


unesp  **UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA**

Faculdade de Ciências e Tecnologia

Programa de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas

RODRIGO BRUNO ZANIN



**METODOLOGIA AUTOMÁTICA
PARA EXTRAÇÃO DE
CRUZAMENTOS DE RODOVIAS
EM IMAGENS DE ALTA
RESOLUÇÃO**

Dissertação de Mestrado

Presidente Prudente

2004

unesp  **UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA**

Faculdade de Ciências e Tecnologia

Programa de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas

Rodrigo Bruno Zanin

**METODOLOGIA AUTOMÁTICA PARA
EXTRAÇÃO DE CRUZAMENTOS DE
RODOVIAS EM IMAGENS DE ALTA
RESOLUÇÃO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós – Graduação em Ciências Cartográficas da Faculdade de Ciências e Tecnologia – UNESP, como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do título de Mestre em Ciências Cartográficas.

Orientador : Prof. Dr. Aluir Porfírio Dal Poz

Presidente Prudente

2004

DADOS CURRICULARES

Rodrigo Bruno Zanin

Nascimento: 29/12/1975 – Presidente Prudente – SP

Filiação: Livio Walter Zanin
Silvia Mara Correa Zanin

1993 – 96 Curso de Graduação
Licenciatura em Matemática
Faculdade de Ciências e Tecnologias – UNESP

2002 – 04 Curso de Pós Graduação
Mestrado em Ciências Cartográficas
Faculdade de Ciências e Tecnologias – UNESP

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho:

Primeiro a Deus, pois sem ele nada sou.

À minha família (Pai, Mãe e Irmão) pelo ensinamento e companheirismo na formação deste lutador.

Aos meus alunos que se privaram de minha melhor dedicação ao realizar este trabalho.

Mas, principalmente, à minha esposa, Daniela, pelos momentos que juntos passamos (ela lutando ao meu lado) e os momentos em que faltei, e sempre foram apoiados e entendidos.

À minha filha, Maria Eduarda, que foi meu melhor presente dentro deste período tão duro de minha vida.

EPÍGRAFE

Tem muito tempo

aquele que não o perde.....

(FORTENELLE)

AGRADECIMENTOS

Abaixo estão as pessoas e entidade a quem sempre serei grato pela colaboração direta ou indiretas na realização deste trabalho.

- Ao professor Dr. Aluir Porfírio Dal Poz pela sua humanidade, ao depositar em mim, como seu orientando, toda a confiança na realização deste trabalho, mesmo sabendo que não poderia me dedicar integralmente a esta pesquisa; também por sua capacidade pedagógica e de pesquisa que me fizeram evoluir intelectualmente; pela amizade construída ao longo deste período.

- A ESTEIO – Engenharia e Aerolevantamentos S.A., de Curitiba – PR, que colaborou decisivamente nesta pesquisa através do fornecimento dos dados, e imagens usadas nos experimentos.

- A todos os professores do PPGCC, do Departamento de Cartografia, do Departamento de Matemática, que contribuíram com minha formação acadêmica, em especial, ao professor Messias Meneguetti Junior; e aos professores Silvio Rainho e Nery Alves do Departamento de Física, que contribuíram na minha iniciação à pesquisa.

- A todos os funcionários de modo geral e, em especial, ao Sr Geraldo Ninelo, às secretárias do departamento de Cartografia, Maria das Graças Teixeira Mestriner e Maria Aparecida Carnelossi e Silva, à bibliotecária Fátima Regina Lucas e à funcionária Márcia Aparecida Silva, da seção de Pós – Graduação, que de forma indireta auxiliaram na realização deste trabalho.

- A todos os amigos alunos do PPGCC em especial Giovane Maia do Vale por sua contribuição decisiva neste trabalho, (Américo Marques, André Matsuoka, Cristiane Kokubum, Daniele Alves, Edinéia Santos, Edmur Pugliesi, Eniuce Souza, Jaqueline Vicente, João Bosco, José Maia, Luiz Sapucci, Marcelo Tomio, Mario Reiss, Miriam Espinhosa, Nilcelene Medeiros, Rafael Oliveira, Roberto Ruy, Rodrigo Gallis).

RESUMO

Pesquisas em extração de rodovias em imagens digitais não são recentes, sendo as primeiras da década de 70. Os métodos desenvolvidos normalmente são classificados em duas classes: semi-automático e automático. Esta última classe não prevê a intervenção de um operador. Neste contexto, a extração automática de cruzamentos de rodovias é fundamental, embora muito poucos trabalhos são encontrados na literatura sobre extração de rodovias. A razão principal é a grande diversidade de cruzamentos de rodovias, gerando algumas dificuldades para construir um conhecimento a priori sobre cruzamentos. Esta pesquisa propõe uma metodologia automática para resolver este problema, combinando segmentos de rodovias extraídos de uma imagem de alta resolução (pixel < 0,7 m), com linhas extraídas numa imagem de baixa resolução (pixel > 2m), reamostrada da imagem original de alta resolução. A metodologia proposta foi testada em um conjunto de imagens de alta resolução, mostrando-se confiável e eficiente. Desde que as bordas das rodovias sejam satisfatoriamente definidas, o método se mostrou capaz de extrair totalmente os cruzamentos de rodovias. Além disso, gerou uma significativa melhora na malha viária (aproximadamente 16%) extraída pela metodologia automática de extração de segmentos de rodovias.

Palavras-Chave: extração de rodovia; cruzamento de rodovias, extração de bordas; extração de linhas; espaço escala; multi – resolução; processamento digital de imagens.

ABSTRACT

Researches on road extraction from digital images are not recent, being the first one from 70's. The methods developed are usually classified into two classes, i.e., semi-automatic and automatic. Concerning this last class, no intervention with the operator is expected. In this context, the road crossing extraction is fundamental, although very few works are found in the relevant literature. The main reason is the great diversity of road crossings, bringing some difficulties to build up a priori knowledge of them. This research proposes a methodology for solving this problem combining road segments extracted from a high – resolution image (pixel < 0.7 m), with lines extracted from a low - resolution image (pixel > 2m) resampled from the original, high – resolution image. The proposed methodology was tested with a set of high – resolution image, showing that it is reliable and efficient. Whenever the road edges were well - defined the method was able to totally extract the road crossings. In addition it provided road networks with completion significantly better (about 16%) than the corresponding ones previously extracted by the automatic road segment extraction method.

Words key: road extraction, road crossing, edge extraction, line extraction, scale – space, multi – resolution, digital image processing.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Modelo intrínseco (DAL POZ, 2002) modificado.	20
Figura 2. Exemplo de relações locais – a) Rodovia e uma árvore ; b) Rodovia e um edifício ; c) Rodovia e uma saída rural ; d) Rodovia e um veículo ; e) Rodovia e uma fila paralela de edifícios ; f) Rodovias e duas filas paralelas de árvores (DAL POZ, 2000).	22
Figura 3. Contextos : local e regional (BAUMGARTENER <i>et al.</i> , 1998)	22
Figura 4. Representação multi – escala.....	26
Figura 5. Exemplo do que pode ser chamado criação de estrutura espúria; aqui gerado através de sub-amostragem de pixels. a) Imagem de ressonância magnética do córtex a resolução 240 x 80 pixels. b) Sub-amostragem para uma resolução de 48 x 16 pixels. c) Sub-amostragem para 48 x 16 pixels através de uma interpolação com Gaussiana. (LINDEBERGE, 1994).....	27
Figura 6. Ilustração de um <i>quad-tree</i> em um algoritmo de segmentação ; a) Imagem em níveis de cinza. b) Os níveis do <i>quad tree</i> . b) Regiões depois de fundidos os passos. (LINDEBERGE, 1994)	29
Figura 7. A representação em pirâmides é obtida reduzindo a imagem sucessivamente, combinando suavização e sub-amostragem.....	31
Figura 8. Funções gaussianas – a) $\sigma = 1,0$; b) $\sigma = 10$	32
Figura 9. Gaussiana Bidimensional com $\sigma = 1$	34
Figura 10. Princípio do máximo: Manutenção do números de máximos e mínimos com a suavização do sinal	37
Figura 11. Sinal unidimensional.....	39
Figura 12. Espaço Escala do sinal unidimensional da figura 11	39
Figura 13. Amostras do espaço – escala de um sinal bidimensional nas escalas : 0, 0,5, 1, 2, 4, 8, 16, 32 e 64.	40
Figura 14. Amostras do espaço – escala de um sinal bidimensional com um corte transversal na imagem mostrando o sinal de forma unidimensional nas escalas : 0, 2,0 e 8,0.....	41
Figura 15. Bordas ressaltadas por um corte transversal sobre a figura.	44
Figura 16. a) Borda degrau ideal ; b) Borda degrau distorcida pelo ruído.....	45
Figura 17. a) Primeira derivada de uma borda; b) Segunda derivada de uma borda. Em ambas os ruídos já foram eliminados.....	46
Figura 18. Borda tipo linha.....	46
Figura 19. Junção tipo T.....	47
Figura 20. Teste com detector de Marr e Hildreth– (a) - Imagem original ; (b) - Bordas detectadas por Marr e Hildreth.....	58
Figura 21. Bordas detectadas com o processo de Canny; a) Imagem original; b) Detecção com $\sigma = 1,0$; c) Detecção com $\sigma = 2,0$; d) Detecção com $\sigma = 4,0$	62
Figura 22. Teste com detector de Shen e Castan. (a) : Imagem Original ; (b): Bordas detectadas pelo operador de Shen e Castan.....	66
Figura 23. Teste com Canny – Modificado (a) Imagem original ; (b) Resultado com detector de Linhas (Canny – Modificado).....	70
Figura 24. Esquema representando elementos no final do processo de extração de rodovias	72
Figura 25. Tipos de Cruzamentos (SILVA e DAL POZ, 2003) adaptado.	73
Figura 26. Extração de linhas a) Imagem original; b) Imagem re-amostrada em baixa resolução com linhas extraídas.	74
Figura 27. Cálculo das distâncias entre pontos das rodovias i e $i + 1$	76

Figura 28. Agrupamento de pontos numa região de cruzamento.....	77
Figura 29. Ponto de Referência do Cruzamento.....	78
Figura 30. Segmentos de rodovias determinados pelo programa de extração automática de rodovias.....	80
Figura 31. Distâncias pontos de referência de cruzamentos e segmentos de rodovias	82
Figura 32. Vértices dos segmentos de rodovias mais próximo ao ponto de cruzamento	83
Figura 33. Exemplo de um cruzamento de rodovias extraído automaticamente.....	84
Figura 34. Imagem teste 01	88
Figura 35. Imagem teste 02	89
Figura 36. Imagem teste 03	90
Figura 37. Imagem teste 04	91
Figura 38. Imagem teste 05	91
Figura 39. Extração automática de segmentos de rodovias. a) – Resultado da detecção de bordas e linhas ; b) – Segmentos de rodovias encontrados pelo programa de extração automática.....	93
Figura 40. Resultado do processo de extração de cruzamento; a)Resultado obtido; e b) Ampliação.	94
Figura 41. Resultado final – fusão dos resultados do processo de extração de rodovias com o processo de extração de cruzamentos.	95
Figura 42. Vetores detectados em baixa resolução (linhas em preto) e vetores detectados em alta em branco.....	96
Figura 43. Resultado do processo de extração de rodovias com segmentos de rodovias delineados em preto.	97
Figura 44. Resultado da extração de cruzamento para a imagem teste 02.....	98
Figura 45. Resultado da fusão dos processos de extração de rodovias com extração de cruzamentos	99
Figura 46. Resultado da detecção de bordas e linhas para a imagem 03.....	101
Figura 47. Resultado do processo de extração de rodovias.....	102
Figura 48. Cruzamentos extraídos para a imagem teste 03.....	103
Figura 49. Fusão dos resultados de extração de rodovias e extração de cruzamentos	105
Figura 50. Resultado da detecção de bordas e linhas para a imagem 04.....	106
Figura 51. Segmentos de rodovias resultantes do processo de extração de rodovias.....	107
Figura 52. Resultado do processo de extração de cruzamento para a imagem 04.	108
Figura 53. Resultado da fusão entre os processos de extração de rodovias com extração de cruzamento	109
Figura 54. Resultado do detector de bordas e linhas para a imagem 05	110
Figura 55. Segmentos de rodovias extraídos pelo processo de extração de rodovias	110
Figura 56. Resultado da extração do cruzamento para a Imagem 05.....	111
Figura 57. Resultado da fusão entre os processos de extração de rodovias com extração de cruzamento	112

SUMÁRIO

1	<u>INTRODUÇÃO</u>	13
1.1	CONSIDERAÇÕES INICIAIS	13
1.2	MOTIVAÇÃO	15
1.3	OBJETIVOS	16
1.4	ESTRUTURA DO TRABALHO	16
2	<u>REVISÃO BIBLIOGRÁFICA</u>	18
2.1	INTRODUÇÃO	18
2.2	EXTRAÇÃO DE RODOVIAS	18
2.2.1	MODELAGEM DA MALHA VIÁRIA	19
2.2.1.1	Modelo Intrínseco	19
2.2.1.2	Modelo Contextual	21
2.2.2	PRINCÍPIOS DE EXTRAÇÃO DA MALHA VIÁRIA	23
2.2.3	METODOLOGIA DE EXTRAÇÃO	24
2.3	REPRESENTAÇÃO MULTI – ESCALA DE UMA IMAGEM	25
2.3.1	REPRESENTAÇÕES MULTI – ESCALA PRELIMINARES	27
2.3.1.1	<i>Quad Tree</i>	28
2.3.1.2	Estruturas em Pirâmides de Imagens	29
2.3.2	ESPAÇO – ESCALA LINEAR	31
2.3.2.1	Função Gaussiana	32
2.3.2.2	Espaço – Escala Gaussiano	35
2.3.2.3	Espaço – Escala Discreto	41
2.4	DETECÇÃO DE BORDAS	43
2.4.1	DEFINIÇÃO DE BORDA	45
2.4.2	PROPRIEDADES BÁSICAS DOS DETECTORES DE BORDAS	47
2.4.2.1	Suavização da Imagem	48
2.4.2.2	Diferenciação da Imagem	50
2.4.2.3	Rotulação das Bordas	52
2.4.3	REVISANDO DETECTORES DE BORDAS	53
2.4.3.1	Detecção de Bordas Degraus	54
2.4.3.2	Detector de Bordas de Marr – Hildreth	56
2.4.3.3	O Detector de Bordas de Canny	58
2.4.3.4	O Detector de Bordas de Shen – Castan (ISEF)	62
2.5	DETECÇÃO DE LINHAS	67
2.5.1	TIPOS BÁSICOS DE DETECTORES DE LINHAS	67
2.5.2	DETECTOR DE LINHAS COM FILTRO IIR	68
2.5.3	DETECTOR DE LINHAS USANDO CANNY MODIFICADO	70
3	<u>METODOLOGIA PARA EXTRAÇÃO DOS CRUZAMENTOS DE RODOVIAS</u>	71
3.1	INTRODUÇÃO	71
3.2	DEFINIÇÃO DO PROBLEMA	71
3.3	DETERMINAÇÃO DOS PONTOS DE REFERÊNCIA DOS CRUZAMENTOS	74

3.4	EXTRAÇÃO DE CRUZAMENTOS EM ALTA RESOLUÇÃO	78
3.4.1	EXTRAÇÃO DOS FRAGMENTOS DE RODOVIAS EM ALTA RESOLUÇÃO	79
3.4.2	EXTRAÇÃO DOS CRUZAMENTOS	81
4	<u>RESULTADOS E ANÁLISES</u>	85
4.1	INTRODUÇÃO	85
4.2	ASPECTOS COMPUTACIONAIS	85
4.3	METODOLOGIA PARA AVALIAÇÃO NUMÉRICA	87
4.4	IMAGENS TESTE	88
4.5	ANÁLISES DOS RESULTADOS	92
4.5.1	EXPERIMENTO COM IMAGEM 01	92
4.5.2	EXPERIMENTO COM A IMAGEM 02	95
4.5.3	EXPERIMENTO COM IMAGEM 03	99
4.5.4	EXPERIMENTO COM IMAGEM 04	106
4.5.5	EXPERIMENTO COM A IMAGEM 05	109
5	<u>CONCLUSÕES, RECOMENDAÇÕES E CONSIDERAÇÕES FINAIS</u>	113
5.1	CONCLUSÕES	113
5.2	RECOMENDAÇÕES	115
5.3	CONSIDERAÇÕES FINAIS	116
6	<u>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS</u>	117

1 INTRODUÇÃO

1.1 Considerações Iniciais

A coleta de dados para SIG (Sistemas de Informação Geográfica) através de técnicas fotogramétricas tem sido tradicionalmente realizada através da extração manual de feições cartográficas em imagens. Embora esta estratégia de coleta de dados seja muito eficiente, geralmente, demanda muito tempo e é bastante dispendiosa. Os sistemas fotogramétricos digitais possibilitam o desenvolvimento de novas tecnologias para a captura e a atualização de informações espaciais, garantido um decréscimo cada vez maior da dependência do operador humano, através de um aumento progressivo da automação dos processos envolvidos (DAL POZ, 2000). É neste contexto que às pesquisas realizadas sobre a extração de rodovias em imagens digitais, vem ganhando importância cada vez maior, envolvendo progressivamente mais estratégias automáticas para resolver o problema de reconhecimento. Os métodos de extração de rodovias desenvolvidos até então são comumente classificados em semi-automáticos, em que há a intervenção do operador no sistema de extração, e automáticos, nos quais a extração ocorre somente em função de um ou mais algoritmos combinados para que a extração ocorra sem a intervenção humana.

Grandes esforços vêm sendo empregados em diferentes níveis de processamento de imagem, compreendendo, por exemplo, o uso de algoritmos mais eficientes para detectar bordas, como o proposto por Canny (1986), e também linhas, sempre na tentativa de alcançar um método automático que seja satisfatório. Os métodos automáticos requerem a integração de informação contextual e de conhecimento a priori do objeto rodovia.

Um exemplo sofisticado é encontrado em Baumgartner *et al.* (1998), em que contexto e técnicas de agrupamento perceptivo em diferentes resoluções são usados para extrair a malha viária em imagens de alta resolução. Nesta etapa, também é possível o uso de um tipo especial de *snakes* (conhecido como *ziplock snakes*) para reconstruir as descontinuidades (LAPTEV *et al.*, 2000), cujo princípio consiste em otimizar um segmento perturbado e localizado entre dois pontos dados. Um outro método para a extração automática da malha viária, mas específico para imagens de baixa resolução, é descrito em Wang e Trinder (2000). Basicamente, o método usa técnicas de detecção e extração de linhas para encontrar as candidatas às rodovias, e o conhecimento a priori sobre malha viária é utilizado para eliminar as falsas rodovias.

Entre as metodologias utilizadas para extração automática de rodovias, uma preocupação pouco presente é a detecção e extração de cruzamentos de rodovias, ou seja, poucos são os trabalhos realizados no sentido de criar uma metodologia para detecção e extração de cruzamento de rodovias na literatura (BARSÍ *et al.*, 2002).

O grande problema para se criar uma metodologia de detecção e extração de cruzamentos de rodovias está ligado principalmente à grande variedade de cruzamentos que uma malha viária pode conter. Assim, é pouco o conhecimento a priori que pode ser usado para a extração dos cruzamentos de rodovias. Uma situação oposta é encontrada no que tange à extração de segmentos de rodovias, em que uma série de modelos e estratégias estão disponíveis (DAL POZ, 2001). Nesta perspectiva, a maior parte dos trabalhos encontrados na literatura, acabam por priorizar a extração de segmentos de rodovias em detrimento da reconstrução topológica da malha viária que depende basicamente da detecção e extração dos cruzamentos de rodovias (SILVA e DAL POZ, 2003).

Um dos primeiros trabalhos encontrados na literatura é em Baumgartner *et al.* (1998), que utilizam uma metodologia baseada em rodovias extraídas em alta resolução e

rodovias extraídas na mesma imagem reamostrada em baixa resolução (representadas por linhas), combinando-as para detectar e extrair cruzamentos de rodovias. Teoh e Sowmya (2000) propuseram um método baseado em um conjunto de regras que utilizam atributos das rodovias, como média de tons de cinza, largura, direção das rodovias, bem como suas distâncias relativas, tudo organizado em um banco de dados para detectar e extrair cruzamentos. Em Boichis *et al.* (1998) e Boichis *et al.* (2000) o processo de detecção e extração dos cruzamentos de rodovias utiliza conhecimento a priori modelados a partir de ocorrências típicas de cruzamentos de rodovias presentes em dados de SIG (Sistema de Informações Geográficas). Uma metodologia para detectar e extrair cruzamentos de rodovias em imagens de média resolução (pixel de aproximadamente 0,7 m) utilizando redes neurais é proposta em Barsi *et al.* (2002). Em Silva e Dal Poz (2002) é proposta uma metodologia para a reconstrução de junções de rodovias em imagens de áreas rurais, cuja idéia baseia-se no princípio que as junções possuem formas básicas (como X, T, Y, L).

Nesta pesquisa é desenvolvida uma metodologia automática combinando os resultados da segmentação da imagem em alta e baixa resolução e a extração automática dos segmentos de rodovias, para gerar uma descrição das bordas dos cruzamentos dos segmentos de rodovias que já foram extraídos por uma metodologia preexistente.

1.2 Motivação

Dentro do processo de extração da malha viária, quatro etapas distintas podem ser identificadas (DAL POZ, 2002), quais sejam: Extração de fragmentos de rodovias, conexão dos fragmentos de rodovias, geração da malha viária e complementação da malha viária.

Dentro da etapa de geração da malha viária, uma etapa intermediária é imprescindível à sua realização, tratando-se da extração dos cruzamentos de rodovias. Assim, os motivos que levam ao desenvolvimento deste trabalho são: a importância que esta etapa intermediária tem na geração da malha viária e a escassez de trabalhos que abordam esta etapa na literatura.

1.3 Objetivos

Os principais objetivos desta pesquisa são:

I - desenvolver uma metodologia automática para a extração dos cruzamentos de rodovias, combinando imagens originais de alta resolução com estas mesmas imagens reamostradas em baixa resolução;

II - fazer uma avaliação da metodologia com experimentos que envolvam fotografias aéreas de alta resolução, com grau de dificuldade variado.

1.4 Estrutura do Trabalho

A presente dissertação encontra-se dividida em 5 capítulos distintos, com a finalidade de expor todo o estudo realizado no desenvolvimento de uma metodologia viável para solucionar o problema em questão: extração automática de cruzamento de rodovias.

No capítulo 2 é apresentada uma revisão bibliográfica fundamental para o desenvolvimento da pesquisa. Primeiro foram enfatizadas as metodologias para a extração de

rodovias (pesquisa de maior abrangência em que este projeto está inserido), seguido de um estudo detalhado dos tópicos fundamentais como: espaço – escala, extração de bordas e extração de linhas. Tópicos estes que se tornam de suma importância neste trabalho.

O capítulo 3 apresenta um detalhamento da metodologia proposta para a solução do problema de extração de cruzamento de rodovias.

Alguns resultados seguidos de suas análises são apresentados no capítulo 4.

Para finalizar, o capítulo 5 apresenta algumas considerações relevantes ao trabalho e perspectivas futuras para esta pesquisa.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Introdução

Este capítulo está organizado de forma a garantir uma descrição e análise dos conteúdos diretamente relacionados com o trabalho desenvolvido. Tais conteúdos estão divididos em quatro seções distintas. Na primeira seção estão os conteúdos referentes à metodologia de extração de rodovias, em que se procura fornecer subsídios teóricos para entender e inferir no processo de extração de rodovias de uma forma geral. Nas três seções seguintes estão expostos os conteúdos (espaço – escala, extração de bordas, extração de linhas) necessários à metodologia proposta nesta pesquisa, em que, de uma forma breve, procurou-se fazer uma pequena revisão dos tópicos fundamentais no desenvolvimento desta pesquisa.

2.2 Extração de Rodovias

Estudos recentes referentes à extração de rodovias, acabam por fazer uma abordagem que levam em consideração três níveis, os quais são: a modelagem da malha viária; os princípios para a extração e as metodologias de extração. Estes níveis serão abordados nas seções seguintes.

2.2.1 Modelagem da Malha Viária

Segundo Dal Poz (2000), pode-se modelar uma malha viária, com dois modelos complementares, o modelo intrínseco e o contextual.

2.2.1.1 Modelo Intrínseco

Neste modelo, tem-se a descrição dos conhecimentos ligados à malha viária, dando origem a três modelos intermediários:

- Modelo Geométrico: este modelo agrupa os elementos geométricos da rodovia, tais como a largura, o anti-paralelismo dos lados, a curvatura etc.;
- Modelo Radiométrico: neste modelo são agrupadas as características de reflectância, como por exemplo, uma certa homogeneidade dos tons de cinza dos pixels que compõem a rodovia (STEGGER, 1995).
- Modelo Topológico: neste modelo a malha viária é caracterizada com arcos que representam as rodovias e nós que representam as intersecções de rodovias.

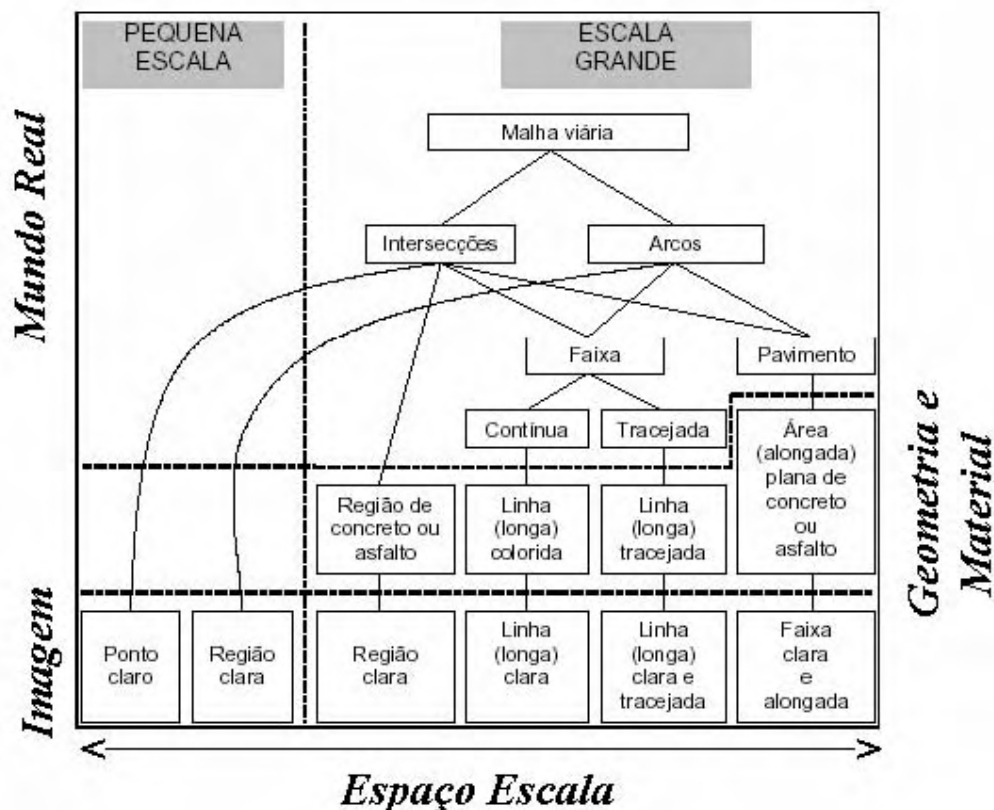


Figura 1. Modelo intrínseco (DAL POZ, 2002) modificado.

