca é normalmente tomada como uma pequena janela. As várias possibilidades que os vértices aproximados podem assumir implicam na geração de uma série de polígonos; e
- a seqüência de vértices que define o caminho ótimo é tal que maximiza a função custo E e satisfaz a injunção $C_i < T$.

Quanto à janela de busca, tomá-la grande implica em ter um grande intervalo de convergência, contudo, isto exige um grande esforço computacional que, como foi visto, é da ordem de $O(nm^3)$. Abaixo este problema será melhor exposto.

3.2.3.2 *Uso de janela de busca unidimensional e de resolução variada*

Usualmente a janela de busca é bidimensional. Sendo n o número de vértices e m o número de possibilidades que cada vértice pode assumir dentro da janela de busca, o esforço computacional será da ordem de $O(nm^3)$. Portanto, o uso de janelas maiores para aumentar o raio de convergência aumentaria significativamente o esforço computacional.

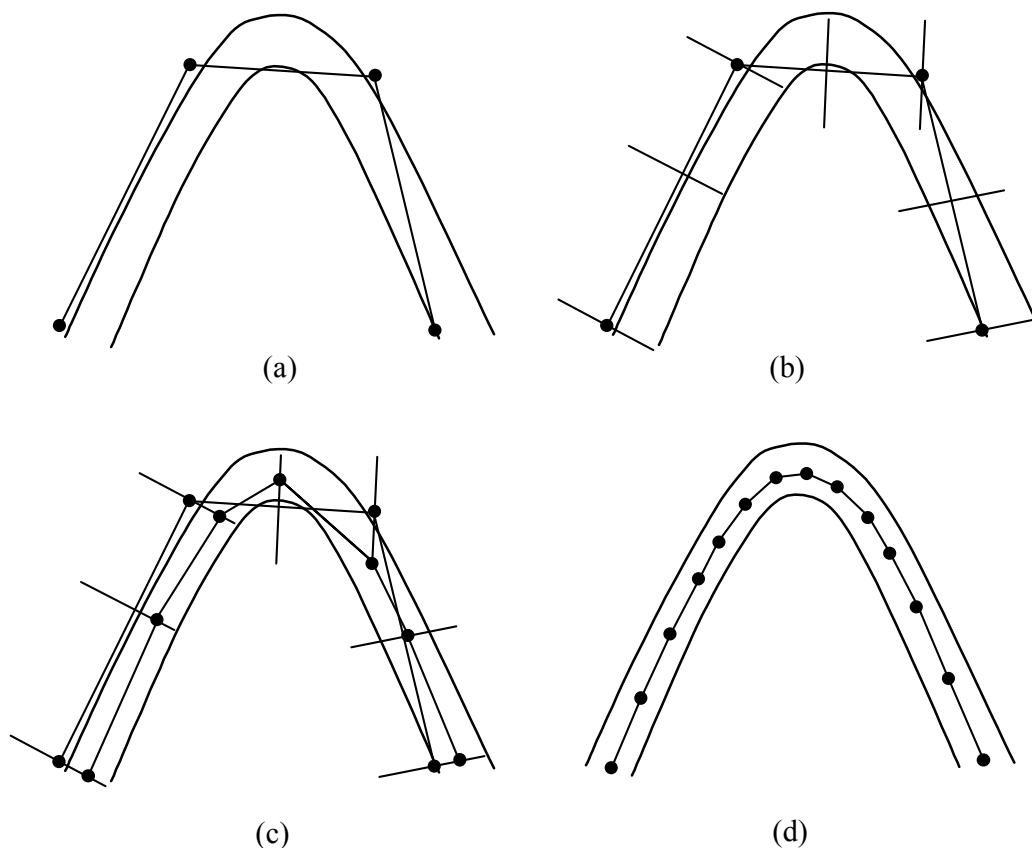
Duas estratégias podem ser exploradas para diminuir o número de elementos (m) na janela de busca (Dal Poz, 2000):

- **uso de uma janela de busca unidimensional** (restrição da busca a uma dimensão): nesse caso, os elementos da janela de busca são tomados numa direção ortogonal ao polígono inicial no ponto p_i . Esse procedimento possibilita manter o raio de convergência, mas o esforço computacional é bem menor; e
- **uso de janelas de resolução variada**: esta estratégia está relacionada à teoria da pirâmide de imagem (Ballard e Brown, 1982), onde a base corresponde à imagem original e as outras camadas, na direção do topo, correspondem a mesma imagem, mas com resoluções cada vez menores. Uma solução alternativa, computacionalmente mais atrativa e que produz bom resultados, baseia-se na computação dos elementos da janela de busca em intervalos diferentes. Como será mostrada na seção seguinte, o processo de extração é iterativo, permitindo o refinamento sucessivo do polígono inicial. Portanto, intervalos com um maior número de pixels são usados no início, permitindo a obtenção de um grande raio de convergência. A medida que a convergência vai sendo atingida, o intervalo entre pontos na janela de busca vai sendo diminuído também, até atingir o valor do sub-pixel, permitindo a obtenção de um resultado final com alta precisão.

3.2.3.3 *Uso de inserção e eliminação dinâmica de vértices*

Para descrever uma curva como um polígono, a forma mais simples e mais amplamente usada é descrevê-lo por meio de vértices equidistantes (Dal Poz, 2000). Esta estratégia não é muito adequada pois mais vértices serão necessários e, nesse caso, tais

vértices não estarão relacionadas com a forma da curva. Uma solução mais adequada é apresentada em Li (1997).



Fonte: Dal Poz (2000).

FIGURA 3.5 - Ilustração de inserção e eliminação dinâmica.

- (a) polígono inicial;
- (b) polígono adensado na primeira iteração, mas sem a aplicação da otimização por programação dinâmica;
- (c) como no caso anterior, mas após a aplicação da otimização por programação dinâmica; e
- (d) resultado após a convergência do processo.

A figura 3.5 ilustra o princípio do método. Inicialmente, são fornecidos vários pontos sementes, cujas localização e distribuição são grosseiras (fig. 3.5 (a)). Ligando-se estes pontos obtém-se a primeira aproximação à rodovia. O processo de refinamento do polígono inicial é iterativo, como segue (Dal Poz, 2000):

- **1ª iteração:** entre cada par de pontos sementes é inserido um novo ponto através de interpolação linear (fig. 3.5(b)). O procedimento de otimização através da programação dinâmica gera uma nova aproximação para a rodovia (fig. 3.5(c)); e
- **demais iterações:** procedimentos idênticos são repetidos nas demais iterações.

O processo converge quando numa determinada iteração todos os novos pontos inseridos são colineares aos pontos otimizados na iteração anterior. O resultado após a convergência é ilustrado na figura 3.5(d).

Vale ressaltar que nenhum ponto inserido em iterações anteriores fica fixo antes da convergência do processo. Isto é resultado da reavaliação de todos os pontos em cada iteração. Por último, duas vantagens do procedimento apresentado são:

- o esforço computacional é menor; e
- o algoritmo torna-se mais robusto quando pequenas obstruções e sombras, além de outras distorções, estão presentes.

Um aspecto importante é o fato de que, a princípio, existem inúmeros caminhos possíveis, resultantes da combinação de pontos das janelas de busca. A figura 3.6 ilustra esta idéia. Esta figura foi construída a partir da figura 3.5 (b) e mostra alguns possíveis caminhos alternativos obtidos pela união dos pontos na forma de quadrados pretos. O que torna o algoritmo de programação dinâmica atrativo para obter o caminho ótimo é a possibilidade de tratar o problema seqüencialmente de 3 em 3 pontos por vez, tornando o problema tratável do ponto de vista computacional.

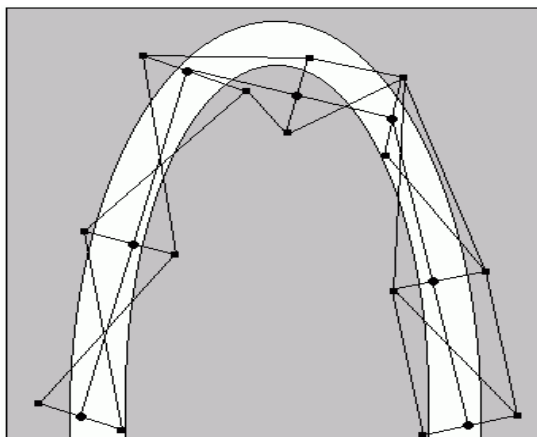


FIGURA 3.6 - Caminhos alternativos formados por pontos das janelas de busca.

3.3 Metodologia modificada de programação dinâmica para extração de rodovias em imagens de alta e média resolução

Na seção 3.2 foi apresentada uma metodologia de extração do eixo da rodovia por programação dinâmica. Segundo o que foi especificado, a metodologia de extração por programação dinâmica possui grande robustez e destina-se à extração de rodovias em imagens de baixa resolução, onde as feições de interesse possuem aparência linear. Foi especificado também que, quando o algoritmo de programação dinâmica trabalha com imagens de média ou alta resoluções o eixo extraído não corresponde necessariamente ao eixo verdadeiro, sendo que nas curvas tal problema se mostra de forma nítida (Dal Poz, 2000). Cabe ressaltar que Li (1997) chegou a uma conclusão semelhante. Como é mostrado a seguir esse problema pode ser resolvido através de uma modificação no modelo de rodovia (função custo, eq. 3.14), a fim de que venha incorporar informações de borda. O princípio de bordas anti-paralelas (Nevatia e Babu, 1980) é o modelo teórico para a modificação proposta.

3.3.1 Modelo de bordas de rodovia

Como foi citado no capítulo 1, o modelo de rodovia é subdividido em modelo geométrico, radiométrico e topológico e modelo contextual. Associado ao aspecto

radiométrico e geométrico encontram-se as bordas que, neste caso em particular, possuem características peculiares relativas à forma das rodovias.

Os pixels mais representativos das bordas das rodovias, quanto à direção e ao sentido do vetor gradiente, atendem a duas propriedades básicas a saber (Dal Poz e Silva, 2002, 2002a):

- **Anti-paralelismo:** esta propriedade baseia-se no fato de que dois vetores gradiente de pixels situados em margens opostas da rodovia e pertencentes ao mesmo corte transversal de rodovia, são aproximadamente anti-paralelos, i.e., o ângulo entre eles é de aproximadamente 180° , possuindo, dessa forma, mesma direção e sentidos opostos; e
- **Perpendicularismo:** esta propriedade baseia-se no fato que vetores gradiente de pixels das bordas das rodovias são aproximadamente perpendiculares ao eixo da rodovia.

Quanto à magnitude dos pixels de borda, de modo geral, Canny (1986) em seu trabalho, explicita que bordas devem ser consideradas como um máximo local no resultado da filtragem (figura 3.7).

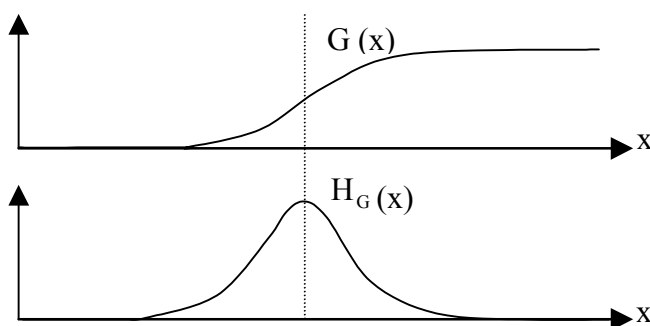


FIGURA 3.7 - Ilustração unidimensional da borda $G(x)$ como máximo local na saída do operador diferencial $H_G(x)$.

Dessa forma, pode-se caracterizar os pixels de borda de rodovia do ponto de vista do sentido e da direção do seu vetor gradiente e quanto à característica de sua magnitude. Tais fatos são de relevante importância para este trabalho, e terão seu engajamento pormenorizado a seguir.

3.3.2 *Modelo de rodovia modificado*

Como foi visto anteriormente, o modelo de extração de rodovias usando programação dinâmica é semi-automático e consiste basicamente em resolver um modelo genérico de rodovia através de uma estratégia de otimização global envolvendo o algoritmo de programação dinâmica. Após o operador fornecer pontos semente ao longo da rodovia, descrevendo-a grosseiramente, um polígono inicial é gerado. Este polígono é então refinado através de uma estratégia iterativa, combinando um processo simples de inserção linear de um novo vértice equidistante, a cada par de vértices preexistentes, ou seja, o processo se dá pela otimização de ternas de pontos p_{i-1} , p_i e p_{i+1} . A otimização por programação dinâmica atua em todos os vértices resultantes, inclusive nos preexistentes. O processo converge quando novos vértices inseridos não contribuem mais com o refinamento do polígono, descrevendo assim a rodovia. Dizer que o polígono refinado foi encontrado equivale a dizer que função custo 3.14, construída a partir de propriedades fotométricas e geométricas da rodovia, foi maximizada. Tal maximização ocorre quando o polígono refinado está posicionado sobre o leito da rodovia, porém, não necessariamente sobre seu eixo. A coincidência do polígono refinado com o eixo da rodovia, em toda a sua extensão, ocorre somente quando a imagem utilizada é de baixa resolução, isto é, quando as rodovias possuem 1 ou 2 pixels de espessura e a entidade linear extraída coincide com a própria rodovia.

