



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
Faculdade de Ciências e Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas

VIVIANE SAMPAIO SANTIAGO

**APLICAÇÃO DE UM MODELO DE DIFUSÃO ANISOTRÓPICA E
MORFOLOGIA MATEMÁTICA NA DETECÇÃO DE FEIÇÕES
CARTOGRÁFICAS**



DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Presidente Prudente
2012



VIVIANE SAMPAIO SANTIAGO

**APLICAÇÃO DE UM MODELO DE DIFUSÃO ANISOTRÓPICA E
MORFOLOGIA MATEMÁTICA NA DETECÇÃO DE FEIÇÕES
CARTOGRÁFICAS**



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

Orientador: Erivaldo Antonio da Silva
Co-orientador: José Roberto Nogueira

S226a Santiago, Viviane Sampaio.
Aplicação de um Modelo de Difusão Anisotrópica e Morfologia
Matemática na Detecção de Feições Cartográficas / Viviane Sampaio
Santiago. - Presidente Prudente : [s.n], 2012
00 f.

Orientador: Erivaldo Antônio da Silva
Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista, Faculdade de
Ciências e Tecnologia.
Inclui bibliografia

1. Detecção de feições cartográficas. 2. Equações Diferenciais Parciais.
3. Morfologia Matemática. I. Silva, Erivaldo Antônio da. II. Universidade
Estadual Paulista. Faculdade de Ciências e Tecnologia. III. Título.



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
"JÚLIO DE MESQUITA FILHO"
Campus de Presidente Prudente

BANCA EXAMINADORA

Erivaldo

PROF. DR. **ERIVALDO ANTONIO DA SILVA**
ORIENTADOR

Pedro Miguel Berardo Duarte Pina

PROF. DR. **PEDRO MIGUEL BERARDO DUARTE PINA**
Instituto Superior Técnico de Lisboa

Messias Meneguette Junior

PROF. DR. **MESSIAS MENEGUETTE JUNIOR**
FCT/UNESP

Viviane Sampaio Santiago

VIVIANE SAMPAIO SANTIAGO

PRESIDENTE PRUDENTE (SP), 15 DE MAIO DE 2012

RESULTADO: APROVADA

DEDICATÓRIA

Aos meus amados pais, Valdir e Ângela, por todo esforço, ensinamento, carinho e apoio. Se não fosse por vocês eu não chegaria até aqui!

Ao meu irmãozinho, Diego, pelo colo nas noites difíceis e humor nos momentos de enfrentar “tempestades”.

Ao Fabrício, meu amor, por toda paciência, dedicação e companheirismo. Por estar sempre ao meu lado nas horas doces e amargas.

Amo muito todos vocês!

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente à Deus, pai de infinita bondade e misericórdia, responsável pelo preciosíssimo dom da vida, acalento nos momentos difíceis, sempre me carregando (literalmente) nos braços nos momentos em que mais precisei.

De maneira mais que especial, meus agradecimentos aos meus queridos professores Eri e Zé, por toda orientação, paciência, amizade e carinho. Só nós sabemos como o ano de 2011 foi difícil para todos.

Fica também meu agradecimento aos professores do Programa de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas por todos os ensinamentos.

Aos amigos do PPGCC: Alex, Alfredo, Fer Sayuri, Fer Puga, Gláucia, João Pucci e Míriam pelos momentos agradáveis que passamos juntos e também por toda a força nos momentos de dúvidas e desânimo.

Aos eternos meninões, Buiú e Eberti, por terem me acolhido tão prontamente em sua casa para que eu pudesse cursar as disciplinas do mestrado.

Aos meus amigos de todas as horas Jorge e Viviane, por toda força. Ao Guilherme pela contribuição nos processamentos das análises através do SFACE.

Enfim, a todos aqueles que contribuíram direta ou indiretamente para que esse trabalho se tornasse possível.

EPÍGRAFE

“Comece fazendo o que é necessário, depois o que é possível, e de repente você estará fazendo o impossível.” São Francisco de Assis

“Uma prova de que Deus esteja conosco não é o fato de que não venhamos a cair, mas que nos levantemos depois de cada queda.” Santa Teresa de Ávila

RESUMO

Devido às modificações que estão ocorrendo nas cidades, rodovias e zona rural, a atualização cartográfica aparece como elemento fundamental para o mapeamento dos perímetros urbano e rural bem como da malha rodoviária. A detecção de feições é útil para atualização cartográfica bem como para aquisição e atualização de dados para Sistemas de Informação Geográfica. O presente trabalho tem como finalidade detectar feições cartográficas do tipo rodovia e corpos d'água através de uma imagem de alta resolução. Para isso foram usados dois métodos distintos, e, após os processamentos, os mesmos foram comparados. A área de estudo corresponde à região metropolitana de São Paulo (as cidades presentes na cena são: Barueri, Osasco e Carapicuíba), onde foram extraídas oito subimagens de todo o trecho do Rodoanel, e ainda, uma subimagem da lagoa Carapicuíba e outra do rio Tietê. As subimagens pertencem a uma cena do satélite de alta resolução *Quickbird*, sendo uma imagem pancromática, com resolução espacial de 0,60 metros. A etapa inicial do trabalho consistiu em realizar alguns recortes na imagem original gerando subimagens, visto que, os processamentos serão todos realizados através do *software* Matlab e da caixa de ferramentas de morfologia matemática *SDC Morphology Toolbox*, e, os mesmos são ineficientes para imagens com grandes dimensões. A segunda etapa consistiu no processamento dessas imagens através dos dois métodos que foram comparados, para posteriormente realizar a análise de correspondência através do Sistema de Análise de Feições Cartográficas Extraídas. Após os processamentos necessários, foram realizadas análises para indicação do melhor método. E por fim, o objetivo do trabalho de propor a metodologia mais adequada visando o melhor resultado no processo de detecção de feições cartográficas em imagens digitais foi alcançado.

Palavras chave: Modelo de Difusão Anisotrópica, Morfologia Matemática, Detecção de Feições.

ABSTRACT

Due to the changes that are occurring in cities, highways and rural areas, the cartographic update appears as a fundamental element for mapping the urban and rural perimeters as well road network. The detection of features is useful for cartographic updating as well as acquisition and updating of data for Geographical Information Systems. The present work aims to detect cartographic features like road and water bodies through a high resolution image. For this we used two different methods, and, after processing, they were compared. The study area corresponds to the metropolitan region of São Paulo (cities in the scene are: Barueri, Osasco and Carapicuíba), which resulted in eight subimagens the entire stretch of the Beltway, and yet, a subpicture of the pond and one river Carapicuíba and Tietê. The subimagens belong to a scene of high-resolution satellite Quickbird, with a panchromatic image with a spatial resolution of 0.60 meters. The initial stage of the work was to make some cuts in the original image generating subimagens, since the processes are all performed using the software Matlab and toolbox of mathematical morphology SDC Morphology Toolbox, and they are inefficient for images with large dimensions. The second step in processing these images using the two methods were compared to later perform the correspondence analysis using the Analysis System Features Extracted Cartography. After processing the necessary analyzes were performed to indicate the best method. And finally, the main goal of proposing the most appropriate methodology in the best result in the detection process of cartographic features in digital images has been reached.

Keywords: Model of Anisotropic Diffusion, Mathematical Morphology, Detection Features.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Malha de $m \times n$ pontos.....	26
Figura 2 - Malha de discretização de pontos.....	28
Figura 3 - Conjunto de pontos usados no produto de convolução.....	30
Figura 4 - Fluxograma dos Métodos Propostos.....	45
Figura 5 - Tela Inicial do Sistema de Análise de Feições Cartográficas Extraídas	46
Figura 6 - Área de Estudo.....	48
Figura 7 - Subimagens do Rodoanel Mário Covas.....	49
Figura 8 - Subimagem da Lagoa Carapicuíba.....	50
Figura 9 - Subimagem do Rio Tietê.....	50
Figura 10 - Resultado do processamento para o trecho 1. (Suavização a partir do modelo BC)	52
Figura 11 - Resultado do processamento para o trecho 1. (Suavização através do operador <i>hdome</i>)	52
Figura 12 - Resultado do processamento para o trecho 2. (Suavização a partir do modelo BC)	53
Figura 13 - Resultado do processamento para o trecho 2. (Suavização através do operador <i>hdome</i>)	53
Figura 14 - Resultado do processamento para o trecho 3. (Suavização a partir do modelo BC)	54
Figura 15 - Resultado do processamento para o trecho 3. (Suavização através do operador <i>hdome</i>)	54
Figura 16 - Resultado do processamento para o trecho 4. (Suavização a partir do modelo BC)	55
Figura 17 - Resultado do processamento para o trecho 4. (Suavização através do operador <i>hdome</i>)	55
Figura 18 - Resultado do processamento para o trecho 5. (Suavização a partir do modelo BC)	56
Figura 19 - Resultado do processamento para o trecho 5. (Suavização através do operador <i>hdome</i>)	56
Figura 20 - Resultado do processamento para o trecho 6. (Suavização a partir do modelo BC)	57
Figura 21 - Resultado do processamento para o trecho 6. (Suavização através do	

operador <i>hdome</i>)	57
Figura 22 - Resultado do processamento para o trecho 7. (Suavização a partir do modelo BC)	58
Figura 23 - Resultado do processamento para o trecho 7. (Suavização através do operador <i>hdome</i>)	58
Figura 24 - Resultado do processamento para o trecho 8. (Suavização a partir do modelo BC)	59
Figura 25 - Resultado do processamento para o trecho 8. (Suavização através do operador <i>hdome</i>)	59
Figura 26 - Detecção da lagoa através do método 1.....	60
Figura 27 - Detecção da lagoa através do método 2.....	61
Figura 28 - Resultado de correspondência. (a) método 1. (b) método 2	61
Figura 29 - Suavização e detecção da feição Rio Tietê através do método 1.(a) Suavização da imagem através do modelo BC. (b) Detecção da feição de interesse.....	62
Figura 30 - Suavização e detecção da feição Rio Tietê através do método 2. (a) Suavização da imagem através do operador <i>hdome</i> . (b) Detecção da feição de interesse.....	62
Figura 31 - Resultado de Correspondência; (a) Método 1; (b) Método 2.....	63

LISTA DE SÍMBOLOS

∇	Gradiente
Δ	Laplaciano
\cup	União
\cap	Intersecção
\vee	Ponto máximo
\wedge	Ponto mínimo
X^c	Complemento
ε	Erosão
B_x	Elemento estruturante B centrado no pixel x
δ	Dilatação
γ	Abertura
ϕ	Fechamento
ρ_ε	Gradiente morfológico por erosão
ρ_δ	Gradiente morfológico por dilatação
$\rho_{\varepsilon\delta}$	Gradiente morfológico por erosão e dilatação

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	12
1.1. CONSIDERAÇÕES INICIAIS	12
1.2. OBJETIVO GERAL.....	13
1.2.1. Objetivos Específicos	14
1.3. JUSTIFICATIVA	14
1.4. ESTRUTURA DO TRABALHO	15
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	16
2.1. SENSORIAMENTO REMOTO	16
2.1.1. Características das Imagens de Sensoriamento Remoto.....	16
2.2. PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS	17
2.3. DEFINIÇÕES E CONCEITOS MATEMÁTICOS.....	19
2.4. A FUNÇÃO GAUSSIANA E A EQUAÇÃO DO CALOR	20
2.5. FILTRO ÓTIMO DE SUAVIZAÇÃO.....	22
2.6. DETECÇÃO DE MUDANÇAS DE INTENSIDADES	23
2.7. MODELO MATEMÁTICO DE BARCELOS E CHEN (BC)	24
2.8. IMPLEMENTAÇÃO NUMÉRICA DO MODELO BC	26
2.8.1. Discretização do Produto de Convolução.....	29
2.8.2. Discretização do Termo de Difusão	33
2.8.3. Discretização do Termo $\nabla g \left(\nabla G_{\sigma} * u \right) \cdot \nabla u(x, y)$	34
2.9. MORFOLOGIA MATEMÁTICA	35
2.9.1. Teoria de Conjuntos	36
2.9.2. Operadores Elementares	37
2.9.3. Abertura e Fechamento Morfológicos	39
2.9.4. Gradiente Morfológico	41
3. MATERIAIS E MÉTODO PROPOSTO	43
3.1. MATERIAIS	43
3.2. MÉTODO PROPOSTO.....	43
3.2.1 Detecção das Feições de Interesse.....	47
3.3. ÁREA DE ESTUDO	47
4. ANÁLISE E APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS	51
4.1. SUBIMAGENS DO RODOANEL	51
4.2. SUBIMAGEM DA LAGOA CARAPICUÍBA.....	60
4.3. SUBIMAGEM DO RIO TIETÊ	62
4.4. ANÁLISE DOS RESULTADOS	64
5. CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	67
5.1. CONCLUSÕES	67
5.2. TRABALHOS FUTUROS	68
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	69
APÊNDICE 1	72
APÊNDICE 2	74
ANEXO 1.....	79
ANEXO 2.....	81

1. INTRODUÇÃO

1.1. CONSIDERAÇÕES INICIAIS

O interesse pelo processamento digital de imagens cresceu consideravelmente, contudo, são necessários dispositivos com grande capacidade de armazenamento e meios rápidos de transmissão.

Como consequência direta dos avanços tecnológicos, iniciou-se nas últimas duas décadas, o desenvolvimento de teorias que visavam uma análise estrutural das imagens de um ponto de vista computacional utilizando como ferramenta fundamentos essencialmente matemáticos.

As imagens digitais são utilizadas na previsão meteorológica, levantamentos florestais, oceanográficos, urbanos, agrícolas, radares, entre outros.

Segundo Dal Poz et.al. (2007), na área de ciências cartográficas, o problema de extração de feições tem sido de fundamental importância, há mais de duas décadas, na automação de processos de coleta de feições cartográficas, como edifícios, rios, estradas etc.

Para a realização do presente trabalho, estão sendo utilizadas imagens de satélite com alta resolução espacial, do tipo *Quickbird*. As imagens fotogramétricas possuem uma resolução melhor do que as imagens de satélite, entretanto, o custo de aquisição dessas imagens é mais alto. E ainda, para fins de detecção de feições do tipo rodovia e água, as imagens de satélite são suficientes.

De acordo com Ishikawa (2008), alguns trabalhos encontrados na literatura, principalmente na área de processamento de imagens, consideram qualquer processo de delimitação de contornos como de extração. Assim, torna-se necessário distinguir processos de extração e detecção. O processo de extração considera a informação contextual e topológica que descreve a estrutura das feições, gerando um arquivo vetorial e a detecção leva em conta a informação de brilho de cada *pixel*, gerando uma imagem binária com a feição detectada.

Portanto, neste trabalho, serão realizadas detecções de feições através de dois métodos. O primeiro método, trata da suavização da imagem através de um modelo de

difusão anisotrópico e detecção da feição de interesse através de operadores morfológicos, enquanto o segundo método visa a suavização e detecção de feições exclusivamente por Morfologia Matemática (MM).

Um modelo de difusão anisotrópico nada mais é do que a suavização maior em áreas homogêneas da imagem e menor próximo às bordas.

As equações diferenciais parciais (EDPs) utilizadas no processamento de imagens de sensoriamento remoto produzem resultados satisfatórios para a suavização das cenas de interesse, desde que seja feita a escolha correta do modelo. A ideia é que o uso de operadores morfológicos aliado às EDPs resulte em uma boa detecção de feições.

Contudo, um estudo direcionado as condições de contorno é importante, visto que, nessas regiões das imagens ocorrem fortes irregularidades identificadas por pequenas distorções, além do problema da escolha do tempo de parada para a evolução dos processos.

Independentemente do método escolhido para a detecção das feições de interesse, o reconhecimento de bordas é fator fundamental, visto que, são nessas regiões que ocorrem maior alteração de intensidade de brilho nas imagens. O uso de EDP em processamento de imagens, mais especificamente na detecção de bordas, possibilita não somente o uso de bons algoritmos computacionais como também, o uso de importantes resultados teóricos como existência e unicidade de solução.

A detecção de feições utilizando imagens de sensoriamento remoto tem sido desenvolvida em vários trabalhos na área de processamento de imagens, contribuindo para o gerenciamento de tráfego e planejamento de áreas urbanas e industriais.

Neste sentido, o presente trabalho tem como finalidade contribuir de forma alternativa para atualização cartográfica.

1.2. OBJETIVO GERAL

O objetivo geral desse trabalho é obter resultados de detecção de feições cartográficas dos tipos rodovia e corpo d'água, através de imagens suavizadas pelo modelo de difusão não linear de Barcelos e Chen e pelo operador morfológico de suavização, e, após

a obtenção dos resultados finais, realizar uma análise de correspondência com a imagem original para propor a metodologia mais adequada visando o melhor resultado possível no processo de detecção de feições cartográficas em imagens digitais.

1.2.1. Objetivos Específicos

Para que o objetivo geral fosse atingido, as etapas realizadas consistiram em:

- Implementar o modelo de Barcelos e Chen através do *software* MATLAB;
- Gerar imagens de entrada suavizadas pelo modelo BC e por morfologia matemática;
- Detectar as feições de interesse através de técnicas de morfologia matemática.
- Realizar análise de correspondência entre os resultados obtidos e a imagem original para propor a metodologia mais adequada visando o melhor método para detecção de feições cartográficas em imagens digitais.

1.3. JUSTIFICATIVA

As imagens digitais geradas por sensores remotos possuem frequentemente ruídos que são inerentes ao processo de imageamento e transmissão.

A aplicação de técnicas de processamento digital aumentam muito a capacidade de extrair informações sobre alvos da superfície, a partir de dados de sensoriamento remoto. Entretanto, essas técnicas devem ser utilizadas de forma consciente.

Um problema ao trabalhar com imagens de alta resolução é a complexidade de sua estrutura, ou seja, a diversidade de alvos com diferentes formas, tonalidades e texturas, tais como casas, sombras de edifícios, automóveis e árvores (Péteri, Celle e

Ranchin, 2003).

Do ponto de vista computacional, o uso de equações diferenciais parciais é favorecido pela extensa quantidade de métodos numéricos encontrados na literatura. Boa parte dos modelos utilizados são considerados simples tanto do ponto de vista matemático quanto computacional, devido à característica explícita das equações.

Devido às modificações que estão ocorrendo nas cidades, rodovias e zona rural, a atualização cartográfica aparece como elemento fundamental para o mapeamento dos perímetros urbano e rural bem como da malha rodoviária.

Por isso, a detecção de feições é útil para atualização cartográfica bem como para aquisição e atualização de dados para Sistemas de Informação Geográfica.

Nesse sentido, é essencial buscar meios para a realização dessas atualizações, para que as mesmas ocorram de forma objetiva e satisfatória.

1.4. ESTRUTURA DO TRABALHO

O trabalho está dividido em cinco capítulos. O capítulo 2 trata da fundamentação teórica, no qual são apresentados conceitos sobre sensoriamento remoto e imagens digitais de sensoriamento remoto, bem como processamento digital de imagens. Ainda nesse capítulo, é apresentada a fundamentação teórica sobre equações diferenciais parciais, a conceituação sobre o modelo utilizado no trabalho e a teoria sobre morfologia matemática.

No capítulo 3 são apresentados os materiais utilizados no desenvolvimento do trabalho e a metodologia para a realização do mesmo.

O capítulo 4 traz os resultados obtidos por meio da aplicação dos dois métodos propostos para detecção de feições.