O modelo intrínseco de rodovia ilustrado na figura 1 é descrito em três níveis que definem pontos de vista diferentes, são eles: Mundo Real, Geometria e Material e Espaço Imagem (BAUMGARTNER *et al.*, 1998).

No Mundo Real, a malha viária é composta de intersecções e segmentos que conectam as intersecções, que aqui são chamados de nós e arcos respectivamente, caracterizando a malha com propriedades dos grafos.

Para a Geometria e Material, têm-se as características que dão formas aos objetos, como a “planificação” das rodovias e suas intersecções. Têm-se também os materiais que compõe as rodovias, isto é, concreto ou asfalto.

No Espaço Imagem, as características da malha viária vão depender da sensibilidade do sensor e de sua resolução. Em imagens de baixa resolução (pixels maiores

que 2 m no terreno) as rodovias são linhas longas e claras e suas intersecções são simplesmente pontos claros. Nas imagens de alta resolução (pixels menores que 0,7 m no terreno) as rodovias são áreas homogêneas, alongadas e claras, com bordas aproximadamente paralelas e largas que tendem a ser constantes.

Na figura 1, olhando na direção transversal, pode-se caracterizar uma estrutura de espaço - escala, que é bastante importante para o estudo de eventos presentes na imagem. Na seção 2.3 serão apresentados mais detalhes sobre o assunto.

2.2.1.2 Modelo Contextual

O modelo contextual apresenta conhecimento sobre as relações entre as rodovias e os objetos de fundo, este modelo é muito útil para auxiliar no reconhecimento de rodovias. Ele pode ser dividido em local e regional.

I - Modelo Contextual Local

No modelo contextual local, verificam-se as relações entre as rodovias e objetos de fundo (BAUMGARTNER *et al.*, 1998), como por exemplo: uma árvore que pode obstruir parcialmente uma rodovia (figura 2(a)), provocando perturbações no modelo, que decorrem do fato de não se ter mais paralelismo entre bordas e homogeneidade na rodovia; um edifício (figura 2(b)), também, pode causar os mesmos problemas; uma saída rural (figura 2(c)), que pode causar a ausência de uma das bordas da rodovia; um carro (figura 2(d)), que pode perturbar a resposta do sensor, modificando também as características do modelo intrínseco. Pode-se também incluir nestas situações o exemplo de uma rodovia cercada por uma fila paralela de edifícios (figura 2(e)), ou filas paralelas de árvores (figura 2(f)), casos mais comuns em centros urbanos.

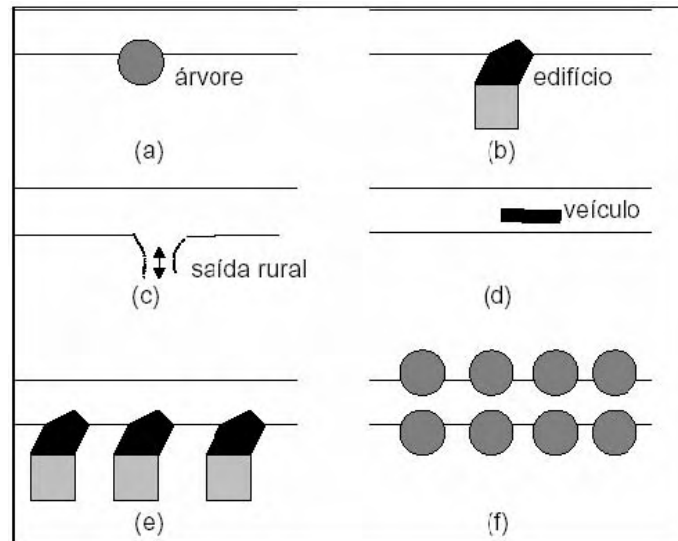


Figura 2. Exemplo de relações locais – a) Rodovia e uma árvore ; b) Rodovia e um edifício ; c) Rodovia e uma saída rural ; d) Rodovia e um veículo ; e) Rodovia e uma fila paralela de edifícios ; f) Rodovias e duas filas paralelas de árvores (DAL POZ, 2000).

II – Modelo Contextual Regional

Este modelo agrupa as características locais, caracterizando regiões. Assim, sabe-se por exemplo que as rodovias em áreas urbanas tem algumas características bastante diferentes de rodovias em áreas de floresta ou rurais (abertas). Estas diferenças, segundo Baumgartner *et al.* (1998), podem ser sintetizadas na figura 3.

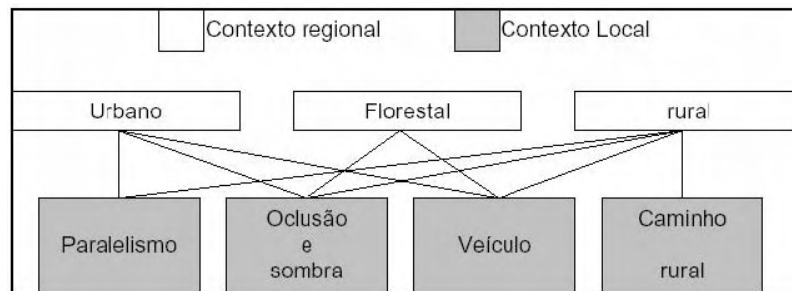


Figura 3. Contextos : local e regional (BAUMGARTENER *ET AL.*, 1998)

2.2.2 Princípios de Extração da Malha Viária

Os métodos de extração de rodovias se diferem quanto ao tipo de imagem a ser empregada (imagens de alta e baixa resolução) e primitiva empregada (bordas, perfis transversais ao eixo da rodovia e modelos genéricos), mas de forma geral na literatura identificam-se quatro etapas distintas, presentes na maioria dos métodos. Estas etapas são (DAL POZ, 2000):

Extração de fragmentos de rodovia: devido à presença de ruído, sombras, obstruções e outras irregularidades, a extração da malha viária se torna impossível de ser realizada automaticamente em um único passo. Dessa forma, num primeiro momento, o modelo de extração deve levar em consideração as características locais da rodovia (por exemplo, bordas e superfície intensidade) para detectar e extrair fragmentos de rodovias. A solução deste problema é geralmente apresentada em duas etapas 1- detecção de pontos sementes; e 2- extração dos fragmentos de rodovia;

Conexão dos fragmentos de rodovia: neste nível o objetivo é conectar os fragmentos extraídos para construir segmentos de rodovias ligando regiões de intersecções das rodovias. O princípio a ser adotado para construir os modelos de conexão geralmente baseia-se nas seguintes etapas: 1- geração de hipóteses de conexão através de regras de conectividade entre fragmentos de rodovias; e 2- verificação das hipóteses de conexão usando métodos de extração pouco sensíveis à presença de irregularidades (por exemplo, sombras e obstruções) na rodovia, mas que necessitam da informação a priori (hipótese gerada na etapa 1) da presença da rodovia. Os métodos baseados em programação dinâmica e *snakes* são os mais indicados para

estes casos. Algumas alternativas seriam os métodos baseados em contexto e espaço-escala (DAL POZ, 2000).

Geração da malha viária: os segmentos de rodovia gerados no nível anterior, ainda desconectados nas regiões de intersecção das rodovias, necessitam ser conectados. Desta forma deve-se detectar pontos onde 2 ou mais segmentos de rodovia se conectam. Em geral, esse problema pode ser resolvido usando-se regras geométricas simples, como por exemplo, proximidade; e

Complementação da malha viária: a malha viária agora composta de segmentos e intersecções que foram gerados nos níveis anteriores ainda pode possuir imperfeições, como por exemplo, um fragmento de rodovia ainda desconectado. Como uma malha viária pode ser representada por um grafo, uma verificação global da estrutura da malha viária seria possível. Isto possibilitaria também a complementação e correção de possíveis falhas remanescentes na malha viária. Portanto, esse modelo global possibilitaria a integração das características geométricas, radiométricas e topológicas da malha viária (DAL POZ, 2000).

2.2.3 Metodologia de Extração

As metodologias de extração normalmente são divididas em semi-automáticas e automáticas:

Semi-automática: São metodologias que utilizam conhecimento de baixo nível da malha viária, geralmente, ligada às características de geometria e de radiometria. Com relação às etapas citadas na seção 2.2.2, as metodologias semi-automáticas são pertinentes as etapas 1 e 3, ficando as demais etapas para a visão natural. As metodologias

semi-automáticas mais comuns são: 1 - Traçador de Rodovias: Um método é apresentado em Dal Poz *et al.* (2000), cujo modelo baseia-se nas propriedades de bordas de rodovias. 2 - Otimizador Global de Rodovias: Nestas metodologias resolve-se um modelo genérico de rodovia através de uma estratégia de otimização global usando, por exemplo, programação dinâmica.

Automática: São metodologias que apresentam um conhecimento de nível superior ao anterior. Baumgartner *et al.* (1998) apresentam um método automático baseado em duas etapas: 1 – Segmentação da imagem, em que são utilizados os conhecimentos sobre malha viária para realçar as bordas das rodovias. 2 – Extração da malha viária, em que os objetos são extraídos e combinados para gerar a malha viária.

2.3 Representação Multi – Escala de Uma Imagem

Ao se observar um sinal gerado por um sensor (por exemplo, olhar para uma imagem), algumas quantidades físicas podem ser medidas, gerando um conjunto de observáveis diretamente ligadas ao sinal. Um problema básico que surge neste contexto é: em que nível se quer solucionar os problemas? Em geral, desde que não se sabe com antecedência quais as dimensões dos detalhes, seria interessante poder tratar a escala de observação como um parâmetro livre em que se pode controlar todas as escalas simultaneamente. Este conceito de ter uma gama de medidas usando observações em uma gama de escalas é chamada representação multi-escala das imagens, como pode ser verificado na figura 4 (LINDEBERGE, 1994).

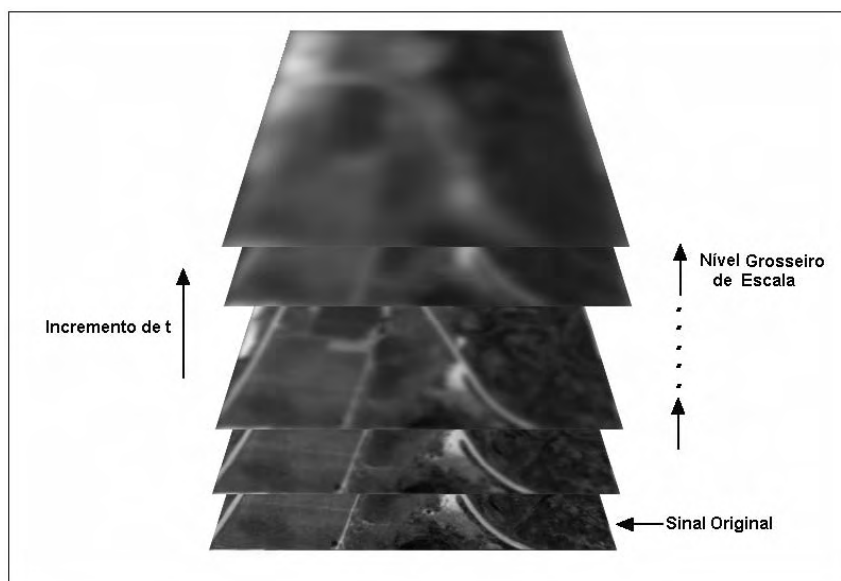


Figura 4. Representação multi – escala

No caso de uma imagem registrada em uma certa escala, este processo pode ser simulado por um sistema de visão. A idéia básica atrás de uma representação multi-escala é embutir no sinal original um parâmetro gerando os sinais derivados. No entanto uma exigência crucial, é que estruturas de escalas grosseiras (baixa resolução) na representação multi-escala deva constituir simplificações de estruturas correspondentes às escalas finas (alta resolução).

Esta propriedade foi formalizada de diversas formas por vários autores. No entanto, uma coincidência notável é que a mesma conclusão pode ser alcançada partindo de vários pontos (LINDBERGE, 1994). Estas exigências ou axiomas, citados acima, indicam o núcleo de Gaussianas e seus derivados como os únicos possíveis suavizadores linearmente invariantes no espaço, permitindo desta forma a combinação de estruturas em escalas grosseiras com estruturas de escalas finas (LINDBERGE, 1994).

Um exemplo de estrutura em representação multi-escala pode ser criada quando uma imagem é aumentada por replicação de pixels através de uma sub-amostragem, como pode ser observado na figura 5.

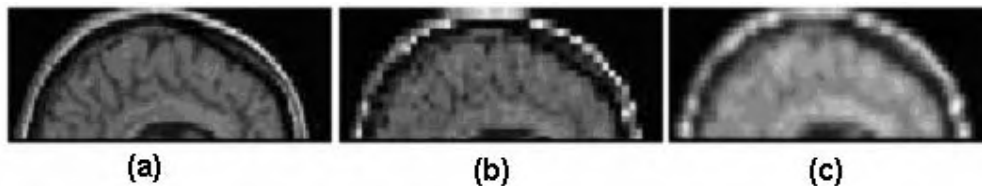


Figura 5. Exemplo do que pode ser chamado criação de estrutura espúria; aqui gerado através de sub-amostragem de pixels. a) Imagem de ressonância magnética do córtex a resolução 240 x 80 pixels. b) Sub-amostragem para uma resolução de 48 x 16 pixels. c) Sub-amostragem para 48 x 16 pixels através de uma interpolação com Gaussiana. (LINDEBERGE, 1994).

A razão principal para se representar um sinal em múltiplas escalas é o aspecto de multi-escala das imagens no mundo real (observações feitas de formas diferentes) que futuramente poderão simplificar os processos, removendo detalhes desnecessários. Mais tecnicamente, a motivação reflete a necessidade comum de suavização como um passo de pré-processamento ou um meio de supressão de ruídos.

Na literatura, existe um grande número de meios para construir uma família de sinais derivados de um sinal dado, que aqui serão chamados de representação multi-escala.

2.3.1 Representações Multi – Escala Preliminares

A idéia geral de representar um sinal em múltiplas escalas não é inteiramente nova. Os primeiros trabalhos nesta direção foram realizados por Rosenfeld (1971). Mas foi Thurston (1971), que observou a vantagem de se usar operadores de diferentes escalas para detecção de bordas. Pesquisas em que a representação de uma imagem usando diferentes níveis de resolução espacial, isto é, diferentes sub-amostragens também foram desenvolvidas por Klinger (1971), Uhr (1972), Hanson e Riselman (1974), e Tanimoto e Pavlidis (1975) (LINDEBERGE, 1994).

Estas idéias foram difundidas, principalmente por Burt (1981) e por Crowley (1981), e uma das representações em multi-escala muito usada até os dias de hoje, é a estrutura de pirâmides da imagem (LINDEBERGE, 1994). Uma visão geral deste conceito será apresentada à frente.

2.3.1.1 Quad Tree

Um das primeiras representações em multi-escala de uma imagem é a *quad tree*, introduzida por Klinger (1971). Nesta representação a imagem é recursivamente dividida em regiões menores.

A idéia básica consiste em considerar, por simplicidade, uma imagem bidimensional discreta I de tamanho $2k \times 2k$ para algum k número inteiro não negativo e definida uma medida Σ da variação de tons de cinza de uma região. Esta medida pode, por exemplo, ser o desvio-padrão dos valores de tons de cinza.

Desta forma, dado $I(k) = I$, se $\Sigma(I(k))$ é maior que algum limiar pré-especificado α , então divida $I(k)$ em sub-imagens $I_j^{(k-1)}$ ($j = 1, \dots, p$), onde j representa o número de sub-imagens que a imagem I foi dividida de acordo com uma regra especificada. Aplica-se este procedimento recursivamente a todas as sub-imagens até que a convergência seja obtida. Uma estrutura de grau p (p um número inteiro não negativo) é gerada, em que cada $I_j^{(k)}$ é um bloco homogêneo com $\Sigma(I_j^{(k)}) < \alpha$ (Um exemplo é apresentado na figura 6). No pior caso, cada pixel pode corresponder a uma estrutura individual. Por outro lado, se a imagem contém um número pequeno de regiões com níveis de cinza relativamente uniformes, então poderá ser obtida uma redução substancial dos dados.

Esta representação foi usada em algoritmos simples de segmentação para processamento de imagens em níveis de cinza. Outras aplicações podem ocorrer, por exemplo quando $\alpha=0$. Neste caso, os objetos são formados por regiões uniformes em níveis de cinza, podendo-se citar, por exemplo, os objetos binários.

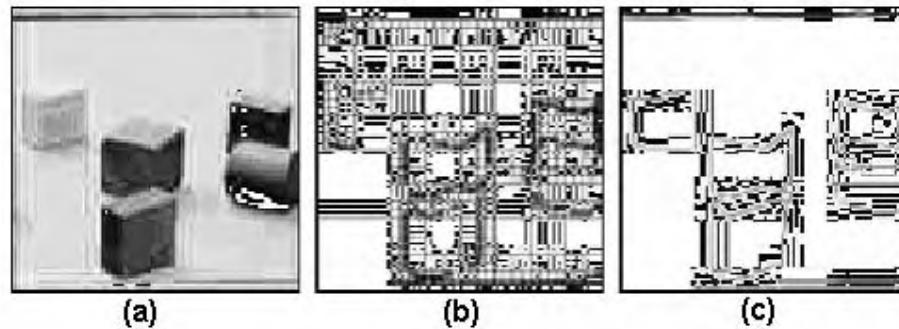


Figura 6. Ilustração de um *quad-tree* em um algoritmo de segmentação ; a) Imagem em níveis de cinza. b) Os níveis do *quad tree*. c) Regiões depois de fundidos os passos. (LINDEBERGE, 1994)

Para dados com representação tridimensional, a representação correspondente ao *quad tree* é normalmente referida como *oct-tree*.

2.3.1.2 Estruturas em Pirâmides de Imagens

As estruturas piramidais (figura 7) são representações que combinam uma operação de sub-amostragem com um passo de suavização. Historicamente elas deram passos importantes em direção a teoria atual de espaço - escala. Para ilustrar, considerar novamente uma imagem bidimensional discreta I de tamanho $2k \times 2k$, para algum k inteiro não negativo e dado $I(k) = I$. A representação de $I(k)$ num nível mais grosseiro $I(k-1)$ é definida por um operador de redução associado a um filtro de suavização. Além do mais, supõe-se que o filtro de suavização seja separável, e que o número de coeficientes do filtro ao longo de uma

dimensão também seja ímpar, facilitando assim, do ponto de vista prático a sua construção (LINDEBERGE, 1994). Desta forma, é suficiente estudar a seguinte situação unidimensional.

$$f^{(k-1)}(x) = REDUZ(f^{(k)}(x)) \quad (2.01)$$

seguido por uma convolução com um filtro de suavização, ou seja:

$$f^{(k-1)}(x) = \sum_{n=-N}^N c(n) f^{(k)}(2x - n) \quad (2.02)$$

onde $c: Z \rightarrow R$ denota o conjunto dos n coeficientes do filtro. Este tipo de representação, que se caracteriza como pirâmides passa baixa, foi proposta simultaneamente por Burt (1981) e Crowley (1981) apud Lindeberge (1994).

Uma das principais vantagens nas representações por estruturas piramidais é um rápido decrescimento do tamanho da imagem e uma redução exponencial da quantidade de dados que, conseqüentemente, reduz o esforço computacional. Se os coeficientes do filtro $c(n)$ são escolhidos adequadamente, as representações em níveis mais grosseiros da escala (k menor) corresponderão a estruturas mais grosseiras na imagem (LINDEBERGE, 1994). Por outro lado, a desvantagem principal consiste nas estruturas piramidais serem quantizações grosseiras ao longo da escala. Além do mais, as estruturas piramidais não são invariantes à translação (LINDEBERGE, 1994).

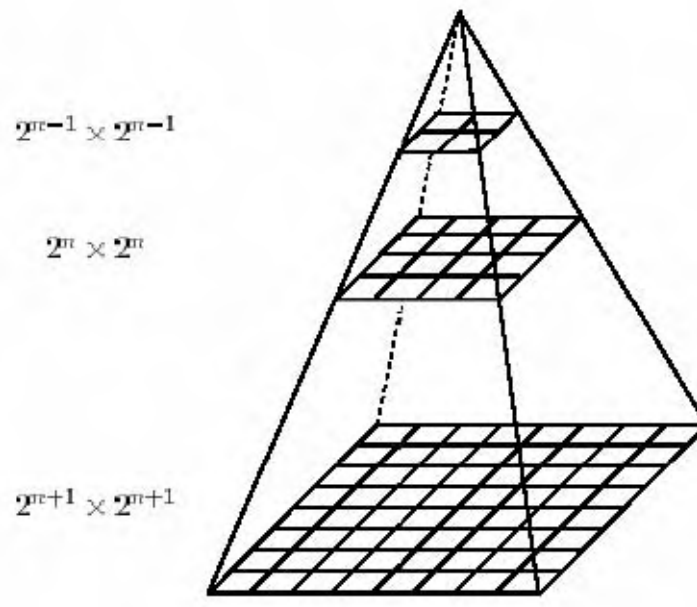


Figura 7. A representação em pirâmides é obtida reduzindo a imagem sucessivamente, combinando suavização e sub-amostragem.

2.3.2 Espaço – Escala Linear

Como foi visto na seção 2.3.1, a obtenção de uma determinada informação, ou detalhe, de um objeto deve ser feita na escala apropriada, em que a informação é mais facilmente observável. No entanto, como o que se deseja são as informações de um determinado objeto, pode ser necessária a representação desse objeto em diversas escalas. Foi diante dessa necessidade que surgiram vários tipos de representação multi-escala de uma imagem, como, por exemplo, as representações Quad-Tree e Pirâmides. No entanto, nestas representações a amostragem feita em cima do parâmetro escala é bastante grosseira. Uma representação de espaço-escala é um tipo especial de representação em multi-escala, que abrange um parâmetro contínuo da escala e conserva a mesma amostragem espacial para todas as escalas. Desta forma, pode se olhar o espaço - escala de uma imagem como um

conjunto de imagens do mesmo tamanho (suporte) da imagem original, onde com o aumento do fator de escala, as imagens vão perdendo cada vez mais detalhes, ficando mais “borradas”, como se estivesse olhando o objeto a distâncias cada vez maiores.

O espaço-escala Gaussiano de um sinal, introduzido por Witkin (1983) apud Lindeberge (1994), baseia-se em colocar no sinal original uma família de parâmetros de sinais derivados construídos por convoluções com núcleos Gaussianos.

2.3.2.1 Função Gaussiana

Função Gaussiana Unidimensional

Definição - A função gaussiana unidimensional de variância t e desvio-padrão σ ($t = \sigma^2$) é definida por:

$$G_t(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi t}} e^{-\frac{1}{2t}x^2} = G_{\sigma^2}(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}x^2} \quad (2.03)$$

A figura 8 apresenta dois exemplos de gaussianas com desvios-padrão diferentes. Note que os gráficos são semelhantes, embora com escalas diferentes.

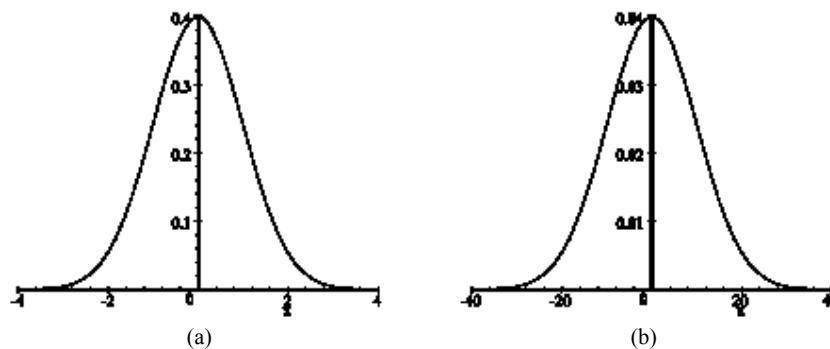


Figura 8. Funções gaussianas – a) $\sigma = 1,0$; b) $\sigma = 10$

A função Gaussiana possui várias propriedades importantes que serão apresentadas a seguir:

Normalização

A função Gaussiana é normalizada, isto é, $\int_{-\infty}^{+\infty} G_t(x) dx = 1$.

A Gaussiana $G_t(x)$ é também chamada de distribuição de probabilidade normal com variância t e desvio-padrão $\sigma = \sqrt{t}$.

Propriedade de semi-grupo

A convolução de duas gaussianas, é outra gaussiana, ou seja, dadas duas gaussianas de variâncias t_1 e t_2 , a convolução de G_{t_1} com G_{t_2} é uma gaussiana com variância t_1+t_2 , isto é:

$$G_{t_1+t_2} = G_{t_1} * G_{t_2} \quad (2.04)$$

Equação do Calor

Seja $f(x)$ a temperatura na posição x e no instante inicial $t = 0$ de uma barra homogênea unidimensional. Seja $F(x,t)$ a temperatura da barra na posição x e no instante t (então $F(x,0) = f(x)$). Logo $F(x,t)$, a menos de constantes multiplicativas, é a solução da equação parcial do calor (equação do calor):

$$\frac{\partial F(x,t)}{\partial t} = \frac{1}{2} \frac{\partial^2 F(x,t)}{\partial x^2} \quad (2.05)$$

A solução da equação do calor é a convolução de $f(x)$ com a gaussiana $G_t(x)$ na posição x e no instante t , ou seja:

$$F(x,t) = f(x) * G_t(x) \quad (2.06)$$

Transformada de Fourier

A transformada de Fourier de uma gaussiana de variância t é outra gaussiana (a menos de uma constante multiplicativa), ou seja:

$$\text{Se } G_t(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi t}} e^{-\frac{1}{2t}x^2} \text{ então } \hat{G}_t(w) = e^{-2t\pi^2 w^2} \quad (2.07)$$

Logo, pode-se concluir que o filtro gaussiano é um filtro passa – baixa, pois, para valores altos de frequência w a função $\hat{G}_t(w)$ tem valores próximos a zero.

Função Gaussiana Bidimensional

Definição: A função gaussiana bidimensional de variância t (desvio-padrão $\sigma = \sqrt{t}$) é definida por:

$$G_t(x, y) = \frac{1}{2\pi t} e^{-\frac{1}{2t}(x^2+y^2)} \quad (2.08)$$

A função gaussiana bidimensional, pode ser visualizada na figura 9.

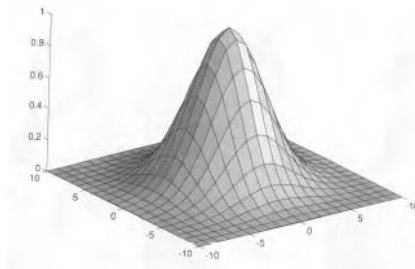


Figura 9. Gaussiana Bidimensional com $\sigma = 1$

Todas as propriedades da gaussiana como: normalização, propriedades de semi-grupo e a solução da equação do calor são validas no caso bidimensional (ou n-dimensional).