Abaixo é reapresentado o modelo matemático geral de rodovia, que é composto pela função custo (eq. 3.14) e pela restrição de desigualdade (eq. 3.15), isto é:

$$E = \sum_{i=1}^{n-1} E_i(p_{i-1}, p_i, p_{i+1})$$

$$C_i = |\alpha_i - \alpha_{i+1}| < T$$

A definição do eixo se dá pelo acréscimo de uma injunção à função custo na forma de um triplo produto escalar dos vetores (anti-paralelos) gradiente nos pontos de bordas de rodovia, pertencentes às seções transversais do eixo de rodovia tomados nos pontos p_{i-1} , p_i e p_{i+1} , respectivamente:

$$E = \sum_{i=1}^{n-1} [E_i(p_{i-1}, p_i, p_{i+1}) - \langle \vec{V}_{i-1}, \vec{V}'_{i-1} \rangle \cdot \langle \vec{V}_i, \vec{V}'_i \rangle \cdot \langle \vec{V}_{i+1}, \vec{V}'_{i+1} \rangle] \quad (3.16)$$

onde $\vec{V}_{i-1}$, $\vec{V}'_{i-1}$, $\vec{V}_i$, $\vec{V}'_i$, $\vec{V}_{i+1}$ e $\vec{V}'_{i+1}$ são, respectivamente, vetores anti-paralelos relacionados com as seções transversais definidas nos pontos p_{i-1} , p_i e p_{i+1} .

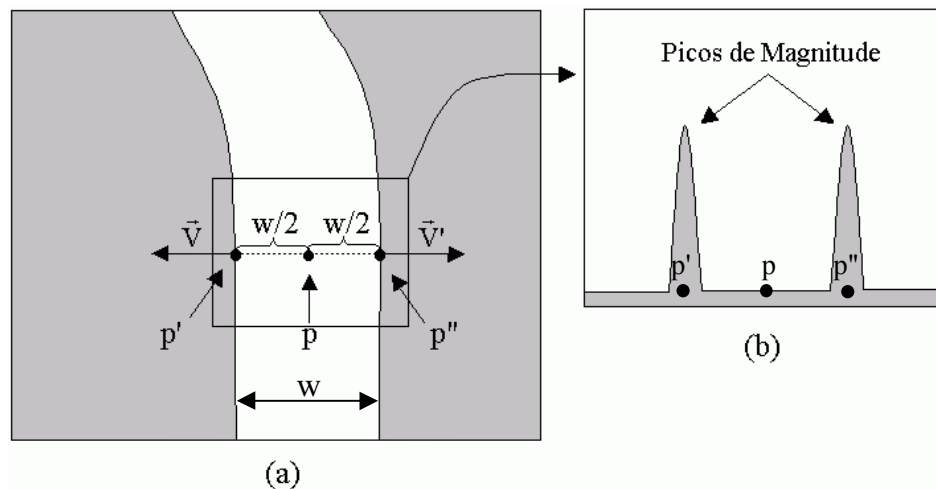


FIGURA 3.8 – Esquema para dois pontos de bordas anti-paralelas. (a) direção dos vetores gradiente; e (b) magnitude dos vetores gradiente.

A figura 3.8(a) mostra o caso envolvendo a seção transversal de um ponto p qualquer do eixo da rodovia. Os pontos p' e p'' pertencem às bordas da rodovia e, também, à seção transversal definida em p . Sendo w a largura local da rodovia, então, o ponto p deve estar situado a uma distância $w/2$ dos pontos p' e p'' . Como nesses pontos $\vec{V}$ e $\vec{V}'$ serão

aproximadamente anti-paralelos e as respectivas magnitudes serão extremas (fig. 3.8(b)), então $\langle \vec{V}, \vec{V}' \rangle$ também assumirá um valor extremo.

Embora a equação 3.16 expresse o princípio fundamental envolvido, ainda não se encontra numa forma adequada para ser otimizada pelo algoritmo de programação dinâmica. Como as variáveis de interesse são as coordenadas dos pontos do eixo da rodovia, é necessário expressar as coordenadas dos pontos de borda em função dessas variáveis.

A figura 3.9 mostra um segmento do eixo de rodovia definido pelos pontos p_{i-1} , p_i e p_{i+1} .

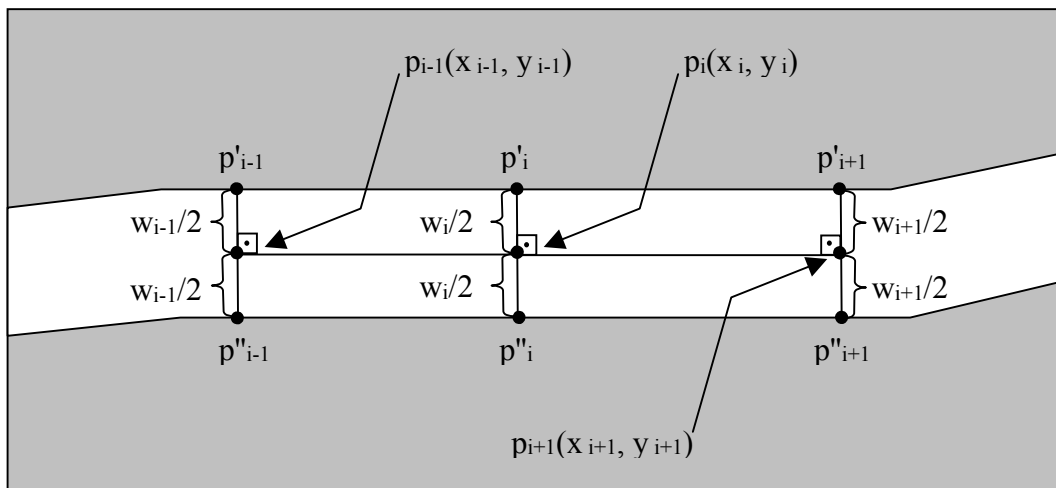


FIGURA 3.9 – Segmento de eixo de rodovia.

Os vetores gradiente $\vec{V}_{i-1}$, $\vec{V}'_{i-1}$, $\vec{V}_i$, $\vec{V}'_i$, $\vec{V}_{i+1}$ e $\vec{V}'_{i+1}$ são definidos, respectivamente, nos pontos p'_{i-1} , p''_{i-1} , p'_i , p''_i , p'_{i+1} e p''_{i+1} cujas coordenadas são expressas em função das coordenadas dos pontos p_{i-1} , p_i e p_{i+1} , isto é:

$$p'_i : \begin{cases} x'_i = \frac{w_i}{2} \cdot \frac{y_i - y_{i-1}}{x_i - x_{i-1}} + x_i \\ y'_i = -\frac{w_i}{2} + y_i \end{cases} \quad (3.17)$$

$$p_i'' : \begin{cases} x_i'' = -\frac{w_i}{2} \cdot \frac{y_i - y_{i-1}}{x_i - x_{i-1}} + x_i \\ y_i'' = -\frac{w_i}{2} + y_i \end{cases} \quad (3.18)$$

$$p_{i-1}' : \begin{cases} x_{i-1}' = \frac{w_{i-1}}{2} \cdot \frac{y_i - y_{i-1}}{x_i - x_{i-1}} + x_{i-1} \\ y_{i-1}' = -\frac{w_{i-1}}{2} + y_{i-1} \end{cases} \quad (3.19)$$

$$p_{i-1}'' : \begin{cases} x_{i-1}'' = -\frac{w_{i-1}}{2} \cdot \frac{y_i - y_{i-1}}{x_i - x_{i-1}} + x_{i-1} \\ y_{i-1}'' = \frac{w_{i-1}}{2} + y_{i-1} \end{cases} \quad (3.20)$$

$$p_{i+1}' : \begin{cases} x_{i+1}' = \frac{w_{i+1}}{2} \cdot \frac{y_{i+1} - y_i}{x_{i+1} - x_i} + x_{i+1} \\ y_{i+1}' = -\frac{w_{i+1}}{2} + y_{i+1} \end{cases} \quad (3.21)$$

$$p_{i+1}'' : \begin{cases} x_{i+1}'' = -\frac{w_{i+1}}{2} \cdot \frac{y_{i+1} - y_i}{x_{i+1} - x_i} + x_{i+1} \\ y_{i+1}'' = \frac{w_{i+1}}{2} + y_{i+1} \end{cases} \quad (3.22)$$

As equações (3.17) a (3.22) mostram que os pontos de borda, onde são definidos os vetores gradiente, dependem das coordenadas do eixo da rodovia e da largura local (w_{i-1} , w_i e w_{i+1}) da rodovia. Dessa forma, sendo E_i^p a parte da função custo relativa à injunção de borda (segundo termo do somatório da equação 3.16), tem-se:

$$\langle \vec{V}_{i-1}, \vec{V}_{i-1}' \rangle \cdot \langle \vec{V}_i, \vec{V}_i' \rangle \cdot \langle \vec{V}_{i+1}, \vec{V}_{i+1}' \rangle = E_i^p(p_{i-1}, p_i, p_{i+1}, w_{i-1}, w_i, w_{i+1}) \quad (3.23)$$

A equação 3.23 explicita a injunção de borda para a seção do eixo definida pelos pontos p_{i-1} , p_i e p_{i+1} , que depende apenas das coordenadas desses pontos e da largura local da rodovia nesses mesmos pontos. Considerando a equação 3.23 na equação 3.16, tem-se:

$$E = \sum_{i=1}^{n-1} [E_i(p_{i-1}, p_i, p_{i+1}) - E_i^p(p_{i-1}, p_i, p_{i+1}, w_{i-1}, w_i, w_{i+1})] \quad (3.24)$$

ou, substituindo os dois termos da somatória por $E_i^t(p_{i-1}, p_i, p_{i+1}, w_{i-1}, w_i, w_{i+1})$, chega-se a:

$$E = \sum_{i=1}^{n-1} E_i^t(p_{i-1}, p_i, p_{i+1}, w_{i-1}, w_i, w_{i+1}) \quad (3.25)$$

que é a forma completa da função custo modificada. Vale ressaltar que, como no caso da função custo original (eq. 3.14), a equação 3.25 não relaciona simultaneamente todas as variáveis envolvidas. Consequentemente, tem-se novamente um problema de otimização global, passível de ser resolvido eficientemente pelo algoritmo de programação dinâmica (seção 2.3). Uma importante simplificação pode ser realizada na equação 3.25, possibilitando uma significativa redução na complexidade computacional da solução algorítmica por programação dinâmica sem, contudo, afetar a qualidade dos resultados. Levando-se em conta que a largura de uma rodovia geralmente não varia muito, é válido supor que $w_{i-1} \cong w_i \cong w_{i+1}$. Essa suposição é bastante realística porque à medida que as iterações vão sendo realizadas, o eixo da rodovia vai também sendo refinado e adensado. Isto é, as seções definidas por três pontos sucessivos vão encurtando com o progresso do processo iterativo, tornando desnecessário o uso de larguras distintas de rodovias nas referidas seções locais de rodovia. Os resultados experimentais a serem mostrados no próximo capítulo confirmam esta expectativa teórica. Assim, a função custo usada no processo de otimização tem a forma:

$$E = \sum_{i=1}^{n-1} E_i^t(p_{i-1}, p_i, p_{i+1}, w_i) \quad (3.26)$$

Portanto, o número de incógnitas interrelacionadas simultaneamente na função custo modificada é sete, contra seis da versão original do método.

É ainda oportuno discutir alguns aspectos relacionados com a equação 3.16. Dados dois vetores quaisquer $\vec{u}$ e $\vec{v}$, com $\vec{u} \neq 0$ e $\vec{v} \neq 0$, e θ o ângulo entre $\vec{u}$ e $\vec{v}$, tem-se que $\langle \vec{u}, \vec{v} \rangle = |\vec{u}| \cdot |\vec{v}| \cdot \cos \theta$. Levando isso em conta na equação 3.16, tem-se:

$$E = \sum_{i=1}^{n-1} \left[E_i(p_{i-1}, p_i, p_{i+1}) - |\vec{V}_{i-1}| \cdot |\vec{V}'_{i-1}| \cdot \cos \theta_{i-1} \cdot |\vec{V}_i| \cdot |\vec{V}'_i| \cdot \cos \theta_i \cdot |\vec{V}_{i+1}| \cdot |\vec{V}'_{i+1}| \cdot \cos \theta_{i+1} \right] \quad (3.27)$$

Considerando que o objetivo básico do processo de otimização por programação dinâmica é o de encontrar o máximo da função custo e que o primeiro termo do somatório é positivo, a contribuição do novo termo deve equivaler à adição de uma quantidade positiva. Dessa forma, o sinal negativo entre os dois termos se justifica pelo fato de $\theta_{i-1} \cong \theta_i \cong \theta_{i+1} \cong 180^\circ$, implicando em $\cos \theta_{i-1} \cong \cos \theta_i \cong \cos \theta_{i+1} \cong -1$. Considerando também o fato de que a magnitude do gradiente em pontos de borda é máxima, os produtos escalar entre os vetores gradiente $\vec{V}_{i-1}$ e $\vec{V}'_{i-1}$, $\vec{V}_i$ e $\vec{V}'_i$, $\vec{V}_{i+1}$ e $\vec{V}'_{i+1}$ são máximos quando os vetores gradiente são tomados em pontos de borda de rodovia, conforme ilustra a figura 3.8. Quando isso ocorrer, a função custo receberá uma grande contribuição, fazendo com que os respectivos pontos do eixo (p_{i-1} , p_i e p_{i+1}) sejam posicionados acuradamente.

3.3.3 Aspectos algorítmicos

A idéia básica é que, inicialmente, o algoritmo de programação dinâmica extraia a rodovia usando apenas o modelo original, o qual, por suas características, posiciona os pontos a serem refinados sobre o leito e, em seguida, o modelo modificado (eq. 3.27) refina o polígono extraído, conferindo-lhe acurácia.

As janelas de busca destinadas a encontrar pontos de borda têm dimensão $2(w_j+1)$ $j = i-1, i, i+1$, onde w_j é uma variável a ser otimizada, que representa a largura local da rodovia e que deve ser inicializada com a largura aproximada da rodovia. As janelas de busca unidimensionais destinadas a encontrar os pontos de borda anti-paralelos (figura 3.10) possuem a dimensão acima especificada pois, dessa forma, mesmo quando o ponto otimizado pelo algoritmo de extração por programação dinâmica original estiver, no pior caso, posicionado sobre o leito da rodovia e junto a uma de suas margens, o ponto de borda do lado oposto poderá ser satisfatoriamente otimizado pelo algoritmo modificado, principalmente se a

direção da janela de busca for aproximadamente perpendicular ao eixo verdadeiro na posição relativa ao ponto avaliado.