E por fim, no capítulo 5 são apresentadas as conclusões acerca dos resultados obtidos e propostas para trabalhos futuros.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1. SENSORIAMENTO REMOTO

Segundo Novo (1992), Sensoriamento Remoto pode ser definido como sendo a tecnologia que permite a aquisição de informações sobre objetos sem contato físico com eles. Os sensores são equipamentos capazes de coletar energia proveniente do objeto, convertê-la em sinal passível de ser registrado e apresentá-lo em forma adequada à extração de informações.

Essa tecnologia tem sido amplamente utilizada desde a década de 70, trazendo uma grande contribuição para o mapeamento e monitoramento dos recursos naturais no Brasil, um país de proporções continentais. O sensoriamento remoto pode e tem sido utilizado em áreas importantes e prioritárias ligadas ao levantamento de recursos naturais e ao monitoramento do meio ambiente para o benefício do desenvolvimento econômico e social.

Como exemplo de produto mais antigo de sensoriamento remoto, tem-se a fotografia. O sensoriamento remoto possui aplicações na meteorologia (previsão do tempo a um determinado prazo, mapeamento climático etc), geologia (procura de jazidas minerais, estudos de aproveitamento dos solos etc), agricultura (previsão de safras, estudo de contaminação por pragas etc), indústria (inventário e projeções de recursos hídricos), ecologia (pesquisas sobre o equilíbrio ecológico no planeta), entre outras.

2.1.1. Características das Imagens de Sensoriamento Remoto

As imagens coletadas por sensores remotos possuem algumas características que as diferenciam de outras imagens digitais e que são essenciais para se entender os fundamentos do processamento digital. Entre essas características estão sua estrutura e sua

resolução.

As imagens de sensoriamento remoto, por sua natureza digital ou discreta, são constituídas por um arranjo de elementos sob a forma de malha, definida em um sistema de coordenadas do tipo “linha e coluna”, representados por “ x ” e “ y ”, respectivamente. Por convenção, a origem é sempre do lado superior esquerdo. O nome dado a cada par (x, y) é *pixel*, derivado do inglês “*picture element*”. Para um mesmo sensor remoto, cada pixel representa sempre uma área com as mesmas dimensões na superfície da Terra.

Uma imagem digital pode então ser vista como uma matriz, de dimensões x linhas e y colunas. No caso das imagens de sensoriamento remoto, essas matrizes possuem dimensões de até alguns milhares de linhas e colunas e a cada linha/coluna existe um parâmetro definido como brilho ou intensidade.

Quanto à resolução, as imagens de sensoriamento remoto possuem quatro diferentes parâmetros: resolução espacial, resolução espectral, resolução radiométrica e resolução temporal.

2.2. PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS

A função primordial do processamento digital é a de fornecer ferramentas para facilitar a identificação e a extração da informação contida nas imagens, para posterior interpretação. Nesse sentido, são utilizados métodos para análise e manipulação das imagens brutas. O resultado desse processo é a produção de outras imagens, já contendo informações específicas, extraídas e realçadas a partir de imagens brutas. O processamento de imagens é certamente uma área em crescimento. Diversos temas científicos são abordados e em alguns casos de caráter interdisciplinar.

Processar uma imagem consiste em transformá-la sucessivamente com o objetivo de extrair mais facilmente a informação nela presente. O processamento de imagens parte da imagem (informação inicial) ou de uma seqüência de imagens para obtenção da “informação”.

A informação de interesse é caracterizada em função das propriedades dos objetos ou padrões que compõem a imagem. Portanto, extrair informações de imagens

envolve o reconhecimento de objetos ou padrões.

O sistema visual humano possui uma notável capacidade de reconhecer padrões. Contudo, ele dificilmente é capaz de processar o enorme volume de informação presente numa imagem. Vários tipos de degradações e distorções, inerentes aos processos de aquisição, transmissão e visualização de imagens, contribuem para limitar ainda mais essa capacidade do olho humano. O objetivo principal do processamento de imagens é o de remover essas barreiras inerentes ao sistema visual humano. Nesse contexto, deve ser encarado como estágio preparatório, embora quase sempre obrigatório, da atividade de interpretação das imagens de sensoriamento remoto.

As imagens de sensores remotos possuem quase sempre uma característica que as diferencia de outras imagens digitais: o fato de serem multiespectrais. Imagens multiespectrais são aquelas adquiridas em diferentes porções do espectro eletromagnético, geralmente variando da porção visível, passando pelo infravermelho próximo, médio e de comprimento de onda curto, e chegando até o infravermelho termal e microondas. Contudo, nem todos os sensores remotos existentes produzem imagens multiespectrais, como por exemplo, os sistemas de radar atualmente em operação.

A interpretação de imagens representa um ponto de apoio importante em diversas áreas científicas, como por exemplo, na geologia, na medicina etc. Na realidade a diversidade de aplicações do processamento de imagens, está associada diretamente a análise da informação, pois, em todas estas áreas existe a busca de informações quantitativas que representem um fenômeno estudado.

Operações de processamento de imagens podem ser implementadas por métodos ópticos, fotográficos e digitais. A precisão e a flexibilidade de sistemas de computação tornaram os métodos digitais os mais eficazes.

O termo imagem estava inicialmente associado ao domínio da luz visível, porém atualmente é muito freqüente ouvir falar de imagens quando grande quantidade de dados estão representados sob a forma bidimensional (por exemplo: as imagens acústicas, sísmicas, de satélites, infravermelhas, magnéticas etc).

2.3. DEFINIÇÕES E CONCEITOS MATEMÁTICOS

A seguir, estão definidos os seguintes operadores diferenciais:

Definição 2.3.1: (Evans, 1998) *O gradiente de u é um operador de primeira ordem definido pelo vetor:*

$$\nabla u(x, y) = \left(\frac{\partial u}{\partial x}, \frac{\partial u}{\partial y} \right) \quad (2.3.1)$$

Onde:

$\frac{\partial u}{\partial x}$ - derivada parcial de u em relação a x ; $\frac{\partial u}{\partial y}$ - derivada parcial de u em relação a y ;

A magnitude do gradiente é definida por:

$$|\nabla u(x, y)| = \sqrt{\left(\frac{\partial u}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial u}{\partial y}\right)^2} \quad (2.3.2)$$

O operador gradiente é muito usado em processamento de imagens para detectar mudanças bruscas nos níveis de cinza de uma imagem, ou seja, indica a presença de bordas.

Definição 2.3.2: (Evans, 1998) *O Laplaciano de u é obtido por:*

$$\Delta u(x, y) = \nabla^2 u(x, y) = \frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u}{\partial y^2} \quad (2.3.3)$$

Definição 2.3.3: (Evans, 1998) *O divergente de u , denotado por “div”, é expresso por:*

$$\text{div}(u(x, y)) = \frac{\partial u}{\partial x} + \frac{\partial u}{\partial y} \quad (2.3.4)$$

2.4. A FUNÇÃO GAUSSIANA E A EQUAÇÃO DO CALOR

A função Gaussiana, a qual será definida a seguir, é comumente usada para filtragem de altas frequências.

Definição 2.4.1: (Teixeira, 2001) *A função Gaussiana, também conhecida como distribuição normal, de variância σ^2 é a função dada por*

$$G_{\sigma}(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-x^2 \frac{1}{2\sigma^2}} \quad (2.4.1)$$

Considerando $2t = \sigma^2$ a função G_{σ} fica assim:

$$G_t(x) = \frac{1}{\sqrt{4\pi t}} e^{-x^2 \frac{1}{4t}} \quad (2.4.2)$$

Algumas propriedades da função Gaussiana:

- A função $G_{\sigma}(x)$ é par, ou seja, $G_{\sigma}(x) = G_{\sigma}(-x)$ e é imediato verificar que a sua média é $\mu = 0$.
- A função $G_{\sigma}(x)$ é normalizada, isto é, $\int_{-\infty}^{\infty} G_{\sigma}(x) dx = 1$.

A função Gaussiana é bastante usada no processamento de imagens, pois, a partir dela, é possível que seja criado um filtro, denominado filtro Gaussiano, utilizado na eliminação de ruídos. Assim obtém-se o filtro Gaussiano através do produto de convolução da função a ser filtrada u com a função Gaussiana G_{σ} denotado por $L_{G_{\sigma}} u = u * G_{\sigma}$.

Em equações diferenciais parciais, a função Gaussiana é conhecida como núcleo de Poisson ou núcleo do calor, veja a seguir um resultado fundamental fornecido pela seguinte proposição:

Proposição 2.4.1: (Teixeira, 2001) *O núcleo Gaussiano $G_t(x, y)$ satisfaz:*

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u}{\partial y^2} \quad (2.4.3)$$

Tem-se que $G_t(x, y) = G_t(x)G_t(y) = \frac{1}{4\pi} e^{-\frac{1}{4t}(x^2+y^2)}$. Assim

$$\frac{\partial}{\partial t} G_t(x, y) = \left(-\frac{1}{8\pi t^2} + \frac{x^2}{16\pi t^3} \right) e^{-\frac{x^2+y^2}{4t}}$$

De maneira análoga, segue que:

$$\frac{\partial^2}{\partial y^2} G_t(x, y) = \left(-\frac{1}{8\pi t^2} + \frac{y^2}{16\pi t^3} \right) e^{-\frac{x^2+y^2}{4t}}$$

Somando $\frac{\partial^2 G_t}{\partial x^2}$ e $\frac{\partial^2 G_t}{\partial y^2}$, tem-se:

$$\frac{\partial^2}{\partial x^2} G_t(x, y) + \frac{\partial^2}{\partial y^2} G_t(x, y) = \left(-\frac{1}{4\pi t^2} + \frac{x^2 + y^2}{16\pi t^3} \right) e^{-\frac{x^2+y^2}{4t}} = \frac{\partial}{\partial t} G_t(x, y)$$

o que mostra que $G_t(x, y)$ é solução da equação de difusão, o que possibilita relacionar a eliminação de ruídos à equação do calor ou de difusão.

Proposição 2.4.2: *A solução $u(x, y, t)$ da equação do calor (bidimensional)*

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u}{\partial y^2} \quad (2.4.4)$$

$$u(x, y, 0) = I(x, y)$$

é dada pela convolução: $u(x, y, t) = G_t(x, y) * I(x, y)$

O resultado apresentado permite relacionar a equação de difusão, com o processamento de imagens. Esta relação apresenta muitas vantagens, como a possibilidade de utilizar bons algoritmos e importantes resultados teóricos.

O processo de difusão causa um "alisamento" na figura fazendo com que a imagem $I(x, y, t)$ se torne cada vez mais "homogênea" a medida que t aumenta, tendendo a uma forma estacionária.

A aplicação da equação de difusão em uma imagem produz os efeitos necessários para a suavização, porém, como consequência indesejada ocorre uma degradação rápida da imagem, o que pode ser notado quando o tempo de evolução é relativamente elevado. Esse efeito causa uma perda progressiva de bordas e quinas dos elementos constituintes da imagem, o que dificulta a sua segmentação.

2.5. FILTRO ÓTIMO DE SUAUIZAÇÃO

Há duas considerações físicas para se determinar o filtro de suavização apropriado. A primeira é que o propósito para a filtragem da imagem, é diminuir os intervalos das escalas nas quais as mudanças de intensidade ocorrem. O objetivo da filtragem de uma imagem é reduzir as diferenças de intensidade. Assim, o resultado da filtragem deve ser uma imagem suave. Esta condição caracteriza um filtro passa-baixa, ou seja, um filtro que permite a passagem apenas de sinais de baixa frequência. Essa condição pode ser expressa impondo que sua variância seja pequena.

A segunda consideração é melhor expressada como uma restrição do domínio espacial a qual é denominada restrição de localização espacial, cada ponto da imagem filtrada deve ser gerado a partir de pontos próximos e não de pontos aleatórios da imagem, pois os fatores que influenciam nas mudanças de intensidade são espacialmente localizados. Os fatores que influenciam nas mudanças de intensidade em uma imagem são:

- iluminação, as quais incluem sombras, fontes de luz e intensidade de iluminação;
- orientação ou distância do observador às superfícies visíveis;

- reflexos das superfícies.

Assim, em suas próprias escalas, esses fatores podem ser considerados como espacialmente localizados. Consequentemente, cada ponto da imagem filtrada deve ser gerado a partir de uma média de pontos próximos a esse, ao invés de qualquer tipo de média de outros pontos aleatórios.

2.6. DETECÇÃO DE MUDANÇAS DE INTENSIDADES

É importante saber a localização dos pontos da imagem onde ocorrem alterações de intensidade. Sempre que ocorre uma mudança na intensidade em alguma região da imagem percebe-se que há um "pico" na primeira derivada direcional, ou equivalentemente, uma raiz da segunda derivada direcional. De fato, é possível definir uma mudança da intensidade da imagem, ou seja, uma aresta ou borda, em termos de serem encontradas as raízes da segunda derivada D^2 da intensidade na direção apropriada. Isso significa encontrar a solução de:

$$D^2 \mathbf{F}_i(x, y) * I(x, y) = 0 \Leftrightarrow \mathbf{D}^2 G_i(x, y) * I(x, y) = 0$$

onde a direção do operador D^2 é escolhida levando em consideração propriedades da imagem, como iluminação, posição do observador e reflexos.

Um processo mais simples de detecção de arestas envolve o Laplaciano, basta determinar as raízes de $\Delta \mathbf{F}_i(x, y) * I(x, y)$.

Lembrando que:

$$\Delta F(x, y) = \frac{\partial^2}{\partial x^2} F(x, y) + \frac{\partial^2}{\partial y^2} F(x, y)$$

que é equivalente a resolver

$$\mathbb{[}G_t(x, y) \mathbb{]} I(x, y) = 0$$

Este processo apresenta vantagens, pois, o operador Laplaciano é invariante por rotações e translações, seus zeros são invariantes por mudanças de brilho, é linear e apresenta um custo menor computacionalmente, entretanto, este processo não é eficaz para arestas que tenham alta curvatura.

2.7. MODELO MATEMÁTICO DE BARCELOS E CHEN (BC)

O modelo que será descrito a seguir é baseado em métodos variacionais. De um modo geral, esses métodos consistem em minimizar a variação total da imagem, isto é, tendem a incorporar restrições impostas pela detecção de contornos.

Existe uma grande preocupação com relação à segmentação da imagem, pois frequentemente essa segmentação fornece informações importantes, principalmente no que se refere à identificação das características de traçado (contorno). Por isso, o modelo de Barcelos e Chen age de forma seletiva procurando manter o contorno da imagem o mais nítido possível.

O método proposto por Barcelos e Chen (2000), será o modelo utilizado para a suavização das imagens de sensoriamento remoto neste trabalho. Esse modelo consiste em:

$$u_t = \alpha(x) \left[\alpha(x) |\nabla u| \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) + \nabla \alpha(x) \cdot \nabla u - \beta |\nabla u| (u - I) \right] \quad (2.7.1)$$

Com condição inicial: $u(x, y, 0) = I(x, y)$

Onde:

1. $I(x, y)$ é a imagem original;
2. β é um parâmetro;

Deseja-se que as regiões homogêneas sofram grande suavização e que as regiões de contorno sejam preservadas. O ideal é escolher $\alpha(x)$ como uma função diferenciável de forma a possuir valor zero nas regiões de contorno e valor um em regiões homogêneas. Uma boa escolha para α é a função g dada por:

$$\alpha = g \frac{|\nabla G_\sigma * u|}{1 + k|\nabla G_\sigma * u|^2} \quad k \text{ constante}$$

Onde:

$$G_\sigma(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{4\pi}} e^{-\frac{|x|^2}{4\sigma^2}} \quad \sigma > 0 \text{ constante}$$

A interpretação de cada termo que aparece na equação 2.7.1 está descrita a seguir:

1. O termo $\alpha = g \frac{|\nabla G_\sigma * u|}{1 + k|\nabla G_\sigma * u|^2}$ é usado como intensificador de contorno, funcionando como um seletor de localização onde a imagem deve ou não ser suavizada. Segundo Silva Jr. (2002), onde os valores de $|\nabla G_\sigma * u|$ forem grandes, g estará próxima a 0. Isso resultará em menor efeito da difusão nessas regiões caracterizadas como de contorno. Por outro lado, para valores pequenos de $|\nabla G_\sigma * u|$ g estará próxima a 1, o que causará maior difusão, suavizando mais intensamente essas regiões chamadas homogêneas.
2. O termo $|\nabla u| \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right)$ representa a difusão degenerada. O objetivo desse termo é suavizar ambos os lados de uma região de bordas, realizando o mínimo de suavização no próprio contorno.
3. O segundo termo do modelo proposto por BC tem a finalidade de diminuir o processo de suavização próximo ao contorno para que o mesmo seja preservado, tendo em vista que $\alpha^2(x) |\nabla u| \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right)$ estará contribuindo para que haja mais difusão nessas regiões.

4. E por fim, o último termo tem a função de aproximar a solução à imagem original.

Dessa forma u é suavizada em ambos os lados de sua fronteira com o mínimo de difusão sobre o contorno. Além disso a velocidade de difusão é controlada por $\alpha(x)$ provocando, assim, menor difusão sobre o contorno.

2.8. IMPLEMENTAÇÃO NUMÉRICA DO MODELO BC

A equação numérica do modelo BC será explicitada utilizando métodos numéricos baseados em diferenças finitas.

Para discretizar as variáveis x e y de u , foi usada a malha retangular:

$$(x_i, y_j) = (x_0 \pm ih, y_0 \pm jk), i, j = 1, 2, \dots$$

Particularmente, está sendo considerado $k = h$ o que torna a malha regular em (x, y) . Como as imagens possuem dimensão $m \times n$, será discretizada a região Ω em uma malha de $m \times n$ pontos igualmente espaçados, isto é, de passo constante igual a 1 (Figura 1).

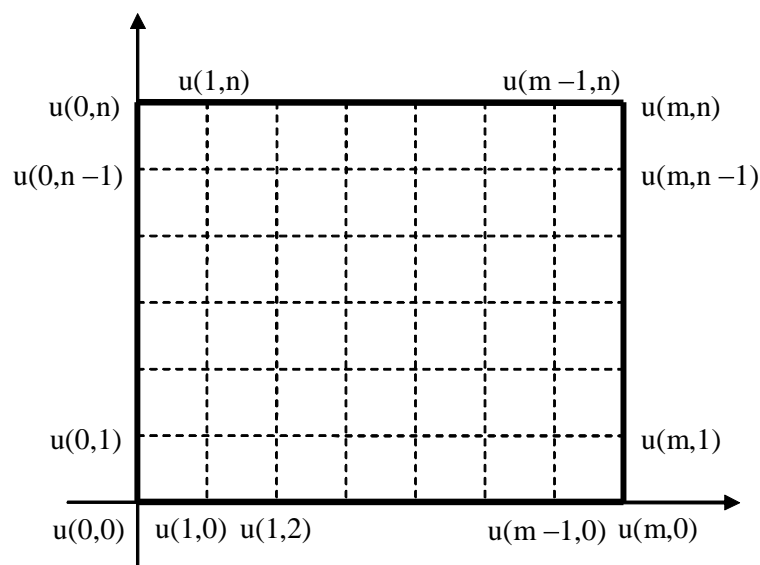


Figura 1 - Malha de $m \times n$ pontos

Assim, obtêm-se as seguintes equações de diferenças relativas às derivadas parciais da função $u(x, y)$, onde admite-se $h = 1$. De acordo com Cunha (2000):

$$\frac{\partial u}{\partial x} = u_x \cong u(x+1, y) - u(x, y) = u_{i+1,j} - u_{i,j} \text{ fórmula avançada}$$

$$\frac{\partial u}{\partial x} = u_x \cong u(x, y) - u(x-1, y) = u_{i,j} - u_{i-1,j} \text{ fórmula atrasada}$$

$$\frac{\partial u}{\partial x} = u_x \cong \frac{u(x+1, y) - u(x-1, y)}{2} = \frac{u_{i+1,j} - u_{i-1,j}}{2} \text{ fórmula centrada}$$

$$\frac{\partial u}{\partial y} = u_y \cong u(x, y+1) - u(x, y) = u_{i,j+1} - u_{i,j} \text{ fórmula avançada}$$

$$\frac{\partial u}{\partial y} = u_y \cong u(x, y) - u(x, y-1) = u_{i,j} - u_{i,j-1} \text{ fórmula atrasada}$$

$$\frac{\partial u}{\partial y} = u_y \cong \frac{u(x, y+1) - u(x, y-1)}{2} = \frac{u_{i,j+1} - u_{i,j-1}}{2} \text{ fórmula centrada}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 u}{\partial x \partial y} = u_{x,y} = (u_x)_y &\cong \frac{(u_x)_{j+1} - (u_x)_{j-1}}{2} \cong \frac{\frac{u_{i+1,j+1} - u_{i-1,j+1}}{2} - \frac{u_{i+1,j-1} - u_{i-1,j-1}}{2}}{2} = \\ &= \frac{u_{i+1,j+1} - u_{i-1,j+1} - u_{i+1,j-1} + u_{i-1,j-1}}{4} = \frac{u_{i+1,j+1} + u_{i-1,j-1} - u_{i-1,j+1} - u_{i+1,j-1}}{4} \end{aligned}$$

$$\frac{\partial^2 u}{\partial x^2} = u_{xx} \cong u_{i+1,j} - 2u_{i,j} + u_{i-1,j}$$

$$\frac{\partial^2 u}{\partial y^2} = u_{yy} \cong u_{i,j+1} - 2u_{i,j} + u_{i,j-1}$$

De acordo com a regularidade da malha relativa à discretização da região Ω , deve-se notar que para os pontos interiores, isto é, os delimitados pelos contornos, foram usadas aproximações para a primeira derivada os operadores de diferenças centradas (Figura 2).