A transformada de Fourier de uma gaussiana bidimensional $G_t(x,y)$ é dada por:

$$\hat{G}_t(u,v) = e^{-2t\pi^2(u^2+v^2)} \quad (2.09)$$

A gaussiana bidimensional é rotacionalmente simétrica (propriedade de Simetria Rotacional), sendo também separável (propriedade de Separabilidade), ou seja; $G_t(x,y) = G_t(x)G_t(y)$, onde $G_t(x)$ é a gaussiana unidimensional. Essa propriedade é útil para o cálculo da convolução.

2.3.2.2 Espaço – Escala Gaussiano

A construção de um espaço – escala deve garantir algumas propriedades que segundo Teixeira (2000) são:

- Isotropia: Invariância por direções, ou seja, a representação de um detalhe é independente de sua direção.

- Homogeneidade: Invariância por translações. Assim, a representação de um detalhe é independente de sua localização.

- Causalidade: Esta propriedade garante a não criação de detalhes com o aumento do fator de escala. Detalhes em escalas de fatores maiores sempre têm causa em

detalhes de escalas com fatores menores. Desta forma, a representação do objeto em escala de maior fator, necessariamente, tem menos detalhes que o objeto em escala com menor fator.

Estas propriedades, e particularmente a invariância por translações, obrigam o tamanho do suporte (dimensões da imagem) a se manter constante com a mudança de escala.

Outra propriedade desejada é a linearidade, que combinada com a homogeneidade, implicam na construção de um espaço escala linear e invariante por translações, que pode ser gerado por uma convolução, isto é, o espaço escala de um sinal $f(x)$ é a função:

$$L(x, t) = f(x) * h_t(x) \quad (2.10)$$

onde $h_t(x)$ é a função resposta ao impulso unitário de uma família de filtros.

A propriedade de causalidade pode ser definida como o princípio do máximo, ou seja, o número de máximos e mínimos locais de $L(x, t_0)$ (com t_0 sendo o parâmetro para a escala inicial) não aumentam nem diminuem com a variação (positiva ou negativa) do parâmetro de escala t conforme pode ser visualizado na figura 10.

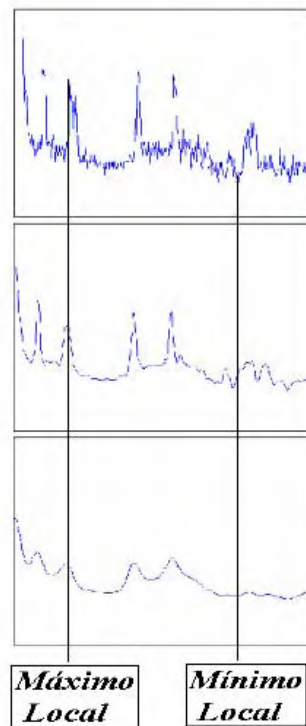


Figura 10. Princípio do máximo: Manutenção do números de máximo e mínimos com a suavização do sinal

A propriedade de semi-grupo ($L(x, t_2) = L(x, t_1) * h_{t_2-t_1}(x)$) indica uma homogeneidade entre escalas, isto é, todas as escalas são tratadas da mesma forma.

A equação do calor define o único espaço escala multidimensional, linear, invariante por translações e rotações que satisfaz as propriedades de semi-grupo e o princípio do máximo (TEIXEIRA, 2000).

Resumindo, para se ter um espaço escala com as propriedades de linearidade, isotropia, homogeneidade, causalidade e semi – grupo é necessário construir este espaço-escala com o filtro gaussiano.

Definição: Seja $f : R^n \rightarrow R$. O espaço - escala gaussiano de f é a função $L : R^n \times R^+ \rightarrow R$ (sendo R^+ o conjunto do número reais positivos) definida por:

$$L(x, t) = f * G_t(x) \quad (2.11)$$

com $L(x,0) = f(x)$ e $G_t(x) = \frac{1}{(2\pi t)^{\frac{n}{2}}} e^{-\frac{1}{2t}(x_1^2 + \dots + x_n^2)}$ a função gaussiana n – dimensional de

variância t (desvio-padrão $\sigma = \sqrt{t}$) e $x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in R^n$.

Como $L(x,t)$ possui a propriedade de semi-grupo, pode-se gerar o espaço - escala com qualquer uma das igualdades abaixo:

$$L(x, t_2) = L(x, t_1) * G_{t_2-t_1}(x) = L(x,0) * G_{t_2}(x) \quad (2.12)$$

Particularizando, primeiro para o caso unidimensional:

Definição: Seja $f : R \rightarrow R$. O espaço de escala gaussiano de f é a função

$L : R \times R^+ \rightarrow R$ definida por

$$L(x,t) = f * G_t(x) \quad (2.13)$$

onde $L(x,0) = f(x)$ e $G_t(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi t}} e^{-\frac{1}{2t}x^2}$ é a função gaussiana unidimensional de variância

t .

Nas figuras 11 e 12 é apresentado um exemplo de espaço escala para um sinal unidimensional (CUNHA, 2000). O espaço escala do sinal original $f(x)$, apresentado na figura 11 pode ser visualizado na figura 12. Na primeira linha da imagem (de cima para baixo), os valores altos de $f(x)$ aparecem como pontos claros da imagem e valores baixos são pontos escuros da imagem. O sinal $f(x)$ foi amostrado em 401 pontos e em 501 escalas ($t = 0, 1, \dots, 500$) gerando uma imagem de 501 linha e 401 colunas.

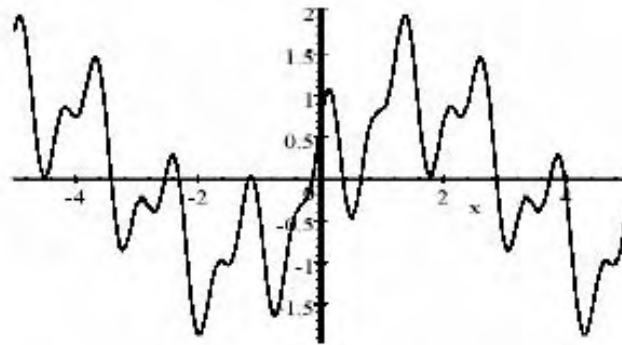


Figura 11. Sinal unidimensional



Figura 12. Espaço Escala do sinal unidimensional da figura 11

Para o caso unidimensional, obtém-se uma figura (bidimensional), ou seja, o espaço – escala sempre aumenta em uma dimensão do sinal.

Para o caso bidimensional, valem as mesmas abstrações já feitas para o caso unidimensional.

Definição: Seja $f : R^2 \rightarrow R$. O Espaço - escala gaussiano de f é a função $L : R^2 \times R^+ \rightarrow R$ definida por

$$L(x, y, t) = f * G_t(x, y) \quad (2.14)$$

onde $L(x, y, 0) = f(x, y)$ e $G_t(x, y) = \frac{1}{2\pi t} e^{-\frac{1}{2t}(x^2+y^2)}$ é a função gaussiana bidimensional de variância t .

Um exemplo de construção do espaço – escala bidimensional é apresentado na figura 13.

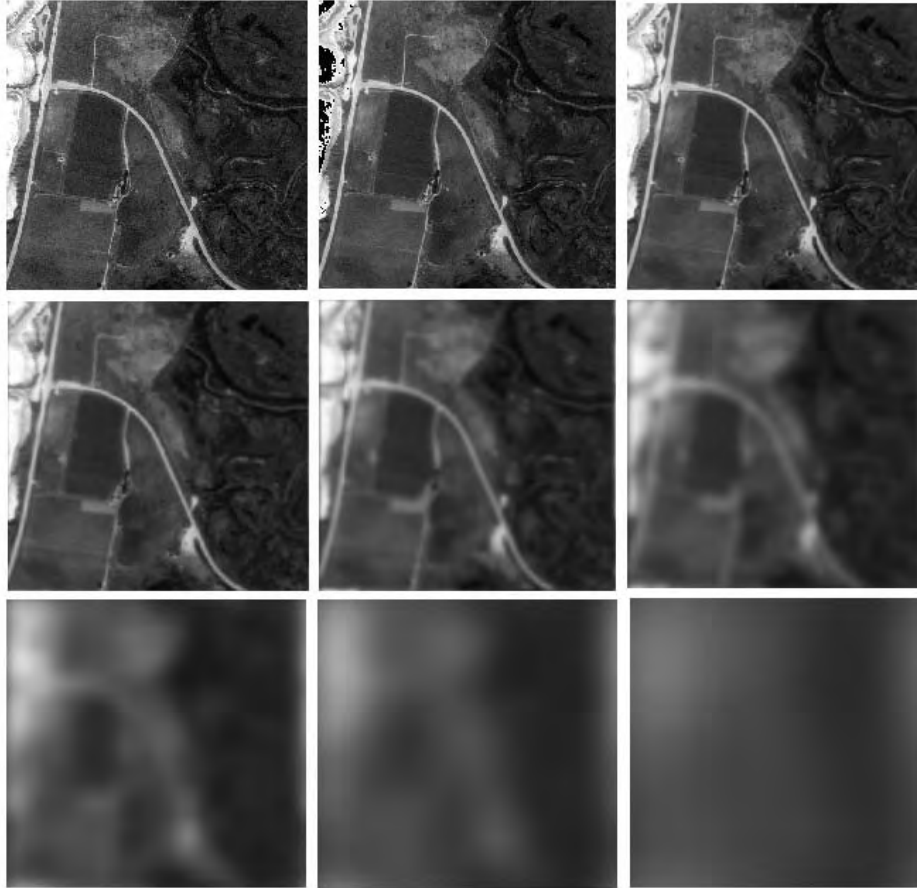


Figura 13. Amostras do espaço – escala de um sinal bidimensional nas escalas : 0, 0,5, 1, 2, 4, 8, 16, 32 e 64.

A figura 14, mostra um corte transversal nas imagens suavizadas por um filtro gaussiano com desvio-padrão crescente. Note como o sinal unidimensional vai sendo suavizado com o aumento do desvio-padrão.

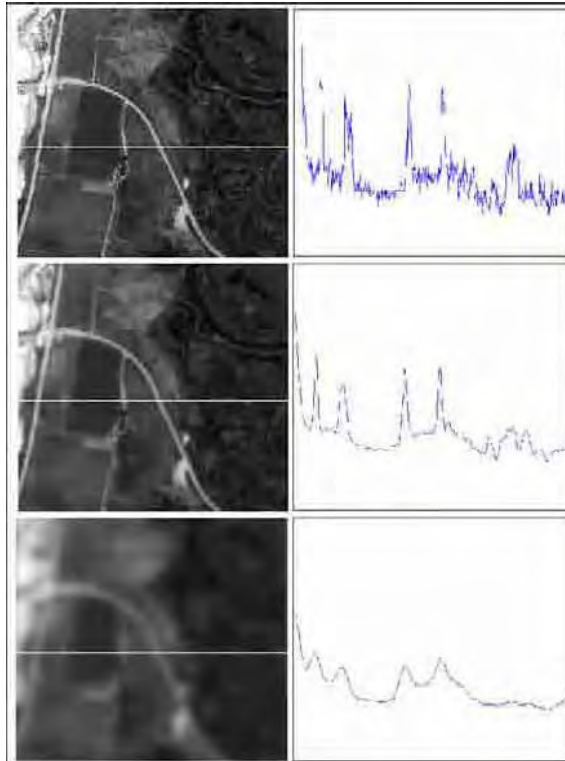


Figura 14. Amostras do espaço – escala de um sinal bidimensional com um corte transversal na imagem mostrando o sinal de forma unidimensional nas escalas : 0, 2,0 e 8,0.

2.3.2.3 Espaço – Escala Discreto

Como já foi visto o espaço - escala contínuo, construído com o filtro gaussiano, reúne várias propriedades importantes, como, linearidade, invariância por translações, semi-grupo e causalidade. Para o caso de um sinal discreto, define-se espaço - escala discreto como a aplicação de uma família de sinais derivados a este determinado sinal discreto ou discretizado.

Definição: Seja g_t o núcleo de um sinal discreto qualquer na escala t . O espaço de escala discreto de $f : \mathbf{Z} \rightarrow R$ é a função $L : \mathbf{Z} \times R^+ \rightarrow R$ dada por:

$$L[n,t] = f * g_t[n] \quad (2.15)$$

com $L[n,0] = f[n]$.

Para sinais bidimensionais a definição é análoga.

Como o espaço - escala é aqui definido a partir de uma convolução, ele é linear e invariante por translações, desde que a extensão do sinal seja periódica (CUNHA, 2000).

O núcleo bidimensional g_t é separável, assim ele pode ser construído a partir do produto de dois núcleos unidimensionais, isto é; $g_t[m,n] = h_t[m]k_t[n]$, onde h_t e k_t são núcleos unidimensionais. O cálculo da convolução de uma imagem discreta com o núcleo bidimensional separável é computacionalmente eficiente, pois a convolução bidimensional pode ser feita através de duas convoluções unidimensionais (uma nas linhas e outra nas colunas).

A propriedade de semi-grupo mencionada para o espaço escala contínuo também é válida para o caso discreto, ou seja, o núcleo g discreto também possui a propriedade de semi-grupo. Assim, se $g_{t_1+t_2} = g_{t_1} * g_{t_2}$, implica que $L[n, t_1 + t_2] = L[n, t_1] * g_{t_2-t_1}[n]$.

Por fim, a propriedade de causalidade obriga que o espaço - escala unidimensional $L[n, t_2]$ seja mais suave que $L[n, t_1]$, se $t_1 < t_2$.

O único núcleo unidimensional discreto, que satisfaz a condição de causalidade e semi-grupo é o núcleo de Poisson, que tem propriedades semelhantes à gaussiana contínua, como pode ser visto em Cunha (2000).

A equação do calor como vista no caso contínuo, também define no caso discreto o espaço – escala. Assim, a equação do calor discreta:

$$\frac{\partial L[x,t]}{\partial t} = A * L[x,t] \quad (2.16)$$

com A sendo a discretização da metade do laplaciano $\left(A = \frac{1}{2} \frac{\partial^2}{\partial x^2} \right)$, define o único espaço - escala discreto simétrico, linear e invariante por translações, que satisfaz as propriedades de semi-grupo e o princípio do máximo (LINDEBERGE, 1994).

Em Cunha (2000) pode-se encontrar seis modos para o cálculo do espaço escala. Três métodos (gaussiana amostrada, gaussiana recursiva e splines) criam um núcleo gaussiano discreto que aproximam a gaussiana. Os outros três métodos (Poisson, gerador infinitesimal e convoluções cruzadas) são modos de se resolver a equação 2.16, equação do calor discreta.

2.4 Detecção de Bordas

Detecção de bordas é um processo no qual se tem por objetivo capturar propriedades significantes de um objeto em uma imagem. Estas propriedades incluem descontinuidades de características fotométricas, geométricas e físicas dos objetos. Tais informações são detectadas pelas variações e ou descontinuidades dos níveis de cinza da imagem. Como pode ser verificada na figura 15, as descontinuidades mais comuns são do tipo degraus, linhas e as junções.

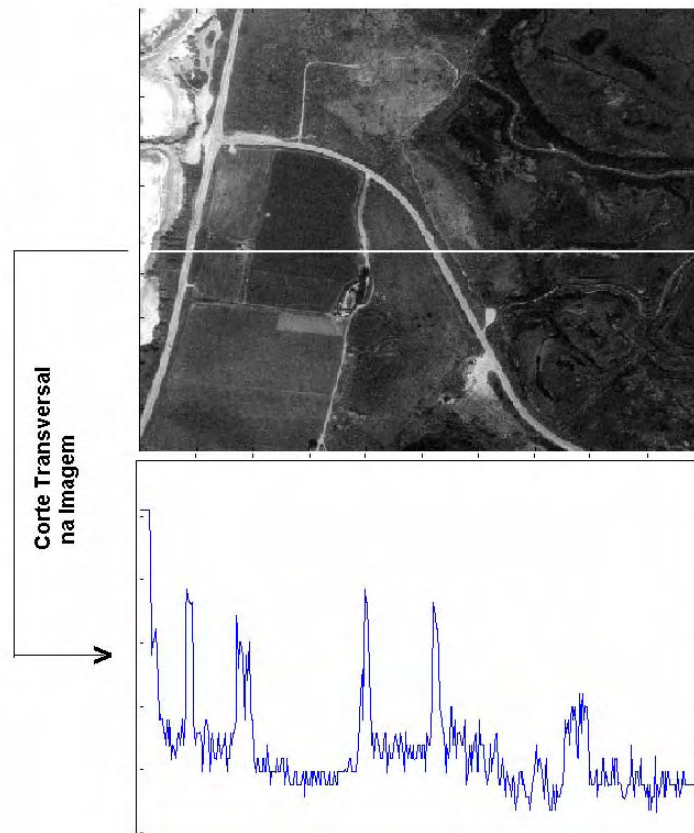


Figura 15. Bordas ressaltadas por um corte transversal sobre a figura.

O propósito de detectar bordas é a localização destas variações e identificação dos fenômenos físicos que as produzem. Para este propósito, a imagem passa por um processo de diferenciação. Porém, a diferenciação é muito sensível a vários tipos de ruídos, como os provocados por processos de captura e discretização/quantificação da imagem. Para regularizar a diferenciação a imagem pode ser suavizada, porém, existem efeitos indesejáveis causados pela suavização, como a perda de informação e o deslocamento das bordas da imagem (ZIOU e TABBONE, 1998). Além disso, as diferentes propriedades dos operadores de diferenciação geram diferentes bordas. Isto influencia a performance dos algoritmos de detecção diante de seus vários contextos. Conseqüentemente, na história do desenvolvimento do processamento digital de imagens, uma variedade de detectores de bordas foram desenvolvidos. O que se propõe aqui é apenas apresentar um resumo dos mais

utilizados na literatura, dando mais ênfase ao processo de Canny (1986), devido a sua importância para este trabalho.

2.4.1 Definição de Borda

As bordas físicas oferecem importante informação visual, já que elas correspondem a descontinuidades físicas, fotométricas e geométricas dos objetos. Estas bordas correspondem a uma significativa variação na refletância, iluminação, orientação e profundidade da superfície da cena. Como a intensidade da imagem é proporcional a radiação da cena, as bordas físicas são representadas na imagem pelas mudanças na função intensidade.

Os tipos mais comuns de variações nas imagens são (ZIOU e TABBONE, 1998): degraus, linhas e junções.

As bordas do tipo degrau são mais comumente encontradas. Este tipo de borda resulta de vários fenômenos, ocorrendo geralmente entre duas regiões homogêneas, que diferem significativamente em níveis de cinza. Assim, a borda degrau é a região onde acontece a descontinuidade no nível de cinza (figura 16). Em imagens reais, estas bordas são localizadas nos pontos de inflexão da imagem. Na realidade, o processo de formação da imagem gera bordas envolvidas por ruídos espalhados pela imagem, que acarretam uma certa distorção na característica das bordas, como pode ser visualizada na figura 16.

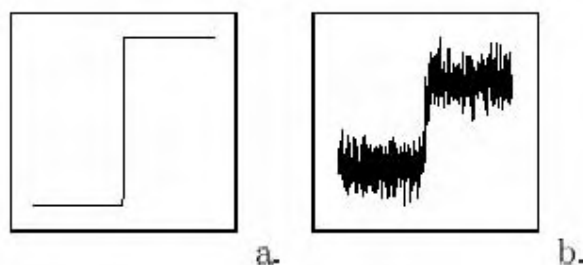


Figura 16. a) Borda degrau ideal ; b) Borda degrau distorcida pelo ruído

Conseqüentemente, as bordas de graus estão localizadas nos máximos ou nos mínimos da derivada primeira, ou nos zeros da derivada segunda, como mostra a figura 17.

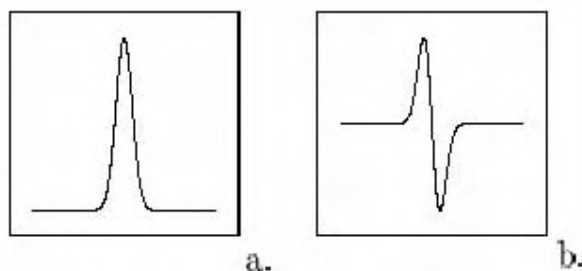


Figura 17. a) Primeira derivada de uma borda; b) Segunda derivada de uma borda. Em ambas os ruídos já foram eliminados

Em duas dimensões, a primeira derivada é definida pelo gradiente e a segunda derivada é aproximada pelo laplaciano ou pela segunda derivada na direção do gradiente.

As linhas são geralmente causadas por objetos alongados (por exemplo, uma rodovia em imagens de baixa resolução, como uma imagem SPOT) dispostos ao longo de um fundo. O perfil de intensidade na imagem de uma linha se assemelha a uma seção transversal de uma “cumeeira” (figura 18). As linhas são caracterizadas como os zeros das funções da primeira derivada ou pelo máximo local do Laplaciano ou pelo máximo local da variância das intensidades de cinza da imagem (ZIOU e TABBONE, 1998).

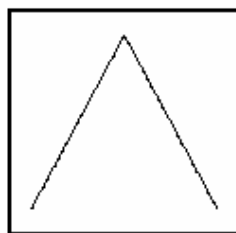


Figura 18. Borda tipo linha

A junção física é formada quando pelo menos duas bordas físicas se encontram (figura 19). Existem várias circunstâncias que podem criar junções na imagem,

como por exemplo, efeitos de iluminação ou a presença de oclusões. Existem vários modelos de junção: T, Y, L e X. A junção pode ser localizada de varias maneiras, isto é: um ponto de alta curvatura, ou seja, um ponto de grande variação do gradiente (ZIOU e TABBONE, 1998).

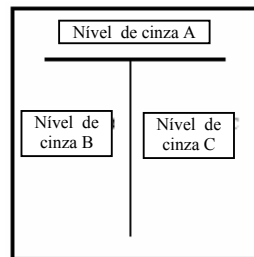


Figura 19. Junção tipo T

2.4.2 Propriedades Básicas dos Detectores de Bordas

Um detector de borda tem por objetivo básico produzir através de uma imagem (digitalizada e discretizada) um mapa de bordas. O mapa de bordas de alguns detectores incluem informações sobre a posição e a intensidade das bordas, suas orientações e a escala.

Ao longo da história do processamento de imagens, uma variedade de detectores de bordas tem sido desenvolvida, diferenciando-se em relação as suas propostas (ou seja, a forma como as propriedades fotométricas e geométricas das bordas são abordadas) e propriedades matemáticas dos algoritmos. Do ponto de vista de uma integração do detector de bordas dentro de um sistema de visão computacional, existem duas classes de detectores. A primeira inclui detectores que não têm conhecimento a priori sobre a imagem ou borda que vai ser detectada. Esta classe de detectores, conhecida como “autônomos”, não é influenciada por outros componentes do sistema de visão e nem por informações contextuais. Estes

detectores são flexíveis e suas características não são limitadas a imagens específicas (ZIOU e TABBONE, 1998), realizando-se um processamento local, a extração de bordas é então baseada nas vizinhanças dos pixels. A segunda classe de detectores é a contextual, normalmente desenvolvida para um tipo específico de cena ou bordas, podendo-se citar como exemplo os detectores baseados em *Snakes*. Poucos detectores contextuais têm sido propostos na literatura, sendo os detectores autônomos normalmente adaptados para aplicações específicas.

Conceitualmente, os esquemas mais comuns para detectar bordas (autônomos e contextuais), incluem três operações básicas (ZIOU e TABBONE, 1998): diferenciação, suavização e rotulação. A diferenciação consiste no cálculo da derivada da imagem. A suavização consiste na redução do nível de ruído da imagem e na regularização da diferenciação numérica. A rotulação de uma borda na imagem envolve a supressão de bordas falsas, sendo esta a última operação a ser executada. Entretanto, a seqüência apropriada para a execução dos operadores de suavização e diferenciação depende da linearidade do operador de diferenciação. Operadores lineares são associativos e comutativos para a convolução e, conseqüentemente, a ordem na qual a suavização e diferenciação são executadas é irrelevante desde que sejam comutativas. Operadores não lineares não são nem associativos nem comutativos para a convolução, implicando na realização da operação de suavização antes da diferenciação. As características destas três operações serão apresentadas a seguir.

2.4.2.1 Suavização da Imagem

A operação de suavização tem o efeito positivo de reduzir o ruído e assegurar uma detecção robusta de borda. Por outro lado, tem o efeito negativo de provocar a

perda de informação. Desta forma, tem-se uma contradição entre perda de informação e redução de ruídos. Portanto, um detector de borda não deve privilegiar um desses aspectos em detrimento do outro, mas deve assegurar um ajustamento adequado ou ótimo entre ambos os aspectos. Esse ajustamento é ditado pela função de regularização, como a gaussiana.

As soluções propostas (POGGIO apud ZIOU E TABONE, 1998), mostram que a regularização e diferenciação podem ser realizadas por convoluções da imagem com splines cúbicas (ou funções derivadas da mesma), as quais são controlados por parâmetros de regularização, parâmetros estes que determinam a relação entre eliminação de ruídos e preservação da estrutura da imagem. Além da *spline* cúbica, um outro filtro foi proposto, a Gaussiana, cuja respectiva resposta de impulso é:

$$g(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad , \text{ onde } \sigma > 0 \quad (2.17)$$

Apesar deste filtro garantir uma relação entre a eliminação de ruídos e preservação de estrutura da imagem, o maior problema a ser resolvido é determinar os parâmetros de regularização, que na terminologia destes filtros são chamados de escala (σ).

Os atributos da suavização que influenciam na performance dos detectores de borda são: linearidade, duração da resposta do impulso que caracteriza o suporte do filtro e invariância por rotação. Filtros não lineares têm sido mais eficientes que filtros lineares, pois removem certos tipos de ruídos, ao mesmo tempo em que preservam informações de borda. No entanto, os filtros lineares são os mais comuns entre os detectores de borda, pois a invariância por rotação garante as propriedades geradas pelos efeitos de suavização, independente da orientação da borda (ZIOU e TABBONE, 1998).

Uma condição suficiente para que um operador seja invariante por rotação é que sua forma polar dependa somente de sua distância radial $\rho = \sqrt{x^2 + y^2}$ e não de sua direção. Formalmente, isto pode ser expresso da seguinte forma: Para uma função $f(x, y)$ ser invariante por rotação, é necessário que para todo Φ , $f(x, y) = f(X, Y)$, onde $X = x \cos(\Phi) + y \sin(\Phi)$ e $Y = -x \sin(\Phi) + y \cos(\Phi)$ (ZIOU e TABBONE, 1998).

2.4.2.2 Diferenciação da Imagem

Como já foi dito anteriormente, um dos propósitos da detecção de bordas é localizar as variações do nível de cinza na imagem e identificar os fenômenos físicos que as produzem. Assim o processo de diferenciação, consiste do cálculo das derivadas necessárias para localizar estas bordas. O operador diferencial é caracterizado pela sua ordem, sua invariância para rotação e sua linearidade.

A ordem do operador diferencial é definida pela ordem de suas derivadas parciais. Um operador $O_{x,y}$ é invariante para rotação se $O_{X,Y} = RO_{x,y}$, onde R é a matriz de rotação. $O_{x,y}$ é linear se para toda escala positiva α e β e para toda função $f(x, y)$ e $g(x, y)$, tem-se $O_{x,y}(\alpha f(x, y) + \beta g(x, y)) = \alpha O_{x,y}(f(x, y)) + \beta O_{x,y}(g(x, y))$. Os operadores mais usados são: o gradiente, o laplaciano e as derivadas direcionais de segunda ordem.