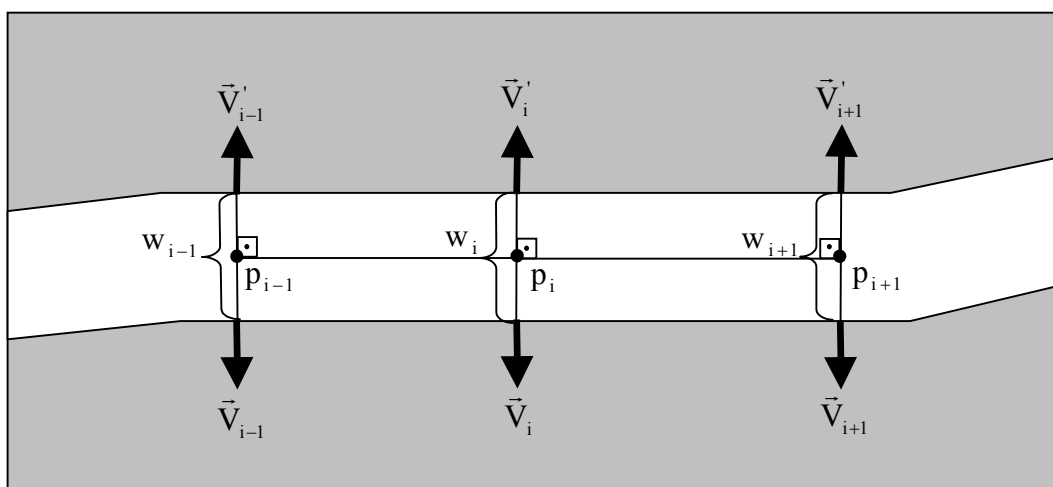


FIGURA 3.10 – Esquema de pontos otimizados com base em informações de bordas.

No final do processo iterativo, as coordenadas dos pontos do eixo da rodovia serão conhecidas e cada ponto deverá estar a uma distância $w/2$ de seus respectivos pontos de borda.

O processo geral de otimização baseia-se então em dois outros processos sequenciais de otimização: o primeiro corresponde à metodologia preexistente e o segundo, que considera todas as propriedades inerentes à metodologia original, acrescido da definição para o eixo da rodovia.

O motivo pelo qual se optou em manter, no algoritmo de refinamento, as propriedades da metodologia original é que estas propriedades são úteis no controle do processo global de otimização, já que as mesmas se refletem as propriedades fundamentais da entidade rodovia, ligadas à geometria e à radiometria.

4 RESULTADOS E ANÁLISE

4.1 Introdução

Este capítulo destina-se à exposição dos resultados e à análise dos experimentos efetuados, bem como à especificação de detalhes computacionais inerentes à implementação do conteúdo teórico. A seção 4.2 destina-se à apresentação da metodologia. Basicamente são apresentados os dados analisados, a forma de análise utilizada na avaliação dos resultados dos experimentos e os recursos necessários para a conclusão do trabalho. A seção 4.3 apresenta os resultados experimentais obtidos e suas respectivas análises.

4.2 Metodologia

4.2.1 Aspectos computacionais

O método apresentado na seção 3.3 foi implementado em linguagem Borland C++ para o ambiente Windows-PC. De acordo com o que foi explanado, a metodologia exposta na seção 3.3 baseia-se no trabalho de Dal Poz (2000) e também o programa aqui desenvolvido utiliza como estrutura básica o programa desenvolvido naquele trabalho. A implementação computacional compõe-se de dois módulos básicos, i. e., o primeiro relativo à versão anterior do método e o segundo relativo aos refinamentos propostos.

O primeiro módulo da implementação tem por objetivo a geração de uma boa aproximação do eixo da rodovia, posicionando-o sobre o leito de rolagem. Já o segundo módulo realiza o refinamento do eixo aproximado da rodovia conferindo-lhe, dessa forma, uma maior acurácia. Ambos os métodos realizam computações independentes e sequenciais, vindo primeiro a computação do primeiro módulo e depois a do segundo. O início do processamento com o primeiro módulo é vantajoso porque a versão anterior do método é

robusta mesmo quando os pontos semente, colhidos *a priori* pelo operador, estiverem posicionados longe do leito da rodovia, além do esforço computacional ser menor devido ao envolvimento de menos variáveis na otimização. Logo, ao final desta etapa, haverá um adensamento dos pontos e um bom posicionamento inicial para o módulo de refinamento.

O programa desenvolvido realiza então o processo completo, incluindo a leitura da imagem (formato RAW) e outros parâmetros necessários, tal como a largura aproximada da rodovia. Os resultados gerados são dois arquivos, o primeiro contendo eixos de rodovia extraídos aproximadamente e o segundo contendo os correspondentes refinados, e duas imagens (formato RAW) com eixos de rodovia sobrepostos, sendo que a primeira refere-se aos eixos de rodovia extraídos aproximadamente e a segunda refere-se aos eixos refinados.

4.2.2 Dados

Os experimentos foram realizados com uma imagem sintética e cinco imagens reais de resoluções variadas. Ressalta-se que, as dimensões dos pixels das imagens não é fator relevante ao desempenho da metodologia, mas sim, suas respectivas resoluções. Convém lembrar que a literatura (por exemplo, Baumgartner et al., 1999) considera como de alta resolução imagens com pixels menores que 0,7 m, o que equivale a rodovias com largura de, pelo menos, 7 pixels. Já as imagens de média resolução possuem pixels no intervalo [0,7 m, 2,0 m], equivalendo a rodovias na imagem com larguras na faixa de 3 a 6 pixels.

- **Imagem sintética** (figura 4.1 (a)): esta imagem, de 500x500 pixels, foi produzida no *software* Paint Shop Pro 4.1 TM e o traço em branco simula rodovias com aproximadamente 8 pixels de largura. Esta imagem possui como características positivas a boa definição das bordas, a largura aproximadamente constante e a concordância com os aspectos fotométricos do modelo de rodovia. Em contrapartida, a imagem possui diversas ondulações nas bordas e um "entroncamento" que foi propositalmente

construído para se verificar a robustez do método na ausência de uma das bordas;

- **Imagem real 1** (figura 4.1 (b)): esta imagem, de 500x500 pixels, possui baixo contraste e, a exemplo da imagem sintética, também contém um entroncamento. A principal vantagem desta imagem é a largura aproximadamente regular de suas rodovias, em torno de 5 pixels, contudo apresenta vários trechos de rodovia onde as bordas estão presentes em apenas uma margem;
- **Imagem real 2** (figura 4.1 (c)): esta imagem, de 598x398 pixels, possui um bom contraste e rodovias bem definidas, com largura média de 5 pixels. Novamente aqui está presente um entroncamento e, nas laterais das rodovias, podem ser vistos alguns arbustos e sombras que causam perturbações às bordas e oclusão parcial de seu leito;
- **Imagem real 3** (figura 4.1 (d)): verifica-se que esta imagem, de 500x600 pixels, possui uma melhor resolução, podendo ser observado um número maior de detalhes. Em decorrência, tem-se rodovias com largura média de 15 pixels, o que caracteriza a imagem como de alta resolução. Pode-se notar nesta imagem a presença de ruído (notar o aspecto salpicado), obstruções parciais ao leito da rodovia, causando perturbações as suas bordas, e bifurcações. Apesar dos obstáculos, o contraste é favorável e há concordância com os aspectos fotométricos do modelo de rodovia;
- **Imagem real 4** (figura 4.1 (e)): esta imagem, de 535x498 pixels, constitui um outro exemplo de imagem de alta resolução, possuindo rodovias com largura média de 33 pixels. Como pontos negativos pode-se verificar nesta imagem a presença de postes e uma densidade considerável de ruído, mas

no entanto, suas bordas são bem definidas e praticamente livres de perturbações; e

- **Imagem real 5** (figura 4.1 (f)): esta imagem, de 1168x272 pixels, possui uma rodovia com largura aproximada de 14 pixels. Por ser de alta resolução, nela podem ser vistos veículos que alteram sua resposta fotométrica em alguns pontos. Suas bordas, principalmente na curva, sofrem perturbações e os tons de cinza da lateral da rodovia, nesta região, são mais claros que o da própria rodovia. Postes também podem ser vistos, causando pequenas oclusões ao leito.

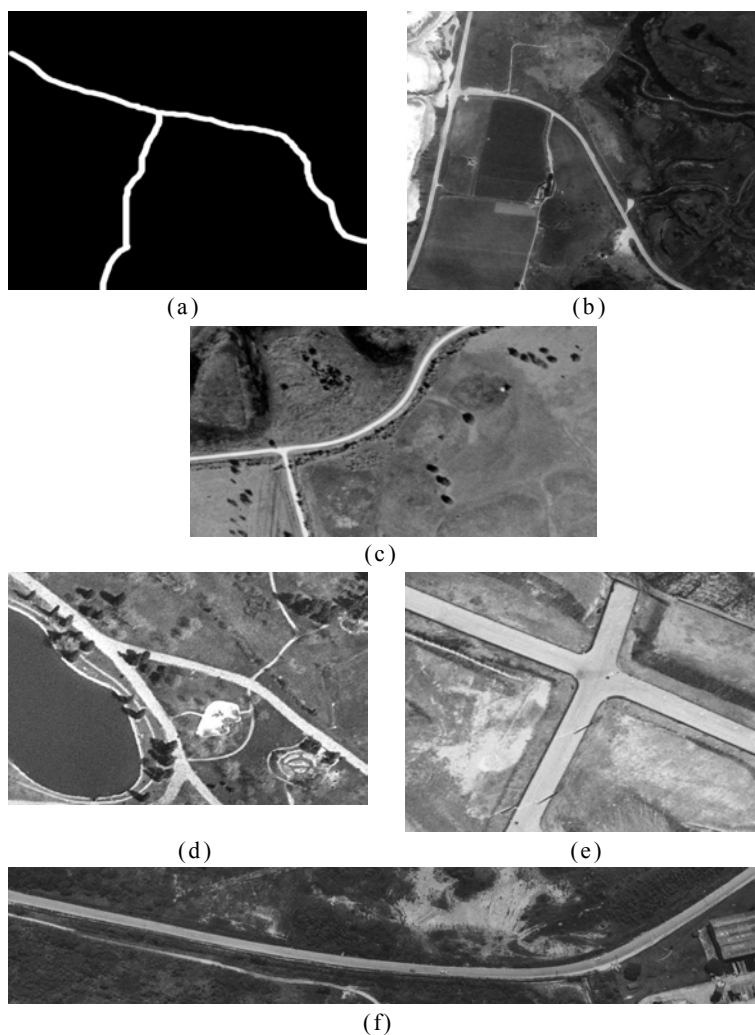


FIGURA 4.1 - Imagens de teste utilizadas.

(a) Imagem sintética; (b) Imagem real 1; (c) Imagem real 2; (d) Imagem real 3; (e) Imagem real 4; e (f) Imagem real 5.

4.2.3 Formas de análise dos resultados

A forma de análise dos resultados gerados através de processos de extração de rodovias geralmente é visual, ou seja, através dos vetores extraídos e projetados sobre a imagem, verifica-se visualmente a qualidade do conteúdo extraído. Pode-se porém, aplicar alguns critérios numéricos que são comumente encontrados na literatura.

Os critérios numéricos que são aqui apresentados baseiam-se na comparação entre as seguintes entidades (Dal Poz, 2000):

- **Rodovia extraída:** vetor representando o eixo central da rodovia, extraído pela metodologia apresentada; e
- **Rodovia referência:** vetor, extraído manualmente, representando o eixo central da rodovia e considerado correto.

No caso em questão a rodovia referência é extraída manualmente e independe dos dados extraídos pelo método a ser avaliado. Seu traçado é efetuado diretamente sobre a imagem original utilizando-se para tanto um programa preexistente para avaliação de rodovias.

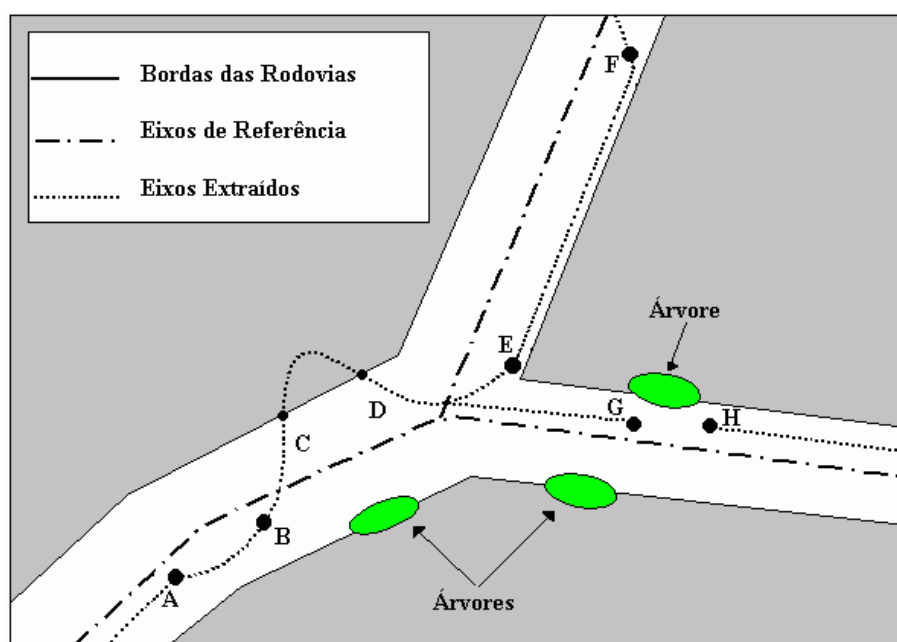


FIGURA 4.2 - Ilustração de possíveis falhas de extração.