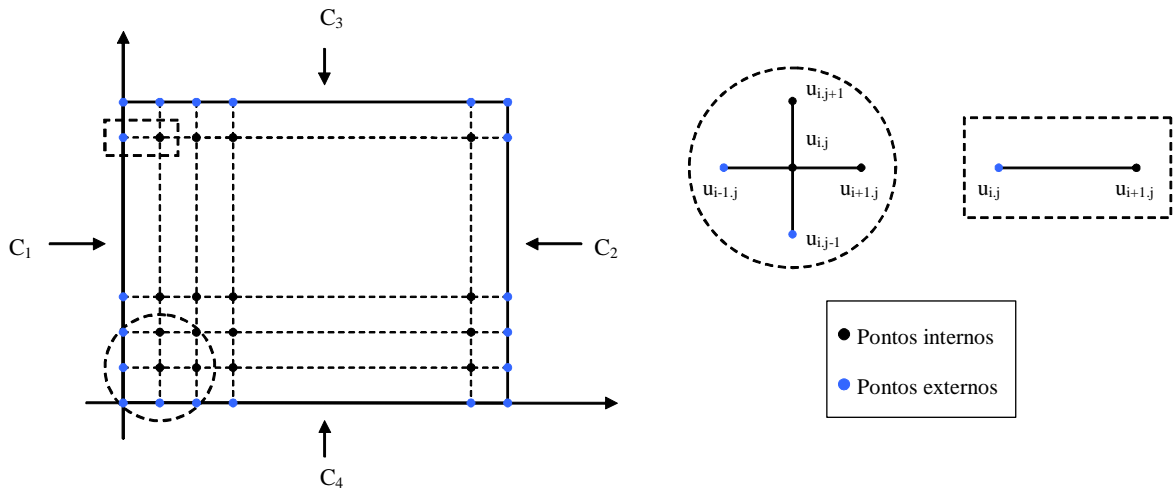


Figura 2 - Malha de discretização de pontos

Como pode ser observado, os pontos necessários para o uso de diferenças centradas estão presentes e bem definidos na malha de discretização. Por outro lado, para as regiões de contorno não existem pontos suficientes para aplicação de diferenças centradas, assim deve-se utilizar nas aproximações para a primeira derivada o operador de diferenças avançadas (Figura 2 – regiões C_1 e C_4) e o de diferenças atrasadas (Figura 2 – regiões C_2 e C_3).

O modelo estudado neste trabalho consiste em equação da forma $u_t = L(u)$. A solução para essa EDP deve ser encontrada para todos os pontos discretos da malha (x_i, y_j) no tempo t_n . Nas próximas seções, serão apresentadas as discretizações de cada um dos termos presentes na equação do modelo.

Utilizando o operador de diferenças avançadas no tempo tem-se:

$$u_t \cong \frac{u_{i,j}^{n+1} - u_{i,j}^n}{\Delta t}$$

Mas

$$u_t = L(u_{i,j}^n)$$

Então

$$\frac{u_{i,j}^{n+1} - u_{i,j}^n}{\Delta t} = L(u_{i,j}^n) \Rightarrow u_{i,j}^{n+1} = \Delta t L(u_{i,j}^n) + u_{i,j}^n$$

2.8.1. Discretização do Produto de Convolução

Na equação diferencial parcial utilizada no modelo, verifica-se a presença da função $g(|\nabla G_\sigma * u|)$ definida por:

$$g(|\nabla G_\sigma * u|) = \frac{1}{1 + k|\nabla G_\sigma * u|^2}, k \text{ constante}$$

a qual deve ser avaliada numericamente nos pontos da malha. A essência do argumento da função g está no produto de convolução que representa uma “média” de valores dos pontos da malha circunvizinhos a u .

Um problema que surge quando se trabalha com convoluções é que a teoria para o cálculo destes produtos foi desenvolvida para funções de domínio infinito, enquanto as imagens são em geral finitas. Assim, para implementações numéricas de convoluções, os domínios devem ser adaptados para malha discretizada de pontos principalmente no que se refere a função u a qual deve ser convoluída com o núcleo Gaussiano.

Uma solução para este problema é criar extensões para u , isto é, gerar valores para $u(i, j)$ fora do domínio discreto de pontos onde u está definida e assim usar um algoritmo numérico para o produto de convolução geralmente dado por um somatório.

Uma forma mais conveniente, do ponto de vista computacional, de discretizar

o produto de convolução $G_\sigma * u$ pode ser obtida através da regra de Simpson para o cálculo de integrais, como será descrito a seguir.

Como mencionado anteriormente, este produto representa uma “média” de valores de pontos vizinhos de (x, y) . Considere essa vizinhança como sendo a região dada pelo retângulo:

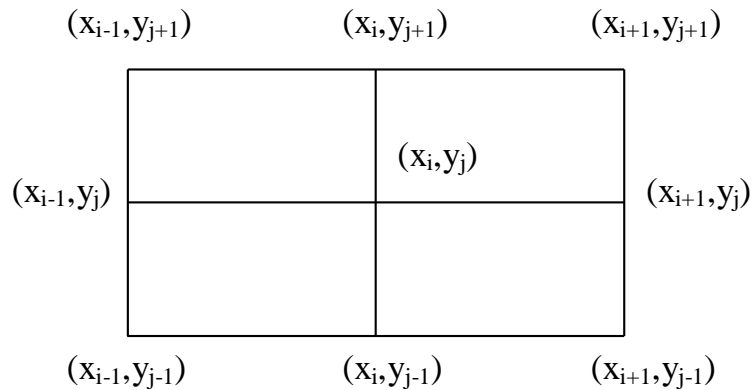


Figura 3 - Conjunto de pontos usados no produto de convolução

Assim, para calcular o produto de convolução relativo ao ponto (x_i, y_j) deve-se calcular a seguinte integral:

$$(f * g)(x_i, y_j) = \frac{1}{2} \int_{-1}^1 \frac{1}{2} \int_{-1}^1 f(x_i - x, y_j - y) g(x, y) dx dy$$

Dessa forma, o cálculo do produto de convolução resume-se ao cálculo numérico de integrais. Para calcular estas integrais será usada a regra de Simpson dada por:

Regra de Simpson: (Cunha, 2000) *Seja $f(x)$ uma função definida no intervalo $[a, b]$ e sejam*

$x_0 = a, x_1 = \frac{a+b}{2}$ e $x_2 = b$. Então a regra de Simpson para a aproximação da integral

$\int_a^b f(x) dx$ é dada por:

$$\int_{x_0}^{x_2} f(x)dx = \frac{h}{3} \left[f(x_0) + 4f(x_1) + f(x_2) \right] - \left(\frac{h^5}{90} \right) f^{(4)}(\beta), x_0 < \beta < x_2 \quad (2.8.1)$$

onde $h = x_1 - x_0 = x_2 - x_1$ e $-\left(\frac{h^5}{90}\right)f^{(4)}(\beta)$ é a expressão do erro cometido na aproximação.

Assim, utilizando a regra de Simpson, tem-se:

$$\begin{aligned} I_1 &= \frac{1}{2} \left\{ \frac{1}{3} \left[f(x_i - x_{i-1}, y_j - y)g(x_{i-1}, y) + 4f(x_i - x_i, y_j - y)g(x_i, y) + f(x_i - x_{i+1}, y_j - y)g(x_{i+1}, y) \right] \right\} \\ &= \frac{1}{6} \left[f(1, y_j - y)g(x_{i-1}, y) + 4f(0, y_j - y)g(x_i, y) + f(-1, y_j - y)g(x_{i+1}, y) \right] \end{aligned}$$

Segue que:

$$\begin{aligned} I_2 &= \frac{1}{12} \int_{-1}^1 \left[f(1, y_j - y)g(x_{i-1}, y) + 4f(0, y_j - y)g(x_i, y) + f(-1, y_j - y)g(x_{i+1}, y) \right] dy \\ &= \frac{1}{12} \int_{-1}^1 f(1, y_j - y)g(x_{i-1}, y)dy + \frac{1}{12} \int_{-1}^1 4f(0, y_j - y)g(x_i, y)dy + \frac{1}{12} \int_{-1}^1 f(-1, y_j - y)g(x_{i+1}, y)dy \end{aligned}$$

Aplicando novamente a Regra de Simpson para determinar as integrais acima, tem-se:

$$\begin{aligned} I_2 &= \frac{1}{12} \left\{ \frac{1}{3} \left[f(1, y_j - y_{j-1})g(x_{i-1}, y_{j-1}) + 4f(1, y_j - y_j)g(x_{i-1}, y_j) + f(1, y_j - y_{j+1})g(x_{i-1}, y_{j+1}) \right] \right. \\ &\quad + \frac{4}{3} \left[f(0, y_j - y_{j-1})g(x_i, y_{j-1}) + 4f(0, y_j - y_j)g(x_i, y_j) + f(0, y_j - y_{j+1})g(x_i, y_{j+1}) \right] \\ &\quad \left. + \frac{1}{3} \left[f(-1, y_j - y_{j-1})g(x_{i+1}, y_{j-1}) + 4f(-1, y_j - y_j)g(x_{i+1}, y_j) + f(-1, y_j - y_{j+1})g(x_{i+1}, y_{j+1}) \right] \right\} \\ &= \frac{1}{36} \left[f(1,1)g(x_{i-1}, y_{j-1}) + 4f(0,1)g(x_i, y_{j-1}) + f(-1,1)g(x_{i+1}, y_{j-1}) + 4f(1,0)g(x_{i-1}, y_j) \right. \\ &\quad \left. + 4f(0,0)g(x_i, y_j) + f(-1,0)g(x_{i+1}, y_j) + 4f(1,-1)g(x_{i-1}, y_{j+1}) \right. \\ &\quad \left. + 4f(0,-1)g(x_i, y_{j+1}) + f(-1,-1)g(x_{i+1}, y_{j+1}) \right] \end{aligned}$$

$$+ 16f(0,0)g(x_i, y_j) + 4f(-1,0)g(x_{i+1}, y_j) + f(1,-1)g(x_{i-1}, y_{j+1}) + 4f(0,-1)g(x_i, y_{j+1}) \\ + f(-1,-1)g(x_{i+1}, y_{j+1})_$$

Logo, uma expressão numérica para o cálculo de $G_\sigma * u$ é dada por:

$$(f * g)(x_i, y_j) = I_2$$

Considerando $f(x_i, y_j) = G_\sigma(x_i, y_j)$ e $g(x_i, y_j) = u(x_i, y_j) = u_{i,j}$, tem-se:

$$(G_\sigma * u)(i, j) = \frac{1}{36} \left[G_\sigma(1,1)u_{i-1,j-1} + G_\sigma(-1,1)u_{i+1,j-1} + G_\sigma(1,-1)u_{i-1,j+1} + G_\sigma(-1,-1)u_{i+1,j+1} \right. \\ \left. + 16G_\sigma(0,0)u_{i,j} + 4 \left[G_\sigma(0,1)u_{i,j-1} + G_\sigma(1,0)u_{i-1,j} + G_\sigma(-1,0)u_{i+1,j} + G_\sigma(0,-1)u_{i,j+1} \right] \right]$$

Fazendo $CV(x, y) = (G_\sigma * u)(x, y)$ e utilizando o operador de diferenças centradas para o cálculo das derivadas parciais de primeira ordem de CV tem-se:

$$\frac{\partial CV}{\partial x} \cong \frac{CV(x+1, y) - CV(x-1, y)}{2} = d_1 \\ \frac{\partial CV}{\partial y} \cong \frac{CV(x, y+1) - CV(x, y-1)}{2} = d_2$$

Assim, $\nabla(G_\sigma * u) = \left(\frac{\partial CV}{\partial x}, \frac{\partial CV}{\partial y} \right)$. Logo:

$$|\nabla(G_\sigma * u)| = \left[\left(\frac{\partial G_\sigma * u}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial G_\sigma * u}{\partial y} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \Rightarrow |\nabla(G_\sigma * u)|^2 = d_1^2 + d_2^2$$

2.8.2. Discretização do Termo de Difusão

Nesta seção será discretizado o termo $|\nabla u| \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right)$ que aparece no modelo apresentado.

Desenvolvendo esse termo obtêm-se:

$$\begin{aligned} |\nabla u| \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) &= \sqrt{u_x^2 + u_y^2} \left[\operatorname{div} \left(\frac{u_x}{\sqrt{u_x^2 + u_y^2}}, \frac{u_y}{\sqrt{u_x^2 + u_y^2}} \right) \right] \\ &= \sqrt{u_x^2 + u_y^2} \left[\frac{d}{dx} \left(\frac{u_x}{\sqrt{u_x^2 + u_y^2}} \right) + \frac{d}{dy} \left(\frac{u_y}{\sqrt{u_x^2 + u_y^2}} \right) \right] \\ &= \sqrt{u_x^2 + u_y^2} \left[\frac{u_{xx} \sqrt{u_x^2 + u_y^2} - u_x \frac{d}{dx} \sqrt{u_x^2 + u_y^2}}{u_x^2 + u_y^2} + \frac{u_{yy} \sqrt{u_x^2 + u_y^2} - u_y \frac{d}{dy} \sqrt{u_x^2 + u_y^2}}{u_x^2 + u_y^2} \right] \end{aligned}$$

Segue que:

$$\frac{\partial}{\partial x} (\sqrt{u_x^2 + u_y^2}) = \frac{1}{2} (u_x^2 + u_y^2)^{-\frac{1}{2}} (2u_x u_{xx} + 2u_y u_{xy})$$

$$\frac{\partial}{\partial y} (\sqrt{u_x^2 + u_y^2}) = \frac{1}{2} (u_x^2 + u_y^2)^{-\frac{1}{2}} (2u_x u_{xy} + 2u_y u_{yy})$$

Daí,

$$|\nabla u| \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) = \sqrt{u_x^2 + u_y^2} \left\{ \frac{u_{xx} \sqrt{u_x^2 + u_y^2} - u_x \left[\frac{1}{2\sqrt{u_x^2 + u_y^2}} (2u_x u_{xx} + 2u_y u_{xy}) \right]}{u_x^2 + u_y^2} \right\}$$

$$\begin{aligned}
 & +\sqrt{u_x^2 + u_y^2} \left\{ \frac{u_{yy}\sqrt{u_x^2 + u_y^2} - u_y \left[\frac{1}{2\sqrt{u_x^2 + u_y^2}} (2u_x u_{xy} + 2u_y u_{yy}) \right]}{u_x^2 + u_y^2} \right\} \\
 & = \frac{u_{xx}(u_x^2 + u_y^2) - u_x(u_x u_{xx} + u_y u_{yx})}{(u_x^2 + u_y^2)} + \frac{u_{yy}(u_x^2 + u_y^2) - u_y(u_x u_{xy} + u_y u_{yy})}{(u_x^2 + u_y^2)} \\
 & = \frac{u_{xx}u_x^2 + u_{xx}u_y^2 - u_x^2u_{xx} - u_xu_yu_{yx} + u_{yy}u_x^2 + u_{yy}u_y^2 - u_yu_xu_{xy} - u_y^2u_{yy}}{u_x^2 + u_y^2} \\
 & = \frac{u_{xx}u_y^2 - 2u_xu_yu_{xy} + u_{yy}u_x^2}{u_x^2 + u_y^2}
 \end{aligned}$$

Logo,

$$|\nabla u| \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) = \frac{u_x^2 u_{yy} - 2u_x u_y u_{xy} + u_y^2 u_{xx}}{u_x^2 + u_y^2}$$

Usando os operadores de diferenças finitas apresentados anteriormente, obtém-se uma expressão numérica para o cálculo do termo acima.

2.8.3. Discretização do Termo $\nabla g \left(\nabla G_\sigma * u \right) \cdot \nabla u(x, y)$

Sejam:

$$\Delta_x^+ u_{i,j} = u_{i+1,j} - u_{i,j}$$

$$\Delta_x^- u_{i,j} = u_{i,j} - u_{i-1,j}$$

$$\Delta_y^+ u_{i,j} = u_{i,j+1} - u_{i,j}$$

$$\Delta_y^- u_{i,j} = u_{i,j} - u_{i,j-1}$$

$$\Delta_x u_{i,j} = \frac{u_{i+1,j} - u_{i-1,j}}{2}$$

$$\Delta_y u_{i,j} = \frac{u_{i,j+1} - u_{i,j-1}}{2}$$

Utilizando esses operadores, segue que:

$$(\nabla g \cdot \nabla u)_{i,j} = \max(\Delta_x g_{i,j}, 0) \Delta_x^- u_{i,j} + \min(\Delta_x g_{i,j}, 0) \Delta_x^+ u_{i,j} + \max(\Delta_y g_{i,j}, 0) \Delta_y^- u_{i,j} + \min(\Delta_y g_{i,j}, 0) \Delta_y^+ u_{i,j}$$

2.9. MORFOLOGIA MATEMÁTICA

A Morfologia Matemática teve seu início na década de 1960, na Escola Superior de Minas de Paris, como resultado dos estudos realizados por um grupo de pesquisadores liderado por George Matheron e Jean Serra.

A técnica de morfologia matemática foi desenvolvida baseada em teoria de conjuntos, utilizando inicialmente morfologia binária. Com o passar do tempo, o método foi estendido para imagens em tons de cinza, utilizando a teoria de reticulados, sendo a imagem vista como uma superfície.

Segundo Soille (2003), Morfologia Matemática pode ser definida como uma teoria para análise de estruturas espaciais. É chamada de morfologia porque visa analisar a forma dos objetos. É matemática no sentido que a análise baseia-se na teoria de conjuntos, integrais geométricas e álgebra booleana.