O gradiente é um operador de primeira ordem definido pelo vetor $\left(\frac{\partial}{\partial x}, \frac{\partial}{\partial y} \right)$.

Quando aplicado em uma imagem I, o módulo e a direção do gradiente são definidos por:

$$\left| \vec{grad} \right| = \sqrt{\left(\frac{\partial I}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial y} \right)^2} \text{ e } \psi = \text{arctg} \left(\frac{\frac{\partial I}{\partial y}}{\frac{\partial I}{\partial x}} \right) \quad (2.18)$$

A direção do gradiente é perpendicular à orientação de borda. Em vários esquemas propostos a direção do gradiente é usada para localizar bordas. O módulo do operador gradiente é não linear e invariante por rotação, sendo sempre calculado nas direções x e y. Do ponto de vista computacional, as derivadas de uma imagem em qualquer direção podem ser aproximadas pela soma das derivadas direcionais. Devido a ineficácia computacional, a raiz quadrada na equação (2.18), não é calculada, e o módulo do gradiente é freqüentemente calculado por duas métricas diferentes, que são: $\left| \frac{\partial I}{\partial x} \right| + \left| \frac{\partial I}{\partial y} \right|$ e $\max \left(\left| \frac{\partial I}{\partial x} \right|, \left| \frac{\partial I}{\partial y} \right| \right)$.

No entanto, estas formas de calcular o gradiente com uma maior eficiência do ponto de vista computacional, acarretam uma perda de acurácia (ZIOU e TABBONE, 1998).

Os operadores de segunda ordem são definidos em termos de $\frac{\partial^2}{\partial x^2}$, $\frac{\partial^2}{\partial x \partial y}$ e $\frac{\partial^2}{\partial y^2}$. Os operadores mais usados em detecção de borda são: Laplacianos e a derivada direcional de segunda ordem ao longo da direção do gradiente. Estes operadores são definidos por:

$$\nabla^2 = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2} \text{ e } \frac{\partial^2}{\partial \vec{n}^2} = \frac{\partial^2}{\partial x^2} \cos^2(\psi) + \frac{\partial^2}{\partial x \partial y} \text{sen}(\psi) \cos(\psi) + \frac{\partial^2}{\partial y^2} \text{sen}^2(\psi) \quad (2.19)$$

onde \vec{n} é um vetor na direção do gradiente e ψ a direção do gradiente. O operador laplaciano é linear e invariante por rotação, já a segunda derivada direcional não é nem linear nem invariante por rotação (ZIOU e TABBONE, 1998).

2.4.2.3 Rotulação das Bordas

A rotulação envolve a localização das bordas e o aumento da razão sinal-ruído da imagem de bordas através da supressão das bordas falsas. O procedimento de localização depende do operador de diferenciação usado. Nos primeiros operadores do gradiente, as bordas eram localizadas através da limiarização das respostas da magnitude do gradiente. Como as bordas resultantes não são lineares, alguma operação de esqueletização era necessária. Uma melhoria significativa nesse procedimento é a operação de supressão não máxima, cuja idéia básica é a identificação do máximo local do gradiente. Canny (1986) propôs um algoritmo eficiente, que consiste em encontrar máximos locais na direção do gradiente. Em se tratando de detectores baseados na derivada segunda, o princípio de localização de bordas baseia-se na comparação da resposta do operador para os pixels situados acima e abaixo do pixel corrente. Se as respostas para estes três pixels não forem iguais, então há uma transição da resposta do operador pelo valor nulo e, conseqüentemente, o pixel corrente é um elemento significativo de borda. O desempenho da operação de eliminação de bordas falsas é influenciado pelas performances das operações de suavização e diferenciação. As bordas falsas não resultam somente do ruído, que é geralmente gerado pelo sistema de aquisição de imagem e pela textura dos objetos da cena. Uma forma simples de eliminação de bordas falsas é o uso de um limiar, que é o valor mínimo do argumento utilizado, normalmente a magnitude do gradiente. Devido a flutuação do argumento acima e abaixo do limiar, o resultado são bordas fragmentadas. Uma melhoria significativa foi obtida com o algoritmo de histerese (CANNY, 1986), cuja idéia básica é a de explorar a continuidade das bordas verdadeiras e a fragmentação típica das bordas resultantes de ruído. O algoritmo de histerese baseia-se em um procedimento de dupla limiarização, resultando na seguinte regra básica: dados dois limiares, um inferior e outro superior, uma lista de pontos de

borda é verdadeira se o argumento de histerese (por exemplo, a magnitude do gradiente) para cada ponto de borda estiver acima do limiar inferior e, pelo menos, um estiver acima do limiar superior.

Uma segunda classe de bordas falsas, denominadas “bordas fantasmas”, resulta do uso de certos modelos de borda que não representam corretamente a realidade. Um exemplo é o uso muito comum do modelo de degrau, quando na verdade se tem uma realidade que se aproxima mais de um modelo de escada, que é uma modelagem para múltiplos níveis de variação de intensidade de cinza, em vez de apenas dois. O resultado pode ser bordas falsas com magnitude do gradiente maior que as bordas verdadeiras e que se desenvolvem continuamente como uma borda autêntica (ZIOU e TABBONE, 1998). Conseqüentemente, o critério de continuidade do algoritmo de histerese não é adequado para suprimir estes tipos de bordas falsas. Um aspecto importante dos processos de eliminação de bordas falsas é a forma de cálculo dos limiares. Geralmente os valores dos limiares são encontrados pela estratégia geral de tentativa e erro e usados para todas as bordas da imagem. Entretanto, os limiares são gerados em função das características das bordas e das propriedades dos filtros de suavização e dos operadores de diferenciação (ZIOU e TABBONE, 1998). Conseqüentemente, é difícil encontrar limiares válidos para toda imagem. Em Ziou e Tabbone (1998) é proposta uma estratégia automática baseada no comportamento de uma borda ideal do tipo degrau ao longo do espaço-escala.

2.4.3 Revisando Detectores de Bordas

Como existe um grande número de detectores de bordas catalogados na literatura, fica difícil fazer uma avaliação de todos os algoritmos. Os detectores de borda

autônomos, que incluem as três etapas básicas (suavização, diferenciação e localização), podem ser diferenciados pelos seus filtros de suavização, operadores de diferenciação, processos de rotulação, objetivos, complexidade computacional e o modelo matemático a ser empregado. Não serão discutidos aqui os detectores contextuais, ou detectores com ferramentas estatísticas e redes neurais.

2.4.3.1 Detecção de Bordas Degraus

Até alguns anos atrás, os primeiros detectores propostos eram baseados nos operadores gradiente e laplaciano. No entanto, estes detectores são limitados às operações de diferenciação. Por exemplo, a estimação do vetor gradiente é baseada no uso das seguintes máscaras 3 x 3 :

$$\Delta_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -a & 0 & a \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \text{ e } \Delta_y = \begin{bmatrix} -1 & -a & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & a & 1 \end{bmatrix} \quad (2.20)$$

onde a é um número real positivo (1 no caso da máscara de Prewitt e 2 no caso da máscara de Sobel). Prewitt e Sobel são operadores de detecção de bordas bem conhecidos, onde a imagem tem suas intensidades convoluídas com cada uma das máscaras, para computar as derivadas de primeira ordem em cada uma das direções. Para a estimação do Laplaciano a seguinte máscara 3 x 3 é usada:

$$\nabla = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.21)$$

As máscaras freqüentemente propostas têm o tamanho do tipo 3 x 3. No entanto, o rendimento destes operadores são prejudicados quando a imagem é ruidosa, sendo melhorado com a introdução da operação de suavização da imagem (ZIOU e TABBONE, 1998).

Um problema característico para o uso do operador de suavização consiste na escolha de um filtro apropriado e sua escala, gerando os detectores de borda em multi-escala. Diante do antagonismo clássico constatado na literatura, entre perda de informação e redução de ruído, o objetivo final é encontrar detectores que assegurem uma relação ótima entre redução de ruído e conservação de bordas. Diante disso, cada um dos detectores ótimos propostos na literatura cai em uma das duas classes: 1ª classe: detectores que envolvem o ajustamento por funções paramétricas da função superfície intensidade; 2ª classe: detectores que envolvem melhor otimização do antagonismo (perda de informação e diminuição de ruídos) clássico da literatura. Neste trabalho, serão abordados somente os detectores da segunda classe. Para maiores detalhes sobre os detectores de primeira classe, consultar Ziou e Tabbone (1998).

Para os detectores que envolvem otimização, existem dois problemas básicos a serem estudados. A definição dos critérios de performance e o projeto do filtro que otimiza estes critérios. Normalmente, a definição de performance depende da precisão da detecção e do erro de localização da borda. O projeto do detector ótimo requer a especificação destes critérios para um dado modelo matemático, e o uso de teoria de otimização para obter o

detector ótimo de acordo com estes critérios. Especificações destes critérios por diferentes autores geram diferentes modelos matemáticos e assim diferentes detectores ótimos.

Vários trabalhos foram desenvolvidos com base nos critérios de performance citados acima, dentre eles, pode-se citar o trabalho de Marr e Hildreth que propõem o uso dos zeros no Laplaciano da Gaussiana, e os detectores de bordas propostos por Canny (1986) e Shen e Castan (1992) que serão tratados em tópicos específicos a seguir.

2.4.3.2 Detector de Bordas de Marr – Hildreth

Na tentativa de combinar os conhecimentos adquiridos pela visão natural, ou biológica em um modelo de visão de máquina, nasce a proposta inicial do processamento visual, que é construir uma detalhada descrição da imagem que possa ser usada para determinar a refletância e iluminação da superfície visível, suas orientações e distâncias relativas ao observador (MARR apud PAKER, 1997).

O nível mais baixo de descrição é denominado esboço primitivo, do qual as bordas são os maiores componentes. Estudando o sistema de visão biológica, Marr o resumiu em cinco pontos:

1 – Em imagens naturais, feições de interesse ocorrem para uma variedade de escalas. Assim os resultados dos operadores, para cada uma das várias escalas, podem ser combinados;

2 – Em uma cena natural, não aparecem padrões de difração; assim alguma forma de média (suavização) dever ser empregada no local;

3 – O melhor filtro de suavização que pode se aproximar das características da visão biológica é o Gaussiano;

4 – Quando uma mudança abrupta de intensidade (de uma borda) ocorre, a primeira derivada assume um valor extremo. Este corresponde a um zero na segunda derivada;

5 – O operador diferencial de menor ordem que é independente para orientação é o Laplaciano.

Cada um destes pontos é abordado, ou pela característica do sistema de visão ou gerado matematicamente, mas de forma geral o resultado do detector de bordas é apesar disto pouco flexível. Entretanto, baseado nestes cinco pontos acima, um algoritmo de detector de bordas pode ser destacado como se segue:

- Convoluir a imagem I com uma Gaussiana bi-dimensional
- Calcular o Laplaciano da imagem convoluída, chamando esta de L
- Pixels de bordas são aqueles para os quais existe um zero na função L .

O resultado da convolução com a Gaussiana para uma variedade de desvios - padrão são combinadas para formar uma única imagem de bordas. O desvio-padrão é então uma medida de escala neste exemplo. O algoritmo pode ser encontrado com facilidade na literatura, no entanto, o detector de Marr e Hildreth é muito conhecido como o Laplaciano da Gaussiana (PARKER, 1997).

Um exemplo do detector de bordas de Marr - Hildreth pode ser verificado na figura 20.

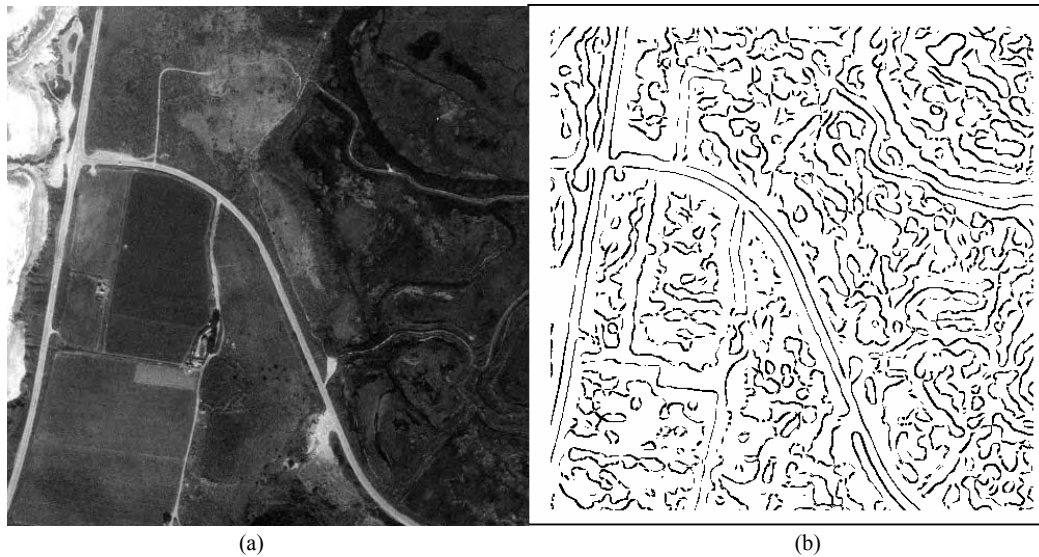


Figura 20. Teste com detector de Marr e Hildreth– (a) - Imagem original ; (b) - Bordas detectadas por Marr e Hildreth

2.4.3.3 O Detector de Bordas de Canny

Canny (1986) definiu um conjunto de objetivos para um detector de bordas e descreveu uma metodologia de otimização para alcançá-los. Canny (1986) especificou os três critérios que devem ser atendidos por um detector de bordas:

- 1 – Taxa de Erro: o detector de bordas deverá responder somente para bordas verdadeiras.
- 2 – Localização: a distância entre os pontos de borda encontrados pelo detector e a borda atual deverá ser a menor possível.
- 3 – Resposta: o detector de bordas não deverá identificar múltiplos pixels de bordas onde somente existe uma borda.

Com os critérios já definidos, de forma unidimensional, a resposta do filtro f para uma dada borda G é dada por:

$$H = \int_{-w}^w G(-x)f(x)dx \quad (2.22)$$

O filtro f é assumido como zero fora do intervalo $[-W, W]$, ou seja o suporte do filtro (conjunto dos pontos do domínio que não anulam o filtro) é compacto (limitado e fechado). Matematicamente os três critérios podem ser expressos por (JAIN *et al.*; 1995):

$$\text{Taxa de erro} - \text{SNR} = \frac{A \left| \int_{-w}^0 f(x)dx \right|}{n_0 \sqrt{\int_{-w}^w f^2(x)dx}} \quad (2.23)$$

$$\text{Localização} = \frac{A |f(0)|}{n_0 \sqrt{\int_{-w}^w f^2 dx}} \quad (2.24)$$

$$\text{Resposta : } x_{zc} = \pi \left(\frac{\int_{-\infty}^{\infty} f^2(x)dx}{\int_{-\infty}^{\infty} f'^2(x)dx} \right)^{\frac{1}{2}} \quad (2.25)$$

O valor do SNR é o resultado da razão entre o sinal e o ruído, e deveria ser tão grande quanto o possível. O valor da localização representa o inverso da distância da borda localizada até a borda verdadeira. Desta forma, este valor deve ser o maior possível, representando assim a menor distância possível. O valor x_{zc} é uma limitação, isto é, a distância média entre os zero da função f' e é essencialmente uma mostra de que o detector f não terá muitas respostas para alguma borda em uma pequena região.

A proposta de Canny é encontrar o filtro f que maximize o produto SNR x Localização, sujeito à limitação de respostas múltiplas, mas como o resultado é muito complexo para ser resolvido analiticamente, uma aproximação eficiente pode ser dada pela derivada primeira da função Gaussiana. Como a gaussiana unidimensional é dada por:

$$G(x) = e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (2.26)$$

a derivada em relação a x é dada por:

$$G'(x) = \left(-\frac{x}{\sigma^2}\right) e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (2.27)$$

Já a Gaussiana bidimensional é dada por:

$$G(x, y) = \sigma^2 e^{-\left(\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (2.28)$$

Como a Gaussiana bidimensional é uma função separável, a convolução de uma imagem com a derivada primeira da Gaussiana pode ser feita primeiro em uma direção (linha ou coluna) e depois na outra.

Assim o algoritmo de Canny pode ser escrito da seguinte forma:

- 1 – Ler a imagem para ser processada, I ;
- 2 – Criar uma máscara Gaussiana unidimensional G para convoluir com I . O desvio - padrão desta Gaussiana é um parâmetro do detector de bordas;

3 – Criar uma máscara unidimensional para a derivada primeira da Gaussiana, nas direções x (linha) e y (coluna), denominando-as de G_x e G_y ;

4 – Convolver a imagem I com G ao longo das linhas, gerando a imagem I_x e, analogamente, ao longo das colunas para gerar I_y ;

5 – Convolver I_x com G_x para gerar I_x' , que é o resultado da convolução da imagem I com a primeira derivada da Gaussiana ao longo das linhas; analogamente convolver I_y com G_y para gerar I_y' ;

6 – A magnitude é calculada em cada pixel (x,y) na forma que segue:

$$M(x, y) = \sqrt{I_x'(x, y)^2 + I_y'(x, y)^2} \quad (2.29)$$

Para completar o algoritmo desenvolvido por Canny, pode-se acrescentar ainda dois passos fundamentais;

7 – Supressão não Máxima, que é a anulação dos pixels cujos valores não sejam máximos locais na direção perpendicular à borda, sendo que este processo produz um afinamento das bordas, atendendo assim o terceiro critério de desempenho de Canny;

8 – Limiarização adaptativa (histerese), que consiste em uma limiarização baseada em dois limiares τ_1 e τ_2 , onde $\tau_1 \cong 2\tau_2$ ou $\tau_1 \cong 3\tau_2$. Aplicando a limiarização duas vezes, uma para τ_1 e outra para τ_2 , o algoritmo efetua um processo de complementação das discontinuidades da primeira limiarização aproveitando o resultado da segunda.

Um exemplo de bordas detectadas pelo processo de Canny (1986) com desvio-padrão crescente pode ser visualizada na figura 21.

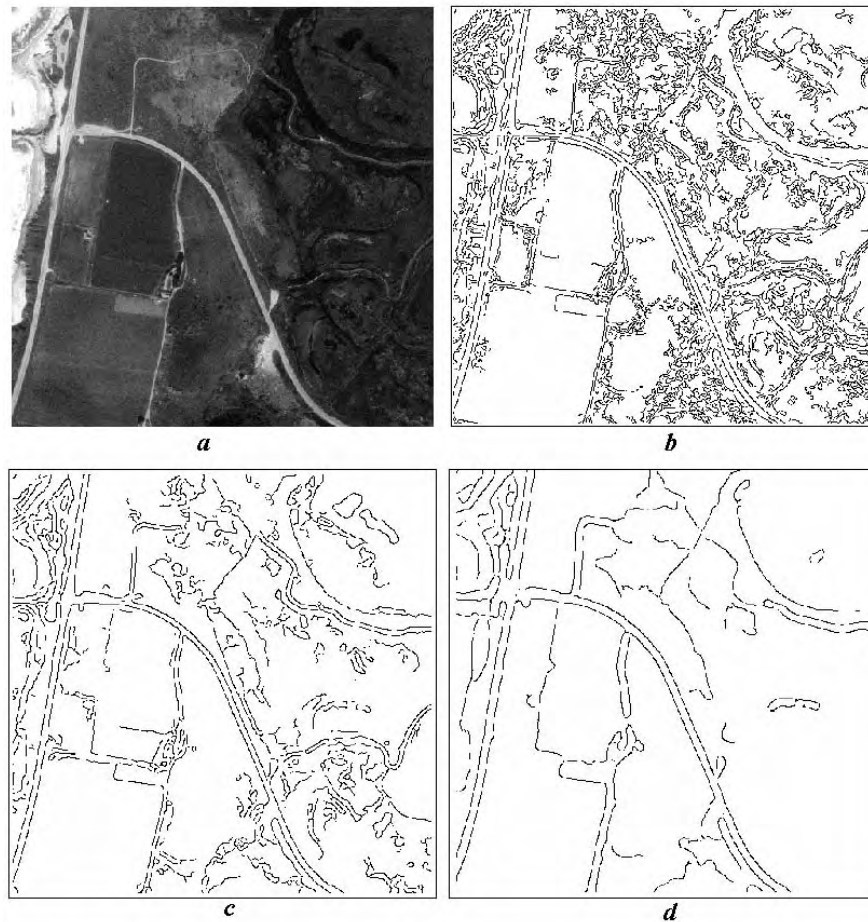


Figura 21. Bordas detectadas com o processo de Canny; a) Imagem original; b) Detecção com $\sigma = 1,0$; c) Detecção com $\sigma = 2,0$; d) Detecção com $\sigma = 4,0$

2.4.3.4 O Detector de Bordas de Shen – Castan (ISEF)

O detector de Canny (1986), como definido na seção 3.4.3, é colocado em discussão na seguinte perspectiva. Os critérios definidos por Canny são as únicas possibilidades?

Shen e Castan (1992) de forma geral concordam com Canny (1986), sobre a forma de um detector de bordas; ou seja, uma convolução com o núcleo suavizador, seguido por uma pesquisa de pixels de bordas. Entretanto, Shen e Castan (1992) sugerem uma função

de otimização diferente. Nesse caso, o processo de otimização consiste em minimizar (unidimensionalmente) a função:

$$C_N^2 = \frac{4 \int_0^{\infty} f^2(x) dx \cdot \int_0^{\infty} f'^2(x) dx}{f^4(0)} \quad (2.30)$$

Em outras palavras a função que minimiza C_N é um filtro ótimo para a suavização do detector de bordas. O filtro ótimo resultante é denominado “*infinite symmetric exponential filter*” (ISEF). Matematicamente:

$$f(x) = \frac{p}{2} e^{-p|x|} \quad (2.31)$$

sendo p uma constante, Shen e Castan (1992), afirmam que este filtro apresenta um resultado mais favorável para a razão sinal – ruído e uma melhor localização que o filtro de Canny (1986). Isto pode acontecer, pois a implementação do algoritmo de Canny (1986) aproxima seu filtro ótimo pela derivada da Gaussiana, enquanto Shen e Castan (1992) usam o filtro ótimo diretamente. Isto também pode ocorrer devido aos diferentes caminhos tomados para os critérios de otimização. No entanto, Shen e Castan (1992) não levam em consideração o critério de respostas múltiplas, assim é possível que o método apresente resultados insatisfatórios para ruídos e bordas deslocadas.

O ISEF bidimensional apresenta-se da seguinte forma:

$$f(x, y) = a \cdot e^{-p(|x|+|y|)} \quad (2.32)$$

sendo a uma constante. Este poderia ser aplicado para uma imagem da mesma forma como foi aplicada à derivada da Gaussiana para a direção x e depois para a direção y . Entretanto, Shen e Castan (1992) foram mais adiante e desenvolveram seu filtro de forma recursiva.

O filtro f acima é uma função real contínua e pode ser reescrita para o caso discreto, tomando uma amostragem como:

$$f[i, j] = \frac{(1-b)b^{i+j}}{1+b} \quad (2.33)$$

O resultado, já normalizado, é convoluído em uma imagem com este filtro recursivamente na direção x primeiro, gerando $r[i, j]$.

$$\begin{aligned} y_1[i, j] &= \frac{1-b}{1+b} I[i, j] + by_1[i, j-1]; j = 1 \dots N; i = 1 \dots M \\ y_2[i, j] &= b \frac{1-b}{1+b} I[i, j] + by_1[i, j+1]; j = 1 \dots N; i = 1 \dots M \\ r[i, j] &= y_1[i, j] + y_2[i, j+1] \end{aligned} \quad (2.34)$$

Com as condições de fronteiras dadas por:

$$\begin{aligned} I[i, 0] &= 0 \\ y_1[i, 0] &= 0 \\ y_2[i, M+1] &= 0 \end{aligned} \quad (2.35)$$

Fazendo então a filtragem na direção y , e operando novamente em $r[i, j]$ pode-se encontrar o resultado final do filtro em $y[i, j]$:

$$\begin{aligned}
 y_1[i, j] &= \frac{1-b}{1+b} I[i, j] + b y_1[i-1, j] ; i = 1 \dots M ; j = 1 \dots N \\
 y_2[i, j] &= b \frac{1-b}{1+b} I[i, j] + b y_2[i+1, j] ; i = 1 \dots M ; j = 1 \dots N \\
 y[i, j] &= y_1[i, j] + y_2[i+1, j]
 \end{aligned} \tag{2.36}$$

Com condições de fronteiras dadas por:

$$\begin{aligned}
 I[0, j] &= 0 \\
 y_1[0, j] &= 0 \\
 y_2[N+1, j] &= 0
 \end{aligned} \tag{2.37}$$

O uso do filtro recursivo descrito acima é vantajoso porque ele aumenta consideravelmente a velocidade da convolução. O valor de b é um parâmetro do filtro que resulta da discretização do filtro explicitado em 2.32, gerando o filtro na sua versão discreta (equação 2.33) (PARKER, 1997).

O filtro aplicado em todos os pontos da imagem, gera a imagem filtrada e as bordas são então localizadas pelo zero do laplaciano, processo similar ao aplicado no algoritmo de Marr – Hildreth. Uma aproximação do laplaciano pode ser obtida rapidamente pela simples subtração da imagem original da imagem suavizada. Ou seja, para uma imagem filtrada S e a imagem original I , tem-se:

$$S[i, j] - I[i, j] \approx \frac{1}{4a^2} I[i, j] * \nabla^2 f(i, j) \tag{2.38}$$

em que a é uma constante. A imagem resultante $B = S - I$ é o laplaciano de banda limitada da imagem. Aplicando uma limiarização a imagem B obtém-se a “imagem do laplaciano

binário” (BLI). Os candidatos a pixel de borda são as fronteiras das regiões em BLI, as quais correspondem aos zeros da respectiva função. Estes pontos já poderiam ser considerados como bordas, mas algumas melhoras adicionais na identificação do pixel de borda aparecem implementadas no algoritmo.

A primeira melhoria é o uso da supressão não – máxima relatada no processo de Canny (1986), para supressão dos falsos zeros.

Para imagens muito ruidosas, Shen e Castan (1992) indicam um método de limiarização adaptativo aplicado ao gradiente.

Finalmente, uma limiarização com método de histereses é aplicada para as bordas. Este algoritmo é basicamente o utilizado no processo de Canny (1986), adaptado para o uso em uma imagem em que as bordas são seleccionadas pelos zeros da função.

Um exemplo da aplicação do processo de detecção de bordas idealizado por Shen e Castan (1992), é apresentado na figura 22.