O programa de avaliação utiliza os tipos de segmentos passíveis de serem identificados nos resultados do processo de extração ilustrados na figura 4.2 e descritos a seguir:

- **Segmentos extraídos (tipo 1):** são segmentos de ótima qualidade, i. é., que em muito se aproximam do eixo de referência;
- **Segmentos não extraídos (tipo 2):** ocorrem quando, por algum motivo, a extração não ocorre, como por exemplo, o segmento $\overline{GH}$;
- **Segmentos extraídos com baixa qualidade (tipo 3):** são exemplos de segmentos com baixa qualidade os segmentos $\overline{AB}$ e $\overline{EF}$; e,
- **Segmentos extraídos com péssima qualidade (tipo 4):** são segmentos que extrapolam os limites da rodovia, como o segmento $\overline{CD}$.

Os parâmetros utilizados para a análise dos resultados são construídos a partir dos tipos de segmentos descritos acima, e são os seguintes (Wiedemann e Hinz, 1999):

- **Completeza (COM):** razão entre o que foi extraído semi-automaticamente (segmentos tipo 1 e 3) e os dados de referência, obtidos manualmente com o auxílio do programa citado acima. Este parâmetro varia no intervalo $[0, 1]$, sendo que 1 é o valor ótimo.
- **Correteza (CORR):** razão entre o que foi extraído corretamente (segmentos do tipo 1) pelo programa e tudo que foi reconstruído (segmentos do tipo 1 e 3). Este parâmetro também varia no intervalo $[0, 1]$, sendo 1 o valor ótimo;
- **Qualidade (Q):** este parâmetro é função dos parâmetros de completeza e correteza. Assume valores entre 0 e 1, sendo que a qualidade é máxima

(1) quando a completeza e a correteza forem máximas.

Matematicamente:

$$Q = \frac{\text{COM} \cdot \text{CORR}}{\text{COM} + \text{CORR} - (\text{COM} \cdot \text{CORR})} \quad (4.1)$$

- **Desvio médio (e)** entre as malhas extraídas manual e automaticamente.

Considerando n o número de elementos na amostra e e_i , $i = 1, \dots, n$, as distâncias entre os pontos homólogos das rodovias extraída e de referência, matematicamente este conceito é expresso por:

$$e = \frac{\sum_{i=1}^n e_i}{n} \quad (4.2)$$

- **RMS:** erro médio quadrático entre as malhas extraídas manual e automaticamente. Considerando os elementos citados para o desvio médio, matematicamente pode-se expressar o RMS como:

$$\text{RMS} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{n}} \quad (4.3)$$

Os parâmetros descritos acima possibilitam uma boa interpretação da qualidade das rodovias extraídas.

4.3 Recursos

Os recursos necessários para a execução e a avaliação deste trabalho de dissertação foram:

- **Compilador Borland C++ Builder - versão 4.0 standard;**
- **Programa para avaliação de rodovias extraídas:** este programa foi implementado em linguagem Borland Builder C++ pelo mestrando José Leonardo Maia em seu trabalho de dissertação, ainda em curso. Tal

programa conta com interface amigável e recursos gráficos necessários à construção manual do eixo de referência;

- **Paint Shop Pro™ 4.1 (Shareware):** este programa foi utilizado para a visualização das imagens em formato RAW e para a coleta dos pontos semente, bem como para a construção da imagem sintética. Este programa também foi utilizado para efetuar recortes em grandes imagens que continham janelas com as rodovias de interesse.
- **Programa para a extração de rodovias por programação dinâmica em imagens de baixa resolução (Original):** este programa consiste de uma aplicação console e foi implementado em linguagem Borland C++ para o ambiente Windows-PC pelo professor Dr. Aluir Porfírio Dal Poz.

4.4 Resultados experimentais e análise

Nesta seção são descritos os resultados dos experimentos realizados usando o algoritmo de programação dinâmica original e a nova metodologia, em imagens de média e alta resolução, de modo que se estabeleçam comparações entre ambos, além da realização da análise da nova metodologia, baseadas no conteúdo apresentado na subseção 4.2.3.

4.4.1 Experimento com a imagem sintética

Para que a interpretação visual dos resultados seja facilmente realizada, assim como a comparação entre os resultados obtidos pelo algoritmo de programação dinâmica original e por sua nova versão, tem-se as figuras 4.3 e 4.4, nas quais os vetores extraídos encontram-se plotados em preto diretamente sobre a imagem original.

Os pontos semente, indicados pelos pequenos círculos pretos na figura 4.3, descrevem grosseiramente a rodovia, tendo sido posicionados principalmente nas curvas, onde a rodovia muda de direção, e próximos aos entroncamentos. Cabe lembrar que a

extração do eixo da rodovia efetuada com a nova versão de programação dinâmica utiliza como pontos semente o resultado da extração efetuada *a priori* pela metodologia original. Tal fato justifica a atitude de se assinalar os pontos semente apenas na figura 4.3.

Ainda na figura 4.3 encontra-se a identificação dos segmentos que, no transcorrer da análise, serão citados quando necessário.

Efetuada uma análise visual no resultado obtido usando o algoritmo de programação dinâmica original (figura 4.3), verifica-se a boa performance do método, confirmando a expectativa teórica de que todos os pontos extraídos encontram-se sobre o leito da rodovia, porém, o ente extraído não coincide com o eixo verdadeiro. Isso não representa nenhuma surpresa, visto que, como foi dito, o método não incorpora nenhuma formulação explícita para o eixo da rodovia. Assim, a entidade extraída representa apenas o máximo da função objetivo.

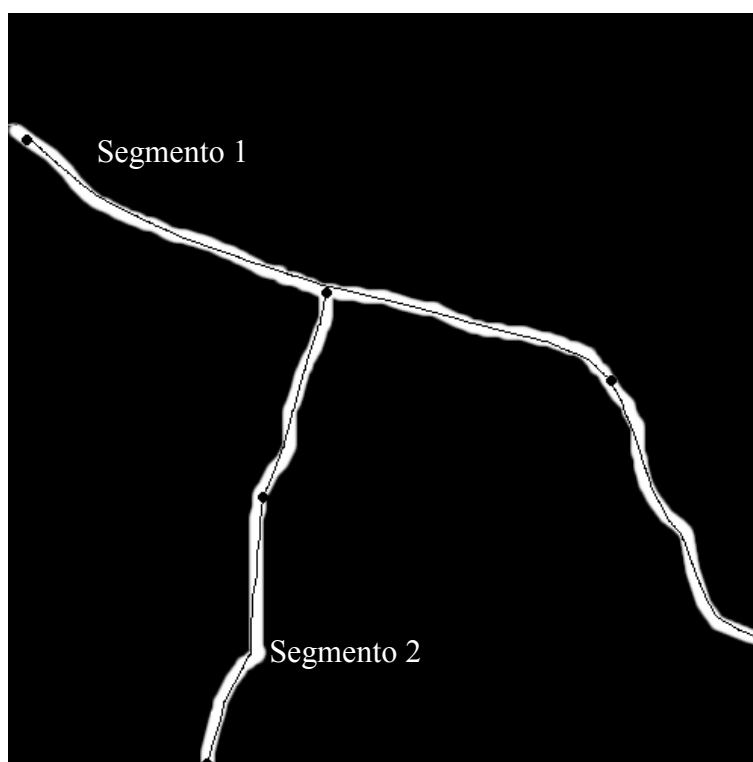


FIGURA 4.3 - Resultado obtido com a imagem sintética na extração do eixo pela versão original de programação dinâmica.

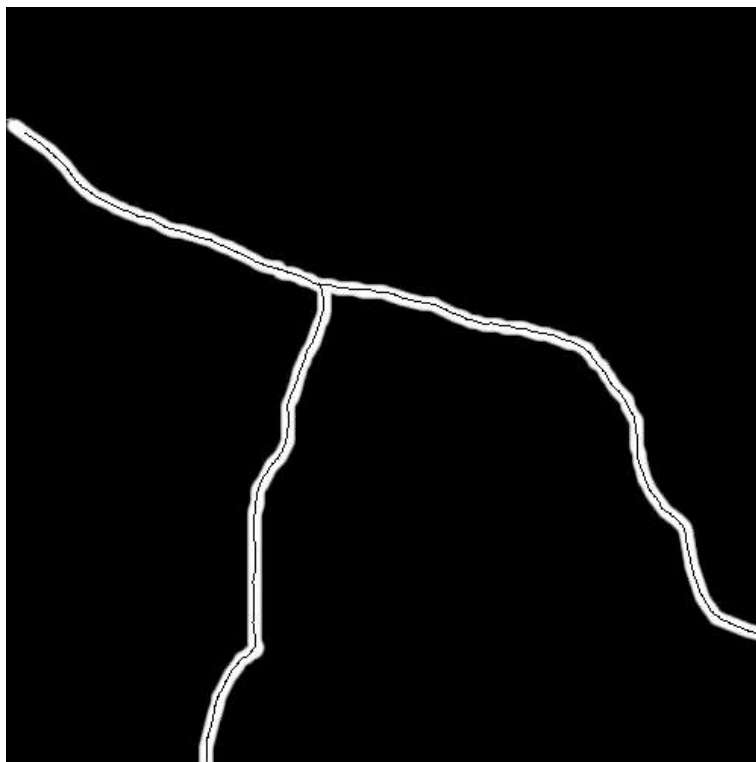


FIGURA 4.4 - Resultado obtido com a imagem sintética na extração do eixo pela nova versão de programação dinâmica.

Efetuada a comparação visual entre os resultados mostrados nas figuras 4.3 e 4.4, verifica-se uma nítida melhora do resultado obtido pela nova metodologia em relação ao resultado obtido com a metodologia original. A nova metodologia gerou um eixo bem mais próximo do verdadeiro, podendo se afirmar que o eixo extraído apresenta-se compatível com o que seria obtido manualmente com o auxílio da visão natural. Verifica-se que o eixo não tangencia a parte interna das curvas em momento algum e, mesmo na região de entroncamento, onde não há a presença de bordas, a extremidade do segmento incidente (segmento 2) aparece de maneira condizente, pois é resultado não somente do uso de informações locais, mas sim, de informações globais, pertinentes a toda extensão da rodovia. Da mesma forma, a "rodovia" que cruza a imagem da esquerda para a direita (segmento 1), passa de modo estável pelo entroncamento, onde, nesta direção, apenas uma borda está presente.

É óbvio no entanto que, por ser esta uma imagem sintética, estão presentes os elementos necessários ao bom desempenho do método, como por exemplo, bordas bem definidas e aproximadamente anti-paralelas, tons de cinza da rodovia condizentes com o modelo de rodovia utilizado etc..

Como já foi citado anteriormente, na subseção 4.2.3, a avaliação numérica da metodologia foi feita com o auxílio de um programa para avaliação de rodovias extraídas. Para a avaliação numérica, os eixos das rodovias foram extraídos manualmente (figura 4.5), sendo que os mesmos serão tomados como referência para o cálculo dos parâmetros de qualidade.



FIGURA 4.5 - Malha de referência extraída manualmente.

Tomando como referência os eixos extraídos manualmente e considerando-se a largura média da rodovia, o programa, através da distância euclidiana entre a malha de referência e a malha extraída, estabelece a qualidade dos segmentos extraídos conforme a

descrição exposta na subseção 4.2.2. A figura 4.6 ilustra a qualidade dos segmentos extraídos por programação dinâmica, sendo que:

- **Segmentos extraídos (tipo 1):** são segmentos de ótima qualidade e estão plotados em verde;
- **Segmentos extraídos com baixa qualidade (tipo 3):** estão plotados em amarelo; e,
- **Segmentos extraídos com péssima qualidade (tipo 4):** estão plotados na cor vermelha.

Este código de cores é válido para todas as análises que se seguirão.

A largura média da rodovia estabelece um limiar de distância entre o eixo de referência e o eixo extraído que, se for excedido, caracterizará tal segmento extraído como sendo de péssima qualidade. Cabe considerar que, frequentemente a largura das rodovias varia, podendo ocasionar segmentos classificados como sendo de péssima qualidade, porém, ainda posicionados sobre o leito da rodovia. A largura média da rodovia é calculada em função das larguras locais obtidas pela nova versão do processo de otimização.

De acordo com o exposto, nota-se, na figura 4.6, a ocorrência de um pequeno segmento classificado como sendo de péssima qualidade. No mais, todos os outros segmentos estão classificados como sendo de tipo 1 ou de tipo 3.

Segundo o explicitado até o momento, apresenta-se a tabela 4.1, que mostra os parâmetros de qualidade para a extração efetuada com a metodologia de extração por programação dinâmica original.

Tabela 4.1 - Parâmetros de qualidade para a extração efetuada por programação dinâmica original

Rodovia	Completeza	Correteza	Qualidade	Desvio Médio (pixel)	RMS (pixel)
Segmento 1	0,962	0,588	0,575	1,634	1,881
Segmento 2	0,968	0,476	0,469	1,907	2,124
Malha Total	0,964	0,550	0,539	1,769	2,005



FIGURA 4.6 - Qualidade dos segmentos extraídos pela versão original de programação dinâmica.



FIGURA 4.7 - Qualidade dos segmentos extraídos pela nova versão de programação dinâmica.

A figura 4.7 ilustra a classificação dos segmentos extraídos pela metodologia proposta neste trabalho. Nota-se que todos os segmentos são de ótima qualidade, comprovando, neste exemplo, a expectativa teórica. Para a análise numérica, tem-se a tabela 4.2.

Tabela 4.2 - Parâmetros de qualidade para a extração efetuada por programação dinâmica com o refinamento do eixo

Rodovia	Completeza	Correteza	Qualidade	Desvio Médio (pixel)	RMS (pixel)
Segmento 1	0,980	1,000	0,988	0,369	0,478
Segmento 2	0,997	1,000	0,997	0,469	0,612
Malha Total	0,986	1,000	0,986	0,418	0,548

A análise numérica está de acordo com as interpretações visuais apresentadas. O parâmetro de completeza é superior para o resultado obtido com a nova metodologia, dada a ocorrência de um pequeno segmento do tipo 4 no resultado obtido usando-se o algoritmo original. A correteza para o resultado obtido pela nova versão também é consideravelmente mais elevada em relação ao resultado obtido usando-se o algoritmo original. A diferença entre os parâmetros de qualidade, para ambos os resultados, é grande. O menor desvio médio, inferior a 0,5 pixel, indica a maior proximidade entre o eixo extraído e o eixo de referência. O valor do RMS inferior a 1 pixel, para o resultado refinado, indica maior exatidão em relação a metodologia tradicional, que não considera o eixo da rodovia.