Goutsias e Heijmans (2000) citam que a morfologia matemática é considerada uma poderosa ferramenta para análise de imagem, especialmente para aquelas aplicações em que os aspectos geométricos são relevantes. Os autores ainda citam que a principal ideia da morfologia matemática para analisar a forma dos objetos através de um modelo geométrico é chamado de “elemento estruturante”.

Segundo Facon (1996), o elemento estruturante é um conjunto completamente definido e conhecido (forma e tamanho), que é comparado ao conjunto desconhecido da imagem usando uma transformação. O resultado desta transformação permite avaliar o conjunto desconhecido.

Para fazer essa avaliação, o elemento estruturante é deslocado sobre a imagem *pixel a pixel*, cobrindo toda a cena. No processo de deslocamento do elemento estruturante na imagem, ele executa algumas transformações na vizinhança de pixels analisados. O resultado desta transformação é atribuído à nova imagem correspondente (Medeiros, 2003).

Soille (2003), cita seis tipos de elemento estruturante: disco, cruz, quadrado, segmento de linha, par de pontos e hexágono.

Como a morfologia matemática foi desenvolvida inicialmente com base em teoria de conjuntos, utilizando morfologia binária, na seção 2.9.1 será apresentado essa teoria.

2.9.1. Teoria de Conjuntos

Os operadores morfológicos baseiam-se nas operações de união, intersecção, complementação e translação. Segundo Soille (2003):

Definição 2.9.1.1: *A união de dois conjuntos X e Y é o conjunto de elementos que pertencem a X e/ou Y:*

$$X \cup Y = \{x | (x \in X) \text{ ou } (x \in Y)\}$$

Definição 2.9.1.2: *A intersecção de dois conjuntos X e Y é o conjunto de elementos pertencentes a ambos X e Y:*

$$X \cap Y = \{x | (x \in X) \text{ e } (x \in Y)\}$$

Para imagens em tons de cinza, a união representa o operador do ponto

máximo (\vee) e a intersecção o operador do ponto mínimo (\wedge).

Definição 2.9.1.3: *O complemento do conjunto X é conjuntos dos elementos não pertencentes ao conjunto X :*

$$X^c = \{x | x \notin X\}$$

Definição 2.9.1.4: *A translação de uma imagem f pelo vetor z é definida por $(X)_z$. O valor da imagem translada num dado pixel x é igual ao valor da imagem original na posição transladada pelo vetor oposto:*

$$(X)_z = \{y | y = x + z, x \in X\}$$

2.9.2. Operadores Elementares

A morfologia matemática é composta por dois operadores básicos, a dilatação e a erosão. As transformações de dilatação e erosão foram denominadas por Matheron (1975) e Serra (1982), e posteriormente, mais duas transformações denominadas de anti-dilatação e anti-erosão foram tratadas por Serra (1988).

É importante salientar que todo o formalismo desenvolvido para imagens binárias em morfologia matemática pode ser aplicado a imagens em níveis de cinza, ou seja, a MM binária é um caso particular da MM em níveis de cinza.

Definição 2.9.2.1: (Soille, 2003) *A erosão binária de um conjunto X por um elemento estruturante $B(\varepsilon_B(X))$ é definida como a posição dos pontos x , tal que B está incluso em X quando sua origem está localizada em X :*

$$\varepsilon_B(X) = \{x | B_x \subseteq X\}$$

O elemento estruturante B_x corresponde ao elemento estruturante B centrado

no pixel x . De acordo com a definição apresentada anteriormente, o elemento estruturante B desliza sobre a imagem X , comparando cada *pixel* com a vizinhança de x . Se o *pixel* de B corresponder a mesma posição na vizinhança de x preservam-se os *pixels* onde as vizinhanças coincidem. A erosão produz os seguintes efeitos nas imagens: diminuição de partículas, eliminação dos grãos de tamanho inferior ao tamanho do elemento estruturante, aumento dos buracos e separação de grãos próximos.

Definição 2.9.2.2: (Soille, 2003) *A dilatação binária de um conjunto X pelo elemento estruturante $B(\delta_B(X))$ é definida como a posição dos pontos x tal que B intercepta X quando sua origem coincide com x :*

$$\delta_B(X) = \{x \mid B_x \cap X \neq \emptyset\}$$

Segundo a definição 2.9.2.2 o elemento estruturante B_x verifica uma possível intersecção com a vizinhança de x . Caso seja verdadeiro, o ponto central na imagem resultante será um *pixel* relevante (1), caso contrário será irrelevante (0). A aplicação desse operador produz os seguintes efeitos na imagem: aumento de objetos, preenchimento de pequenos buracos e conexão de objetos próximos.

Definição 2.9.2.3: (Soille, 2003) *A erosão em níveis de cinza de uma imagem f por um elemento estruturante B $\varepsilon_B(f)(x)$ é definida como sendo o valor mínimo da imagem na janela definida pelo elemento estruturante quando sua origem está em x :*

$$\varepsilon_B(f)(x) = \min_{b \in B} f(x+b) - B(b)$$

A erosão em níveis de cinza consiste em verificar se o elemento estruturante centrado em x encontra-se abaixo do sinal f , não sendo definida num ponto onde o elemento estruturante estiver acima do sinal f , ou seja, não haverá resposta se o elemento estruturante B não estiver contido na função f (Medeiros, 2003).

Os efeitos da erosão em níveis de cinza são: escurecimento da imagem,

alargamento e aumento dos padrões escuros, conexão dos padrões escuros próximos, redução ou eliminação dos padrões claros e separação dos padrões claros próximos.

Definição 2.9.2.4: (Soille, 2003) *A dilatação em níveis de cinza da imagem f pelo elemento estruturante B $\delta_b(f)(x)$ é definida como o máximo valor da imagem na janela definida pelo elemento estruturante quando sua origem está em x :*

$$\delta_B(f)(x) = \max_{b \in B} f(x+b) + B(b)$$

A dilatação em níveis de cinza consiste em verificar se o elemento estruturante centrado em x encontra-se acima da função f . A operação não terá resposta quando o elemento estiver totalmente fora da função f (Medeiros, 2003).

Os efeitos da dilatação em níveis de cinza são: clareamento da imagem, alargamento e aumento dos padrões claros, conexão dos padrões claros próximos, redução ou eliminação dos padrões escuros e separação dos padrões escuros próximos.

Os operadores dilatação e erosão aplicados isoladamente não evidenciam características das imagens, entretanto, permitem construir algumas funções importantes, como por exemplo, gradiente morfológico, abertura, fechamento etc.

2.9.3. Abertura e Fechamento Morfológicos

A ideia da abertura morfológica é dilatar a imagem erodida para tentar recuperar a imagem original.

Definição 2.9.3.1: (Soille, 2003) *A abertura γ de uma imagem f por um elemento estruturante B $\gamma_B(f)$ é definida como a erosão de f por B $\varepsilon_B(f)$ seguido da dilatação com o elemento estruturante transposto $\overset{\cup}{B}(\delta_B^\vee)$:*

$$\gamma_B(f) = \delta_B \circ \varepsilon_B(f)$$

Abertura por área: remove todos os componentes isolados cuja área seja menor que um valor de limiar fornecido.

Em geral, a imagem resultante do processo de abertura possui menos detalhes do que a imagem original. Os efeitos visuais da abertura são: separação de padrões claros próximos, eliminação de padrões claros menores que o tamanho do elemento estruturante e conservação de padrões escuros distantes.

Definição 2.9.3.2: (Soille, 2003) *O fechamento da imagem f pelo elemento estruturante B $\phi_B(f)$ é definido como a dilatação de f com elemento estruturante B $\delta_B(f)$ seguido da erosão com elemento estruturante transposto $B(\varepsilon_B)$:*

$$\phi_B(f) = \varepsilon_B \circ \delta_B(f)$$

Fechamento por área: remove todos os componentes conectados do fundo com área menor que o limiar estipulado.

A ideia do fechamento morfológico é construir um operador tendendo a recuperar a forma inicial das estruturas da imagem que foram dilatadas. Os efeitos do fechamento são: separação de padrões escuros próximos, preenchimento de buracos no interior de partículas com tamanho inferior ao elemento estruturante, conservação dos padrões claros distantes e conexão dos padrões claros próximos.

A abertura e o fechamento são os filtros morfológicos básicos, constituindo a base para a construção de outros filtros. Escolhendo cuidadosamente o tamanho e a forma do elemento estruturante é possível obter filtros morfológicos para detectar feições nas imagens de acordo com seu tamanho, orientação e forma.

O filtro morfológico pode ser usado para restaurar imagens corrompidas por algum tipo de ruído ou para seletivamente remover estruturas ou objetos na imagem

enquanto preservam outros (Soille, 2003).

2.9.4. Gradiente Morfológico

Na morfologia matemática existem várias implementações digitais do gradiente. A seguir, serão apresentadas três definições para o gradiente:

Definição 2.9.4.1: (Soille, 2003) *O gradiente morfológico por erosão consiste na diferença aritmética entre uma função f e a erosão da função f pelo elemento estruturante B :*

$$\rho_{\varepsilon}(f) = f - \varepsilon_B(f)$$

O processo de gradiente por erosão em níveis de cinza detecta bordas nas posições dos níveis de cinza mais elevado das bordas.

Definição 2.9.4.2: (Soille, 2003) *O gradiente morfológico por dilatação consiste na diferença aritmética entre a dilatação da função f pelo elemento estruturante B e a função:*

$$\rho_{\delta}(f) = \delta_B(f) - f$$

O gradiente por dilatação em níveis de cinza detecta bordas nas posições dos níveis de cinza mais baixos das bordas.

Definição 2.9.4.3: (Soille, 2003) *O gradiente morfológico por dilatação e erosão é definido como a diferença aritmética entre a dilatação (δ) e a erosão (ε) de uma função f por um elemento estruturante B :*

$$\rho_{\varepsilon\delta}(f) = \varepsilon_B(f) - \delta_B(f)$$

Os operadores gradientes são usados para realçar as variações dos níveis de

cinza, sua informação é muito utilizada para detectar bordas. Gradientes morfológicos são operadores que realçam as variações de intensidade dos *pixels* em determinada vizinhança por um elemento estruturante.

3. MATERIAIS E MÉTODO PROPOSTO

3.1. MATERIAIS

Para a realização do trabalho, estão sendo utilizados: o *software* MatLab 7.0, a *Toolbox* de Morfologia Matemática e subimagens de alta resolução adquiridas a partir do satélite *Quickbird*.

O *software* MatLab é voltado para o cálculo numérico, no qual estão integrados operações com matrizes, análise numérica, construção de gráficos, processamento de sinais, entre outros. A principal vantagem do uso desse *software* consiste no fato dele possuir um conjunto vasto de funções que permitem resolver problemas complexos de forma eficiente. Em contrapartida, o *software* apresenta baixa eficiência para processar imagens com grandes dimensões.

A *Toolbox* de Morfologia Matemática manipula e trata imagens por processos morfológicos por meio de realce, segmentação, detecção de bordas, análise de formas, entre outros. Neste sentido, será de fundamental importância para realização do objetivo do trabalho.

3.2. MÉTODO PROPOSTO

Nesta seção, serão apresentados dois métodos para detecção de feições em imagens de alta resolução utilizando um modelo de difusão anisotrópica e técnicas de morfologia matemática, bem como o desenvolvimento de cada etapa. Posteriormente será analisado qual dos dois métodos produziu o melhor resultado.

As imagens de sensoriamento remoto têm contribuído para o desenvolvimento científico e tecnológico, pois através delas, torna-se possível a detecção de feições que podem ser utilizadas para auxiliar na resolução de diversos problemas práticos.

As feições cartográficas a serem detectadas, são do tipo: rodovias e corpos d'água.

O maior problema ao trabalhar com imagens de alta resolução é a sua complexa estrutura, visto que, contém diferentes tipos de alvo. A diversidade de informação dificulta a interpretação das imagens se o método escolhido para detecção das feições não for adequado.

Para a realização do primeiro método para detecção de feições, as imagens foram suavizadas através do modelo de difusão anisotrópica de Barcelos e Chen, e, posteriormente foram aplicados operadores morfológicos nas imagens suavizadas para a detecção das feições de interesse.

Segundo Barcelos e Pires (2008), a utilização de filtros lineares, embora bastante utilizados, nem sempre é o processo mais adequado para redução de ruídos, uma vez que distorcem as informações de bordas prejudicando a identificação e distinção das estruturas de interesse no processo de detecção de bordas. A fim de diminuir as perdas nas regiões de bordas e suavizar as áreas homogêneas, uma alternativa é o uso de filtros não lineares baseado em equações diferenciais parciais.

O modelo proposto por Barcelos e Chen, trata da atenuação de ruídos em imagens digitais, porém, há uma grande preocupação com relação à segmentação. Em razão disso, é um modelo que age de forma seletiva na diminuição de ruídos procurando manter o contorno da imagem o mais nítido possível. Por isso, esse foi o modelo escolhido para a suavização das imagens.

Posteriormente, para a realização do segundo método, as mesmas imagens foram suavizadas através de ferramentas exclusivamente morfológicas, também numa abordagem não linear. Primeiramente, foi aplicado o operador *hdome* que tem a finalidade de remover picos com contraste maior que um valor estipulado na função parâmetro do contraste, removendo ruídos aleatórios distribuídos na imagem. E, na sequência foram utilizados os mesmos operadores do primeiro método para detecção das feições.

Após a realização dos dois métodos para detecção de feições, as imagens resultantes serão analisadas estatisticamente para verificação do melhor método.

O modelo de difusão anisotrópica foi implementado no *software* MATLAB 7.0 e as técnicas morfológicas estão sendo realizadas na *SDC Morphology Toolbox*.

O algoritmo para detecção de feições cartográficas resume-se nas etapas apresentadas no fluxograma da figura 4:

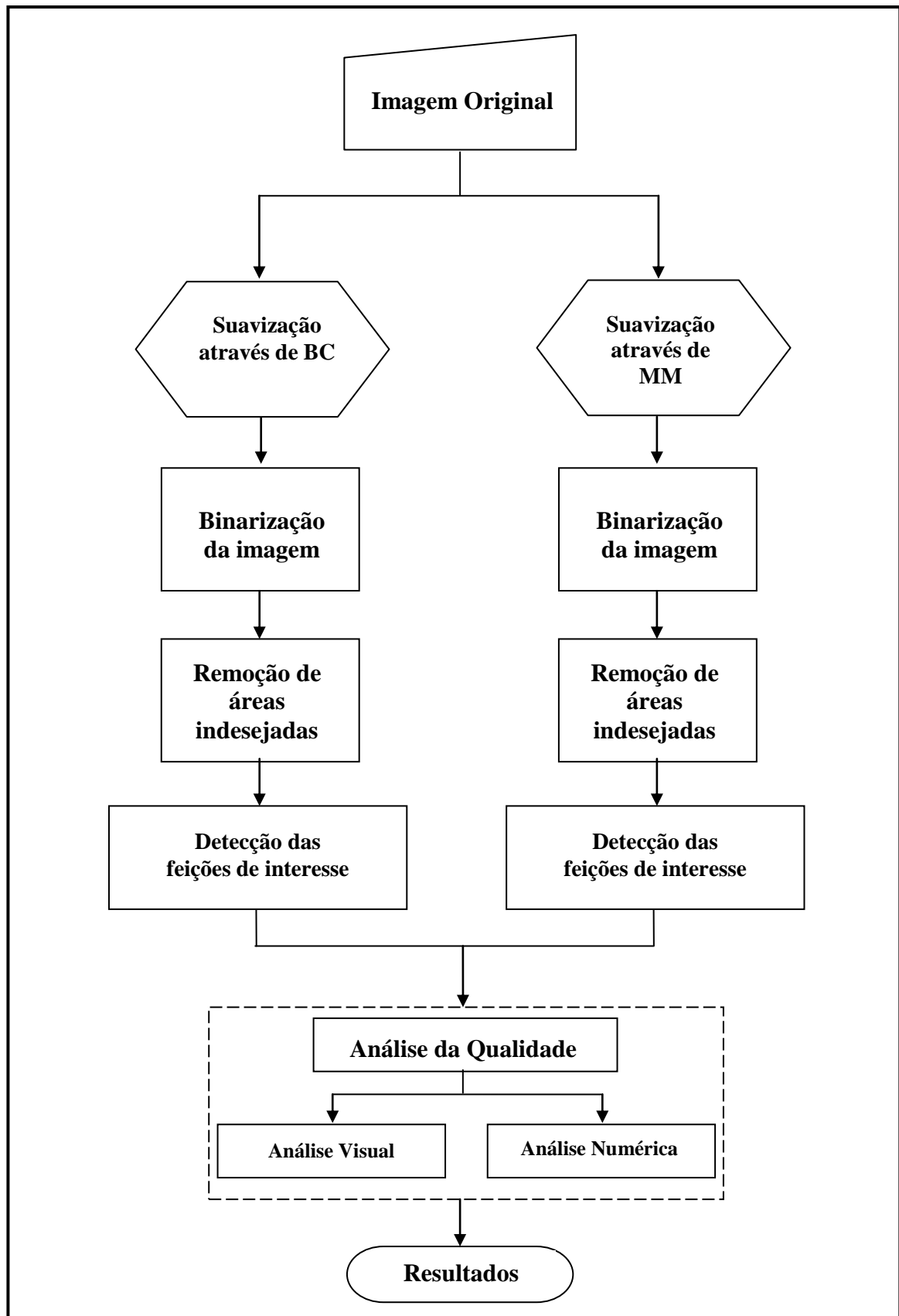


Figura 4 – Fluxograma dos Métodos Propostos

A etapa inicial baseou-se na escolha da área que pudesse atender ao objetivo do trabalho. Para tanto, foi escolhida uma imagem de alta resolução Quickbird, contendo o trecho Norte do Rodoanel Mário Covas bem como boa parte da região metropolitana de São Paulo. Essa imagem possui uma área de abrangência de 7269 X 17897 pixels.

Após essa etapa deu-se início o processo de divisão da imagem original em subimagens, devido à ineficiência do Matlab em processar imagens de grande dimensão. Dessa forma, foram geradas dez subimagens.

Assim, o trabalho de suavização através do modelo BC começou a ser realizado nas subimagens, para que, posteriormente, pudesse ocorrer a detecção das feições de interesse baseado em operadores morfológicos contidos na *SDC Morphology Toolbox* (primeiro método). Concomitantemente, ocorreu a suavização e detecção de feições inteiramente no ambiente *SDC Morphology Toolbox* (segundo método).

Após a detecção das feições de interesse foi realizada a análise de qualidade visual e numérica. A análise visual consistiu da sobreposição da imagem com a feição detectada e a sua imagem original, sendo possível perceber, caso ocorresse, deslocamento de bordas. A análise numérica foi realizada através do Sistema de Análise de Feições Cartográficas Extraídas (SAFCE), que faz a análise de correspondência entre a imagem com a feição detectada (imagem de referência) e a imagem original, obtendo, por exemplo, o percentual de *pixels* detectados corretamente em relação a imagem original. Os pixels da imagem de referência para comparação com a imagem original são obtidos manualmente. A figura 5 mostra a tela inicial do SAFCE.