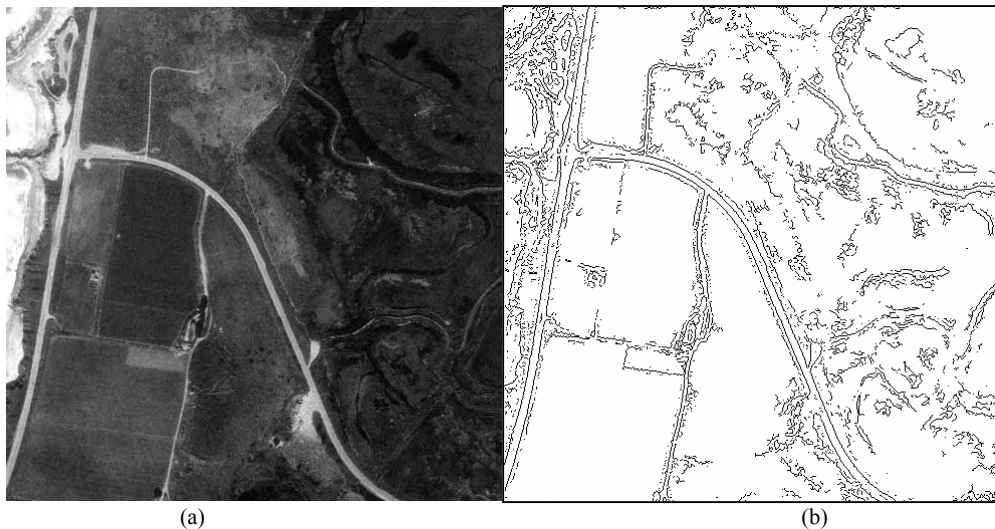


Figura 22. Teste com detector de Shen e Castan. (a) : Imagem Original ; (b): Bordas detectadas pelo operador de Shen e Castan

2.5 Detecção de Linhas

2.5.1 Tipos Básicos de Detectores de Linhas

A extração de linhas em imagens digitais é uma importante operação, classificada como de baixo nível. Mas em Visão Computacional tem muitas aplicações. Ela é muito utilizada para extração de feições como rios e rodovias em imagens de baixa resolução.

Os esquemas publicados para extração de linhas podem ser classificados em três categorias (STEGGER, 1995):

I – Este esquema detecta linhas somente considerando os valores de cinza da imagem. Os pontos de linha são extraídos usando somente critérios locais como diferença de níveis de cinza por exemplo. Normalmente estes esquemas trabalham acoplados com outros esquemas como um primeiro passo no processo de detecção de linhas.

II – Este considera linha como objetos que têm bordas paralelas bem próximas. Em um primeiro passo, a direção local da linha é determinada para cada pixel. Então dois filtros detectores de bordas são aplicados perpendicularmente a direção das linhas. Os filtros detectores de bordas são colocados a detectar uma ou outra borda à esquerda ou à direita da linha. A resposta de cada filtro é combinada de forma não linear para gerar uma resposta do operador. A vantagem deste procedimento é que como os filtros detectores de bordas são baseados em derivadas de núcleos Gaussianos, isto pode tornar o procedimento interativo em função do parâmetro σ do espaço – escala para detectar linhas de tamanhos arbitrários. Entretanto os filtros construídos não são separáveis na sua implementação, tornando a implementação computacionalmente dispendiosa.

III – Neste esquema, a imagem é considerada como uma função $z(x, y)$ e as linhas são detectadas como picos do tipo cume nesta função localmente aproximada por polinômios de Taylor de segunda ou terceira ordem. Os coeficientes deste polinômio são normalmente determinados por um ajustamento pelos mínimos quadrados usando dados da imagem numa janela de tamanho definido. A direção da linha é definida por uma matriz Hessiana de polinômios de Taylor. Pontos de linhas são encontrados pela seleção de pixels que têm altos valores para a segunda derivada direcional (alta curvatura), perpendicular a direção da borda. A vantagem deste procedimento é que linhas podem ser detectadas com precisão sub – pixel.

2.5.2 Detector de Linhas com Filtro IIR

Um esquema proposto por Ziou (1991) para detecção de linhas pode ser colocado na fronteira entre o primeiro e segundo grupo dos esquemas mencionados na seção 2.5.1.

Um detector ótimo de linhas é criado com base nos critérios de desempenho de Canny (1986). Assume – se que unidimensionalmente uma linha $F(x)$ tem a seguinte forma:

$$F(x) = Ae^{-|x|} \quad (2.39)$$

onde A é uma constante positiva, e e é a base neperiana dos logaritmos. Para determinar um filtro $f(x)$ que detecte linhas, foi proposto um filtro similar a segunda derivada da gaussiana,

que tem as suas características estendidas em duas dimensões, sendo implementada por um filtro recursivo IIR (*infinite impulse response*). Este filtro IIR é dado por:

$$f(x) = (a \operatorname{sen}(w|x|) + b \cos(w|x|))e^{-\alpha|x|} \quad (2.40)$$

onde a , b , α e w são constantes.

Esta função é uma boa aproximação da segunda derivada da gaussiana quando $\alpha = w$ com w pequeno. Em uma recente solução analítica para o problema posto por Canny (1986) apresentada por Petrov e Kitler (ZIOU, 1991) chegou-se em um filtro muito similar ao da equação (2.39).

Estendendo este filtro bidimensionalmente, constroem-se as seguintes máscaras para as direções da imagem:

Direção X:

$$X(x, y) = (-c\alpha \operatorname{sen}(w|x|) + cw \cos(w|x|))e^{-\alpha|x|} \frac{c}{\alpha^2 + w^2} (\alpha \operatorname{sen}(w|y|) + w \cos(w|y|))e^{-\alpha|y|} \quad (2.41)$$

Direção Y:

$$Y(x, y) = (-c\alpha \operatorname{sen}(w|y|) + cw \cos(w|y|))e^{-\alpha|y|} \frac{c}{\alpha^2 + w^2} (\alpha \operatorname{sen}(w|x|) + w \cos(w|x|))e^{-\alpha|x|} \quad (2.42)$$

O uso de um filtro IIR recursivo para implementar as equações acima deve satisfazer algumas características próprias que não serão detalhadas aqui. Para mais detalhes, recomenda-se Ziou (1991).

2.5.3 Detector de Linhas Usando Canny Modificado

Uma solução para detecção de linhas baseia-se no detector de bordas de Canny (1986). Trata-se de uma metodologia compatível com o primeiro grupo, daqueles citados na seção 2.5.1. Como as linhas na imagem correspondem a máximos ou mínimos locais nas direções transversais às linhas, uma imagem contendo somente linhas se assemelha a uma imagem diferenciada contendo somente bordas. Assim para um detector de linhas a etapa de diferenciação do detector de Canny (1986) deve ser suprimida, permanecendo as demais.

Esta solução encontra-se implementada computacionalmente e tem possibilitado a obtenção de bons resultados (DAL POZ, 2000). A figura 23 mostra um resultado computacional obtido pela aplicação do detector de linhas de Canny Modificado aplicado a uma imagem de média resolução, onde se pode notar que as rodovias principais foram detectadas como linhas e não como duas bordas aproximadamente paralelas.

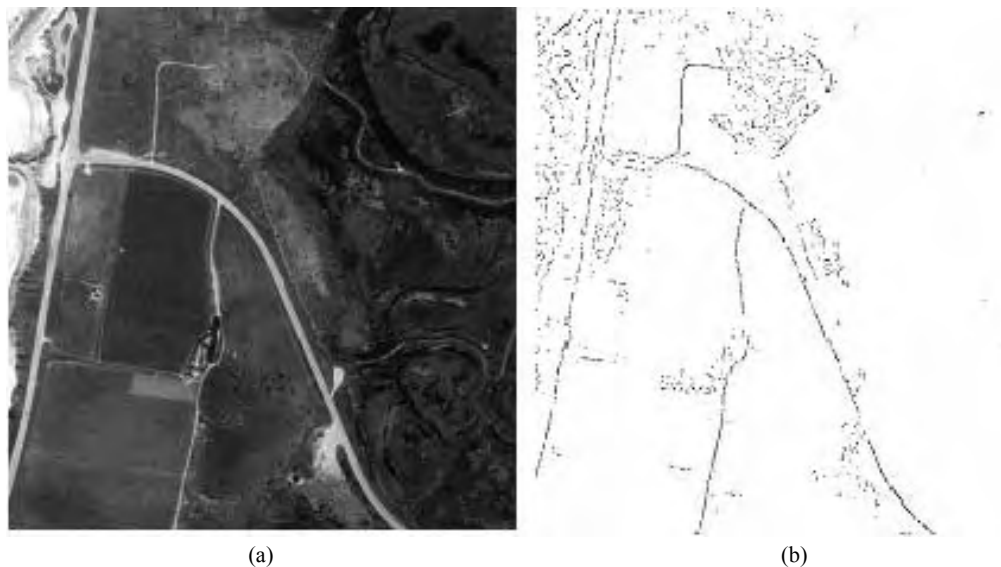


Figura 23. Teste com Canny – Modificado (a) Imagem original ; (b) Resultado com detector de Linhas (Canny – Modificado)

3 METODOLOGIA PARA EXTRAÇÃO DOS CRUZAMENTOS DE RODOVIAS

3.1 Introdução

Este capítulo descreve a metodologia para a extração de cruzamentos de rodovias em imagens de alta resolução. Na seção 3.2 é apresentada uma visão geral do problema proposto. Nas seções seguintes é apresentada a estratégia desenvolvida para solucionar o problema, usando resultados obtidos pelos métodos apresentados no capítulo 2, como extração de rodovias, espaço – escala, detectores de bordas e detectores de linhas.

3.2 Definição do Problema

A seção 2.2.2 apresentou o princípio para a extração de rodovias, dividido em quatro etapas distintas. O problema de extração de cruzamentos está inserido na etapa de geração da malha viária, onde os cruzamentos se tornam os componentes que devem ser extraídos para garantir a coerência topológica da malha viária.

O processo de extração de rodovias gera inicialmente uma malha viária incompleta, construída com base nos segmentos de rodovias e respectivas informações de caráter geométrico e radiométrico, tais como: a largura da rodovia, o nível de cinza médio, o mapa de bordas de rodovias, localizações e orientações do vetor gradiente da rodovia, linhas

representado as rodovias em baixa resolução etc., como pode ser verificado pelo esquema ilustrativo apresentado na figura 24. A partir destas informações são detectados e extraídos os cruzamentos de rodovias para estabelecer a topologia da malha viária.

Conforme pode ser verificado na figura 25, 4 tipos básicos de cruzamentos de rodovias são freqüentemente encontrados em regiões rurais (ZIOU e TABBONE,1998): “L”, ”T”, “X” e “Y”.

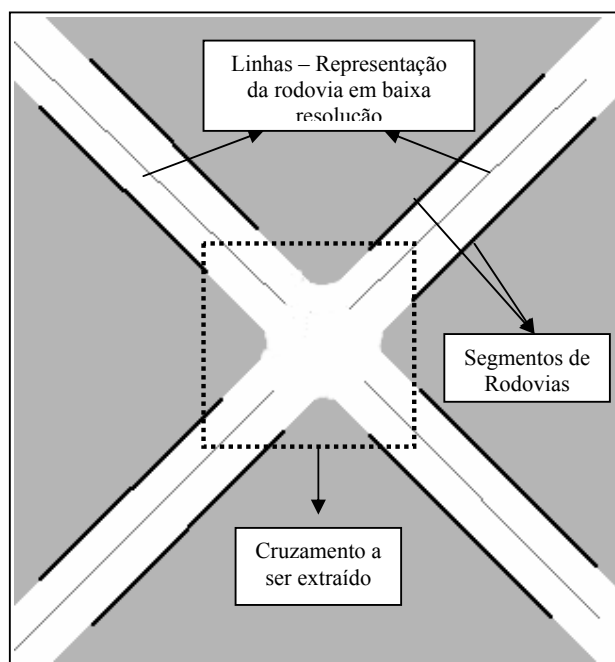


Figura 24. Esquema representando elementos no final do processo de extração de rodovias

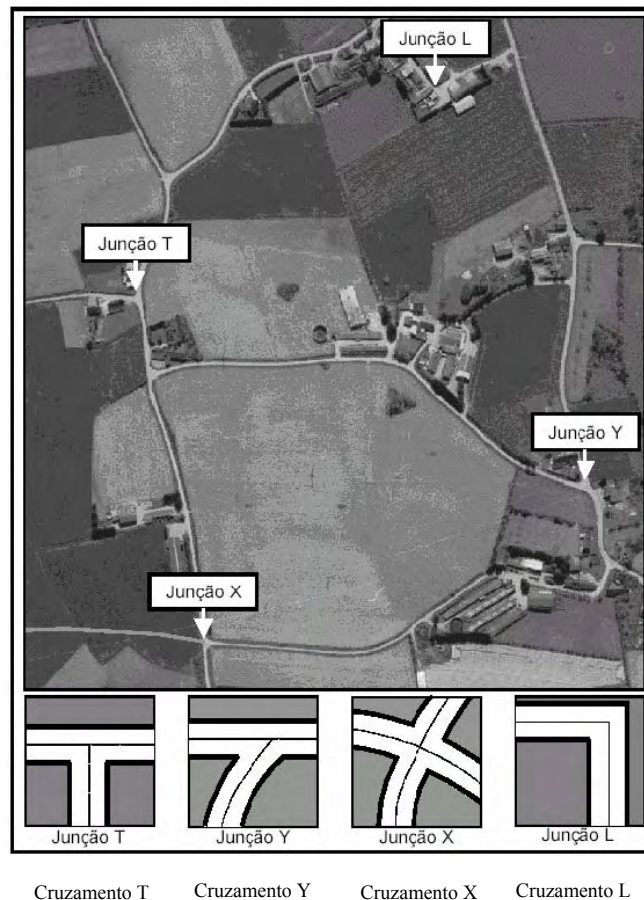


Figura 25. Tipos de Cruzamentos (SILVA e DAL POZ, 2003) adaptado.

A solução para o problema compõe-se de duas etapas, sendo que uma primeira (seção 3.3) consiste em encontrar os pontos de referências de cruzamentos com informações presentes na imagem de baixa resolução. Na segunda (seção 3.4) etapa o cruzamento é extraído na imagem original em alta resolução.

A metodologia a ser apresentada na seção seguinte é apropriada para extrair os cruzamentos de rodovias mostrados na figura 25.

3.3 Determinação dos pontos de referência dos cruzamentos

Nesta primeira etapa, a solução baseia-se em algoritmos de detecção de linhas ao longo do espaço - escala. Assim, a imagem original de alta resolução é reamostrada em baixa resolução, de tal forma que as rodovias na imagem reduzida tenham aproximadamente três pixels de largura. Neste processo de reamostragem a única informação a priori necessária é a largura aproximada da rodovia na imagem original. Em baixa resolução, as rodovias podem ser modeladas como linhas (DAL POZ, 2002). Para extrair as linhas desta imagem, foi aplicado inicialmente o algoritmo de Canny modificado (seção 2.5.3). Neste algoritmo, a etapa de diferenciação do detector deve ser suprimida, permanecendo as demais. Os resultados deste passo são geralmente as rodovias, isto é, quase todos os detalhes não relacionados com rodovias são suprimidos (ver destaque na figura 26). Nota-se que, embora as linhas extensas aproximem os eixos de rodovia, a representação para este exemplo não é boa no cruzamento. Entretanto, estas informações são úteis à extração do cruzamento na imagem original.

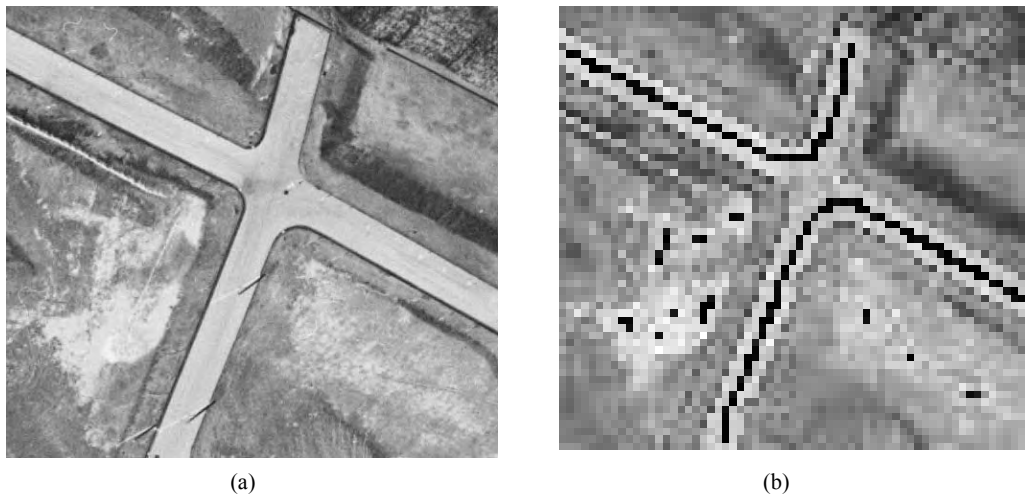


Figura 26. Extração de linhas a) Imagem original; b) Imagem re-amostrada em baixa resolução com linhas extraídas.

O processo de detecção de linhas usando Canny Modificado gera uma lista não ordenada de pixels. Assim é necessário primeiro a aplicação de um algoritmo de vetorização (detecção de cadeias de pixels), que consiste na formação de listas ordenadas de pixels de borda. Este algoritmo está detalhado em Dal Poz (2002). Em um processo seguinte, aplica-se um algoritmo de poligonização, por exemplo, o algoritmo de divisão recursiva (JAIN et al., 1995) que substitui as cadeias de pixel por linhas poligonais, isto é, uma seqüência de segmentos conectados de reta. Devido principalmente à compactação, esta representação facilita bastante a construção do conhecimento sobre rodovia. Facilita também a tarefa de reconhecimento automático dos pontos de referência dos cruzamentos, cuja estratégia baseia-se num critério de proximidade. Neste critério (figura 27), primeiro seleciona-se um ponto de uma linha que representa a rodovia i e calculam-se todas as distâncias com todos os pontos das outras linhas representando as outras rodovias. Repetindo-se este processo para todos os pontos da linha considerada, e depois para as outras linhas da imagem, selecionam-se os pontos que estão a uma certa distância entre si, distância esta que atende a um limiar calculado em função da largura da rodovia (este limiar mostrou-se bastante robusto com um valor próximo de duas vezes a largura média de rodovia), isto é,

$$d_i^{i+1}(j, k) = \sqrt{(x_j^i - x_k^{i+1})^2 + (y_j^i - y_k^{i+1})^2} < w \quad (3.01)$$

onde:

$d_i^{i+1}(j, k)$ – distância entre os pontos j (da rodovia i) e

k (da rodovia $i + 1$).

(x_j^i, y_j^i) – coordenadas do ponto j da rodovia i .

(x_k^{i+1}, y_k^{i+1}) – coordenadas do ponto k da rodovia $i + 1$.

W – limiar calculado em função da largura de rodovia.

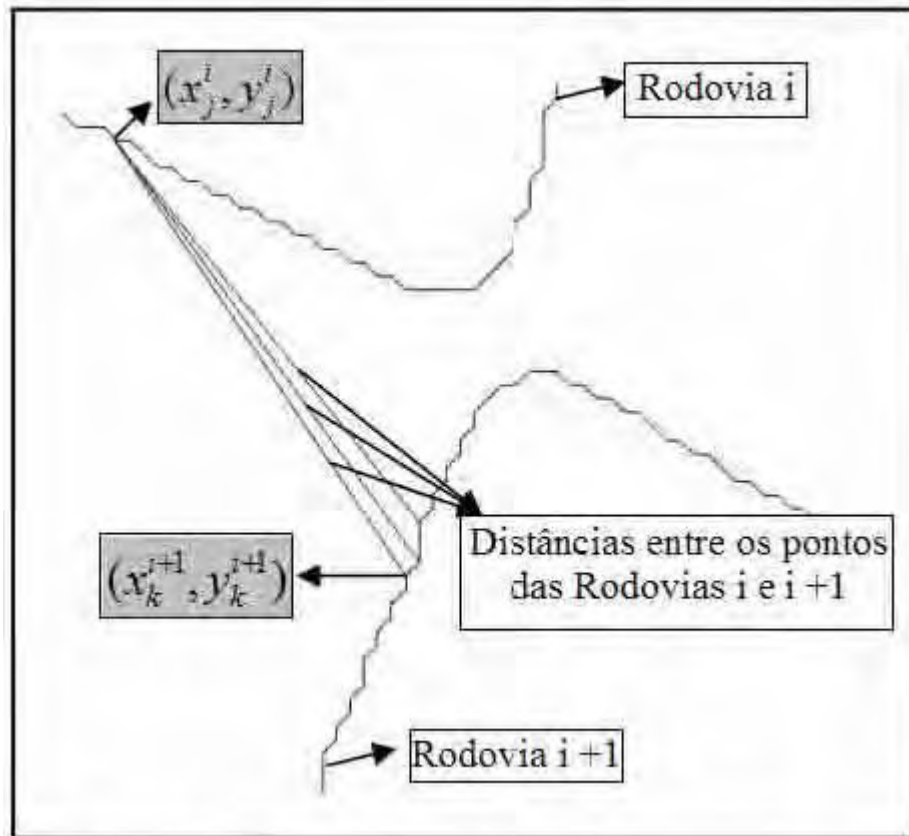


Figura 27. Cálculo das distâncias entre pontos das rodovias i e $i + 1$

Vale ressaltar que todo o processo de extração de pontos de referência baseia-se nas linhas transformadas para a imagem original de alta resolução, conforme mostra a figura 28.

Com os pontos selecionados, com base no critério de proximidade, o que se tem agora são agrupamentos de pontos numa determinada região de cruzamento, como pode ser verificado pela figura 28.

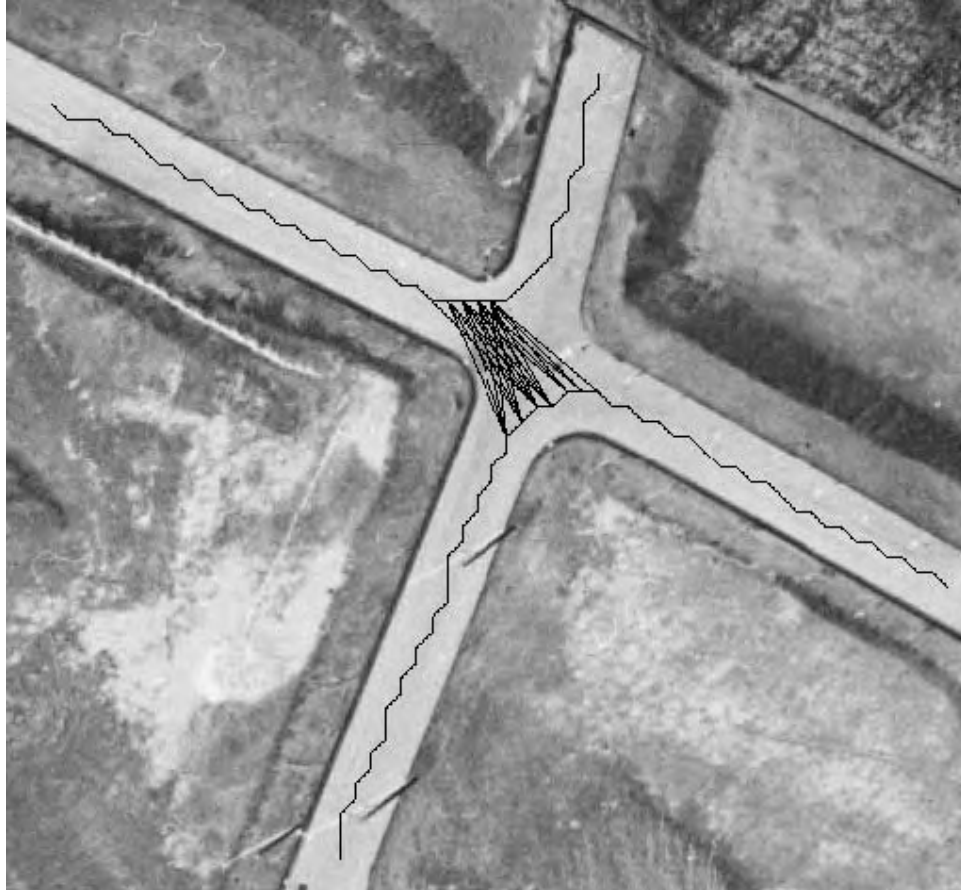


Figura 28. Agrupamento de pontos numa região de cruzamento.

Após detectar os agrupamentos de pontos da região de cruzamento, calculam-se as coordenadas dos pontos de referência de cruzamentos empregando uma regra simples (equação 3.02).

$$x_c = \frac{\sum_{i=0..n-1} x_i}{n} \text{ e } y_c = \frac{\sum_{i=0..n-1} y_i}{n} \quad (3.02)$$

onde, x_c e y_c representam as coordenadas de um ponto P de referência de um dado cruzamento, calculadas como médias dos n pontos selecionadas pelo critério de proximidade.

Com as coordenadas calculadas, obtém-se no final o ponto P de referência do cruzamento (figura 29).



Figura 29. Ponto de Referência do Cruzamento

É importante ressaltar que o ponto de referência não precisa estar precisamente locado no centro do cruzamento, visto que a função deste ponto é fornecer uma referência para a busca dos segmentos de rodovia previamente extraídos.

3.4 Extração de Cruzamentos em alta resolução

A extração de cruzamentos em alta resolução pode ser subdividida em duas etapas. A primeira consiste na extração dos fragmentos de rodovias, que é realizada por um programa de computador preexistente para a extração automática de segmentos (fragmentos adjacentes conectados) de rodovias (DAL POZ, 2002). A segunda etapa tem por base os resultados obtidos na etapa anterior.

3.4.1 Extração dos Fragmentos de Rodovias em Alta Resolução

A extração de fragmentos de rodovia necessita de conhecimentos sobre o objeto rodovia, já que o objetivo é o reconhecimento e o delineamento de segmentos de rodovia. O processo para extração automática de segmentos de rodovia coincide com a primeira etapa do princípio de extração da malha viária (seção 2.2.2). No entanto, este processo é realizado segundo as etapas brevemente elucidadas abaixo:

I – Aplica-se na imagem original um detector de bordas, como por exemplo, o processo de detecção de bordas de Canny (1986) apresentado na seção 2.4.3.3. Uma comparação visual com o detectores de borda de Marr e Hildreth e o detector de Shen e Castan, ambos descritos nas seções 2.4.3.2 e 2.4.3.4 respectivamente, mostraram um resultado inferior para o detector de Marr e Hildreth e uma equivalência para o detector de Shen e Castan, comparados ao detector de Canny. Como o detector de Canny está integrado na implementação computacional preexistente para a extração de segmentos de rodovias e tendo em vista as observações acima, optou-se por mantê-lo como a metodologia para detecção de bordas desta etapa.

II – Na imagem de bordas, é aplicado um algoritmo de vetorização para gerar uma lista ordenada de pixels de bordas, como aquele que já foi citado na seção 3.3.

III – Nas listas de pixels de bordas ordenados na vetorização aplica-se um algoritmo de poligonização, possibilitando que as bordas detectadas de rodovias sejam descritas por linhas poligonais.

IV – Na seqüência, as linhas poligonais são combinadas para gerar os fragmentos de rodovias que são quadriláteros mínimos modelando pequenos segmentos retos de rodovias.

V – Com a descrição dos fragmentos de rodovias, os segmentos de rodovias são obtidos ligando os fragmentos adjacentes de rodovia.

Detalhes do processo brevemente descrito acima são encontrados em Dal Poz (2002).