Este conjunto de parâmetros confirma que o eixo extraído pela nova metodologia representa bem melhor o resultado que se espera alcançar, visto que é o que mais se aproxima do resultado obtido pela visão natural.

4.4.2 Experimento com a imagem real 1

O resultados obtidos para ambos os métodos utilizando-se a imagem real 1 são apresentados, respectivamente, nas figuras 4.8 e 4.9. Para a avaliação visual, os vetores extraídos encontram-se plotados em preto sobre a imagem original.



FIGURA 4.8 - Resultado obtido com a imagem real 1 na extração do eixo pela versão original de programação dinâmica.



FIGURA 4.9 - Resultado obtido com a imagem real 1 na extração do eixo pela nova versão de programação dinâmica.

Na figura 4.8, os pequenos círculos pretos indicam os pontos semente utilizados pelo algoritmo de programação dinâmica original para a inicialização da extração. Nesta figura encontram-se ainda a identificação dos segmentos.

Os resultados obtidos pela versão original do algoritmo de programação dinâmica (figura 4.8) podem ser tidos como satisfatórios se for considerado o fato de que os eixos extraídos estão sobre o leito da rodovia e, em alguns trechos, estão em acordo com os resultados obtidos usando a visão natural.

A imagem em questão possui um entroncamento principal e algumas regiões onde as laterais da rodovia apresentam tons de cinza semelhantes ao do leito, o que caracteriza a irregularidade das bordas. A largura da rodovia também sofre uma pequena variação.

Apesar destes pontos negativos, o resultado obtido pela versão original do algoritmo de programação dinâmica não efetua desvios de trajetória consideráveis, visto que, possui em sua formulação um controle para curvatura. No entanto, também neste caso o ente extraído tangencia as bordas da rodovia, significando que ele corresponde apenas ao máximo da função objetivo e não necessariamente ao eixo da rodovia. Tendo em vista que o que se quer é um ente extraído que mais se aproxime da malha de referência, é nítido o fato de que o resultado obtido usando a nova versão mais se aproxima deste ideal. Nota-se no entanto que, na região de entroncamento, na região onde as bordas não estão bem definidas e onde a largura da rodovia varia, o eixo extraído sofre uma pequena perturbação. Testes mostraram que, a nova metodologia, por manter elementos da metodologia original, herdou sua robustez, no entanto, apresentou uma certa sensibilidade diante da escolha dos pontos semente, podendo eventualmente ser este o motivo de tais oscilações na trajetória do eixo. Esta pequena sensibilidade é notada somente quando a imagem utilizada possui elementos de contexto altamente desfavoráveis. Dessa forma, a colocação de pontos semente para evitar

que novos vértices, inseridos durante o processo, caíam próximos ou sobre os obstáculos diminui a influência destes na otimização global.

A figura 4.10 mostra a malha de referência extraída manualmente, utilizada para a avaliação numérica da metodologia.

Efetuando-se a comparação entre as figuras 4.9 e 4.10, verifica-se que a malha extraída usando a nova versão de programação dinâmica (figura 4.9) em muito se assemelha a malha de referência (figura 4.10).

Analisando-se a figura 4.11, onde estão plotados os resultados de classificação dos segmentos das rodovias, verifica-se que a extremidade inferior do segmento 1 foi classificada como sendo do tipo 4. Apesar deste segmento encontrar-se sobre o leito da rodovia, ele foi assim classificado, pois sua distância em relação ao eixo de referência excedeu o limiar estabelecido. Quanto à classificação apresentada na figura 4.12, é possível verificar que o resultado obtido pelo uso da nova versão de programação dinâmica apresenta, em sua totalidade, segmentos do tipo 1 e do tipo 3.



FIGURA 4.10 - Malha de referência extraída manualmente.

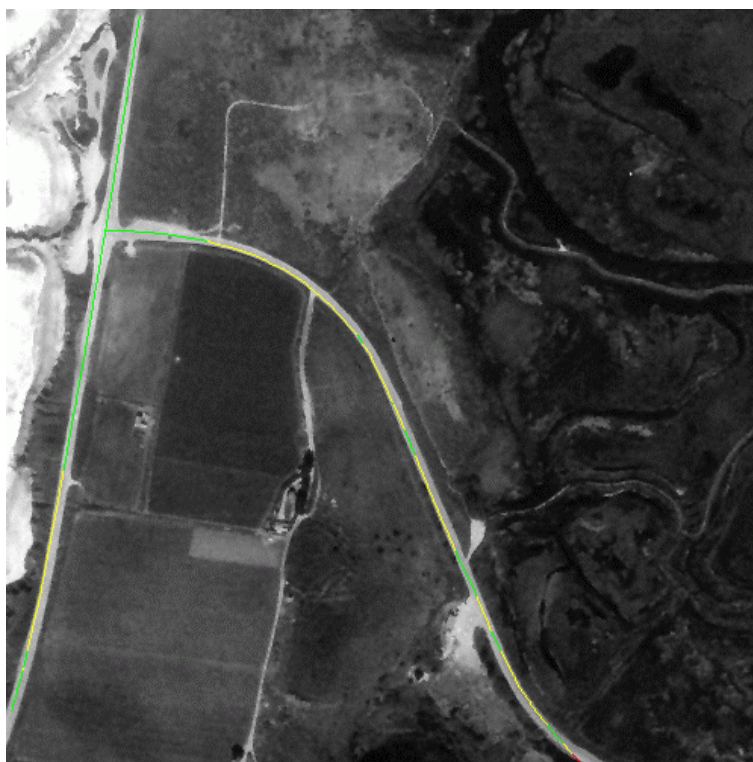


FIGURA 4.11 - Qualidade dos segmentos extraídos pela versão original de programação dinâmica.

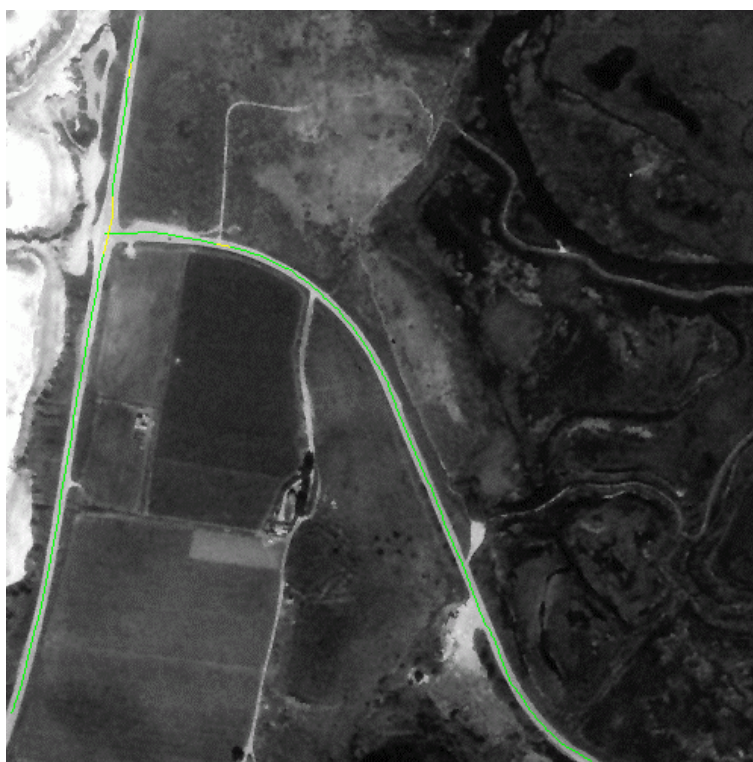


FIGURA 4.12 - Qualidade dos segmentos extraídos pela nova versão de programação dinâmica.

Comparando-se agora os resultados dos parâmetros de qualidade obtidos para ambos os métodos, fica claro que o desempenho da metodologia proposta neste trabalho é superior ao da metodologia original. Os valores apresentados nas tabelas 4.3 e 4.4 confirmam as interpretações visuais efetuadas até o momento. Mesmo para este caso particular, onde a imagem utilizada é de média resolução, o que, *a priori*, não consistiria numa grande desvantagem para a extração com o algoritmo original, o método modificado mostrou-se nitidamente melhor.

Tabela 4.3 - Parâmetros de qualidade para a extração efetuada por programação dinâmica original

Rodovia	Completeza	Correção	Qualidade	Desvio Médio (pixel)	RMS (pixel)
Segmento 1	0,959	0,315	0,311	1,485	1,688
Segmento 2	0,974	0,737	0,723	0,678	0,897
Malha Total	0,966	0,519	0,510	1,024	1,296

Tabela 4.4 - Parâmetros de qualidade para a extração efetuada por programação dinâmica com o refinamento do eixo

Rodovia	Completeza	Correção	Qualidade	Desvio Médio (pixel)	RMS (pixel)
Segmento 1	0,992	0,982	0,974	0,311	0,383
Segmento 2	0,976	0,897	0,877	0,430	0,698
Malha Total	0,984	0,941	0,927	0,379	0,585

Quanto aos parâmetros de completeza, correção e qualidade, a metodologia proposta neste trabalho mostrou-se superior à metodologia original, apresentando valores próximos de 1 para os três critérios.

Comparando os valores de erros médio, verifica-se que a metodologia proposta apresenta resultados com menor discrepância em relação ao eixo de referência, isto é, erro médio inferior a 0,5 pixel. O valor do RMS também foi bastante inferior para o algoritmo modificado, notando-se que este apresenta-se acurado ao nível do sub-pixel.

4.4.3 Experimento com a imagem real 2

Assim como no experimento anterior a imagem de teste é de média resolução, possuindo rodovias com largura média de aproximadamente 5 pixels. As figuras

4.13 e 4.14 apresentam os resultados de extração do eixo da rodovia usando a versão original de algoritmo de programação dinâmica e usando a nova versão, respectivamente. A comparação pode ser feita pela análise dos resultados plotados em preto sobre a imagem original.



FIGURA 4.13 - Resultado obtido com a imagem real 2 na extração do eixo pela versão original de programação dinâmica.



FIGURA 4.14 - Resultado obtido com a imagem real 2 na extração do eixo pela nova versão de programação dinâmica.

Na figura 4.13, os pequenos círculos pretos indicam a disposição dos pontos semente no início da extração e, pode-se verificar também, a identificação dos segmentos de rodovia.

Dadas as características da imagem, ambos os resultados se mostraram satisfatórios. É digno de nota que, a rodovia que se estende verticalmente (segmento 1) possui oclusões parciais, ocasionadas por árvores posicionadas na sua lateral direita (do ponto de vista do observador). Tais oclusões parciais causam perturbações às bordas. No entanto, as características globais de ambas as metodologias proporcionaram estabilidade à extração, fazendo com que, mesmo a extração efetuada pela nova metodologia, seja pouco influenciada por este fato. A extração efetuada pelo método modificado apresenta um resultado mais próximo ao que se obteria pelo uso da visão natural.

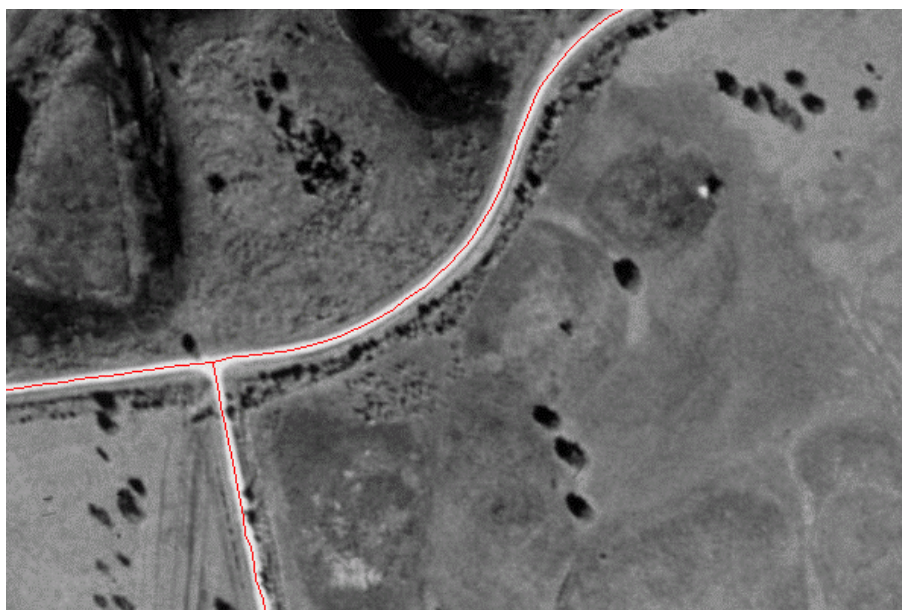


FIGURA 4.15 - Malha de referência extraída manualmente.

A figura 4.15 mostra a malha de referência extraída visualmente e que será usada na avaliação numérica de ambos os métodos.

Com base na malha de referência, foram geradas as figuras 4.16 e 4.17 que apresentam a classificação visual dos segmentos extraídos em ambos os casos, sendo que a

figura 4.16 apresenta a classificação para o resultado obtido pelo algoritmo original e, a figura 4.17, a classificação para o resultado obtido pelo algoritmo modificado.