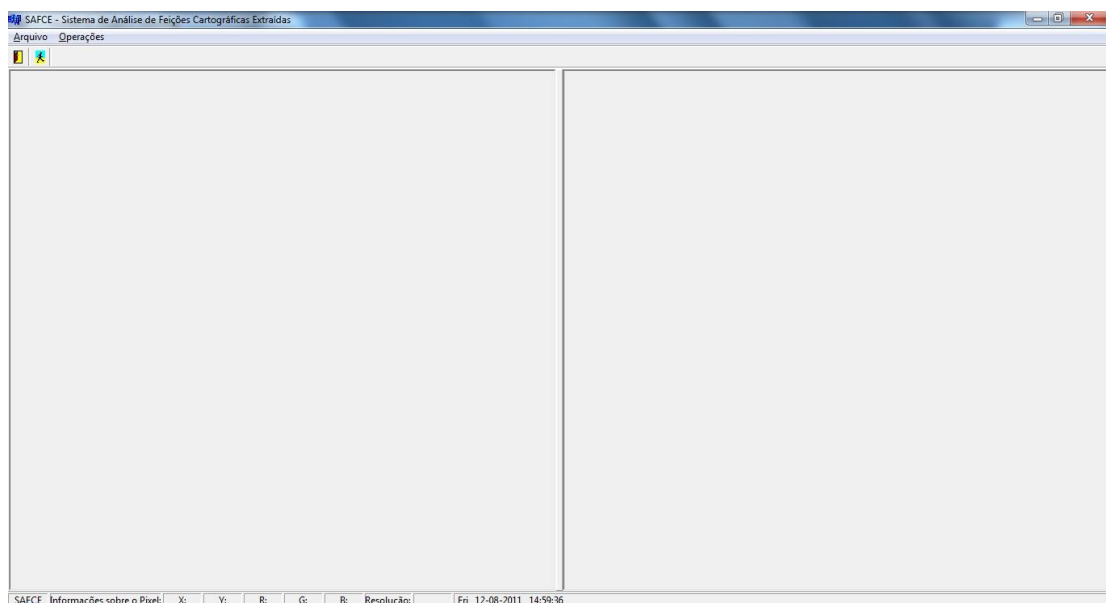


Figura 5 – Tela inicial do Sistema de Análise de Feições Cartográficas Extraídas

3.2.1 Detecção das Feições de Interesse

Para a detecção das feições de interesse (rodovia e corpos d'água) foi elaborado um programa no ambiente Matlab para a suavização de cada subimagem através do modelo de difusão de Barcelos e Chen. Em seguida, foram desenvolvidas rotinas na SDC *Morphology Toolbox* para detecção de cada feição, a partir das subimagens suavizadas por BC (primeiro método). Para o segundo método, tanto a etapa de suavização da imagem, quanto a detecção da feição foram realizadas através da *toolbox* de Morfologia Matemática.

Após a etapa de suavização das imagens, as rotinas elaboradas para a detecção das feições de interesse para todas as subimagens foram as mesmas, alterando-se apenas os valores dos limiares, tendo em vista que os mesmos se diferem devido a mudança nos valores de brilho e condições de iluminação.

A primeira etapa para a elaboração da rotina morfológica para detecção das feições de interesse consistiu na limiarização das subimagens através do operador de binarização. Em seguida, foi realizada a remoção das inconsistências através do operador abertura morfológica, ou seja, remoção de todos os objetos presentes na cena que não fazem parte da feição de interesse. Essa operação consegue remover qualquer componente isolado na imagem, que possua área inferior ao tamanho estabelecido pelo usuário. E, a etapa três consistiu na conexão das pistas através do operador fechamento morfológico. No apêndice 2 constam os parâmetros utilizados nas funções da rotina morfológica para cada trecho processado.

3.3. ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo corresponde à região metropolitana de São Paulo (as cidades presentes na cena são: Barueri, Osasco e Carapicuíba), onde foram extraídas oito subimagens de todo o trecho do Rodoanel, e ainda, uma subimagem da lagoa Carapicuíba e outra do rio Tietê. As subimagens pertencem a uma cena do satélite de alta resolução *Quickbird*, sendo uma imagem pancromática, com resolução espacial de 0,60 metros e data

de aquisição 13/10/2010. A figura 6 apresenta a imagem da área de estudo e as figuras 7, 8 e 9 mostram as subimagens.

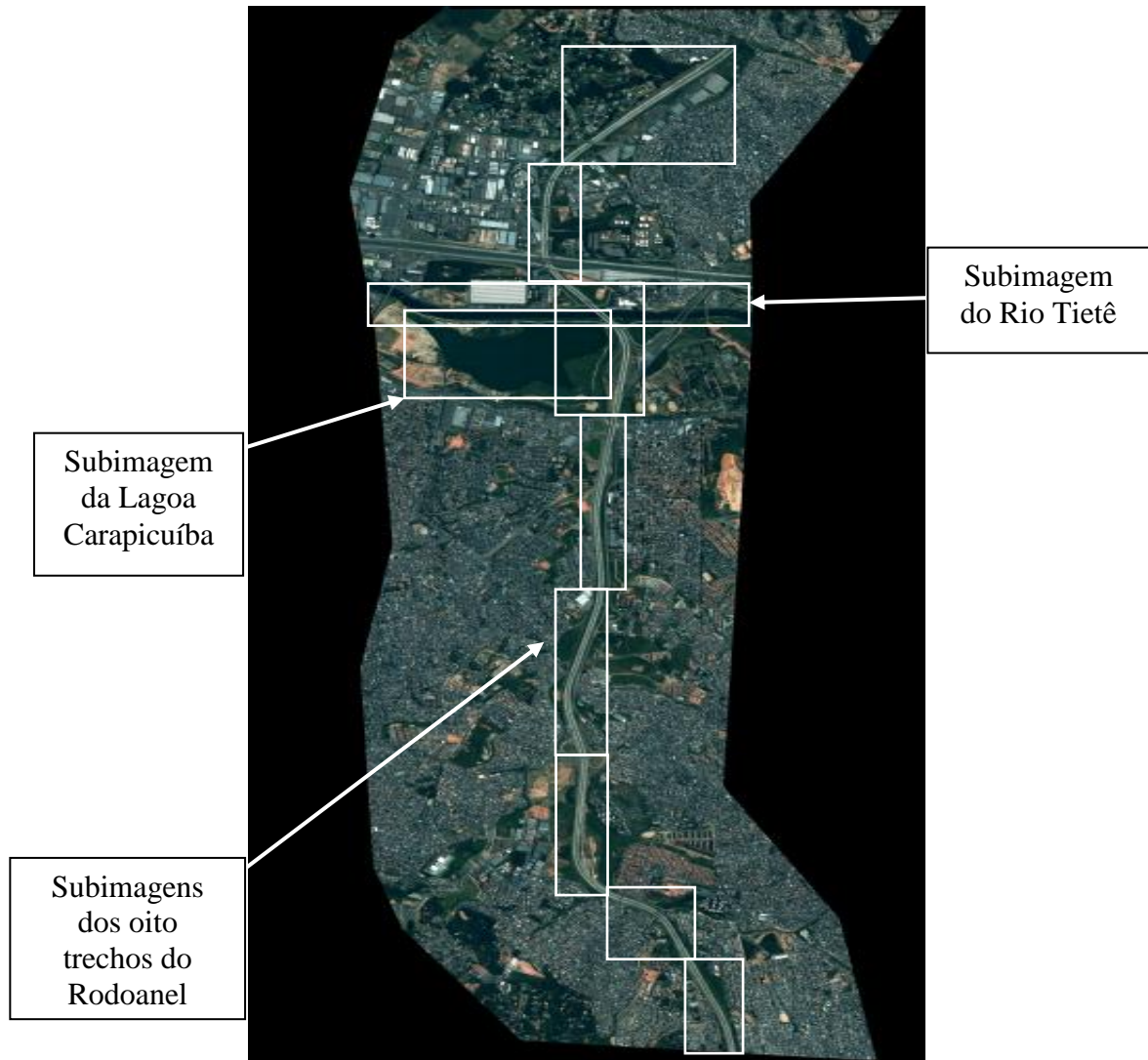


Figura 6 – Área de Estudo

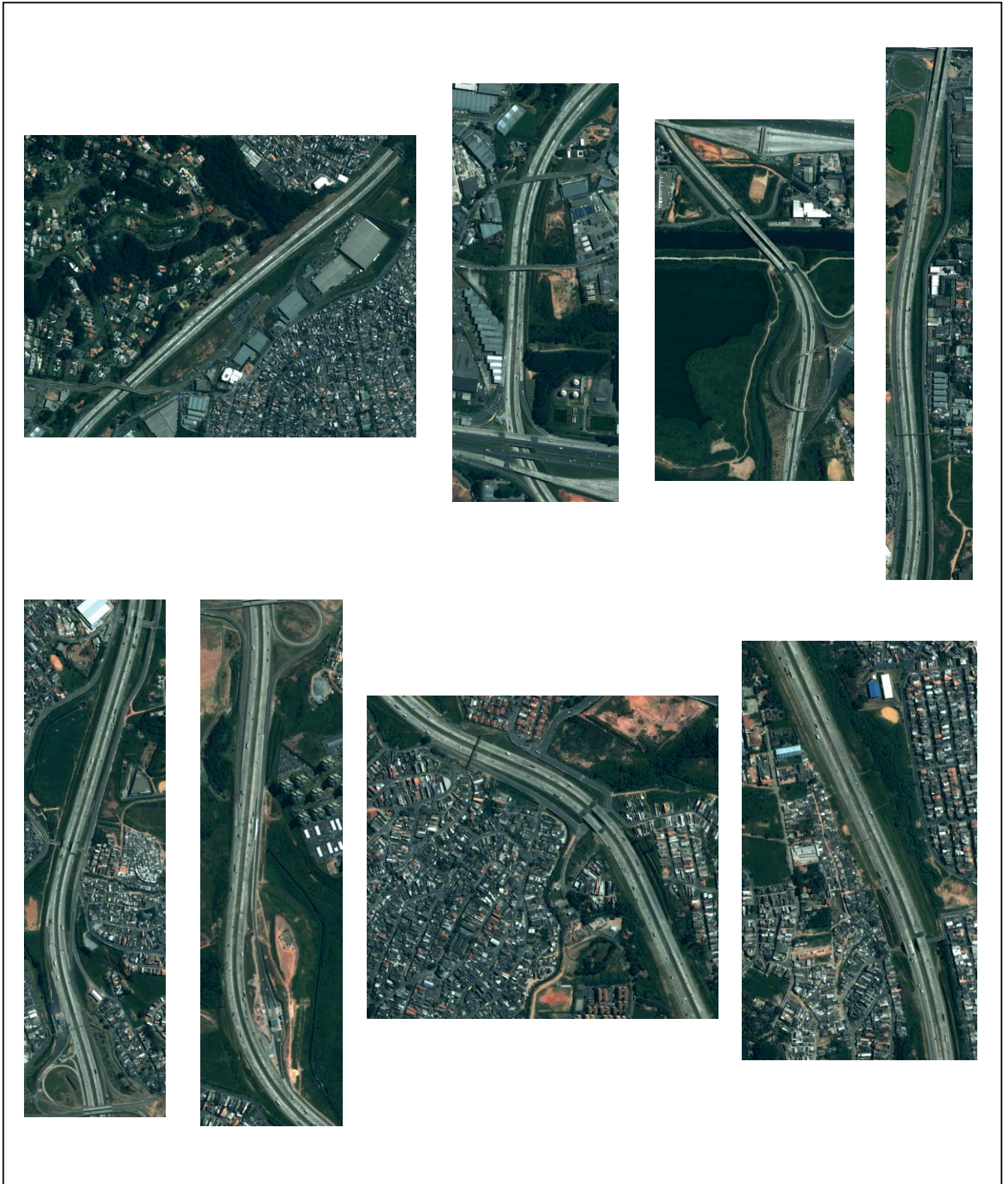


Figura 7 – Subimagens do Rodoanel Mário Covas

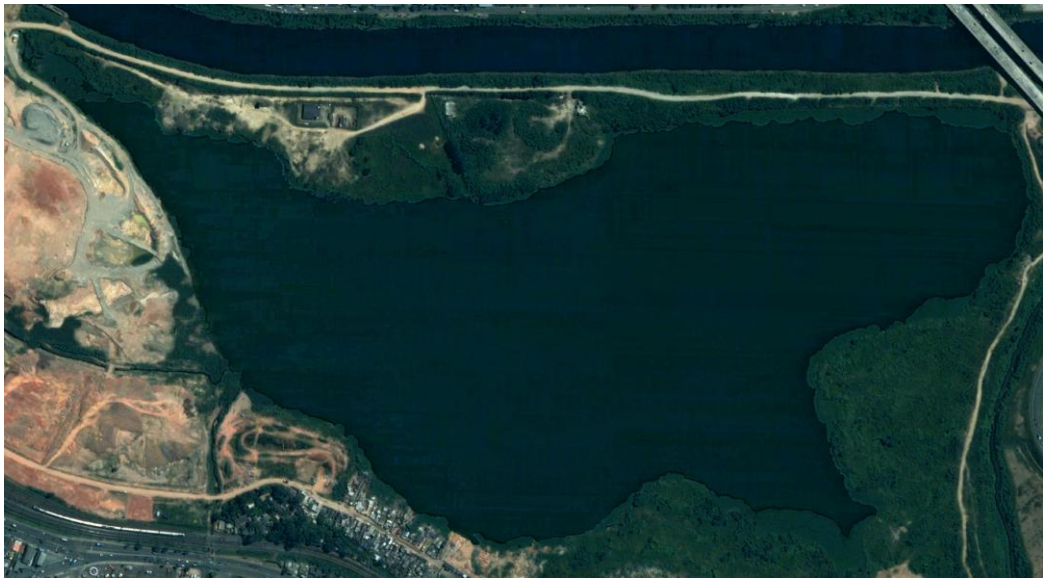


Figura 8 – Subimagem da Lagoa Carapicuíba



Figura 9 – Subimagem do Rio Tietê

4. ANÁLISE E APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS

Neste capítulo são apresentados os resultados e a análise dos mesmos a partir da aplicação dos dois métodos propostos.

O método de suavização através do modelo de difusão anisotrópica seguido da detecção de feições por operadores morfológicos, será denotado por método 1. Enquanto o método de detecção de feições por elementos exclusivamente morfológicos será denotado por 2.

4.1. SUBIMAGENS DO RODOANEL

O primeiro passo para a detecção da feição rodovia através do método 1 foi a suavização da imagem original através do modelo BC, o qual a rotina foi desenvolvida no *software* Matlab 7.0 e está descrita no Apêndice 1. Para a suavização de todos os trechos de imagens do Rodoanel foi usado um tempo $t = 12$. O tempo ótimo de suavização (t) é dado pela razão entre o desvio padrão da imagem e a constante presente no núcleo de suavização Gaussiana. Na seção 2.4 foi utilizada uma substituição de parâmetros onde a constante foi considerada 2 e justifica-se tal artifício devido a relação entre o parâmetro de escala e o tempo de evolução. Obviamente essa conveniência da reparametrização não altera do ponto de vista matemático o comportamento da função Gaussiana. Essa flexibilidade de parâmetros relativa a função Gaussiana permite uma adaptação coerente do processo evolutivo a um custo computacional relativamente controlável.

Após a detecção da feição de interesse através do método 1, o processo foi realizado com o método 2. O que diferencia um método do outro é a imagem de entrada na *Toolbox*. Para poder realizar a binarização, abertura e fechamento através do método 2, os ruídos aleatórios distribuídos na imagem original foram removidos através do contraste máximo (operador *hdome*).

Os resultados da suavização através dos métodos 1 e 2 foram usados como imagem de entrada para a rotina elaborada na *Toolbox* de Morfologia Matemática. Os

resultados da detecção da feição do rodoanel Mário Covas através dos métodos 1 e 2 são apresentados nas figuras abaixo.

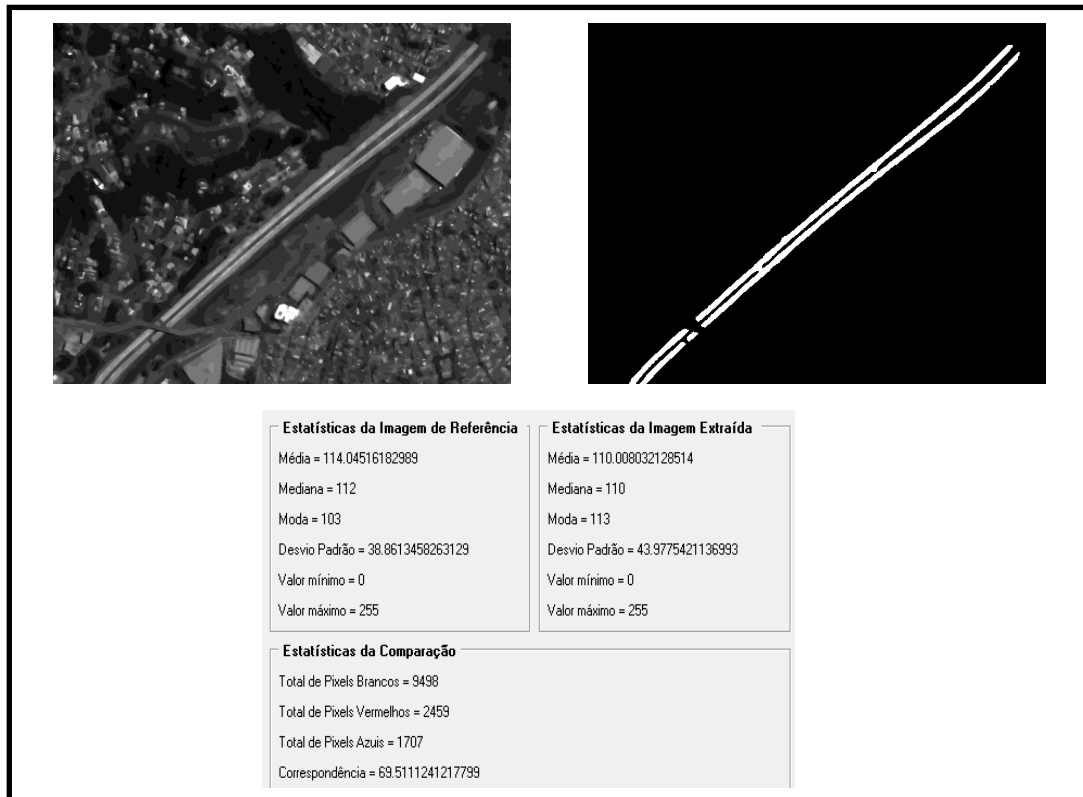


Figura 10 - Resultado do processamento para o trecho 1 (suavização a partir do modelo BC).

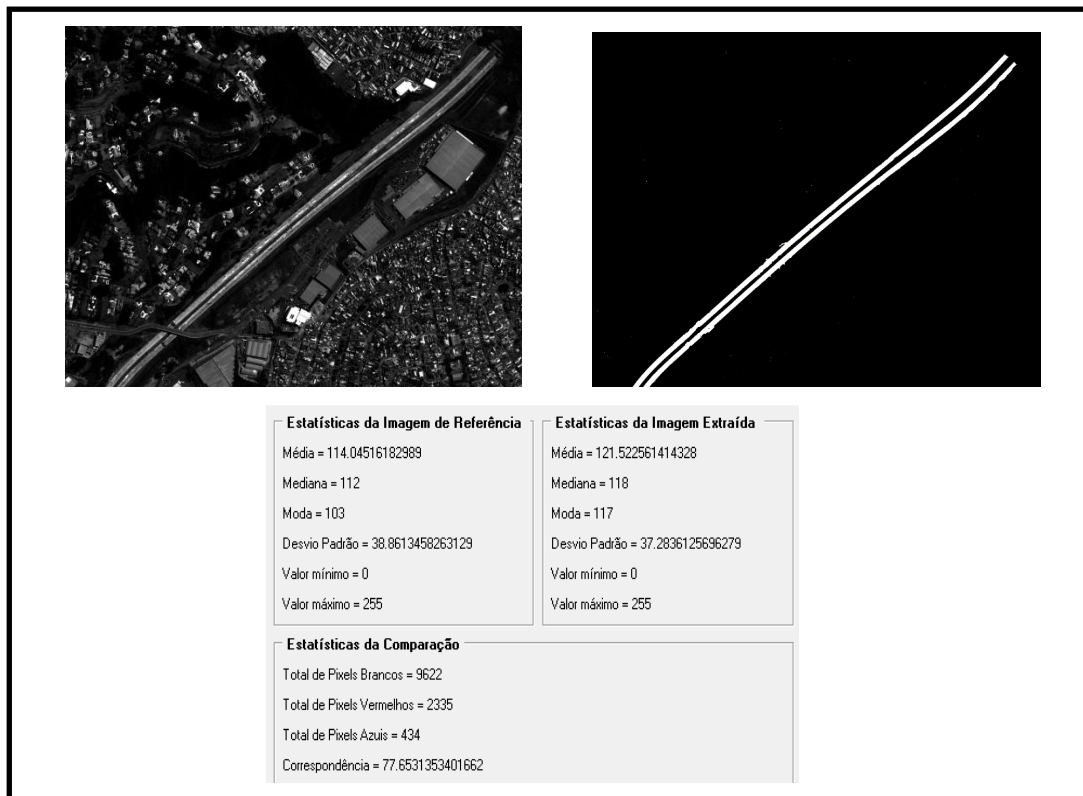


Figura 11 - Resultado do processamento para o trecho 1 (suavização através do operador *hdom*).