É importante ressaltar que alguns fragmentos de rodovias não podem ser conectados com seus adjacentes, impossibilitando em alguns casos a geração de longos segmentos de rodovias. A metodologia pode trabalhar tanto com os segmentos, como com os fragmentos de rodovias gerados pelo programa de extração automática de segmentos de rodovias.

A figura 30 ilustra o resultado da extração dos segmentos de rodovias, conforme descrito nos itens acima, obtidos pelo programa de computador preexistente citado anteriormente.

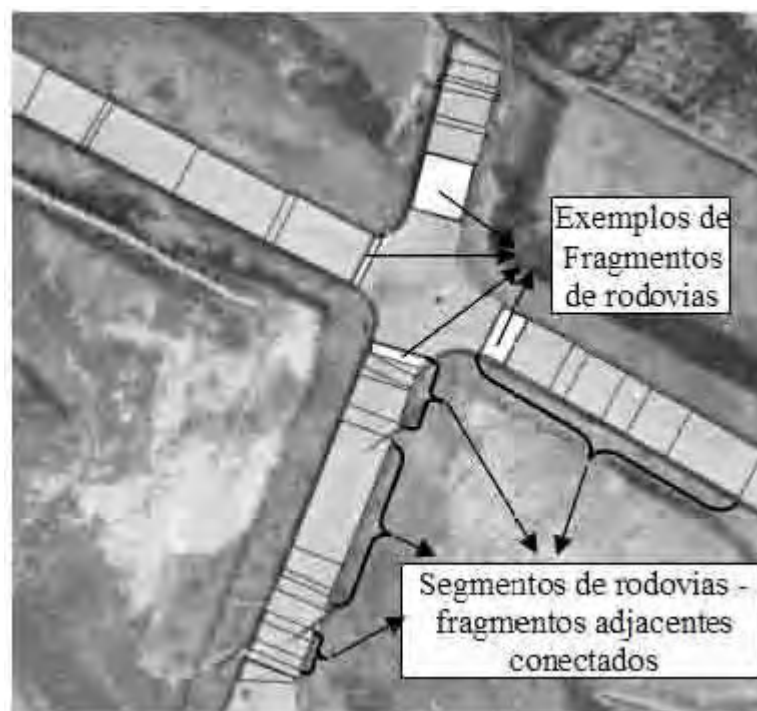


Figura 30. Segmentos de rodovias determinados pelo programa de extração automática de rodovias

3.4.2 Extração dos Cruzamentos

Como os cruzamentos de rodovias em imagens de alta resolução são áreas delimitadas por dois ou mais fragmentos ou segmentos de rodovias, resultando em figuras planas e irregulares, estes cruzamentos podem ser descritos por polígonos margeando áreas homogêneas e compatíveis com rodovias. Devido a grande variabilidade, é muito difícil modelá-los através de objetos regulares como os quadriláteros mínimos usados na extração de fragmentos de rodovia. Desta forma, não se pode depender de formas previamente conhecidas, mas sim de regras gerais que permitem a extração do cruzamento.

A identificação de quais bordas (na verdade, linhas poligonais) pertencem a um cruzamento particular não é trivial. A estratégia desenvolvida baseia-se nas linhas (geralmente rodovias), os pontos de referência de cruzamento extraídos em baixa resolução e os fragmentos ou segmentos de rodovias extraídos em alta resolução.

A identificação das bordas de cruzamentos de rodovias é realizada segundo um conjunto de regras apresentadas abaixo.

I – A partir de um ponto P de referência de cruzamento previamente determinado, calcular todas as distâncias deste ponto aos vértices dos fragmentos ou segmentos de rodovias, em cada uma das direções definidas pelas linhas extraídas em baixa resolução e que participaram da determinação do ponto P, como pode ser verificado pela figura 31.

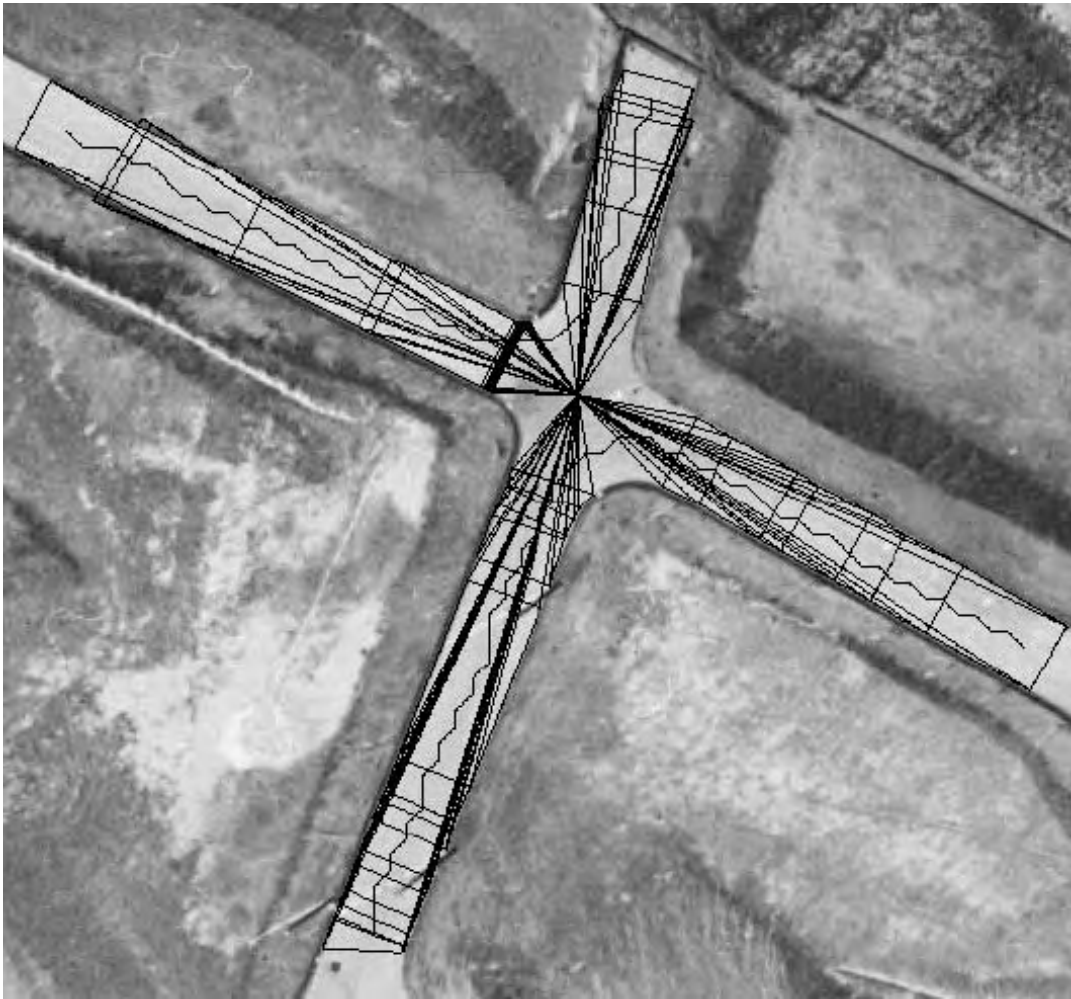


Figura 31. Distâncias pontos de referência de cruzamentos e segmentos de rodovias

II – Determinar em cada uma das direções definidas pelas linhas, qual o fragmento ou segmento de rodovia está mais próximo do ponto P (referência de cruzamento).

III – Guardar destes fragmentos ou segmentos de rodovias (selecionados no item II) somente os vértices mais próximos do ponto de referência de cruzamento, conforme mostra a figura 32.

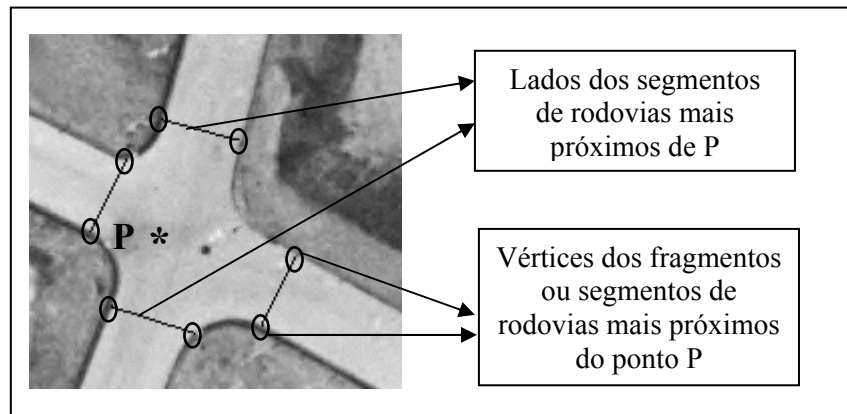


Figura 32. Vértices dos segmentos de rodovias mais próximo ao ponto de cruzamento

IV – Definidos quais os vértices dos fragmentos ou segmentos de rodovias estão mais próximos do ponto de referência de cruzamento, faz-se então uma busca em um arquivo que contém as coordenadas dos vértices de todas as linhas poligonais geradas pela metodologia de extração automática de segmentos de rodovias. Entre essas linhas poligonais encontram-se aquelas que farão a ligação entre os vértices pré-selecionados (figura 33), as quais foram descartadas pela metodologia de extração de segmentos de rodovias, pois não se compatibilizaram com o modelo de rodovias proposto por Dal Poz (2002).

Como mostra a figura 33, o cruzamento de rodovia é descrito por uma figura plana relativamente complexa de segmentos de retas (lados dos segmentos de rodovia) e de segmentos de linhas poligonais. Estas últimas são identificadas e extraídas com base na estratégia descrita nos parágrafos anteriores.

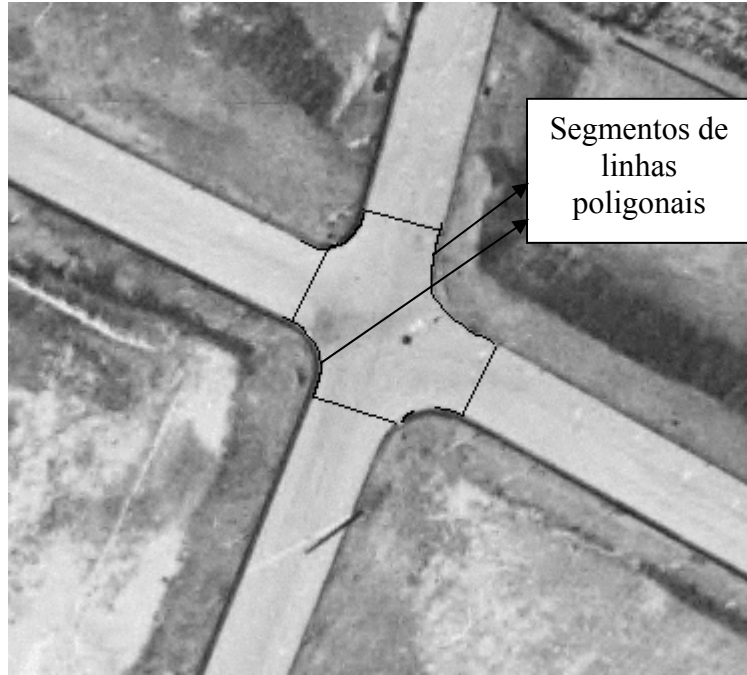


Figura 33. Exemplo de um cruzamento de rodovias extraído automaticamente

4 RESULTADOS E ANÁLISES

4.1 Introdução

Neste capítulo são apresentados e analisados os resultados dos experimentos efetuados, especificando alguns detalhes computacionais relevantes ao desenvolvimento da metodologia apresentada no capítulo 3. A seção 4.2 apresenta uma breve descrição da metodologia do ponto de vista de implementação computacional. A seção 4.3 apresenta uma metodologia desenvolvida para uma análise numérica centrada em um critério de completeza da malha viária. Na seção 4.4 são apresentados os dados (imagens) que foram utilizados nos experimentos. Finalizando o capítulo, a seção 4.4 apresenta uma análise dos resultados obtidos com a metodologia proposta.

4.2 Aspectos computacionais

A metodologia apresentada no capítulo 3 está totalmente implementada em linguagem C++ para ambiente Windows – PC. Como já foi mencionado, o ponto de partida para este trabalho é a metodologia de extração automática de rodovias proposto em Dal Poz (2002). Isto é, os dados gerados por aquela metodologia. Assim, os programas computacionais desenvolvidos utilizam como elementos de entrada os dados gerados pelo programa de computador que implementa a metodologia automática para extração de segmentos de rodovias.

A implementação computacional da metodologia apresentada no capítulo 3 foi realizada em quatro programas, ou módulos distintos, com a finalidade de acoplá-los ao programa de extração automática de rodovias.

O primeiro módulo trabalha com resultados em baixa resolução que é a descrição das rodovias por linhas. Neste módulo o programa tem a função de agrupar os pontos de linha que estão próximo do que deverá ser o ponto de cruzamento. Este programa gera um arquivo na forma de texto (indicando as coordenadas x e y) com os grupos de pontos, em que cada grupo deverá gerar as coordenadas do ponto de referência de cruzamento.

O segundo módulo, primeiro, testa todos os pontos com a finalidade de excluir os pontos de linhas que não representam rodovias. Isto é feito através do cálculo da média dos tons de cinza sobre a linha que ligam estes pontos, caso esta média seja menor que um determinado limiar, o ponto é excluído. O limiar em questão, normalmente é escolhido como sendo um tom de cinza médio da entidade rodovia. Feito isto, um ponto de referência de cruzamento é calculado (seção 3.3.).

No terceiro módulo é feita a busca pelos segmentos de rodovia mais próximos ao ponto de referência de cruzamento detectado, gerando um arquivo com as coordenadas dos vértices dos segmentos de rodovias mais próximos.

Por fim, o último módulo faz uma busca no arquivo denominado *edge_chain.dat*, que é um dos resultados do programa de extração automática de rodovias, selecionando os segmentos de linhas poligonais que ligam os vértices dos segmentos de rodovias mais próximos ao ponto de referência de cruzamento, extraíndo então o cruzamento em alta resolução.

Deve-se mencionar que todos estes módulos trabalham acoplados, ou separados com imagens no formato RAW e arquivos texto contendo os pontos resultantes de cada processo.

4.3 Metodologia para avaliação numérica

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, e verificação visual da qualidade das feições extraídas. Pode-se, porém, aplicar alguns critérios que normalmente são encontrados na literatura como, completeza, correção, qualidade, desvio médio e erro médio quadrático (DAL POZ, 2000).

Para a análise numérica dos resultados encontrados neste trabalho, foi utilizado o critério de completeza, ou seja, a razão entre o que foi extraído automaticamente pelas metodologias de extração automática (segmentos de rodovias e cruzamentos) e dados de referência (malha viária completa) obtidos manualmente com o auxílio do software Paint Shop Pro™ 4.1(Shareware). O critério de completeza foi utilizado por se tratar do elemento chave para avaliar a eficiência da metodologia desenvolvida na complementação da malha viária extraída previamente.

A equação 4.01 define o critério de completeza que deve ter valor no intervalo de $[0,1]$, sendo que 1 é o valor ótimo.

$$\text{completeza} = \frac{\text{número de elementos extraídos}}{\text{número total de elementos da malha}} \quad (4.01)$$

Os números de elementos extraídos e o número total de elementos da malha são medidas desenvolvidas com base no número de pixels utilizados para representar as feições extraídas e de referência (equação 4.02)

$$\text{número de elementos extraídos} = \sum_{i=0}^{n-1} f_i \quad (4.02)$$

onde f_i , é um valor atribuído a cada uma das n feições extraídas, representando o número de pixels utilizados para representá-la. O número total de elementos da malha viária utiliza o mesmo critério que o número de elementos extraídos.

4.4 Imagens Teste

Com o propósito de avaliar a metodologia proposta, foram realizados testes com 5 imagens de alta resolução, onde os cruzamentos apresentavam variados graus de dificuldade. É importante ressaltar que na literatura básica para o processo de extração de rodovias (BAUMGARTNER *et al.*, 1998) uma imagem é considerada de alta resolução para pixels menores de 0,7 m, o que equivale a rodovias na imagem com pelo menos 7 pixels.



Figura 34. Imagem teste 01

Imagem 01 – (figura 34): esta imagem de 535 x 498 pixels possui rodovias com largura média de 33 pixels e um cruzamento em forma de “X”. É uma imagem com um

considerável nível de ruído, porém as bordas, tanto das rodovias como dos cruzamentos são bem definidas.

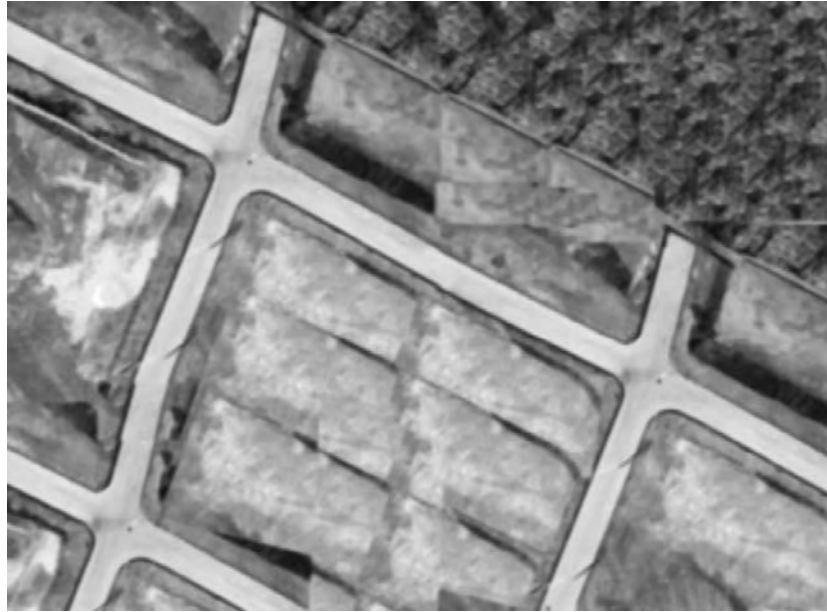


Figura 35. Imagem teste 02

Imagem 02 – (figura 35): trata-se de uma imagem de 1007 x 745 pixels. Esta imagem foi construída com o auxílio do software Paint Shop Pro™ 4.1 (versão Shareware) onde, partindo de um cruzamento em “X” (figura 34), criou-se mais dois ligados por suas rodovias. Tomou-se esta medida para testar a metodologia em imagens com rodovias de largura média de 33 pixels e vários cruzamentos em uma mesma imagem. Esta imagem, da forma como foi construída, têm suas bordas tanto da rodovia como dos cruzamentos bem definidas.



Figura 36. Imagem teste 03

Imagem 03 (figura 36): é uma imagem de 664 x 1072 pixels. Esta imagem possui rodovias com largura média de 40 pixels, com oito cruzamentos em forma de “X” e “T”. Tem um bom contraste, embora as bordas, tanto das rodovias, como dos cruzamentos, apresentem problemas, ou seja, as bordas não estão bem definidas nos locais onde será aplicada a metodologia. Esta imagem também possui carros nas rodovias e várias entradas que perturbam a resposta do modelo (seção 2.2.1.2) empregado na extração de rodovias e, conseqüentemente, no modelo de extração de cruzamento.



Figura 37. Imagem teste 04

Imagem 04 (figura 37): trata-se de uma imagem com 1204 x 724 pixels, possuindo as mesmas características da imagem 03, mas com uma dificuldade adicional por possuir uma região com problema de contraste. Esta dificuldade deverá implicar um menor desempenho da metodologia de extração de rodovias e, conseqüentemente, da metodologia de extração de cruzamentos.



Figura 38. Imagem teste 05

Imagem 05 (figura 38): trata-se de uma imagem com 914 x 450 pixels, possuindo rodovias com aproximadamente 25 pixels de largura e um cruzamento em “T”. As bordas das rodovias estão bem definidas, no entanto, o cruzamento apresenta regiões onde as bordas não estão bem definidas.

4.5 Análises dos Resultados

A seguir são apresentados e analisados os resultados obtidos com as 5 imagens de alta resolução apresentadas anteriormente. Para cada imagem teste são primeiramente apresentados os resultados do processo de extração automática de segmentos de rodovia, seguidos dos resultados do processo de extração do cruzamento de rodovias. No final, é apresentada a fusão de ambos os resultados, isto é, a malha viária constituída de segmentos e cruzamentos de rodovias.

4.5.1 Experimento com imagem 01

O resultado obtido para a imagem 01 através da metodologia de extração automática de rodovias pode ser verificado na figura 39. Na figura 39 (a) são apresentadas em branco as bordas detectadas ($\sigma = 1,5$) pelo detector de Canny na imagem de alta resolução, bem como em preto as linhas extraídas ($\sigma = 1,0$) em baixa resolução e posteriormente reamostradas na escala da imagem original. A figura 39 (b) apresenta em preto os segmentos de rodovias extraídos

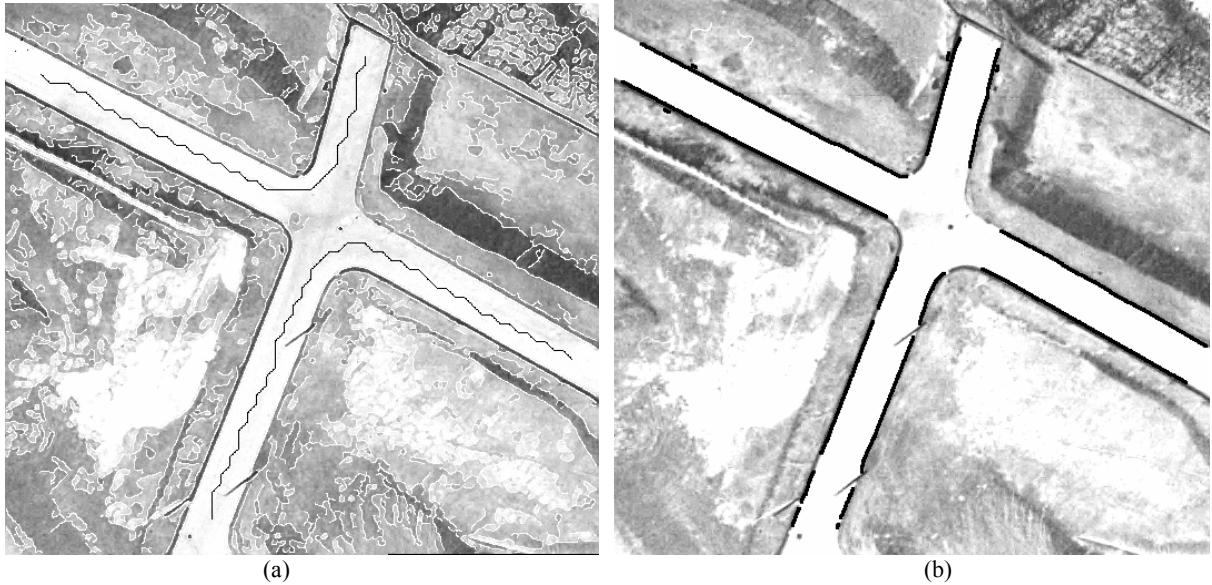


Figura 39. Extração automática de segmentos de rodovias. a) – Resultado da detecção de bordas e linhas ; b) – Segmentos de rodovias encontrados pelo programa de extração automática

Como pode ser verificado na figura 39 (b), o processo de extração de segmentos de rodovias procura as bordas que delineiam as rodovias. Na verdade, este processo de extração extrai quadriláteros justapostos, sendo que cada um representa um pequeno fragmento de rodovia. O que é mostrado na figura 39 (b) é a projeção em preto dos lados destes quadriláteros extraídos na imagem original.

No final do processo de extração de segmentos de rodovias (figura 39 (b)), obtém-se aproximadamente 83% da malha viária presente na imagem extraída, ficando algumas falhas (previstas do ponto de vista teórico em Dal Poz (2002)) e o cruzamento para ser extraído pela metodologia proposta no capítulo 3.

Aplicando-se agora a metodologia de extração de cruzamento aos resultados previamente gerados, obtém-se um polígono que delinea o cruzamento entre estas rodovias (figura 39).

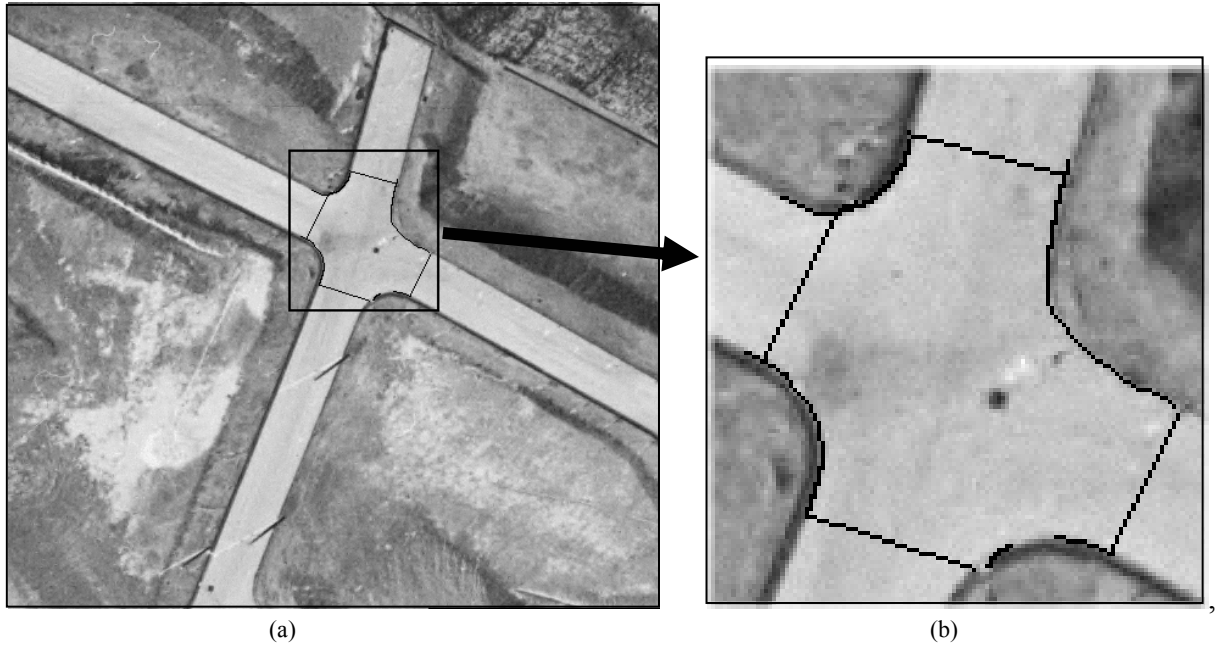


Figura 40. Resultado do processo de extração de cruzamento; a) Resultado obtido; e b) Ampliação.

O resultado do processo de extração de cruzamento (figura 41) se mostrou satisfatório para este cruzamento, mesmo com as dificuldades apresentadas pela imagem em questão. A única falha no processo ocorre na região onde realmente não foram detectadas bordas pelo algoritmo de extração de bordas, como pode ser visto na figura 39 (a).

O resultado final do processo, que é a fusão dos segmentos de rodovias com os cruzamentos extraídos, é apresentado na figura 41. A fusão dos processos gera uma extração de 93% da malha viária o que mostra uma nítida melhora provocada pelo processo de extração de cruzamento (melhora de 10% da malha viária). As únicas falhas que ainda aparecem no resultado são esperadas, haja vista que o processo de extração de segmentos de rodovias não extrai pequenos fragmentos perturbados por postes.