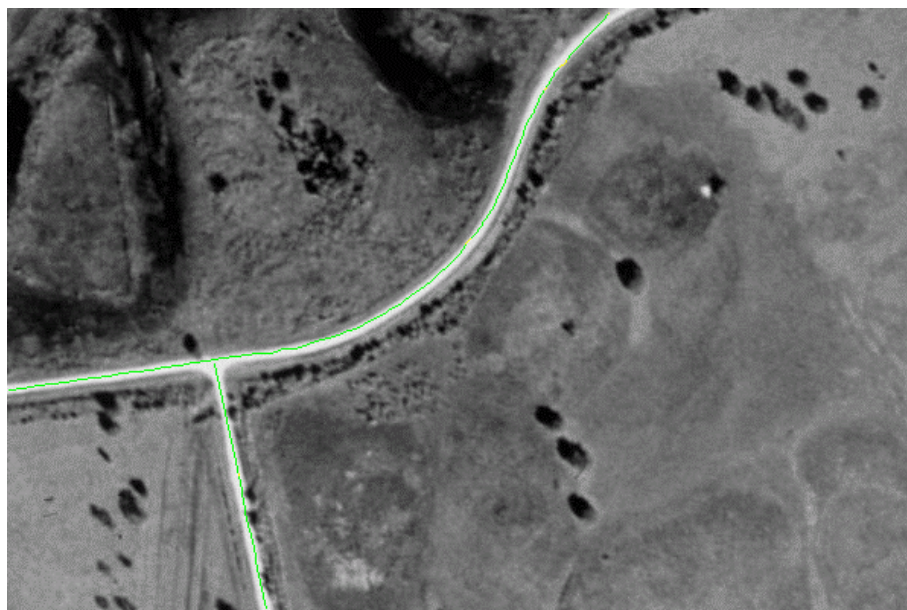


FIGURA 4.16 - Qualidade dos segmentos extraídos pela versão original de programação dinâmica.

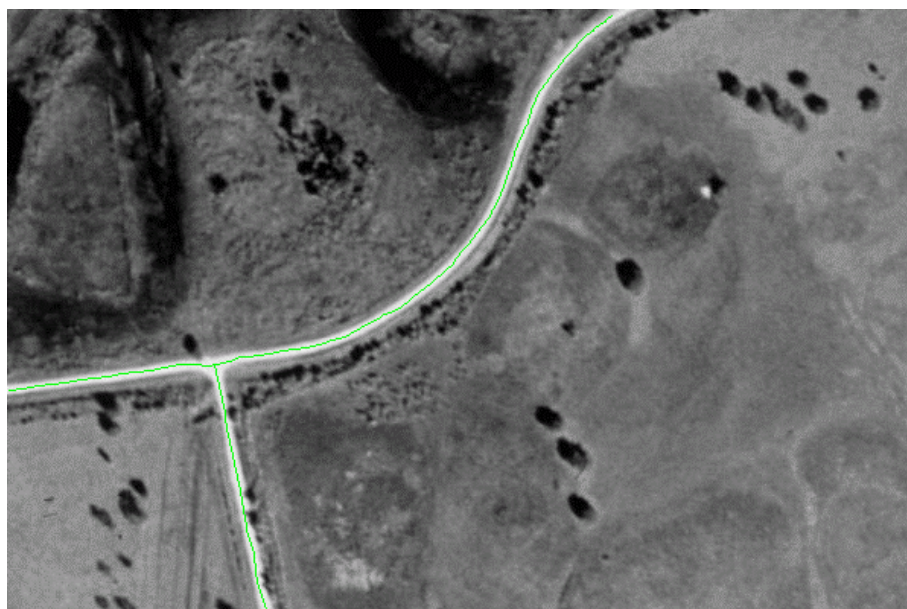


FIGURA 4.17 - Qualidade dos segmentos extraídos pela nova versão de programação dinâmica.

Analisando as figuras 4.16 e 4.17, verifica-se que as diferenças, para esta imagem em particular, são ligeiramente menores que nos casos anteriores, porém, também

aqui, a metodologia desenvolvida neste trabalho apresenta melhores resultados. Mais uma vez a ausência de bordas na região do entroncamento causa uma pequena interferência no resultado da extração.

Nesta imagem, onde a rodovia mais extensa (segmento 2) apresenta uma curvatura mais acentuada, verifica-se a boa performance da nova metodologia (figura 4.17) em relação à original (figura 4.16), cujo eixo tangencia a parte interna das curvas, chegando ao ponto de apresentar três segmentos de baixa qualidade nesta região.

Tabela 4.5 - Parâmetros de qualidade para a extração efetuada por programação dinâmica original

Rodovia	Completeza	Correção	Qualidade	Desvio Médio (pixel)	RMS (pixel)
Segmento 1	0,976	0,988	0,964	0,759	0,872
Segmento 2	0,977	0,967	0,945	0,747	0,933
Malha Total	0,977	0,972	0,950	0,752	0,908

Tabela 4.6 - Parâmetros de qualidade para a extração efetuada por programação dinâmica com o refinamento do eixo

Rodovia	Completeza	Correção	Qualidade	Desvio Médio (pixel)	RMS (pixel)
Segmento 1	0,978	1,000	0,978	0,536	0,656
Segmento 2	0,981	1,000	0,981	0,587	0,740
Malha Total	0,981	1,000	0,981	0,567	0,708

As tabelas 4.5 e 4.6 apresentam os valores dos parâmetros de qualidade, calculados a partir da malha de referência, para ambos os resultados de extração. O valor do parâmetro de completeza para o eixo extraído pelo uso da nova metodologia supera o valor do resultado obtido pela versão original. A nova versão possui também valores mais significativos para os parâmetros de correção e qualidade. Nos quesitos erro médio e RMS, o resultado obtido pela metodologia original também não se equiparou ao resultado obtido pelo uso da nova versão da metodologia.

4.4.4 Experimento com a imagem real 3

Os resultados obtidos para a imagem real 3, relativos as duas metodologias, são apresentados nas figuras 4.18 e 4.19.

Esta imagem possui características diferentes das anteriores, tais como: maior resolução, resultando em maior largura das rodovias; rodovias com menor grau de curvatura; bifurcações; obstruções significativas ao leito da rodovia; perturbações às bordas causadas por estradas vicinais; um pequeno trecho de baixo contraste etc..



FIGURA 4.18 - Resultado obtido com a imagem real 3 na extração do eixo pela versão original de programação dinâmica.

Os pequenos círculos pretos, na figura 4.18, especificam as posições dos pontos semente necessários ao processo de extração. Pode-se ainda verificar na figura 4.18, a identificação dos segmentos da malha viária.

Observando principalmente o resultado obtido pelo uso da versão original de programação dinâmica, pode-se ver que a malha foi dividida em três segmentos distintos, i. e., os pontos semente foram coletados de forma que o algoritmo construísse três segmentos. Os pontos foram coletados de forma que as bifurcações possuíssem um ponto em comum, dessa forma, quando do processamento, esperava-se que uma malha conexa fosse gerada. No entanto, este objetivo foi somente alcançado pela metodologia modificada.



FIGURA 4.19 - Resultado obtido com a imagem real 3 na extração do eixo pela nova versão de programação dinâmica.

Dada a característica de resolução da imagem e as informações de borda sendo consideradas, verifica-se que o resultado obtido pelo método modificado atuou melhor na transposição dos elementos de contexto. Tal fato se deve à permanência, no módulo de refinamento do novo algoritmo, de elementos que controlam a curvatura e colinearidade por meio de limiares. Assim, os pontos otimizados na região anterior e posterior da obstrução injuncionam, por meio destes limiares, a otimização dos pontos posicionados sobre o elemento desfavorável de contexto.

A malha de referência, extraída manualmente da imagem original que deu origem aos vetores utilizados na avaliação numérica do método, encontra-se projetada na figura 4.20.



FIGURA 4.20 - Malha de referência extraída manualmente.



FIGURA 4.21 - Qualidade dos segmentos extraídos pela versão original de programação dinâmica.



FIGURA 4.22 - Qualidade dos segmentos extraídos pela nova versão de programação dinâmica.

As figuras 4.21 e 4.22 apresentam a classificação visual de qualidade dos segmentos extraídos por ambos os métodos.

Analisando a figura 4.21, verifica-se que o eixo extraído tende a contornar as oclusões parciais ao leito da rodovia. Isto significa que o eixo extraído representa apenas o máximo da função objetivo, que tende a alcançar seu máximo sobre regiões com altos níveis de brilho.

No caso do resultado obtido com a metodologia modificada (figura 4.22), nota-se que os pontos de bifurcação foram precisamente posicionados e toda a malha foi classificada como sendo de tipo 1, o que visualmente pode ser verificado. Apesar do aumento de resolução, a robustez e estabilidade do método permaneceram, gerando um bom resultado visual.

Numericamente, as verificações visuais são confirmadas, como evidenciam as tabelas 4.7 e 4.8, que fornecem os valores dos parâmetros de qualidade.

Tabela 4.7 - Parâmetros de qualidade para a extração efetuada por programação dinâmica original

Rodovia	Completeza	Correção	Qualidade	Desvio Médio (pixel)	RMS (pixel)
Segmento 1	0,966	0,744	0,725	2,864	3,807
Segmento 2	0,981	0,790	0,779	3,660	4,419
Segmento 3	0,904	0,652	0,610	3,595	4,016
Malha Total	0,965	0,751	0,731	3,276	4,091

Tabela 4.8 - Parâmetros de qualidade para a extração efetuada por programação dinâmica com o refinamento do eixo

Rodovia	Completeza	Correção	Qualidade	Desvio Médio (pixel)	RMS (pixel)
Segmento 1	0,973	1,000	0,973	0,794	1,067
Segmento 2	0,985	1,000	0,985	0,643	0,746
Segmento 3	0,906	1,000	0,906	0,715	0,822
Malha Total	0,971	1,000	0,971	0,723	0,919

Neste experimento, que possui características diferentes dos anteriores, mais uma vez, os três primeiros parâmetros calculados para o eixo extraído pelo método modificado foram superiores aos resultados obtidos pelo método original, sendo que, o parâmetro correção atingiu seu máximo para todos os segmentos, e consequentemente para a malha completa.

O desvio médio para o resultado obtido pelo uso do novo método foi de aproximadamente 1/4 do desvio médio obtido pelo método original, indicando sua maior proximidade em relação ao eixo de referência. De forma análoga, o RMS calculado para o resultado obtido pela metodologia modificada foi mais de quatro vezes melhor que o da outra metodologia, estando em torno de 1 pixel.

4.4.5 Experimento com a imagem real 4

As figuras 4.23 e 4.24 mostram os resultados obtidos utilizando-se ambos os métodos. Os vetores extraídos estão projetados em preto sobre a imagem original para possibilitar a análise visual.



FIGURA 4.23 - Resultado obtido com a imagem real 4 na extração do eixo pela versão original de programação dinâmica.



FIGURA 4.24 - Resultado obtido com a imagem real 4 na extração do eixo pela nova versão de programação dinâmica.

Os pontos semente, introduzidos pelo operador, estão representados na figura 4.23 por meio de pequenos círculos pretos.

Verifica-se nesta imagem a presença de postes que causam pequenas oclusões ao leito da rodovia, interferindo nas informações radiométricas necessárias a ambos os métodos. No entanto, a imagem apresenta bordas bem definidas, assim, a situação que se apresenta é condizente com o modelo de rodovia especificado na subseção 3.2.2. Devido à resolução da imagem, o cruzamento presente na cena poderia representar um obstáculo a ser transposto, principalmente pela nova versão do algoritmo de programação dinâmica, que utiliza informações de bordas. No entanto, supondo que o pixel de referência sendo avaliado esteja na região do cruzamento, ao ocorrer a tentativa de se avaliar pixels de borda relativos a este pixel, dada a aproximada homogeneidade da região analisada, haverá muitos vetores gradiente nulos e, por consequência, produtos escalar igualmente nulos. A ocorrência de tal situação anularia a definição matemática do eixo da rodovia e o algoritmo procederá como na versão original. Assim, por ser esta uma metodologia de otimização global e haverem formas de se injuncionar a trajetória por meio dos limiares de curvatura e colinearidade, a expectativa teórica é que o algoritmo "não se perca", por considerar informações da região anterior e posterior do obstáculo.

Mesmo frente às possíveis dificuldades apontadas, constata-se pelos resultados experimentais que ambos os métodos efetuam a extração mas, no entanto, o resultado que mais corresponde ao eixo verdadeiro é claramente obtido usando a metodologia modificada.

Em imagens de média e alta resolução as rodovias possuem grande largura, apresentando-se como uma área vasta e aproximadamente homogênea. Por essa razão, quando a extração é efetuada pelo algoritmo de programação dinâmica original, a função custo pode encontrar várias posições sobre o leito da rodovia onde ela será maximizada, dependendo da

localização dos pontos semente escolhidos para a inicialização do processo. Tal fato não ocorre com a nova metodologia, pois independentemente dos pontos fornecidos pelo algoritmo de programação dinâmica original, em casos bem comportados como este, o conjunto de pontos otimizados variará, porém o polígono gerado na vetorização destes pontos será aproximadamente o mesmo que qualquer outro gerado a partir de pontos selecionados sobre o leito da rodovia.

A figura 4.25 mostra a malha de referência extraída manualmente e que foi utilizada no cálculo dos parâmetros de qualidade. A extração da malha de referência, nos casos de imagens de alta resolução, deve ser feita com uma cautela maior que a costumeira, visto que desvios mínimos na trajetória construída manualmente acarretarão variações nos parâmetros de qualidade.



FIGURA 4.25 - Malha de referência extraída manualmente.

A qualidade dos segmentos extraídos por ambos os métodos, de acordo com os tipos preestabelecidos, podem ser observados nas figuras 4.26 e 4.27.

Devido ao fato dos segmentos de rodovia que aparecem na imagem não possuírem curvas, não propiciando ao algoritmo de programação dinâmica original um maior desvio de trajetória do eixo extraído, verifica-se que a qualidade dos resultados de ambas as metodologias em muito se assemelham, de modo que, somente na região de cruzamento das rodovias é que ocorre a diferenciação entre as classificações.