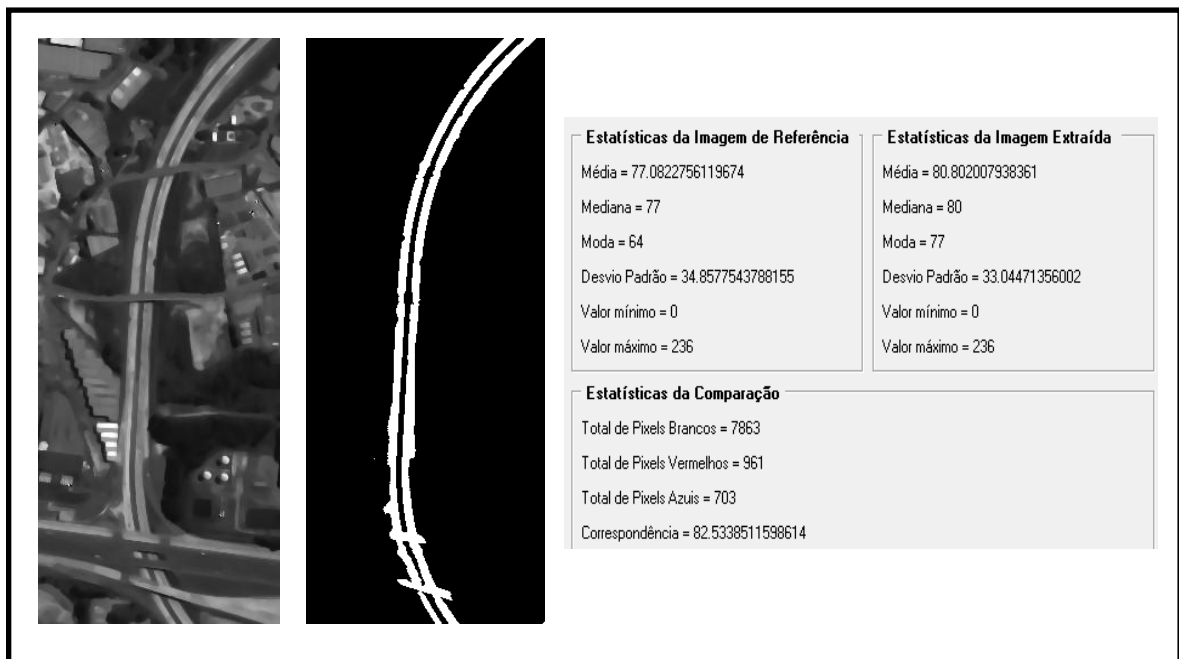


Figura 12 - Resultado do processamento para o trecho 2 (suavização a partir do modelo BC).

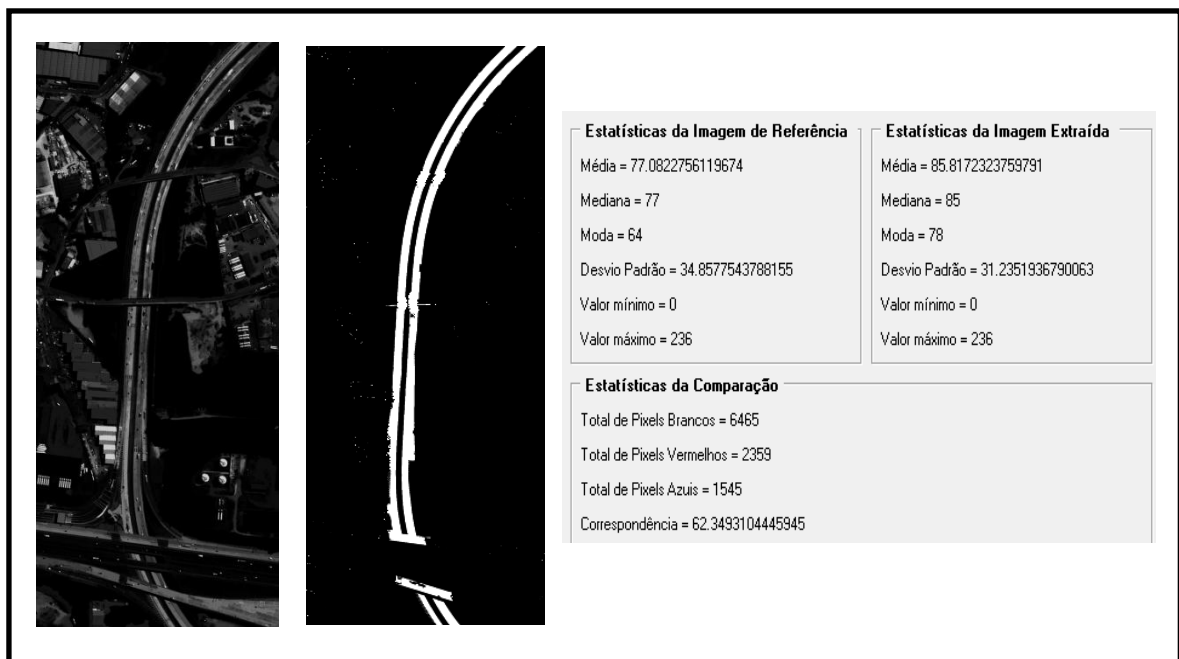


Figura 13 - Resultado do processamento para o trecho 2 (suavização através do operador *hdome*).



Figura 14 - Resultado do processamento para o trecho 3 (suavização a partir do modelo BC).

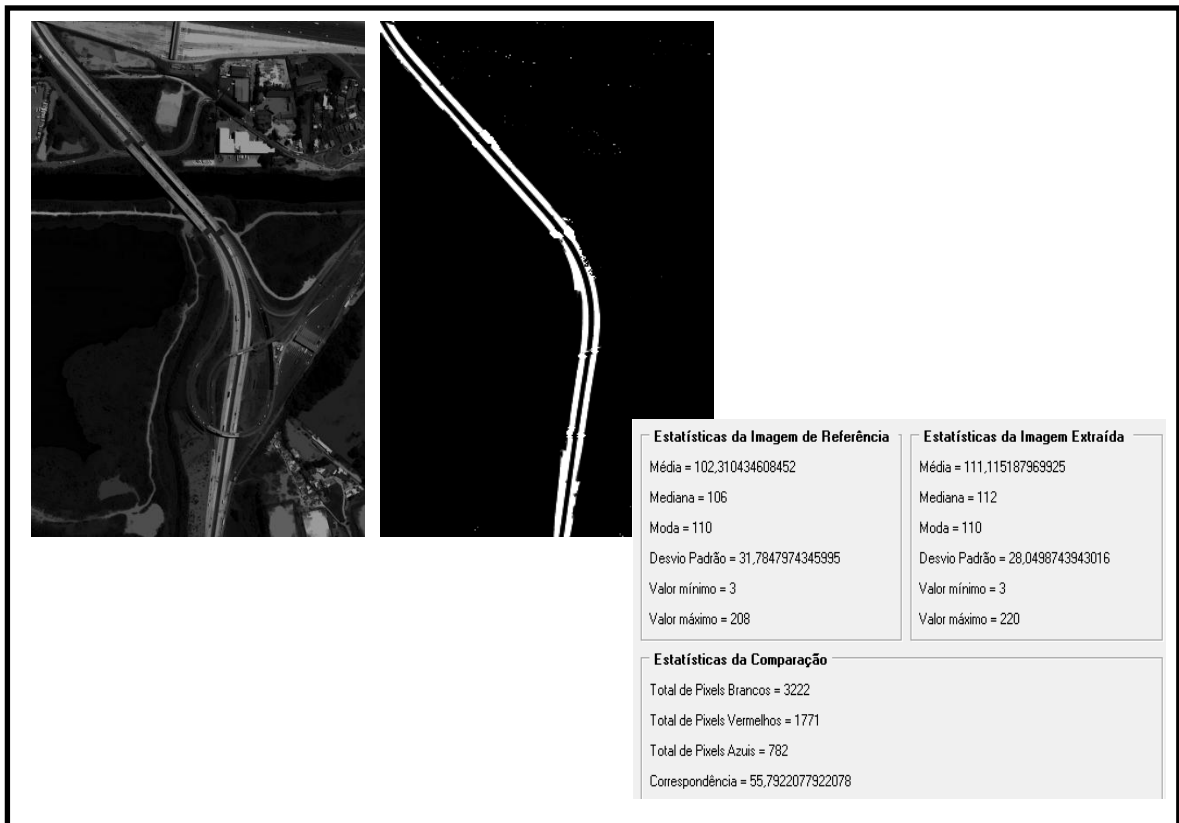


Figura 15 - Resultado do processamento para o trecho 3 (suavização através do operador *hdome*).

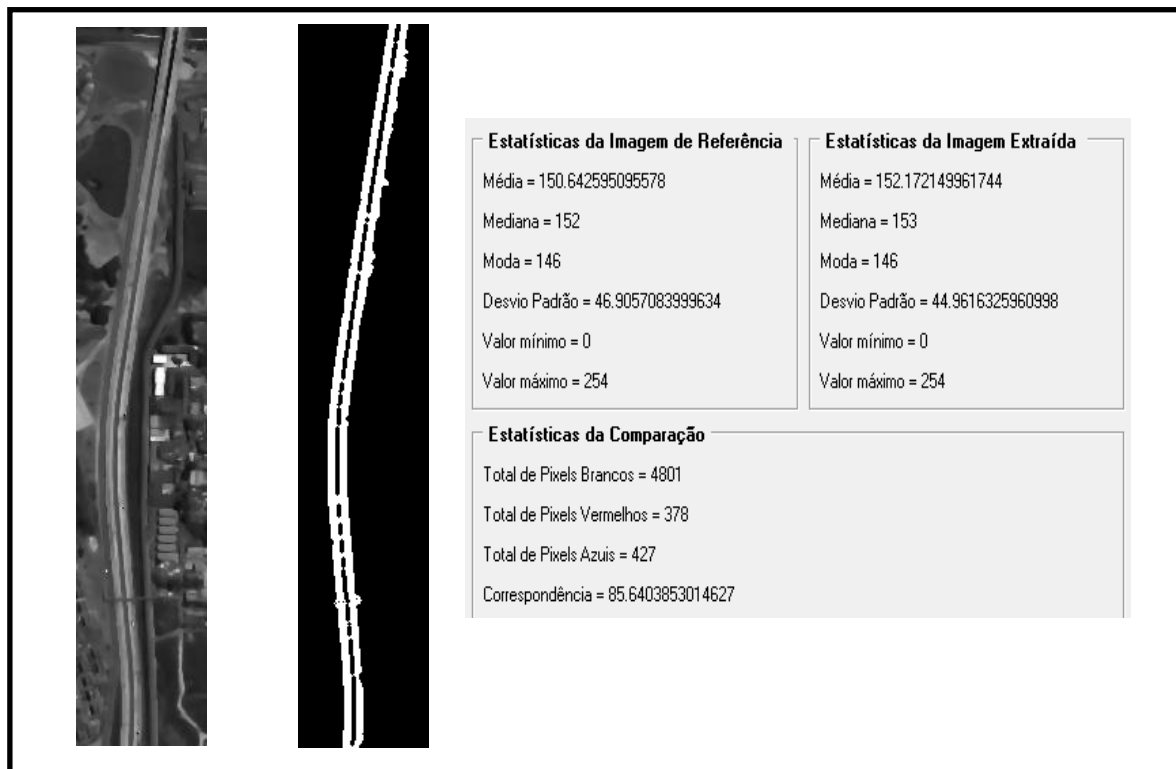


Figura 16 - Resultado do processamento para o trecho 4 (suavização a partir do modelo BC).



Figura 17 - Resultado do processamento para o trecho 4 (suavização através do operador *hdome*).

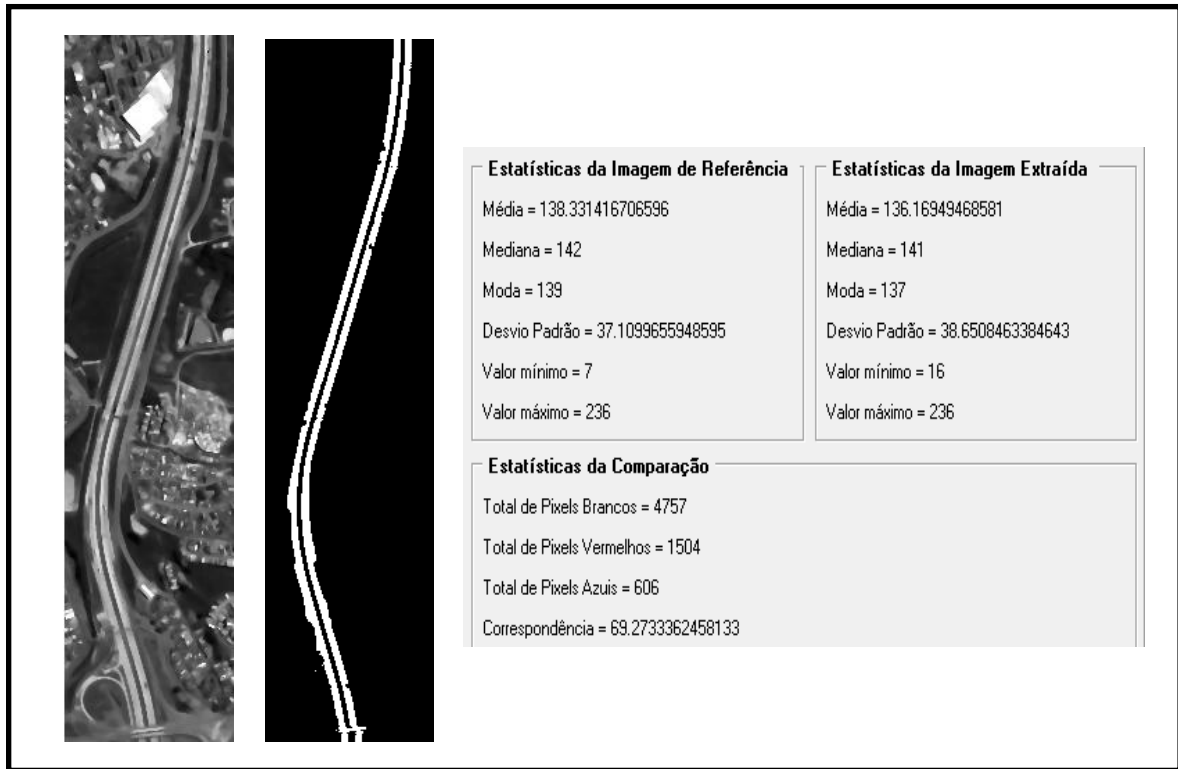


Figura 18 - Resultado do processamento para o trecho 5 (suavização a partir do modelo BC).

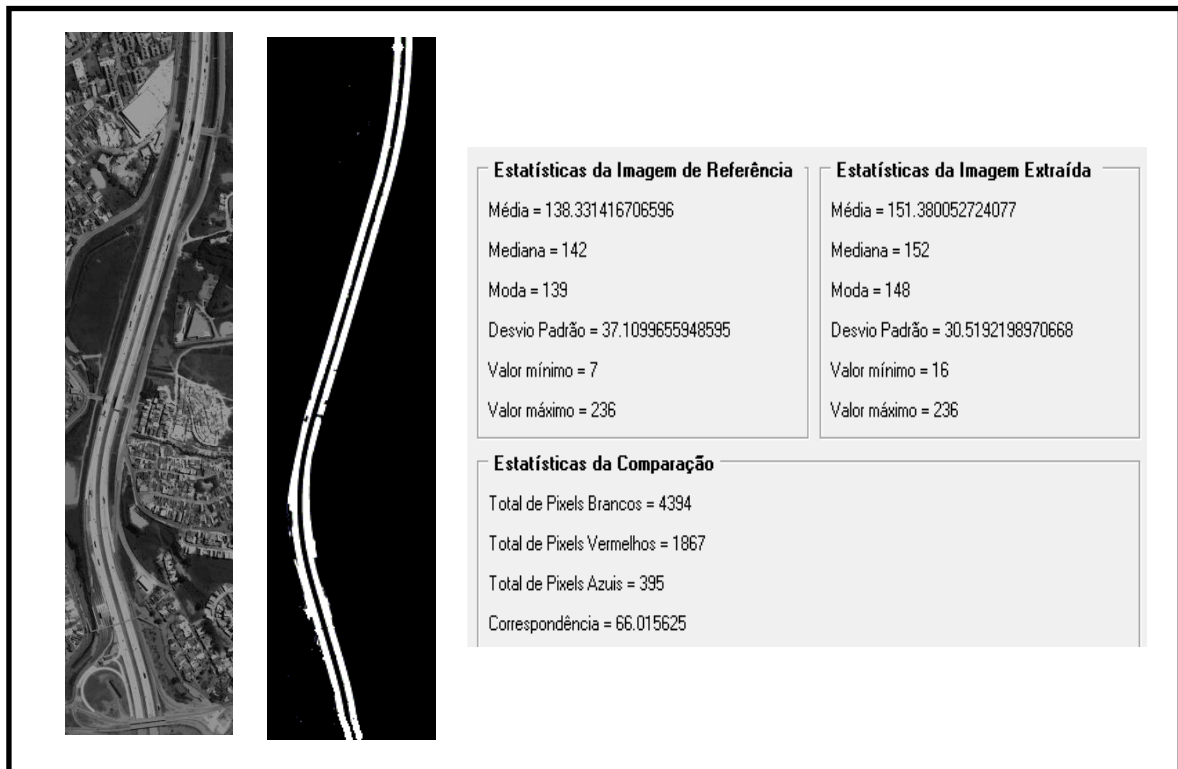


Figura 19 - Resultado do processamento para o trecho 5 (suavização através do operador *hdome*).