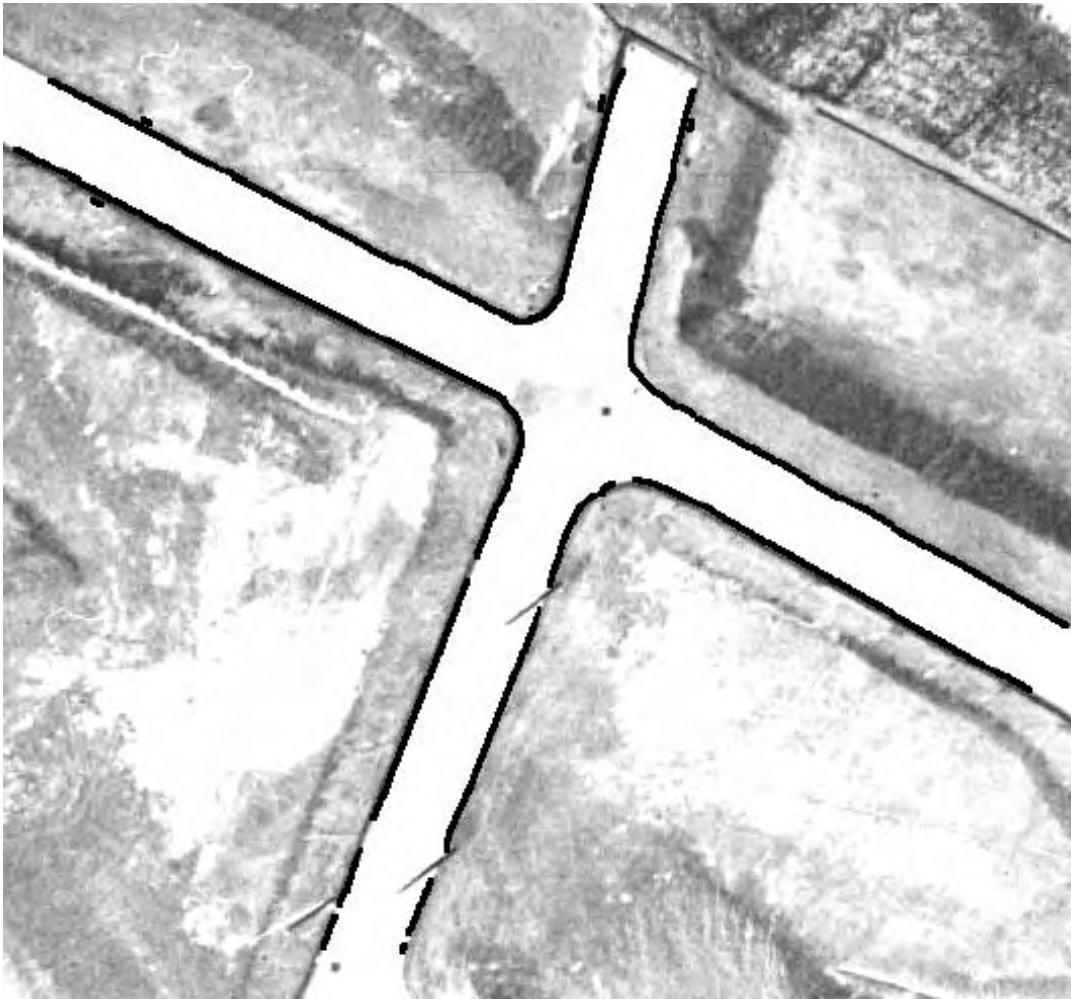
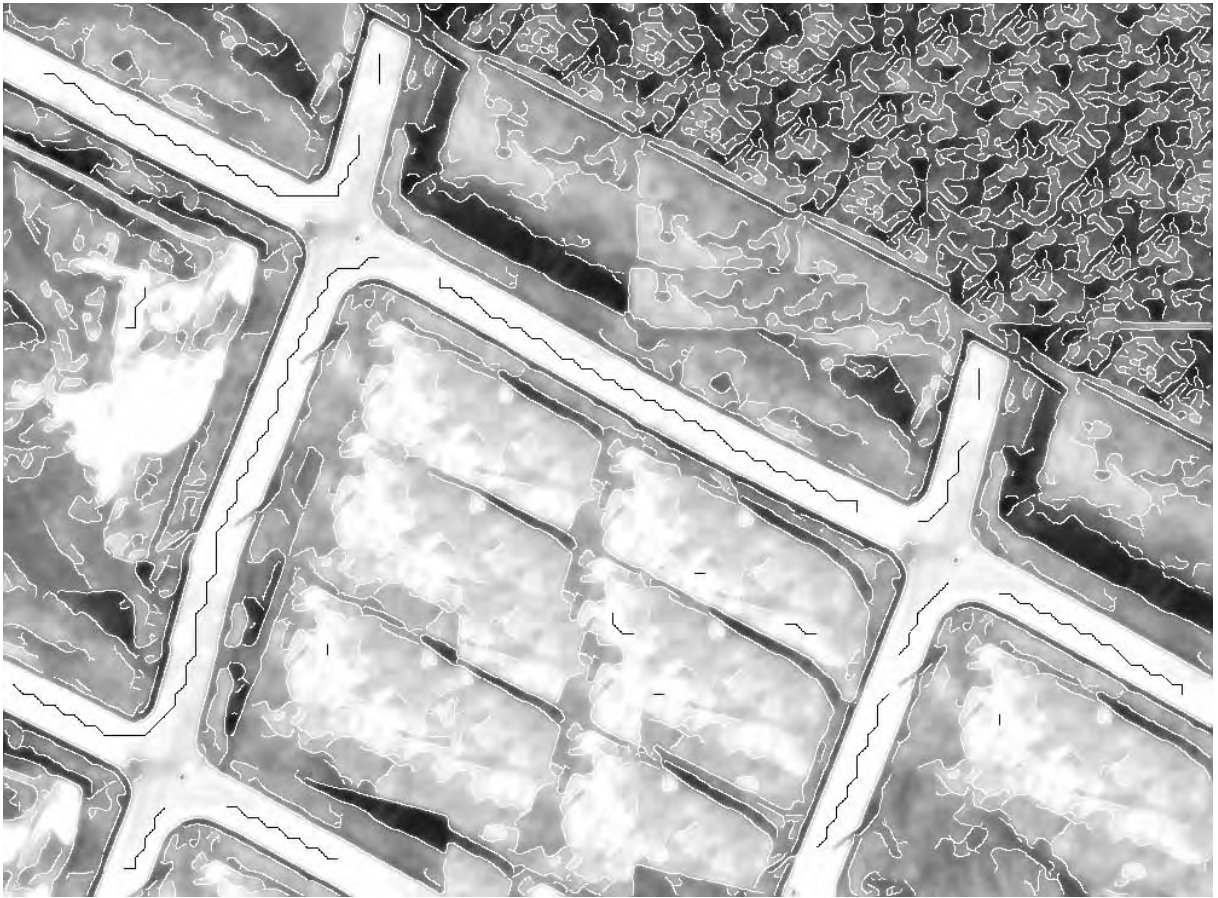


Figura 41. Resultado final – fusão dos resultados do processo de extração de rodovias com o processo de extração de cruzamentos.

4.5.2 Experimento com a Imagem 02

A imagem 02 possui as bordas tanto das rodovias como dos cruzamentos bem definidos. O resultado obtido para esta imagem usando os detectores de bordas e linhas são apresentados na figura 42, sendo que as bordas são vistas em branco e as linhas em preto.



O desvio padrão utilizado, tanto para o detector de bordas como o de linha, foi 1,0.

O resultado do processo de extração de segmentos de rodovias é apresentado na figura 43. Este resultado representa 67% da malha viária. Visto que esta imagem tem um grau maior de dificuldade, devido principalmente ao fato dos segmentos de rodovias extraídos estarem em relação a alguns cruzamentos, a uma distância bem maior que o esperado, dificultando o processo de determinação dos vértices mais próximo ao ponto de referência de cruzamento.



Figura 43. Resultado do processo de extração de rodovias com segmentos de rodovias delineados em preto.

O resultado da extração de cruzamentos (figura 44) apresenta alguns detalhes interessantes como algumas linhas poligonais que extrapolam a ligação entre os vértices mais próximos ao ponto de referência de cruzamento. É importante ressaltar que, devido a maior distância entre os vértices e pontos de referência de cruzamento, os polígonos que ligam estes vértices podem estar contidos em linhas poligonais maiores, motivo que explica a metodologia extrapolar a simples ligação entre os vértices já determinados anteriormente.

O resultado apresentado na figura 44 tem como principal característica a extração total dos cruzamentos. É interessante verificar que a metodologia se mostra robusta, mesmo em imagens com mais cruzamentos.

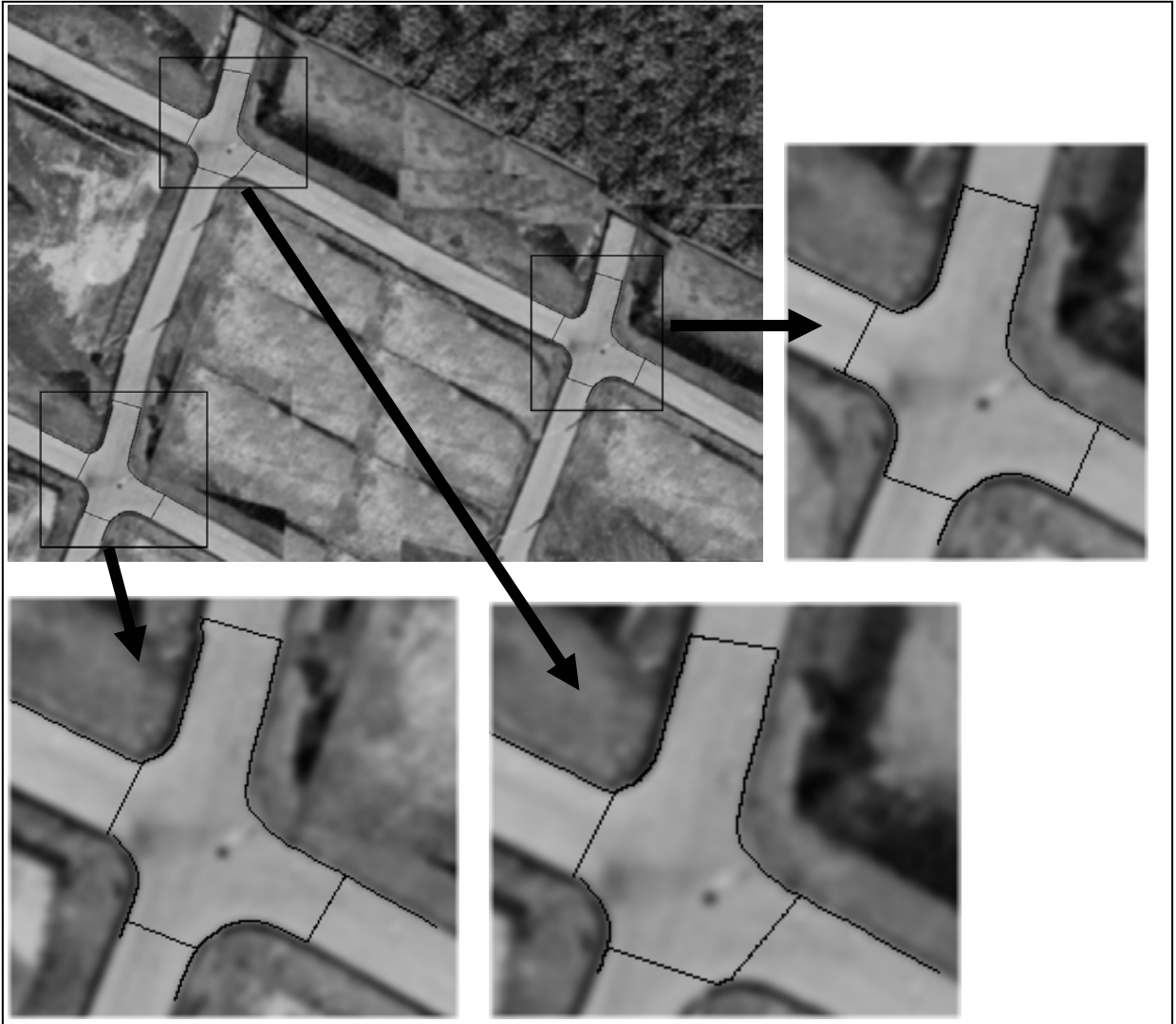


Figura 44. Resultado da extração de cruzamento para a imagem teste 02

A fusão dos cruzamentos extraídos com os segmentos de rodovias gera um resultado (figura 45) bastante satisfatório em relação ao processo de extração de rodovias, pois agora a malha extraída representa 92% da malha viária presente na imagem, correspondendo a uma melhora de 25% de extração gerada pela metodologia de extração de cruzamentos.

Mesmo sendo esta imagem construída através da replicação de um mesmo cruzamento, é interessante notar que os cruzamentos extraídos não apresentam a mesma forma, pois o processo trabalha localmente e com os resultados do processo de extração de

rodovia (figura 43), sendo que estes não apresentam as mesmas características nos arredores de cada cruzamento.



Figura 45. Resultado da fusão dos processos de extração de rodovias com extração de cruzamentos

4.5.3 Experimento com Imagem 03

A imagem 03 apresenta rodovias com um bom contraste em relação ao fundo, no entanto, as bordas tanto das rodovias como dos cruzamentos não estão bem definidas, dificultando a extração dos segmentos de rodovias e conseqüentemente dos cruzamentos de rodovias.

As bordas extraídas em alta resolução, bem como as linhas extraídas em baixa resolução, estão apresentadas na figura 46. O desvio - padrão tanto para o detector de bordas como para o detector de linhas, foi de 1,0.

É importante ressaltar que para um pequeno desvio - padrão, o número de estruturas detectadas na imagem é muito grande, mas como esta imagem contém problema na definição das bordas de rodovias, e o aumento no desvio – desvio padrão provoca o deslocamento das bordas (VALE, 2003), foi necessário trabalhar com um desvio - padrão pequeno, o que gerou um considerável aumento no tempo de processamento.

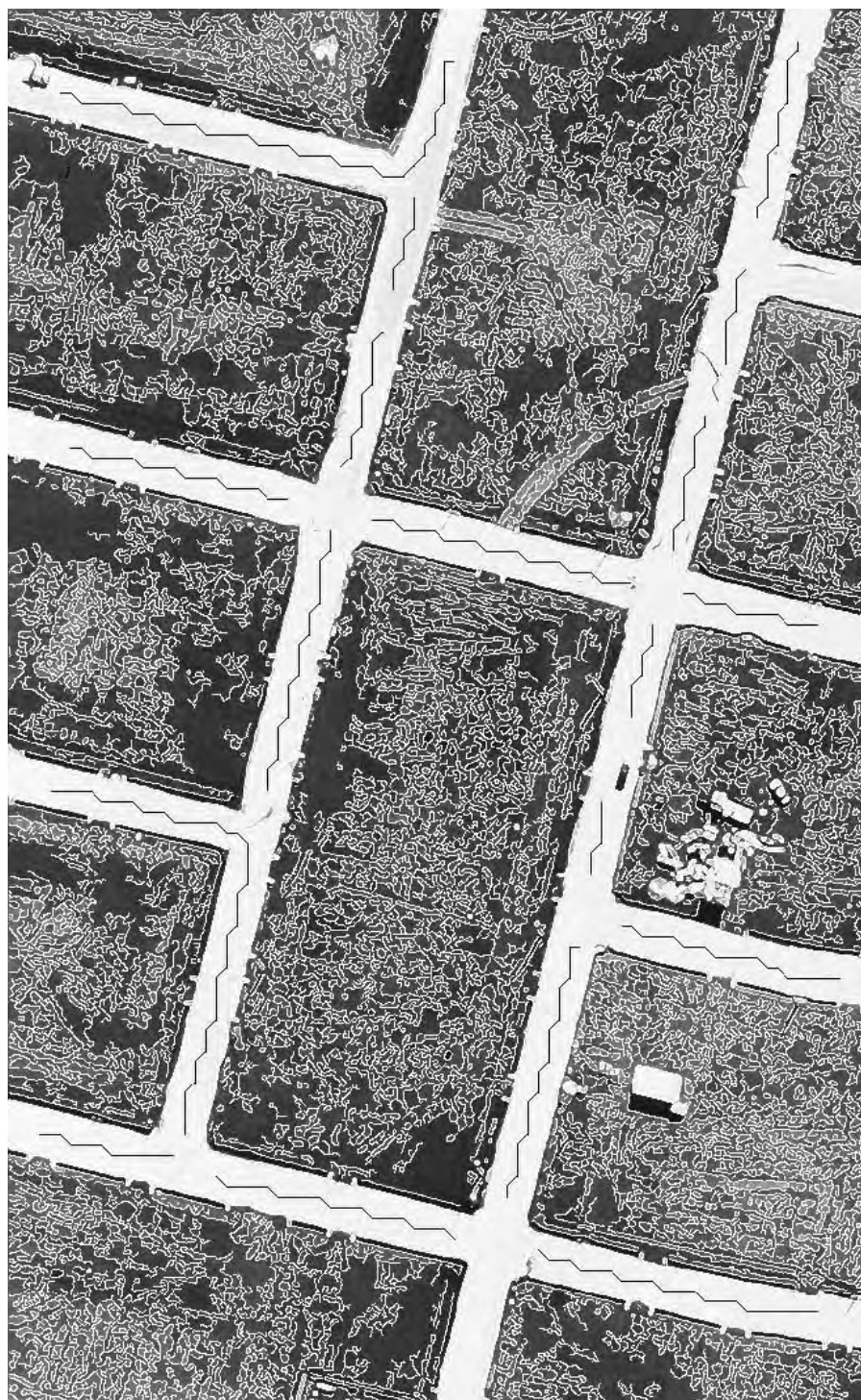


Figura 46. Resultado da detecção de bordas e linhas para a imagem 03

Nesta imagem as rodovias contêm muitas entradas rurais, o que contribui para uma má definição das bordas de rodovias. Conforme foi mostrado na seção 2.2.1.2, esta situação implica num contexto bastante desfavorável para métodos que empregam estratégias baseadas em informações geométricas e radiométricas. De fato, o resultado do programa de

extração automática de rodovia (figura 46) mostra como estas entradas rurais dificultam o processo de extração de rodovias.



Figura 47. Resultado do processo de extração de rodovias

Como pode ser verificada pela figura 47, as entradas rurais geram segmentos de retas bastante fragmentados, o que representa 51% da malha viária presente na imagem. Esta fragmentação dificultou bastante a extração dos cruzamentos. Os resultados do processo de extração de cruzamentos são apresentados na figura 48, onde alguns cruzamentos não puderam ser totalmente extraídos, devido às dificuldades já discutidas no parágrafo anterior.

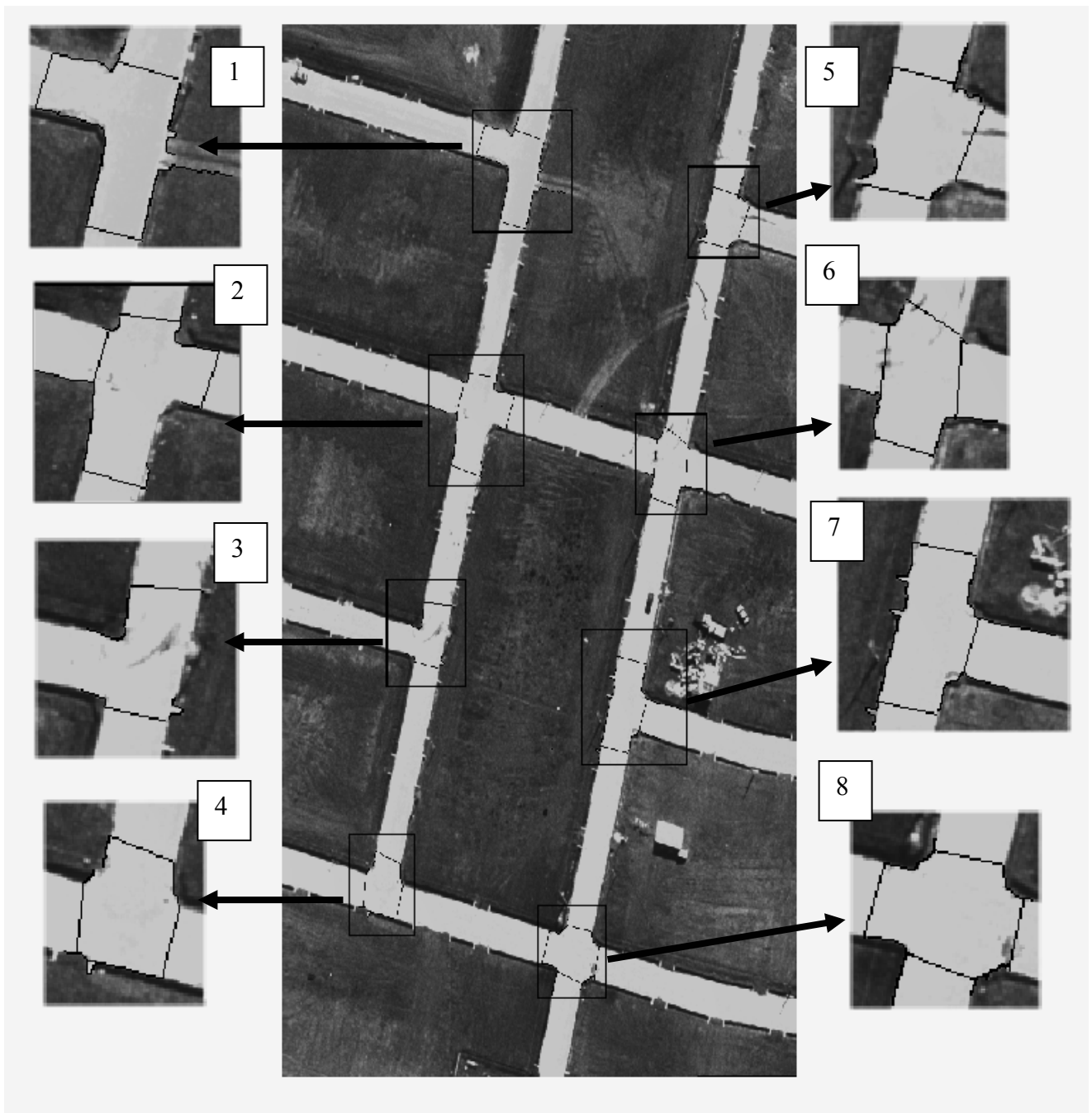


Figura 48. Cruzamentos extraídos para a imagem teste 03

Dos oito cruzamentos existentes na imagem, os cruzamentos de números 1, 4, 6, 7 e 8 foram extraídos totalmente (figura 48). Para os cruzamentos 2, 3 e 5 alguns problemas geraram falhas na estratégia de extração dos cruzamentos.

O cruzamento 2 não foi totalmente extraído devido a falta de bordas bem definidas nas proximidade deste cruzamento, situação que penaliza a metodologia. O cruzamento 5 não foi extraído completamente, pois nas proximidades do mesmo existem entradas rurais impedindo uma boa definição da borda da rodovia. O cruzamento 3 apresenta problema em razão da dificuldade de encontrar os vértices de um dos segmentos de rodovias, ficando a metodologia sem hipóteses para busca de linhas poligonais que liguem os respectivos vértices.

A figura 49 apresenta finalmente o resultado da fusão entre os resultados das metodologias de extração de cruzamento de rodovias e de extração de segmentos de rodovias.

Neste resultado (figura 49), pode-se notar uma considerável melhora se comparada com a figura 47, pois agora tem-se 67% da malha extraída frente os 51% extraídos com a metodologia de extração de segmentos, representando uma melhora de 16% no nível de extração da malha, ou seja, mesmo apresentando algumas falhas na extração de 3 dos 8 cruzamentos da imagem, a metodologia se mostrou mais uma vez importante no que tange ao seu principal objetivo que é contribuir na complementação da extração automática da malha viária.

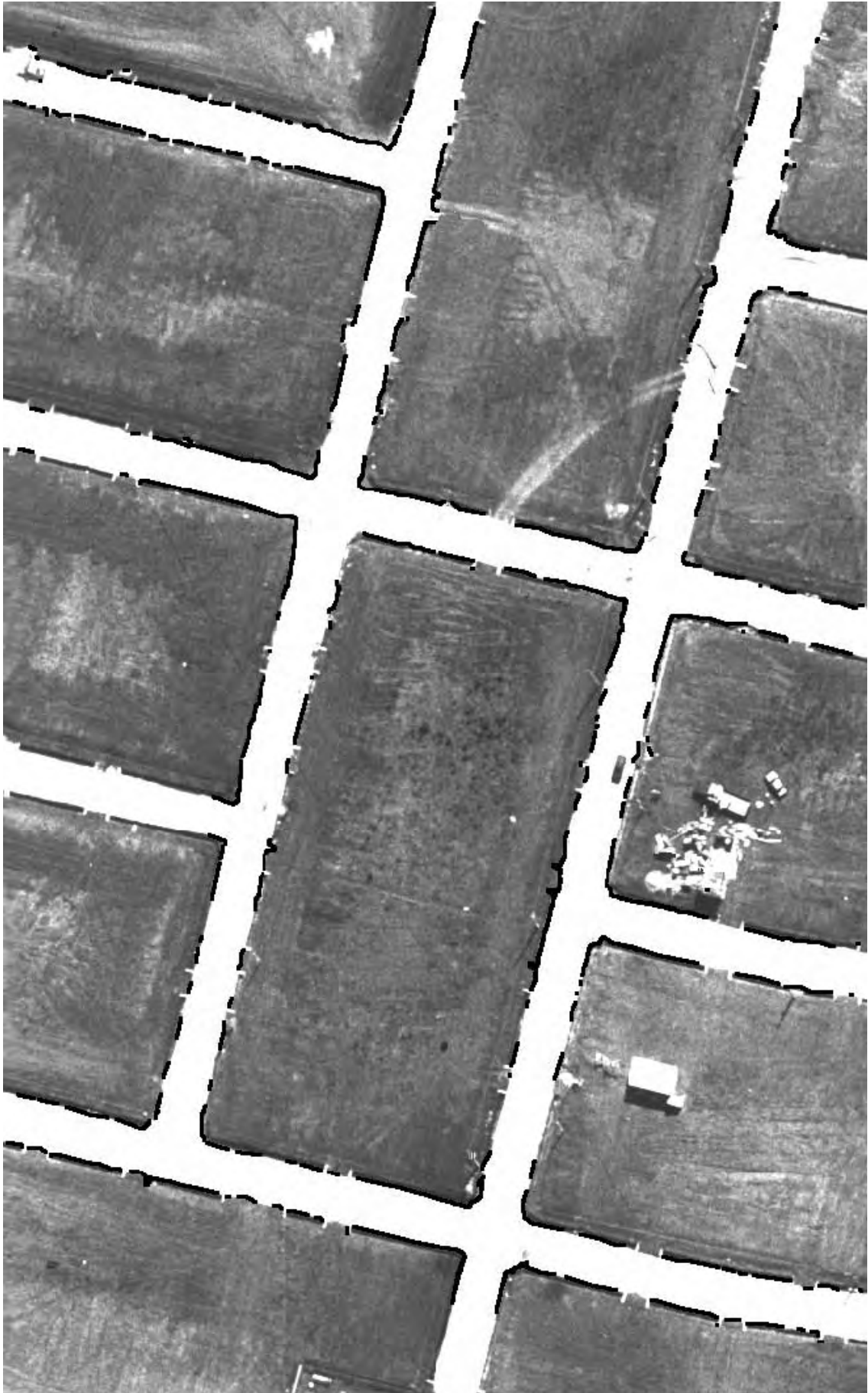


Figura 49. Fusão dos resultados de extração de rodovias e extração de cruzamentos

4.5.4 Experimento com Imagem 04

A imagem 04 tem características muito parecidas com a imagem 03, embora tenha um número menor de cruzamentos. Esta imagem tem uma região onde as rodovias apresentam um baixo contraste para suas bordas (figura 50). Conseqüentemente o cruzamento presente na região de baixo contraste também será penalizado no processo de extração de cruzamentos.