FIGURA 4.26 - Qualidade dos segmentos extraídos pela versão original de programação dinâmica.

Nota-se que, assim como no resultado obtido para a imagem real 3, a nova versão do algoritmo de programação dinâmica apresentou somente segmentos classificados como sendo do tipo 1. Tal fato pode ser considerado como uma característica favorável do método, ou seja, em imagens de mais alta resolução o desempenho do método é ainda superior.



FIGURA 4.27 - Qualidade dos segmentos extraídos pela nova versão de programação dinâmica.

O método tem sua superioridade comprovada numericamente através da análise dos parâmetros de qualidade apresentados nas tabelas 4.9 e 4.10.

Tabela 4.9 - Parâmetros de qualidade para a extração efetuada por programação dinâmica original

Rodovia	Completeza	Correteza	Qualidade	Desvio Médio (pixel)	RMS (pixel)
Segmento 1	0,957	1,000	0,957	3,067	3,367
Segmento 2	0,934	0,824	0,779	5,546	6,479
Malha Total	0,946	0,921	0,876	4,598	5,501

Tabela 4.10 - Parâmetros de qualidade para a extração efetuada por programação dinâmica com o refinamento do eixo

Rodovia	Completeza	Correteza	Qualidade	Desvio Médio (pixel)	RMS (pixel)
Segmento 1	0,957	1,000	0,957	0,924	1,088
Segmento 2	0,935	1,000	0,935	0,605	0,699
Malha Total	0,947	1,000	0,947	0,727	0,868

Quanto aos parâmetros de completeza, correteza e qualidade, verifica-se a ocorrência de uma certa proximidade entre os valores obtidos para ambos os métodos. Provavelmente o resultado seria diferente se as rodovias possuísem formas geométricas mais

complexas. O valor do parâmetro de correteza para o resultado obtido pelo método modificado é superior ao do outro método, visto que, todos os seus segmentos são classificados como de tipo 1 (ver figura 4.27). Através dos valores de erro médio calculado para os resultados obtidos por ambos os métodos, verifica-se a maior proximidade do eixo extraído pela metodologia alterada em relação ao eixo de referência. A acurácia, indicada pelos valores de RMS, é melhor para o resultado obtido pelo uso da nova metodologia.

Assim como nos experimentos anteriores, verificou-se, de forma visual e numérica, a ocorrência de uma boa performance do algoritmo de programação dinâmica modificada, bem como, constatou-se sua superioridade frente a metodologia original.

4.4.6 Experimento com a imagem real 5

Os resultados obtidos, respectivamente, com o algoritmo de programação dinâmica original e sua nova versão são mostrados na figuras 4.28 e 4.29.

Esta imagem teste, diferentemente da imagem anterior, possui bordas mal definidas, principalmente na região curva da rodovia que, por si só, consiste de uma área crítica. Verifica-se também, na região curva da rodovia, que suas laterais são mais claras que seu leito, constituindo uma inversão radiométrica ao modelo de rodovia estabelecido neste trabalho.



FIGURA 4.28 - Resultado obtido com a imagem real 5 na extração do eixo pela versão original programação dinâmica.

Pode-se observar na figura 4.28 pequenos círculos pretos indicando a localização dos pontos semente necessários à inicialização do processo de extração.



FIGURA 4.29 - Resultado obtido com a imagem real 5 na extração do eixo pela nova versão de programação dinâmica.

Por sua resolução, pode-se verificar a presença de automóveis sobre o leito da rodovia, o que, dependendo do posicionamento dos pontos sementes coletados, pode constituir uma causa de perturbação à extração para ambos os métodos.

Procedendo uma análise visual, verifica-se que o resultado obtido pelo método modificado é extremamente satisfatório, podendo ser comparado com o resultado que seria obtido pela visão natural.

As regiões laterais à rodovia, no trecho onde sua curvatura é mais acentuada, podem causar perturbações às informações radiométricas por contradizerem a premissa que diz que os tons de cinza do leito da rodovia são mais claros que os tons de suas regiões laterais. Ambos os métodos utilizam tais informações. Porém, a metodologia modificada utiliza informações sobre as bordas que, apesar da inversão, estão presentes. Esta pode ser a razão pela qual, mesmo nesta região crítica, o eixo extraído pela nova versão é mais similar ao eixo verdadeiro. Outro fator a se considerar, é o mecanismo, presente em ambas as metodologias, que armazena tons de cinza presentes sobre o leito da rodovia e, através da média destes tons, pondera e evita variações de trajetória quando houver grande discrepância entre a média e os tons de cinza dos pixels sendo avaliados nos três pontos sujeitos à otimização.

Os automóveis, em ambos os casos, não influenciaram o resultado final da extração. Nota-se que o método original, mais uma vez aqui, gerou um eixo que tangenciou a lateral interna da curva.

A figura 4.30 mostra o eixo de referência plotado sobre a imagem original.



FIGURA 4.30 - Rodovia de referência extraída manualmente.

As figuras 4.31 e 4.32 apresentam, de acordo com o código de cores preestabelecido, a qualidade dos segmentos extraídos por ambos os métodos.



FIGURA 4.31 - Qualidade dos segmentos extraídos pela versão original de programação dinâmica.

O eixo obtido pelo uso do novo algoritmo de programação dinâmica está classificado como sendo de tipo 1, em sua totalidade, e o eixo extraído pela metodologia original obteve uma classificação bastante inferior à classificação do resultado gerado pelo uso da metodologia modificada. Observando a figura 4.31, verifica-se que o eixo gerado pelo método original possui dois segmentos do tipo 4, coincidindo, como era de se esperar, com a lateral interna da curva da rodovia.



FIGURA 4.32 - Qualidade dos segmentos extraídos pela nova versão de programação dinâmica.

Os resultados numéricos calculados a partir dos pontos obtidos na construção da rodovia de referência para ambos os métodos são mostrados nas tabelas 4.11 e 4.12.

Tabela 4.11 - Parâmetros de qualidade para a extração efetuada por programação dinâmica original

Rodovia	Completeza	Correção	Qualidade	Desvio Médio (pixel)	RMS (pixel)
Malha Total	0,955	0,713	0,690	3,930	4,666

Tabela 4.12 - Parâmetros de qualidade para a extração efetuada por programação dinâmica com o refinamento do eixo

Rodovia	Completeza	Correção	Qualidade	Desvio Médio (pixel)	RMS (pixel)
Malha Total	0,976	1,000	0,976	0,586	0,815

Os parâmetros, de modo geral, indicam claramente a melhor performance do algoritmo de programação dinâmica alterado, podendo-se ressaltar que o parâmetro de correção atingiu seu valor máximo. Enquanto o erro médio para o eixo gerado pela nova metodologia é inferior a um pixel, tem-se um valor de erro médio mais de seis vezes maior para o resultado obtido pela metodologia original. A mesma proporção se mantém para o parâmetro RMS, que indica a acurácia dos métodos.

5 CONCLUSÕES, RECOMENDAÇÕES E CONSIDERAÇÕES FINAIS

5.1 Conclusões

Dois objetivos principais foram propostos nesta pesquisa. O primeiro refere-se ao desenvolvimento de uma metodologia para extração semi-automática de rodovias em imagens de média e alta resoluções, tendo por base uma metodologia preexistente, específica para a extração de rodovias em imagens de baixa resolução. O segundo envolve a avaliação do método a ser desenvolvido usando dados reais e sintéticos, bem como efetuar a comparação com a metodologia original.

Com relação ao primeiro objetivo, pode-se concluir que a adição da definição explícita do eixo da rodovia utilizando-se, para tanto, as informações pertinentes às bordas, mostrou-se bastante satisfatória, sendo que o algoritmo foi capaz de superar a performance do método original, quando as imagens foram de média e alta resolução. A opção de se manter, no módulo de refinamento a formulação matemática original do modelo de rodovia foi de essencial importância para a preservação da robustez presente no algoritmo original.

Características pertinentes aos algoritmos que utilizam informação de bordas, tais como falhas locais na extração, não estão presentes nesta metodologia. No entanto, a ausência ou má definição das bordas podem causar alguma variação na qualidade do eixo extraído. Esta perda de qualidade pode ser minimizada pela escolha coerente dos pontos sementes e parâmetros necessários ao algoritmo de extração.

Referente ao segundo objetivo, optou-se por realizar visual e numericamente a análise da qualidade do eixo gerado pela metodologia proposta e a comparação com a metodologia existente. Para tanto, foram utilizadas uma imagem sintética e cinco imagens

reais com resoluções e características variáveis, proporcionando graus e tipos diferenciados de dificuldades ao algoritmo elaborado.

Tendo por base as interpretações dos resultados experimentais do capítulo 4, as principais conclusões são:

- No caso da imagem sintética, verificou-se que, apesar da imagem simular uma rodovia de média resolução, o que, *a priori* favoreceria a extração pelo método original, o resultado obtido pela metodologia proposta mostrou-se superior, sendo que, a qualidade do eixo gerado pode ser igualada a obtida pela visão natural. Tal resultado já era esperado visto que as condições presentes na imagem estão melhor modeladas na nova metodologia;
- No caso da imagem real 1, novamente uma análise visual e os parâmetros numéricos calculados mostraram um bom desempenho do algoritmo proposto neste trabalho. Este teste mostrou a robustez do novo algoritmo, pois além da presença de um entroncamento e regiões onde não havia borda em um dos lados da rodovia, a imagem possuía um baixo contraste. Neste experimento, de acordo com a análise apresentada na subseção 4.3.2, o eixo extraído apresentou pequenas perturbações em seu segmento 2, no entanto, se manteve inteiramente sobre o leito da rodovia. Este fato ocorreu na região de entroncamento onde a largura da rodovia variou e uma das bordas não estava presente;
- No caso da imagem real 2, verificou-se um ótimo desempenho do método proposto de modo que a qualidade do eixo extraído poderia ser igualada ao que se conseguiria com a visão natural. Esta imagem apresenta uma curva acentuada, na qual a metodologia original

apresentou segmentos classificados como sendo do tipo 4, ao passo que o eixo extraído pela metodologia sendo proposta manteve-se nitidamente mais próximo do ideal de extração;

- No caso da imagem real 3, deve-se ressaltar que esta imagem possui maior resolução que as anteriores tendo, por este motivo, uma maior largura para as rodovias. Apesar das oclusões quase que totais ao leito das rodovias, o método proposto gerou uma malha conexa, visto que, ao considerar as informações sobre as bordas, sintetiza as características da própria estrutura da rodovia. Outro fato relevante, foi a transposição dos obstáculos, demonstrando a robustez da otimização global presente no algoritmo. Quanto ao eixo gerado pelo método original, este se mostrou distante do eixo verdadeiro e não alcançou classificação obtida pelo resultado gerado pela metodologia modificada (tipo 1 para toda a malha);
- No caso da imagem real 4, que foi a imagem de mais alta resolução utilizada, verificou-se que a presença dos elementos pertinentes ao modelo de rodovia original que integram ambos os algoritmos foi de fundamental importância à qualidade dos eixos extraído pelas duas metodologias. Em particular, os elementos originais aliados à consideração global das informações, foram importantes para o resultado obtido pela metodologia proposta, que teve toda a malha gerada como sendo do tipo 1; e
- No caso da imagem real 5, também de alta resolução, deve-se ressaltar o aumento de obstáculos tais como: presença de automóveis sobre o leito; algumas áreas laterais mais claras que o leito da rodovia; bordas

irregulares etc.. Apesar destes fatores, a metodologia proposta não teve sua performance alterada, gerando um eixo de alta qualidade e condizente com o resultado esperado. Em contrapartida, o algoritmo original apresentou falhas de extração inerentes à sua formulação, mostrando-se assim menos eficaz na geração de um resultado de boa qualidade.

Com base principalmente no sumário de conclusões apresentado acima, algumas conclusões mais gerais podem ser constatadas:

- Ambos os métodos funcionam de forma robusta em casos desfavoráveis, mas o algoritmo proposto, por sua nova formulação, mostrou-se capaz de gerar um eixo mais próximo do eixo verdadeiro da rodovia;
- No caso em que a realidade aproxima-se bastante do modelo de rodovia, possuindo bordas bem definidas, a qualidade do eixo gerado pelo algoritmo modificado é excelente;
- Pode-se ressaltar que, por possuir em sua constituição os elementos pertinentes à metodologia original, o algoritmo de programação dinâmica modificado pode ser utilizado em imagens de baixa resolução, sem a necessidade de qualquer alteração prévia. Isso é possível porque uma feição linear pode ser tratada como o lugar geométrico dos pontos médios entre duas bordas paralelas e bem próximas (Jain et al., 1995). Entretanto, para esse tipo de imagem, onde as rodovias se manifestam como faixas muito estreitas de 1 a 3 pixels de largura, a metodologia original pode ser utilizada sem restrição;
- A definição explícita do eixo da rodovia, através de informações de bordas, não tornou o algoritmo suscetível à má qualidade ou à ausência

das mesmas. Estas situações desfavoráveis acarretam baixos valores para a injeção de bordas que, aliados ao caráter global do processo de otimização, pouco influenciam os resultados finais.

5.2 Recomendações

Alguns aperfeiçoamentos e facilidades podem melhorar o desempenho da metodologia proposta, podendo também facilitar o trabalho de extração. Alguns deles são:

- Criação de uma interface amigável com recursos gráficos para a coleta de pontos semente e a introdução de parâmetros necessários ao processamento que, neste trabalho, são fornecidos por meio de arquivo;
- Inicialização automática através do uso de métodos automáticos de reconhecimento do objeto rodovia e conseqüente extração de pontos semente. Devido a robustez da metodologia proposta, verifica-se que é grande o potencial do método neste contexto;
- Integração da metodologia proposta com alguma outra metodologia destinada à extração da malha viária. A integração permitiria, por exemplo, a correção de objetos extraídos erroneamente; e
- Quanto à avaliação dos resultados, imagens de alta resolução devem receber cuidado especial quando da extração manual do eixo de referência. Tal cuidado se justifica pela dificuldade de se traçar o eixo de forma acurada, apenas com o auxílio da visão natural. Provavelmente a solução algorítmica, via programação dinâmica, propicie eixos mais acurados que os correspondentes eixos extraídos manualmente. Isso significa que os parâmetros de qualidade podem estar falseados,

implicando na necessidade de se aperfeiçoar a digitalização do eixo de referência.