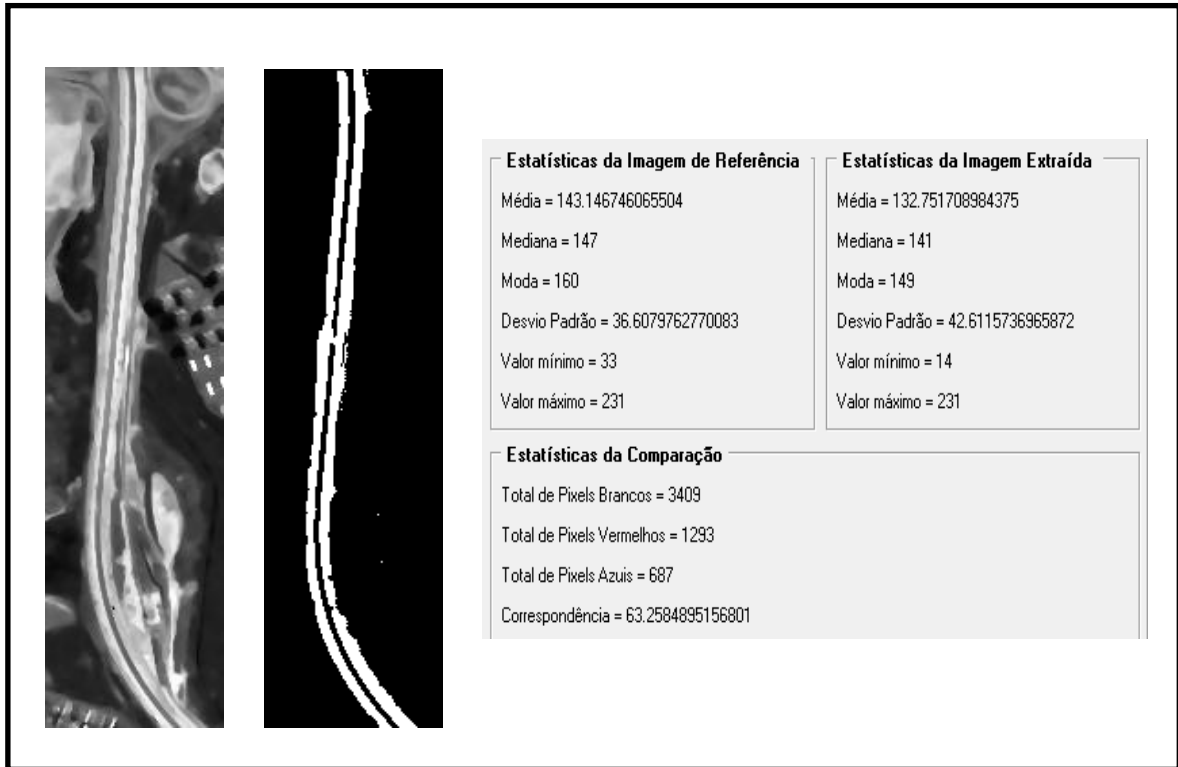


Figura 20 - Resultado do processamento para o trecho 6 (suavização a partir do modelo BC).

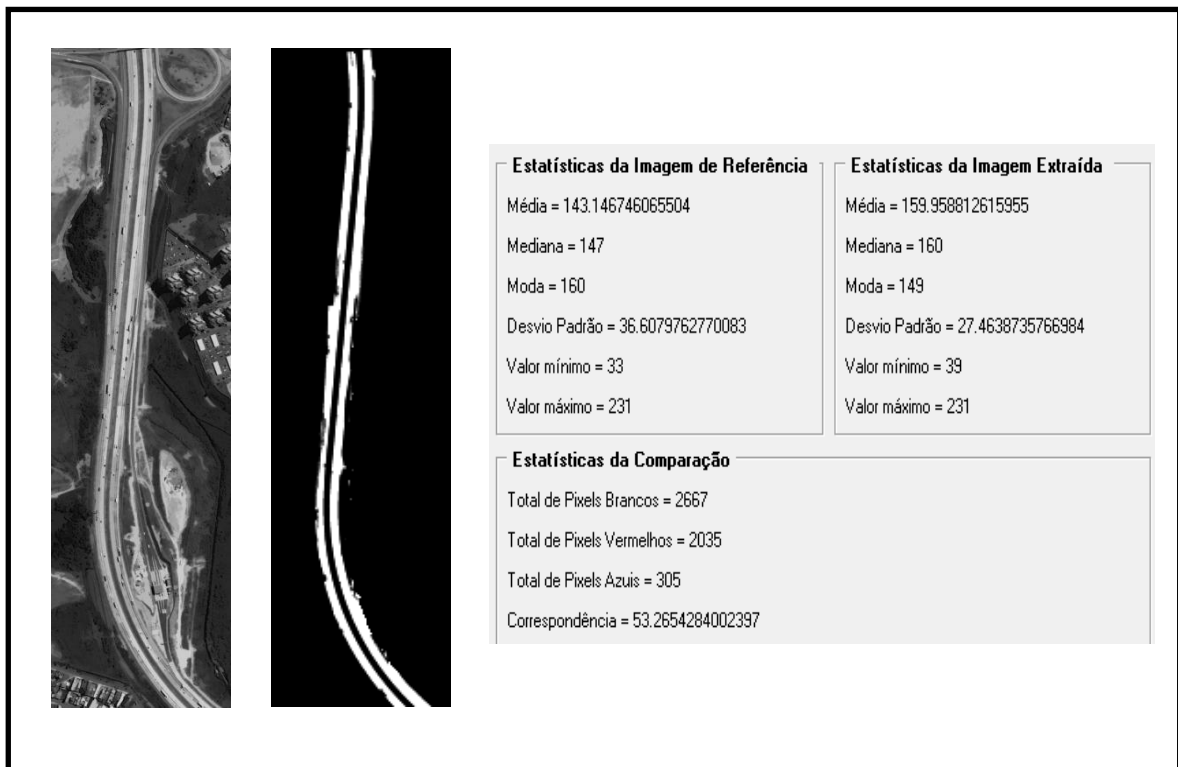


Figura 21 - Resultado do processamento para o trecho 6 (suavização através do operador *hdome*).

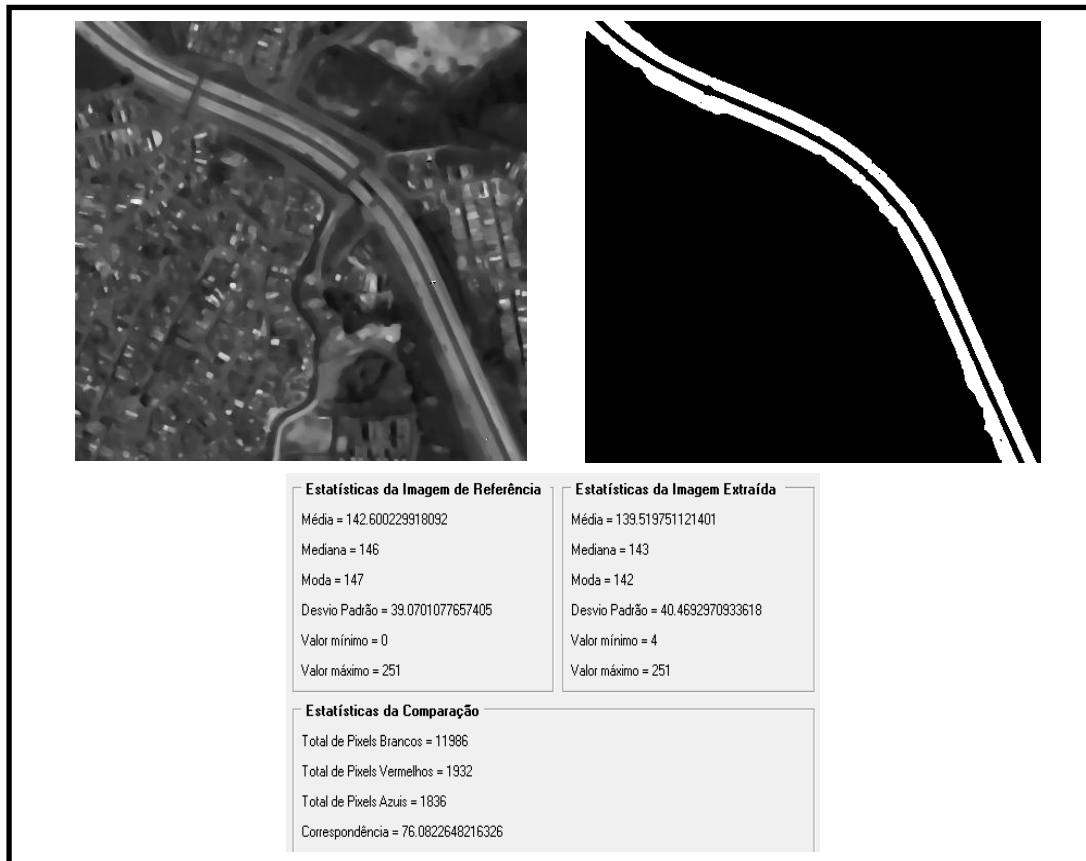


Figura 22 - Resultado do processamento para o trecho 7 (suavização a partir do modelo BC).



Figura 23 - Resultado do processamento para o trecho 7 (suavização através do operador *hdome*).



Figura 24 - Resultado do processamento para o trecho 8 (suavização a partir do modelo BC).



Figura 25 - Resultado do processamento para o trecho 8 (suavização a partir do operador *hdome*).

Realizado o processo de detecção de feição através dos dois métodos propostos, foi feita a sobreposição da feição detectada com a imagem original em tons de cinza para análise visual e também a análise de correspondência através do SFACE.

4.2. SUBIMAGEM DA LAGOA CARAPICUÍBA

O primeiro passo para a detecção da feição através do método 1 foi a suavização da imagem original através do modelo BC. Para a suavização dessa imagem foi usado um tempo $t = 60$. Após a detecção da feição através do método 1, foi aplicado a rotina para o método 2. Primeiramente, a imagem original foi submetida à suavização através do operador *hdome* (limiar 100). Posteriormente, foram aplicados à imagem resultante da suavização através do método 2 os mesmos procedimentos morfológicos utilizados no método 1, inclusive os limiares foram os mesmos.

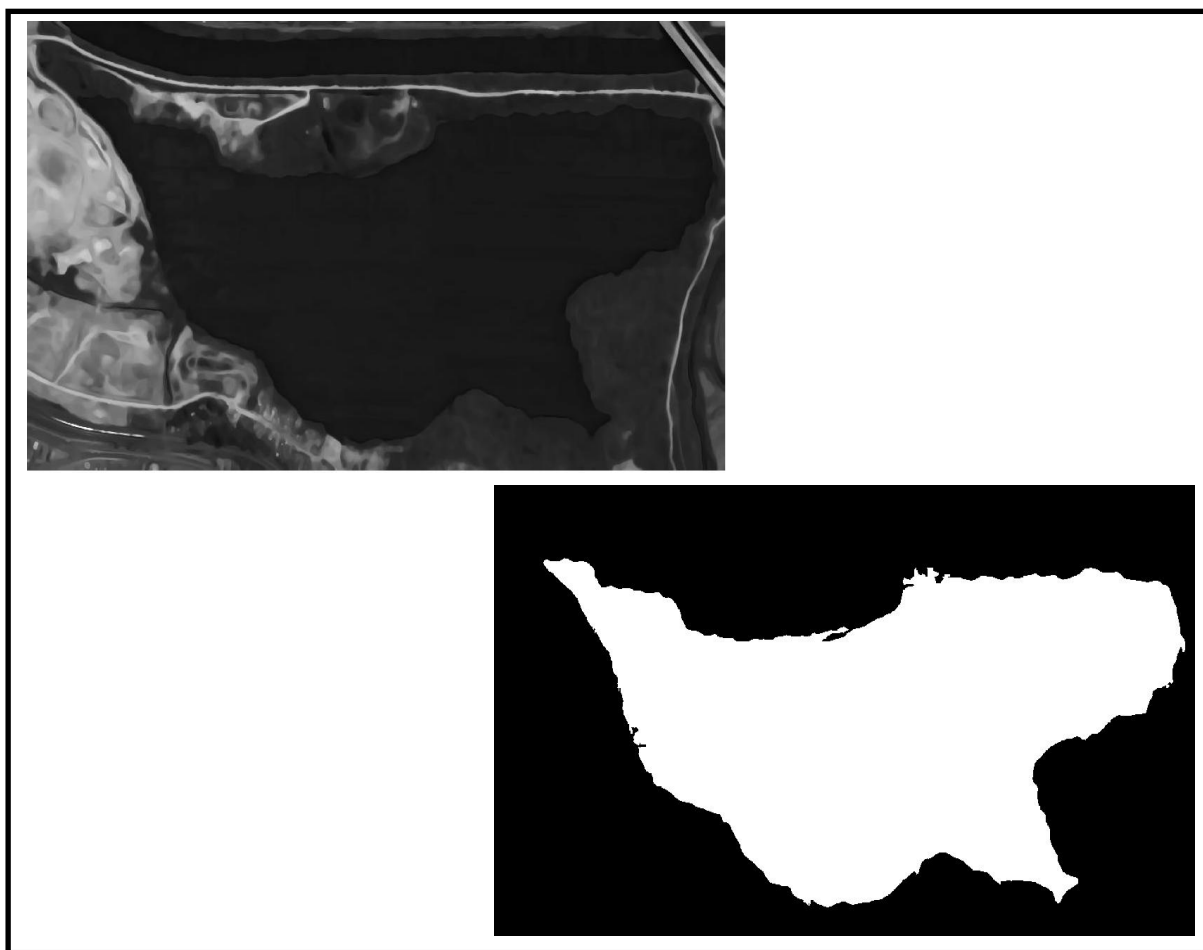


Figura 26 - Detecção da lagoa através do método 1

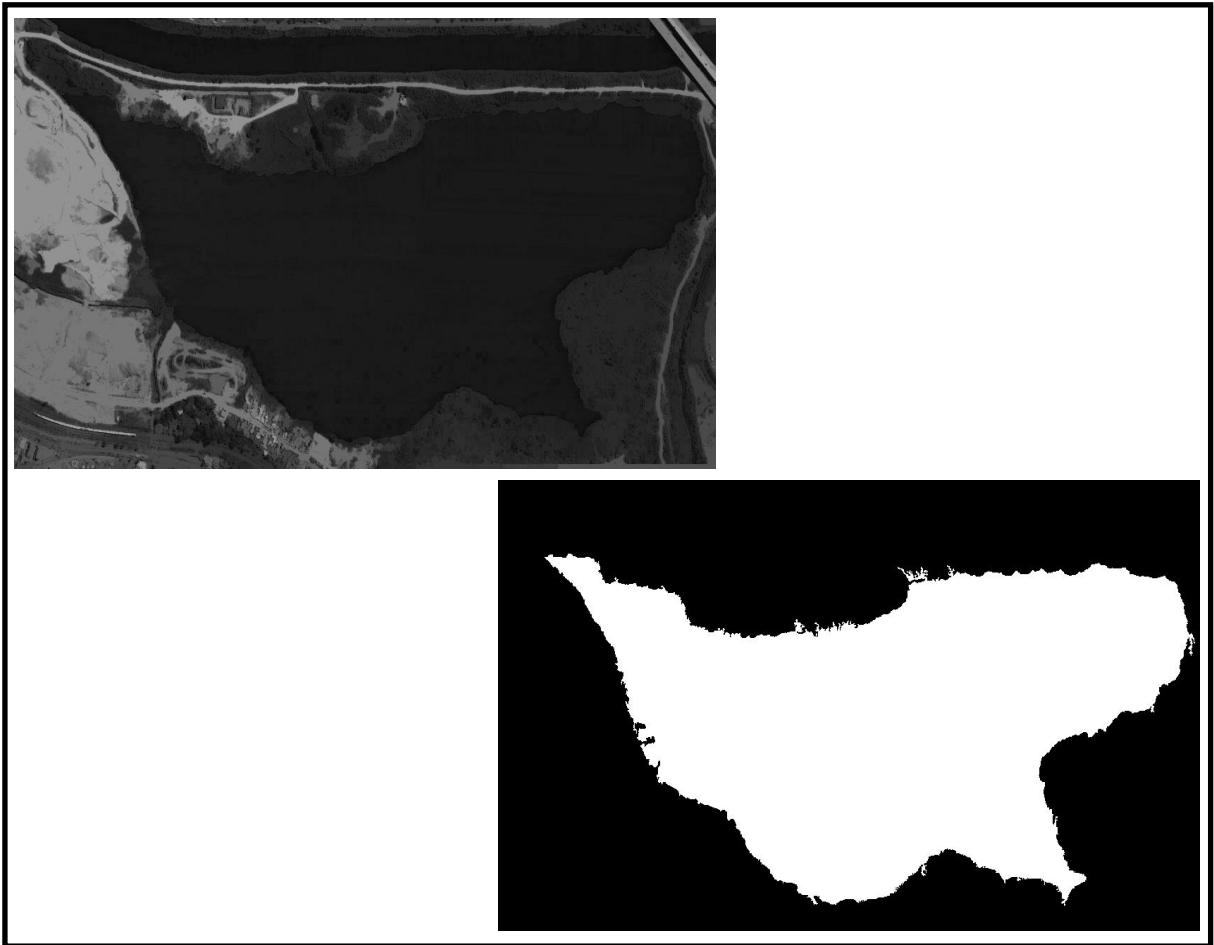


Figura 27 - Detecção da feição lagoa através do método 2

Terminado o processo de detecção da feição lagoa através dos dois métodos propostos, foi realizada a sobreposição da feição detectada com a imagem original em tons de cinza para análise visual e também a análise de correspondência através do SFACE, que está ilustrada na figura 28.

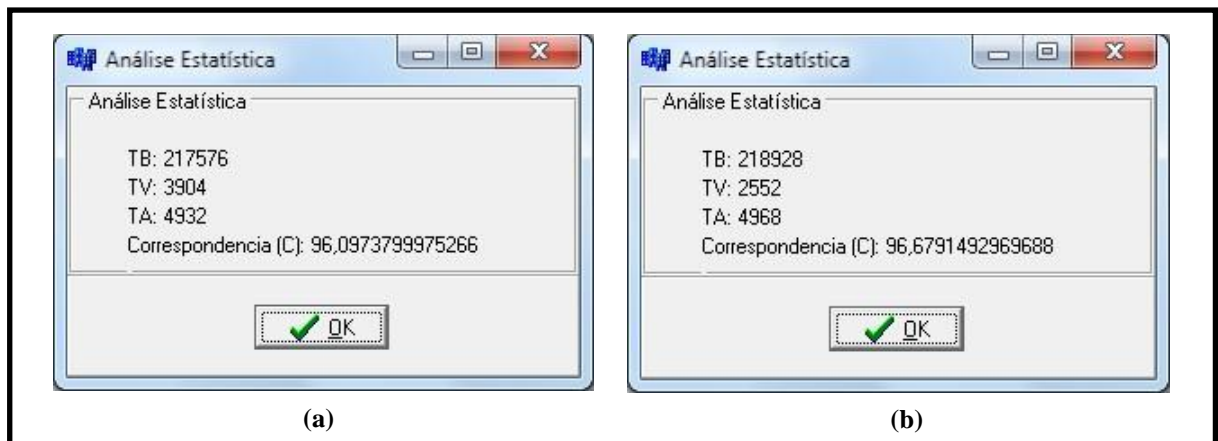


Figura 28 - Resultado de Correspondência; (a) Método 1; (b) Método 2

4.3. SUBIMAGEM DO RIO TIETÊ

Na suavização da imagem através do modelo BC foi usado um tempo $t = 15$. O resultado obtido para a detecção da feição é apresentado na figura 29.