O resultado de bordas extraídas em alta resolução e linhas extraídas em baixa resolução podem ser vistos na figura 50. Para esta imagem, o desvio - padrão tanto para a detecção de bordas como de linhas foi mantido em 1,0, valendo as mesmas considerações feitas para a imagem 03, com relação ao desvio - padrão e o tempo de processamento.

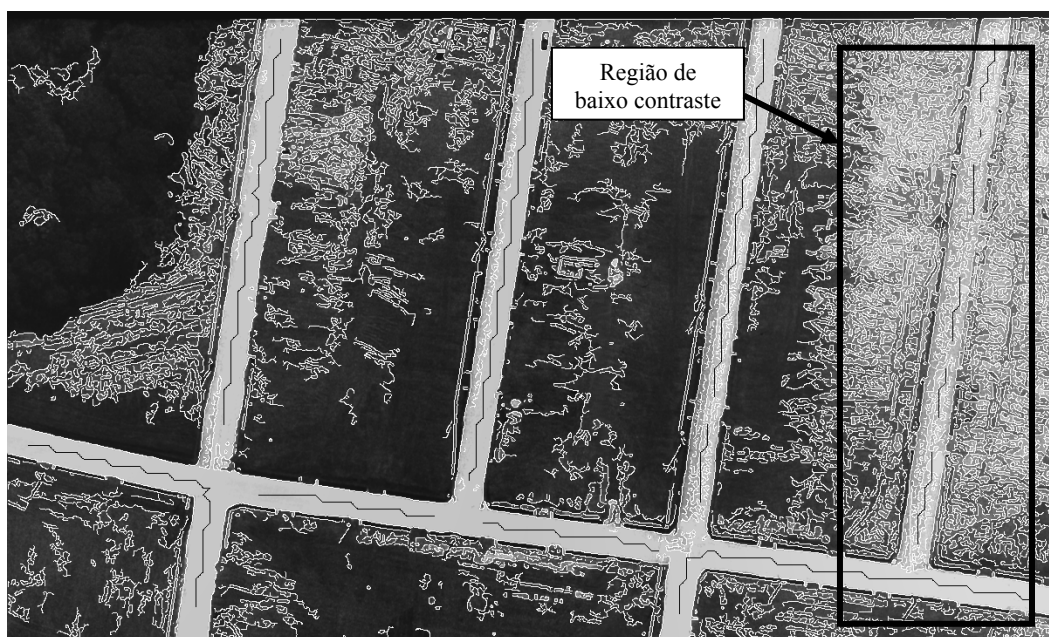


Figura 50. Resultado da detecção de bordas e linhas para a imagem 04

Como aqui também existem os mesmos problemas já citados na imagem 03, o processo de extração de segmentos de rodovias gerou um resultado com características bem parecidas com as daquela imagem. Assim, os segmentos de rodovias para esta imagem são

bastante fragmentados e representam somente 39% da malha viária. Um dos motivos para resultados tão desfavoráveis é que praticamente não existem segmentos de rodovias extraídos na região de baixo contraste (figura 51).



Figura 51. Segmentos de rodovias resultantes do processo de extração de rodovias

Os quatro cruzamentos presentes nesta imagem foram bastante penalizados com os problemas de bordas, gerando a extração parcial dos cruzamentos como pode ser verificado na figura 52.

Algumas observações sobre os cruzamentos extraídos devem ser feitas. Para o cruzamento 1 (figura 52), o processo falha onde era esperado, pois a região onde o cruzamento não foi extraído já apresentava problemas quanto às bordas previamente extraídas (figura 50). Os cruzamentos 2 e 3 (figura 52) foram totalmente extraídos, embora algumas oclusões no leito da rodovia acabaram por ser extraídas junto com as linhas poligonais que ligam os vértices dos respectivos segmentos de rodovias. No cruzamento 4 as entradas rurais

não permitiram uma ligação entre os vértices, gerando uma região de falha na extração do cruzamento.



Figura 52. Resultado do processo de extração de cruzamento para a imagem 04.

O resultado da fusão entre os processos de extração de rodovias com a extração de cruzamentos mostra mais uma vez que mesmo para uma imagem com consideráveis problemas de borda, o processo gera uma sensível melhora no que tange à extração de rodovias. Isto pode ser verificado ao comparar as figuras 51 e 53, sendo a primeira o resultado do processo de extração de segmentos que extraiu apenas 39% da malha viária, e a segunda o resultado da fusão entre as metodologias extraindo agora 50% da malha

viária. Ou seja, a metodologia de extração garantiu uma melhora de 11% no nível de extração da malha viária.

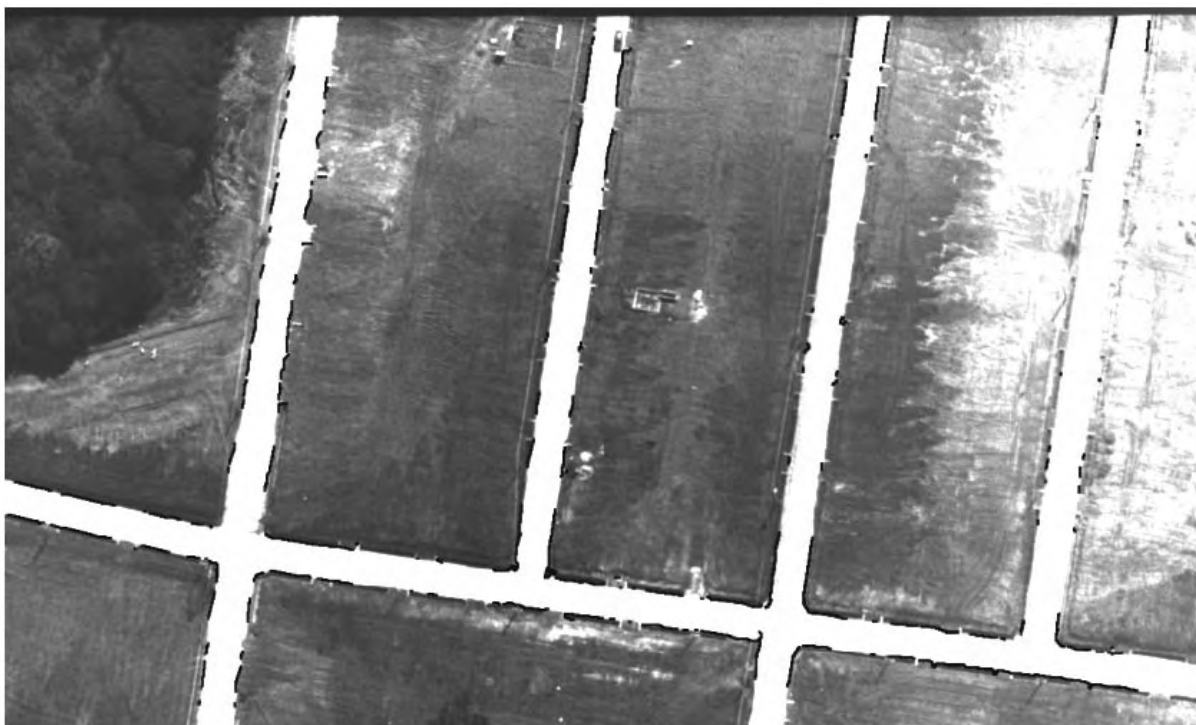


Figura 53. Resultado da fusão entre os processos de extração de rodovias com extração de cruzamento

4.5.5 Experimento com a Imagem 05

Na imagem 05, embora tenha um bom contraste para a rodovia, as bordas do cruzamento não estão bem definidas, prejudicando assim o processo de extração de cruzamento.

As bordas em alta resolução e as linhas em baixa resolução foram extraídas com $\sigma = 1,0$ e $\sigma = 1,2$, respectivamente, as quais podem ser visualizados na figura 54. Nesta figura pode-se observar as dificuldades geradas por objetos (como uma torre nesta imagem) projetados sobre o leito da rodovia, bem com a falta de bordas bem definidas no cruzamento.

Estas dificuldades prejudicam o desempenho dos processos de extração de rodovias e cruzamento.



Figura 54. Resultado do detector de bordas e linhas para a imagem 05

Como as bordas das rodovias estão bem definidas e o contraste das mesmas é satisfatório, o processo de extração de segmentos de rodovias delinea boa parte das rodovias. As únicas falhas ocorrem nos locais previstos pelo modelo teórico de rodovias, como nos locais onde existem torres projetando-se sobre o leito da rodovia. Os segmentos de rodovias resultantes da extração podem ser verificados na figura 55. este resultado representa o equivalente a 69% da malha viária.



Figura 55. Segmentos de rodovias extraídos pelo processo de extração de rodovias

Aplicando a metodologia para a extração de cruzamentos, verifica-se que mesmo com os segmentos de rodovias relativamente próximos do ponto de referência de cruzamento, e os vértices de segmentos bem definidos, o resultado da extração de cruzamento ainda foi parcial. Isto ocorre, pois uma das partes do cruzamento não apresenta uma boa definição de suas bordas, prejudicando a extração naquele local. O resultado da extração de cruzamento é apresentado na figura 56.

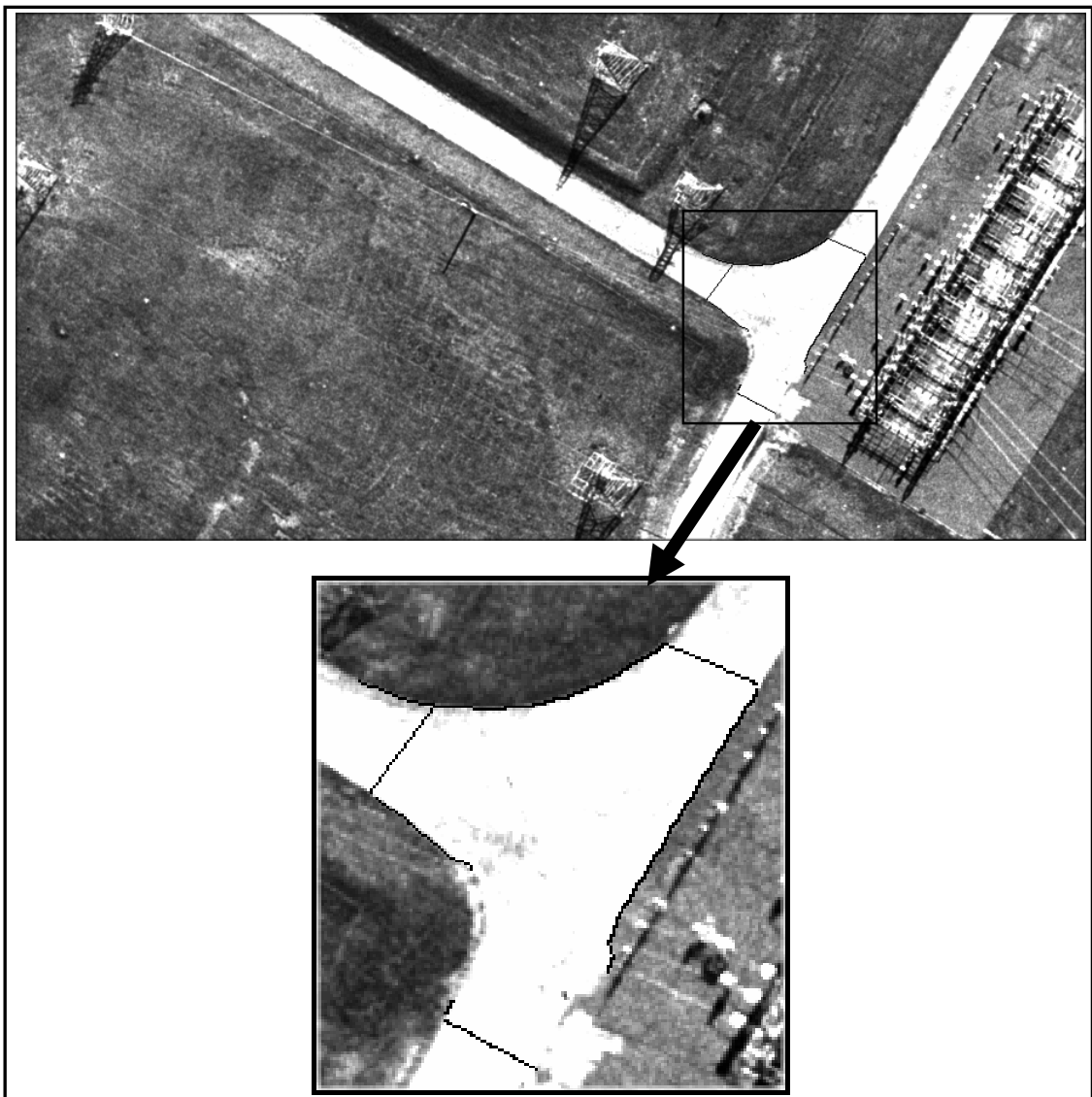


Figura 56. Resultado da extração do cruzamento para a Imagem 05

A fusão dos segmentos de rodovias com os cruzamentos extraídos apresenta um resultado que pode ser considerado satisfatório, já que esta fusão representa 87% da malha viária presente na imagem, ou seja, a metodologia de extração de cruzamentos gerou uma melhora da ordem de 18% na extração da malha viária, como mostra a figura 57.



Figura 57. Resultado da fusão entre os processos de extração de rodovias com extração de cruzamento

5 CONCLUSÕES, RECOMENDAÇÕES E CONSIDERAÇÕES FINAIS

5.1 Conclusões

Para este trabalho foram propostos dois objetivos básicos. O primeiro era desenvolver uma metodologia automática para a extração de cruzamento de rodovias em imagens de alta resolução, baseando-se em resultados de uma metodologia pré-existente para a extração automática de segmentos de rodovias. O segundo era fazer uma avaliação desta metodologia usando imagens reais de alta resolução com um variado grau de dificuldade.

Para o primeiro objetivo, pode-se concluir que a metodologia desenvolvida foi capaz de contribuir consideravelmente com o processo de extração automática da malha viária, gerando na maioria dos experimentos uma descrição completa, ou pelo menos parcial, dos cruzamentos, regiões onde a metodologia preexistente para a extração automática de segmentos de rodovias não era capaz de extrair. Vale lembrar que a metodologia desenvolvida baseia-se em tópicos bem fundamentados na literatura específica, tais como espaço – escala e detecção de bordas e linhas.

Para o segundo objetivo, realizaram-se análises visual e numérica (utilizando uma medida de completeza absoluta) dos resultados obtidos com cinco imagens aéreas de alta resolução. Com base nas interpretações dos resultados experimentais do capítulo 4, as principais conclusões são:

- No caso da imagem 01, como as bordas das rodovias e do cruzamento estavam bem definidas e o algoritmo de extração de segmentos de rodovias ofereceu um resultado satisfatório, a extração do cruzamento foi praticamente completa, melhorando de 83% para 93% o nível de extração da malha viária.

- No caso da imagem 02, construída pela replicação de um cruzamento existente em uma imagem preexistente, o resultado foi satisfatório. Isto porque a metodologia proposta possibilitou a extração completa dos vários cruzamentos, correspondendo a uma melhoria de 25% na extração da malha e completeza final de 92%. Isto ocorreu, pois as condições também eram bastante satisfatórias, ou seja, as bordas das rodovias e dos cruzamentos estavam bem definidas. Assim, o resultado da extração de cruzamento satisfaz seu objetivo básico que era gerar uma extração completa dos cruzamentos.

- Para as imagens 03 e 04, escolhidas para mostrar o comportamento da metodologia diante de dificuldades encontradas no processo prévio de extração de segmentos rodovias, o resultado mostrou-se satisfatório. Nestas imagens, mesmo quando a extração do cruzamento não era completa, sempre ocorreu um incremento considerável na completeza da malha viária extraída (estas melhorias foram de 16% na imagem 03 e 11% na imagem 04).

- A imagem 05 foi escolhida para mostrar o comportamento da metodologia diante de dificuldades próprias no processo como a falta de bordas no cruzamento, já que os resultados a priori (segmentos de rodovias) se mostravam bastante satisfatórios. O resultado mostrou mais uma vez a eficiência da metodologia, pois mesmo não sendo capaz de extrair totalmente o cruzamento, a extração parcial possibilitou uma contribuição na complementação da malha viária extraída previamente da ordem de 18%, passando de 69% para 87% na extração da malha presente na imagem.

De forma geral, algumas conclusões podem ser apresentadas.

A primeira é relativa aos resultados a priori, pois como a metodologia é totalmente centrada em resultados da metodologia de extração automática de rodovias, é sempre necessária uma análise criteriosa destes resultados, pois os mesmos interferem diretamente no resultado do processo de extração automática de cruzamento.

A segunda refere-se às condições necessárias pelo próprio processo de extração de cruzamentos, como a necessidade de as bordas do cruzamento estarem satisfatoriamente definidas, a fim de se ter 100% de completude nos cruzamentos extraídos.

5.2 Recomendações

Algumas melhorias do ponto de vista metodológico podem ser citadas abaixo:

- Deve-se realizar uma pesquisa mais rigorosa para o pré – processamento das imagens, principalmente para os detectores de linhas, no sentido de determinar qual metodologia se deve implementar para a extração de linhas, garantindo um resultado robusto para o processamento em baixa resolução nas metodologias de extração de segmentos de rodovias e cruzamentos.

- Deve se considerar a possibilidade de usar os detectores contextuais de borda tanto para a extração quanto para a regularização ou complementação das linhas poligonais que compõem os cruzamentos. Uma metodologia promissora para a extração de linhas poligonais, a partir de dois pontos extremos, é o *ziplock snakes* (LAPTEV *et al.*, 2000). Devido à sua robustez, permite extrair arcos suaves mesmo quando estão presentes as dificuldades descritas anteriormente. Uma alternativa também seria o uso de algoritmos de otimização baseados em programação dinâmica (BALLARD e BROWN, 1982) para

complementar e regularizar os segmentos de linhas poligonais previamente extraídos por um detector de bordas.

- Um estudo mais rigoroso deve ser realizado sobre os limiares usados nos processos, como por exemplo, o desvio-padrão (ou fator de escala) usado no detector de bordas e linhas de Canny, pois o mesmo interfere diretamente nos resultados das metodologias de extração de rodovias e cruzamentos implicando numa interação indesejada do operador para a obtenção de resultados adequados.

- Pode-se considerar a importância de ampliar o grau de dificuldade para esta pesquisa abordando os cruzamentos complexos (trevos ou dispositivos de segurança) que requerem um grau de conhecimento semântico que foge do escopo deste trabalho.

5.3 Considerações finais

De forma geral, vale a pena ressaltar a importância do assunto extração de rodovias, onde a extração de cruzamentos é uma das etapas intermediárias neste processo, mas de fundamental importância. Este assunto está vinculado a um tema mais geral, que é a extração de feições para fins de alimentação ou atualização de bases cartográficas. Assim, o estudo de tais conteúdos é de relevante importância, visto que se trata de uma atividade reconhecidamente necessária e vai ao encontro das tendências atuais da Fotogrametria Digital e Visão Computacional.

Diante do exposto acima e dos resultados obtidos com o processo de extração de cruzamento (oferecendo uma melhora em média de 16% na extração da malha viária), este trabalho está justificado dada sua contribuição no que tange o processo de extração automática da malha viária em imagens digitais.

6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

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

BARSI, A.; HEIPKE, C.; WILLRICH F. Junction extraction by artificial neural network system – JEANS. In: **ISPRS – Commission III Symposium on Photogrammetric Computer Vision**, Graz, Áustria, Proceedings, 2002.

BAUMGARTNER, A. Extraction of roads from aerial imagery based on grouping and local context. In: **International Archives for Photogrammetry and Remote Sensing**, Columbus, Ohio, USA, v. 32, Part 3/1, p. 196-201, 1998.

BOICHIS, N.; COCQUEREZ, J. P.; AIRAULT, S. A top down strategy for simple crossroads extraction. In: **International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. XXXII, part 2/1, p. 19–26. 1998.

BOICHIS, N.; VIGLINO, J. M.; COCQUEREZ, J. P. Knowledge based system for the automatic extraction of road intersections from aerial images. In: **International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. XXXIII, Supplement, part 3, p. 27–34. 2000.

BURT P. J. Fast filter transforms for image processing. **Computer Vision, Graphics, and Image Processing**, p. 20 – 51. 1981.

CANNY, J. A Computational approach to edge detection, **IEEE Pattern Analysis and machine Intelligence**, Vol. 8, n. 6, p. 679 – 698, 1986.

CROWLEY J. R. **A Representation for Visual Information**. PhD thesis, (Carnegie - Mellon University) - Robotics Institute, Pittsburgh, Pennsylvania, 1981.

CUNHA, A. M. **Espaço - escala e detecção de arestas**. Dissertação de mestrado, IMPA (Instituto de Matemática Pura e Aplicada). Rio de Janeiro, 2000

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

_____. Semi-automatic road extraction based on edge and correlation analyses. **In.: ASPRS 2001 Annual Conference**, Saint Louis, EUA, 2001.

_____. **Modelos e estratégias para a extração da malha viária em imagens digitais**. Relatório FAPESP, Universidade Estadual Paulista (UNESP), 2002.

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

_____.; 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 – Conference Automated Geo-Spatial Image and Data Exploitation**, Orlando-FL, USA, 2000, v. 4054, p. 56-65.

_____.; AGOURIS, P.; GYFTAKIS, S. Metodologias para a Extração Semi-Automática de Rodovias em Imagens Digitais. **In.: IV Congresso Brasileiro de Cadastro Técnico Multifinalitário**, Florianópolis-SC, 2000, CD-ROM.

_____.; A. P.; GYFTAKIS, S.; AGOURIS, P. Semi-automated road extraction: Comparison of methodologies and experiments. **In.: DC 2000 ASPRS Annual Conference**, Washington-DC, EUA, 2000, CD-ROM.

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.

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.

_____. Semi-automatic linear feature extraction by dynamic programming and LSB-snakes. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 63, n. 8, p. 985-995, 1997.

HANSON A. R.; RISEMAN E. M. Processing cones: A parallel computational structure for scene analysis. **Technical Report - Computer and Information Science**, Univ. of Massachusetts, Amherst, Massachusetts, 1974.

JAIN, R.; KASTURI, R.; SCHUNCK, B. G. **Machine Vision**. MIT Press and McGraw-Hill, New York, 1995.

KLINGER A. Pattern and search statistics. In **J. S. Rustagi, editor, Optimizing Methods in Statistics**, Academic Press, Nova York, 1971.

LAPTEV, I., et al., Automatic extraction of roads from aerial images based on scale space and snakes. **Machine Vision and Applications**, n.12 v.1, p.22-31, 2000.

LI, H. **Semi-automatic road extraction from satellite and aerial images**. PhD thesis, Institute of Geodesy and Photogrammetry, ETH-Zurich, Switzerland, 161p., 1997.

LINDBERG, T. **Scale Space Theory in Computer Vision**. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, The Netherlands, 1994

MAYER, H.; STEGER, C., Scale-Space Events and Their Link to Abstraction for Road Extraction. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, n.53 v.2, p. 62–75, 1998.

McKEOWN, D. M.; DENLINGER, J. L. Cooperative methods for road tracking in aerial imagery. In: **Workshop of Computer Vision and Pattern Recognition**, p. 662-672, 1988.

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

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

QUAM, A. Road tracking and anomaly detection in aerial imagery. **Proceedings of the DARPA Image Understanding Workshop**, p. 51-55, 1978.

ROSENFELD A.; THURSTON M. Edge and curve detection for visual scene analysis. **IEEE Trans. on Computers**, p. 562 - 569, Maio 1971.

SHEN, J., CASTAN, S., An Optimal Linear Operator for Step Edge Detection, **Graphical models and image processing**, v. 54, n.2, p. 112-133, 1992.

SILVA, M., A.; DAL POZ, A. P., Detecção e reconstrução automática de junções de rodovia em imagens digitais de cenas rurais. **Boletim de Ciências Geodésicas**, v. 9, n. 2, p. 263 – 281, 2003.

STEGER, C., et al. Model-Based Road Extraction from Images. In: **Automatic Extraction of Man-Made Objects from Aerial and Space Images**, Birkhauser Verlag Basel, p. 275–284, 1995

TANIMOTO S. E PAVLIDIS T. A hierarchical structure for picture processing. **Computer Vision, Graphics, and Image Processing**, n. 4, p.104 - 119, 1975.

TEIXEIRA, R. C. **Introdução aos espaços de escala (EDPs em processamento de imagens)**. Publicações Matemáticas - IMPA, 230p, Rio de Janeiro, 2000.

TEOH, C.; SOWMYA, A. Junction Extraction from high resolution images by composite learning. In: **International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing**, Vol. XXXIII, part B3, p. 882 – 888, 2000.

TON, J.; et al. Automatic road identification and labelling in Landsat 4 TM images. **Photogrammetria**, v. 43, n. 5, p. 257-276, 1989.

UHR L. Layered recognition cone networks that preprocess, classify and describe. **IEEE Trans. Computers**, v. 21, n. 7, p. 759 - 768, 1972.

VALE, G. M., **Extração Semi-Automática do Eixo de Rodovias em Imagens de Média e Alta Resolução Usando Programação Dinâmica**; Dissertação de Mestrado, Universidade Estadual Paulista (UNESP), 115p., 2003.

VOSSelman, G.; KNECHT, J. Road tracing by profile matching and Kalman filtering. Automatic. **Extraction of Man-Made Objects from Aerial and Space Images**, Birkhaeuser Verlag, p. 265-274, 1995.

WANG, Y.; TRINDER, J. Automatic road network extraction by hierarchical grouping. In: **ASPRS 2000 Annual Conference**, v.33, part B3/2, p.943-949. Washington, D.C., 2000.

ZIOU, D. Line Detection Using an Optimal IIR Filter, **Pattern Recognition**, v. 24 n. 6, p. 465- 478, 1991

ZIOU, D.; TABBONE, S. Edge Detection Techniques-An Overview. **Pattern Recognition and Image Analysis**, v. 8, p. 4, 1998

ZLOTNICK, A; CARNINE, P. D. Finding road seeds in aerial images. **Computer Vision, Graphics, and Image Processing**, v. 57, n. 2, p. 243-260, 1993