5.3 Considerações finais

Este trabalho apresentou os resultados obtidos em pesquisa sobre a extração semi-automática de rodovias em imagens digitais de média e alta resolução. A metodologia apresentada baseou-se no algoritmo de programação dinâmica apresentado no trabalho de Dal Poz (2000) e consistiu na modificação do modelo de rodovia pela inserção da definição explícita do eixo na função objetivo. O assunto pesquisado pertence a um tema mais geral, de grande interesse da comunidade científica afim, envolvendo a extração de feições cartográficas para a alimentação ou atualização de bases de dados de SIG. De modo geral, a extração de feições é um tema pouco pesquisado no país, em particular se o alvo da extração forem rodovias.

Enfim, este trabalho apresenta modificações a um modelo já existente, no entanto, para tal enfoque não há precedente, fato que o caracteriza como sendo inédito.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AGOURIS, P., GYFTAKIS, S., STEFANIDIS, A. Using a fuzzy supervisor for object extraction within an integrated geospatial environment. In SYMPOSIUM ON OBJECT RECOGNITION AND SCENE CLASSIFICATION FROM MULTISPECTRAL AND MULTISENSOR PIXELS, v. 32, 1998, Columbus, Ohio. International Archives of the Photogrammetry and Remote Sensing, Columbus - EUA, 1998. p. 191-195.

AGOURIS, P., GYFTAKIS, S., STEFANIDIS, A. Uncertainty in image-based change detection (snakes). Accuracy 2000, Amsterdam, p. 1-8, 2000.

BALLARD, D. H.; BROWN, C. M. Computer Vision. Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice Hall, 1982.

BAUMGARTNER, A., STEGER, C., MAYER, ECKSTEIN, W. BNER, H. Automatic road extraction based on multi-scale, grouping, and context. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, v. 65, n. 7, p. 777-785, jul. 1999.

BELLMAN, C. J., SHORTIS, M. R. A machine learning approach to building recognition in aerial photographs. In: ISPRS COMMISSION III, SYMPOSIUM 2002, PCV02 (Part A), v. 34, 2002, Graz - Austria. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Information Sciences, Graz - Austria, 2002. p. 50-54.

CANNY, J. A Computational Approach to Edge Detection. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Washington, DC, USA, v. 8, n. 6, p. 679-698, 1986.

DAL POZ, A. P. Processo automático para reconhecer rodovias georreferenciadas de uma fotografia aérea digitalizada. 2000. 225 p. Relatório FAPESP de Pós-Doutorado, Universidade do Maine, Maine - EUA.

DAL POZ, A. P. Semi-automatic road extraction methods by dynamic programming optimization and a cooperative road follower. The Photogrammetric Journal of Finland, Finlândia, v. 17, n. 2, p. 13-22, 2001.

DAL POZ, A. P. Semi-automatic road extraction based on edge and correlation analyses. In: ASPRS 2001 ANNUAL CONFERENCE, 2001, Saint Louis, MO. ASPRS 2001 Annual Conference. Washington, DC: ASPRS, 2001a.

DAL POZ, A. P.; AGOURIS, Peggy. Um algoritmo de otimização global para a extração de rodovias em imagens digitais. Revista Brasileira de Cartografia, Curitiba, Pr, 2001.

DAL POZ, A. P.; SILVA, M. A. O. Active testing and edge analysis for road centerline extraction. In: PHOTOGRAMMETRIC COMPUTER VISION ISPRS COMMISSION III, SYMPOSIUM 2002, Austria. International Archives of the Photogrammetry, Graz, Austria, 2002. p. 44-47.

DAL POZ, A. P., SILVA, M. A. O. Delineamento de rodovia usando os princípios de teste ativo e de bordas anti-paralelas. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE GEOMÁTICA, 2002,

Presidente Prudente. Anais do Simpósio Brasileiro de Geomática - anais em CDROM. Presidente Prudente, SP: Faculdade de Ciências e Tecnologia da UNESP, 2002a, p. 194-205.

DOUCETTE, P., AGOURIS, P., MUSAVI, M., STEFANIDIS, A. Road centerline vectorization by self-organized mapping. International Archives Photogrammetry and remote Sensing, Amsterdam, v. 33 (Part B3), p. 246-253, jul. 2000.

DOUCETTE, P., AGOURIS, P., STEFANIDIS, MUSAVI, M. Self-organized clustering for road extraction in classified imagery. ISPRS Journal Photogrammetry and Remote Sensing, Elsevier, v. 55, n. 5-6, p. 347-358, 2001.

FISCHLER, M. A., TENENBAUM, J. M., WOLF, H. C. Detection of roads and linear structures in low-resolution aerial imagery using a multisource knowledge integration technique. Computer Graphics and Image Processing, v. 15, p. 201-223, 1981.

GEMAN, D., JEDYNAK, B. An active testing model for tracking roads in satellite images. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, v. 18, n. 1, p. 1-14, jan. 1996.

GERBRANS, J. J., BAKER, E., van der HOEVEN, W. A. G. Quantitative evaluation of edge detection by dynamic programming. Pattern Recognition in Practice, North-Holland, Amsterdam, v. II, p. 91-99, 1986.

GRUEN, A.; LI, H. Road extraction from aerial and satellite images by dynamic programming. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, v. 50, n. 4, p. 11-20, 1995.

GRUEN, A.; LI, H. Semi-automatic linear feature extraction by dynamic programming and LSB-snakes. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, v. 63, n. 8, p. 985-995, 1997.

JAIN, R.; Kasturi, R; Schunck, B. G. Machine Vision. MIT Press and McGraw-Hill, Inc New York - 1995, 549 p..

Li, H. Semi-automatic road extraction from satellite and aerial images. 1997. p. 161. PhD thesis, Report No. 61 Institute of Geodesy and Photogrammetry, ETH-Zurich, Switzerland.

KASS, M., WITKIN, A. TERZOPOULOS, D. Snakes: Active contour models. In: 1ST. INT. CONF. COMPUTER VISION, 1987, London, Proceedings of the First International Conference on Computer Vision, London, England, 1987. p. 259-268.

LAPTEV, I., MAYER, H., LINDBERG, T., ECKSTEIN, W., STEGER, C., BAUMGARTNER, A. Automatic extraction of roads from aerial images based on scale space and snakes. Machine Vision and Applications, v. 12, n. 1, p. 22-31, 2000.

MARTELLI, A. Edge detection using heuristics search methods. Computer Graphics and Image Processing, v. 1, n. 2, p. 169-182, 1972.

MARTELLI, A. An application of Heuristic search methods to edge and contour detection. Communications of the ACM, v. 19, n. 2, p. 73-83, 1976.

McKEOWN, D. M., DENLINGER, J. L. Cooperative methods for road tracking in aerial imagery. In: Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Ann Arbor, Michigan, pp. 662-672, jun. 1988.

MENDES, T. S. G.; DAL POZ, A. P. Extração semi-automática de rodovias combinando um modelo de trajetória com uma estratégia de correlação. In: IV SIMPÓSIO BRASILEIRO DE GEOINFORMATICA, 2002, Caxambu. GEOINFO 2002. Belo Horizonte, MG: Sociedade Brasileira de Computação, 2002. p. 83-90.

MERLET, N. ZERUBIA, J. New prospects in line detection by dynamic programming. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, v. 18, n. 4, p. 426-431, 1996.

MONTANARI, U. On the optimal detection of curves in noisy pictures. Communications of the ACM, v. 14, n. 5, p. 335-345, 1971.

MORTENSEN, E. N., BARRETT, W. A. Intelligent Scissors for image composition. SIGGRAPH 95, 1995, Los Angeles - EUA. 22nd Annual ACM Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, Los Angeles, CA, 1995. p. 191-198.

NEVATIA, R.; BABU, K. R. Linear feature extraction and description. Computer Graphics and Image Processing, v. 13, p. 257-269, 1980.

NEUENSCHWADER, W. M., FUA, P., IVERSON, L., SZEKELY, G., KUBLER, O. Ziplock snakes. International Journal of Computer Vision, v. 25, n. 6, p. 191-201, 1997.

PARKER, J. R. Algorithms for Image Processing and Computer Vision. New York: John Wiley & Sons, Inc., 1997, 417 p..

QUAM, A. Road tracking and anomaly detection in aerial imagery. In: PROCEEDINGS OF THE DARPA IMAGE UNDERSTANDING WORKSHOP, may. 1978. SRI International AI Center Tech. Note 158, 1978. p. 51-55.

SOWMYA, A; TRINDER, J. Modelling and representation issues in automated feature extraction from aerial and satellite images. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, v. 55, n. 1, pp. 34-47, 2000.

SILVA, A. C. M.; TELHADA, J. M. P. Investigação operacional: Programação Dinâmica. Notas de aula - Instituto Superior de Gestão, 49 p., 2001. Disponível em: <www.geocites.com/ms_io/din.pdf>. Acesso em: março de 2002.

TON, J.; JAIN, A. K.; ENSLIN, W. R.; HUDSON, W. D. Automatic road identification and labelling in Landsat 4 TM images. Photogrammetria, v. 43, n. 5, p. 257-276, 1989.

VALE, G. M.; DAL POZ, A. P. O Processo de Detecção de Bordas de Canny: Fundamentos, Algoritmos e Avaliação Experimental. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE GEOMÁTICA, 2002, Presidente Prudente. Anais do Simpósio Brasileiro de Geomática - anais em CDROM, 2002b. p. 292-303.

VALE, G. M.; DAL POZ, A. P. Processo de detecção de bordas de Canny. Boletim de Ciências Geodésicas, Pr, 2002a.

VOSSelman, G.; de KNECHT, J. Road tracing by profile matching and Kalman filtering. Automatic Extraction of Man-Made Objects from Aerial and Space Images. Gruen, A., O. Kuebler, and P. Agouris (eds.), Birkhaeuser, Basel - Boston - Berlin, p. 265-274. 1995.

WANG, Y., TRINDER, J. Automatic road network extraction by hierarchical grouping. Proc. ASPRS 2000 Annual Conference, Washington, DC, 2000.

WIEDEMANN, C.; HINZ, S. Automatic extraction na evaluation of road networks from satellite imagery. International Archives for Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 32, p. 95-100, 1999.

YAMADA, H., MERRITT, C., KASVAND, T. Recognition of kidney glomerulus by dynamic programming matching method. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, v. 10, n. 5, p. 731-737, 1988.

ZIOU D., TABBONE S. Edge Detection Techniques - An Overview. International Journal of Pattern Recognition and Image Analysis, v. 8, n. 4, p. 537-559, 1998. also Technical Report, n. 195, Dept. Math. et Informatique, Université de Sherbrooke, 41 p., 1997.

BIBLIOGRAFIAS

BUTKOV, E. Física Matemática. St. John's University, New York - Editora Guanabara S. A. 1968.

DAL POZ, A. P.; AGOURIS, P. Georeferenced road extraction and formulation of hypotheses for new road segments. In.: SPIE'S 12TH ANNUAL INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON AEROSPACE/DEFENSE SENSING, SIMULATION, AND CONTROL, v. 4054, 2000, Orlando-FL, USA – Conference Automated Geo-Spatial Image and Data Exploitation, Orlando-FL, USA, 2000. p. 56-65.

DAL POZ, A. P.; AGOURIS, P. Extração semi-automática de rodovias usando programação dinâmica. In.: II Workshop Brasileiro de Geoinformática, São Paulo-SP, p. 3-9, 2000.

DAL POZ, A. P.; GYFTAKIS, S.; AGOURIS, P. Semi-automated road extraction: Comparison of methodologies and experiments. In: DC 2000 ASPRS ANNUAL CONFERENCE, 2000, Washington-DC, EUA. DC 2000 ASPRS Annual Conference. Washington-DC, EUA: ASPRS: The Imaging & Geospatial Information Society, 2000.

DAL POZ, A. P.; AGOURIS, P.; GYFTAKIS, S. Metodologias para a Extração Semi-Automática de Rodovias em Imagens Digitais. In: IV CONGRESSO BRASILEIRO DE CADASTRO TÉCNICO MULTIFINALITÁRIO, 2000, Florianópolis, SC. IV Congresso Brasileiro de Cadastro Técnico Multifinalitário. Florianópolis, SC: Universidade Federal de Santa Catarina, 2000.

GOMES J., VELHO L. Computação Gráfica: Imagem. Série de Computação e Matemática. Rio de Janeiro: IMPA/SBM, 1994. 424p..

GONZALES, R. C.; WOODS R. E. Processamento Digital de Imagens. São Paulo: Editora Edgard Blücher Ltda. SP, 2000. 509 p..

LIM, Jae S. Two-dimensional signal and image processing. Department of Engineering and Computer Science Massachusetts Institute of Technology - Pentice Hall PTR - 1990. 694 p..

MAYER, H.; STEGER, C. A new approach for line extraction and its integration in a multi-scale, multi-abstraction-level road extraction system. IAPR TC 7 Workshop: Method for Extraction and Mapping Buildings, Roads and other Man-Made Structures from Images, 1996.

MAYER, H.; LAPTEV, I.; BAUMGARTNER, A.; STEGER, C. Automatic road extraction based on multi-scale modeling, context, and snakes. International Archives for Photogrammetry and Remote Sensing, v. 32, Part 3-2w3, p. 106-113, 1997.

MAYER, H.; STEGER, C. Scale-space events and their link to abstraction for road extraction. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, v. 53, p. 62-75, 1998.

SZWARCFITER, J. L. Grafos e algoritmos computacionais. Rio de Janeiro: Editora Campus, 1984. 216 p..