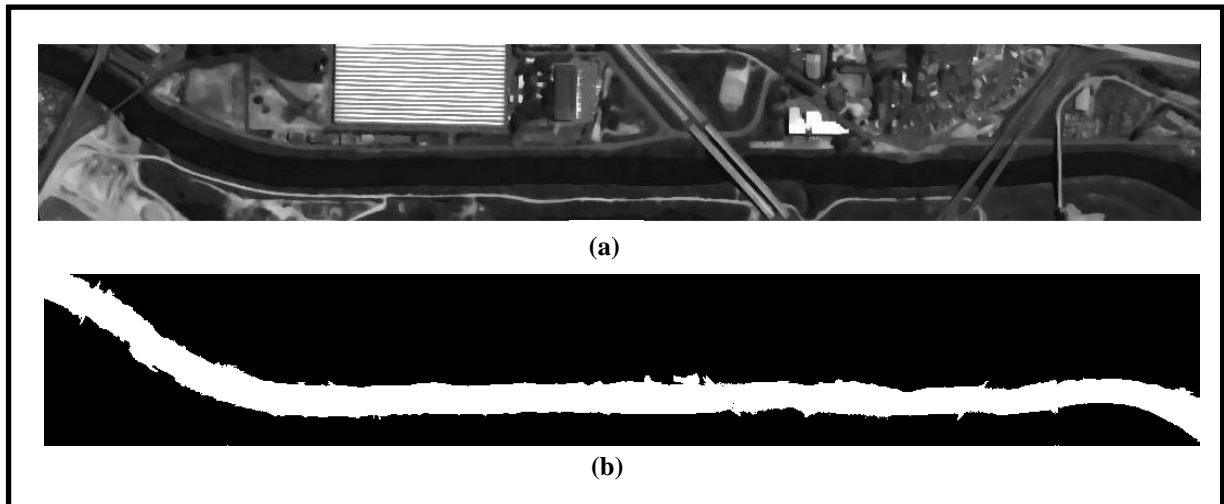


Figura 29 – Suavização e detecção da feição Rio Tietê através do método 1. (a) Suavização da imagem através do modelo BC. (b) Detecção da feição de interesse.

Após a detecção da feição através do método 1, foi aplicado a rotina para o método 2. Os limiares usados serão apresentados no item 4.4.

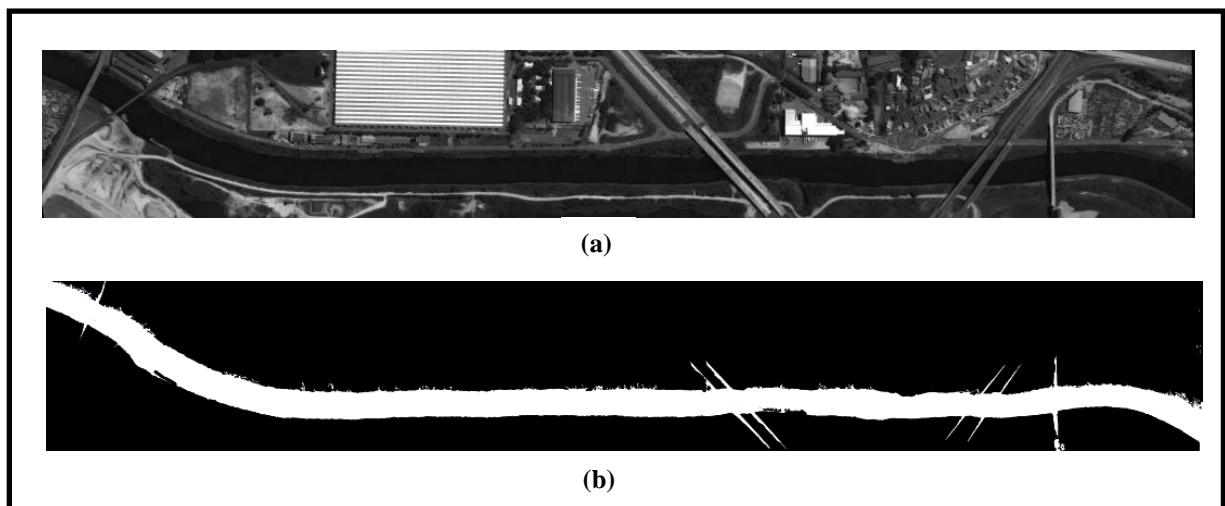


Figura 30 – Suavização e detecção da feição Rio Tietê através do método 2. (a) Suavização da imagem através do operador *hdome*. (b) Detecção da feição de interesse.

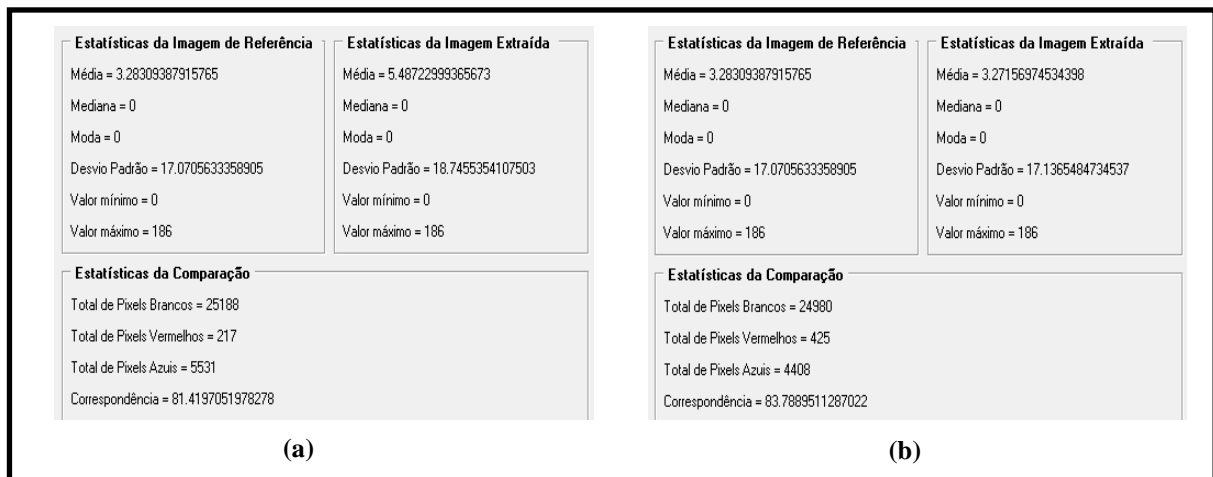


Figura 31 - Resultado de Correspondência; (a) Método 1; (b) Método 2

4.4. ANÁLISE DOS RESULTADOS

Nesta seção são apresentados os resultados obtidos através da análise de correspondência. Para a realização dessa análise foi utilizado um sistema computacional para análise estatística da precisão da extração de feições cartográficas de interesse que vem sendo desenvolvido desde o ano de 2009 por Cardim e Silva. O *software* foi desenvolvido na linguagem C e C++, com a utilização da plataforma Borland C++ Builder.

Segundo Wiedemann et al (1998) *apud* Cardim, avaliações dos resultados obtidos são essenciais em qualquer sistema automático. Dessa forma, foi determinado que para a avaliação do método automático de extração de feições cartográficas é necessário uma imagem de referência. Esta é utilizada como base para os demais cálculos estatísticos realizados para dar base ao usuário a determinar a qualidade da extração realizada pelo método automático.

Por isso, na análise dos resultados são necessários dois arquivos, a imagem de referência, que no caso é a imagem original e a imagem final do processo de detecção de feições por morfologia. O usuário deve selecionar amostras da feição de interesse na imagem original para que seja realizada a análise de correspondência entre as duas imagens.

Pode-se considerar como correspondência (C) entre as imagens o valor da razão entre o TB e a soma de TB com TA e TV em porcentagem. O percentual de correspondência pode ser obtido através da seguinte fórmula:

$$C = \left(\frac{TB}{TB + TA + TV} \right) \times 100$$

Onde,

- TB representa o total de pixels brancos presentes na imagem final do processo de detecção, que correspondem aos pixels extraídos corretamente;
- TV o total de pixels vermelhos, que correspondem aos pixels não detectados na extração;
- TA o total de pixels azuis presentes na imagem final do processo de

detecção, que correspondem aos pixels extraídos que não fazem parte da feição de interesse;

Foram realizadas as análises de correspondência para todos os resultados de detecção de feições realizados. Na tabela 1 são apresentados os resultados da correspondência dos oito trechos das subimagens originais do rodoanel com as subimagens da feição detectada através dos dois métodos propostos, bem como os resultados da Lagoa Carapicuíba e do Rio Tietê

Descrição da Imagem	Resultado de correspondência (Método 1)	Resultado de correspondência (Método 2)
Rodoanel – Trecho 1	69,51%	77,65%
Rodoanel – Trecho 2	82,53%	62,35%
Rodoanel – Trecho 3	78,56%	55,79%
Rodoanel – Trecho 4	85,64%	74,22%
Rodoanel – Trecho 5	69,27%	66,02%
Rodoanel – Trecho 6	63,26%	53,27%
Rodoanel – Trecho 7	76,08%	74,51%
Rodoanel – Trecho 8	17,04%	74,87%
Lagoa Carapicuíba	96,10%	96,68%
Rio Tietê	81,42%	83,79%

Tabela 1 - Resultado de Correspondência

Através da análise de correspondência é possível verificar que os dois métodos se mostram satisfatórios para a detecção da feição de interesse. No entanto, o método 1 mostrou-se mais eficiente para detecção de feições com características mais curvilíneas, enquanto o método 2 apresentou melhores resultados para feições com características lineares. No caso das subimagens dos trechos 1 e 8, que apresentam características lineares, os resultados foram melhores para o método 2, com uma correspondência de 77,65% e 74,87%, respectivamente, enquanto em todos os outros trechos os resultados foram melhores para o método 1.

No caso das feições do tipo corpos d'água, não ocorre grande discrepância entre os dois métodos. A correspondência das imagens com feições detectadas em relação à

imagem original apresentaram resultados próximos e excelentes. No entanto, o método 2 apresentou resultados de correspondência mais altos. No caso da Lagoa Carapicuíba a correspondência foi de 96,68% e no caso do Rio Tietê 83,79%.

Os dois métodos propostos se mostraram adequados para a detecção das feições propostas, cada qual com a sua característica específica, apresentando um bom percentual de correspondência com a imagem original. A escolha dos limiares para a realização da rotina morfológica foi baseada no histograma das imagens e a tabela 2 apresenta os valores utilizados em cada subimagem.

Descrição da Imagem	Limiarização (Método 1)	Limiarização (Método 2)
Rodoanel – Trecho 1	105	75
Rodoanel – Trecho 2	110	40
Rodoanel – Trecho 3	140	75
Rodoanel – Trecho 4	95	85
Rodoanel – Trecho 5	125	120
Rodoanel – Trecho 6	154	140
Rodoanel – Trecho 7	90	120
Rodoanel – Trecho 8	100	130
Lagoa Carapicuíba	31	31
Rio Tietê	35	30

Tabela 2 – Valores dos limiares utilizados em cada método

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

5.1. CONCLUSÕES

Com base nos resultados obtidos, pode-se concluir que o trabalho atingiu os objetivos iniciais propostos para detecção de feições em imagens digitais de alta resolução adquiridas através do satélite *Quickbird*.

Analisando os resultados é possível verificar que a rotina morfológica para a detecção das feições de interesse foi eficiente para os oito trechos do Rodoanel e também para a Lagoa Carapicuíba e Rio Tietê. É necessário ressaltar que a etapa de suavização da imagem é fundamental para obtenção de bons resultados, visto que, a imagem suavizada permite que a feição seja detectada com pouca segmentação em seu entorno. Da mesma forma, a escolha dos limiares também é importante, tendo em vista que se não forem escolhidos adequadamente podem ocasionar a perda do objeto.

A utilização de técnicas morfológicas apresentou grande potencial no processo de detecção de feições do tipo rodovia e corpo d'água em imagens digitais. A maior dificuldade é a ineficiência do *software* Matlab em processar imagens com grandes dimensões, o que torna o trabalho demorado em tempo de execução.

Houve a necessidade de gerar oito subimagens para o trecho do Rodoanel apresentado na imagem original, visto que, o processamento pode ficar comprometido caso sejam usadas imagens com grandes dimensões. A partir dessas subimagens foi necessário considerar um tempo de suavização e uma rotina morfológica que se adequassem a todos os trechos da imagem, o que dificultou a construção dos códigos.

Como citado anteriormente, a principal finalidade do trabalho é contribuir para atualização cartográfica como um método alternativo, além de poder ser usado como uma etapa de pré-processamento para processos de extração automática de feições. E ainda, as feições detectadas podem ser usadas para monitoramento e planejamento ambiental, planejamento de áreas urbanas, entre outros.

E por fim, pode-se concluir que o trabalho atingiu o objetivo proposto de obter resultados de detecção de feições cartográficas do tipo rodovia e corpo d'água, através

de dois métodos distintos, e, compará-los estatisticamente para propor a metodologia mais adequada visando o melhor resultado possível no processo de detecção de feições cartográficas em imagens digitais.

5.2. TRABALHOS FUTUROS

Primeiramente, é importante que o código desenvolvido para suavização das imagens através do método BC e todos os operadores que fazem parte da *SDC Morphology Toolbox* sejam implementados em um ambiente onde seja possível realizar a detecção de feições sem que haja necessidade de fazer recortes na cena, o que tornaria o trabalho mais eficiente, tendo em vista que o tempo de processamento diminuiria.

A detecção de feições através de modelos de Equações Diferenciais Parciais seria interessante, pois, a realização do trabalho através de suavização por EDPs e detecção por morfologia foi satisfatória para regiões de curvas. Possivelmente, fazendo uso do método para suavizar e detectar feições, seria mais simples a implementação do modelo em outro ambiente (visando a utilização de toda a cena), do que a implementação da caixa de ferramentas de morfologia.

Finalizando, seria de bastante relevância a execução de um trabalho de detecção de feições em regiões de favelas, visto que é um ambiente caracterizado pela degradação urbana. O que torna fundamental a realização de um planejamento urbano, pois existe uma quase total ausência de redes formais de ruas.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

BARCELOS, C.A.Z.; *Restauração e Análise de Imagens via Equações Diferenciais Parciais. Tendências em Matemática Aplicada e Computacional*, v. 3, n. 2, 2002, p. 1-13.

BARCELOS, C.A.Z.; CHEN, Y.; *Heat flow and related minimization problem in image restoration, Computers Mathematics with Applications*, v. 39, 2000, p. 81-97.

BARCELOS, C.A. Z.; PIRES, V. B. *An Intelligent Method for Edge Detection based on Nonlinear Diffusion*. IFIP AI 2008: 329-338.

CANDEIAS, A. L. B.; *Aplicação da Morfologia Matemática à Análise de Imagens de Sensoriamento Remoto*. 1997. 162 f. Tese (Doutorado em Computação Aplicada) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, INPE, São José dos Campos.

CARDIM, G. P.; SILVA, E. A.; *Desenvolvimento de Rotina para Análise Estatística da Precisão da Extração de Feições Cartográficas de Interesse*. 2012. 72 f. Relatório Científico (Bacharelado em Ciência da Computação) – Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Estadual Paulista, Presidente Prudente.

CHEN, Y.; VEMURI, B. C.; WANG, L.; *Image denoising and segmentation via nonlinear diffusion, Computers Mathematics with Applications*, v. 39, 2000, p. 131-149.

CUNHA, M. C. C.; *Métodos Numéricos*. 2 Ed. Campinas: Editora da Unicamp, 2000.

DAL POZ, A. P.; ZANIN, R.B.; VALE, G. M.; *Extração automática de feições rodoviárias em imagens digitais*. Rev. Controle & Automação, Campinas, v. 18, n.1, p. 44-54, jan, fev, mar, 2007.

EVANS, L. C. *Partial Differential Equations*, Graduate Studies in Mathematics, Amer. Math. Soc., Providence, RI, v. 19, 1998.

FACON, J.; *Morfologia Matemática: Teorias e Exemplos*. Editora Universitária Champagnat da Pontifícia Universidade Católica do Paraná. Curitiba. 1996. xii. 320p: il.

VALE, G. M.; *Extração semi-automática do eixo de rodovia em imagens de média e alta*

resolução usando programação dinâmica. 2003. 115f. Dissertação (Mestrado em Ciências Cartográficas) – Faculdade de Ciência e Tecnologia, Universidade Estadual Paulista Julio de Mesquita Filho, Presidente Prudente.

GONZALES, R. C.; WOODS, R.E.; *Processamento de Imagens Digitais*. São Paulo: Editora Edgar Blücher Ltda, 2000, 509 p.

GOUTSIAS, J.; HEIJMANS, H.J.A M.; *Mathematicall Morphology*. Amsterdam: IOS Press, 2000, 258p.

ISHIKAWA, A. S. *Detecção de Rodovias em Imagens de Alta Resolução com o uso da Teoria de Morfologia Matemática*, 2008. 111 p. Dissertação (Mestrado em Ciências Cartográficas) – Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho, Presidente Prudente.

MATHERON, G. *Radom sets and integral geometry*. New York: John Wiley, 1975. 261 p.

MEDEIROS, N. das G; *Segmentação morfológica aplicada à cartografia*. 2003. 131 p. Dissertação (Mestrado em Ciências Cartográficas) – Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Estadual Paulista, Presidente Prudente.

MIRANDA, J. I.; CAMARGO, J.; *Detecção de Bordas com o Modelo de Difusão Anisotrópica*. Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Florianópolis, 2007, p. 5957-5964.

MORAES, R. M.; *Sensoriamento Remoto e Classificação de Imagens*. Disponível em: <<http://www.de.ufpb.br/~ronei/procimagem/procimagem.htm>>. Acesso em: 16 mai 2010.

NOVO, E. M. L. de Moraes. *Sensoriamento Remoto: princípios e aplicações*. São José dos Campos: : Editora Edgar Blücher Ltda, 1992.

PERONA, P.; MALIK, J.; *Scale space and edge detection using anisotropic diffusion*, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Inteligence*, v. 12, nº 7, 1990, p. 629-639.

PÉTERI, R.; CELLE, J.; RANCHIN, T.; *Detection and extraction of road networks from high resolution satellite images*. In: IEEE Internacional Conference on Image Processing (ICIP'03), 2003, Barcelona. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/ie15/9010/28606/01295324.pdf>>. Acesso em 10 jan. 2011.

SANTOS, E. A.; *Utilização de Equações Diferenciais Parciais no Tratamento de Imagens Orbitais*. 2002. 109f. Dissertação (Mestrado em Ciências Cartográficas) – Faculdade de Ciência e Tecnologia, Universidade Estadual Paulista Julio de Mesquita Filho, Presidente Prudente.

SDC Morphology Toolbox. *SDC Information Systems*. Disponível em: <www.sdc.toolbox/morphology>. Acesso em: 05 fev. 2012.

SERRA, J. *Image analysis and mathematical morphology*. London: Academic Press, 1982. 610p.

SILVA JR, E. C. *Um Novo Modelo de Difusão não Linear com Preservação de Bordas para Segmentação e Eliminação de Ruídos em Imagens e Análise Comparativa com Modelos Correlatos*, 2002. Dissertação (Mestrado em Matemática Aplicada) – Instituto de Biociências, Letras e Ciências Exatas, Universidade Estadual Paulista, São José do Rio Preto.

SOILLE, P. *Morphological Image Analysis: Principles and applications*. Springer-Verlag, Berlin, 2003.

TEIXEIRA, R. *Introdução aos Espaços de Escala: EDPs em Processamento de Imagens*. IMPA, 23º Colóquio Brasileiro de Matemática, 2001.

WIEDEMANN, C.; HEIPKE, C.; MAYER, H.; HINZ, S. *Automatic Extraction And Evaluation Of Road Networks From Moms-2p Imagery*. In: *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 1998.

APÊNDICE 1

Implementação do Modelo Barcelos e Chen

```

% 1. Entrada de Dados
tfinal=input('Tempo Final: ');
k=input('Passo no tempo: ');
beta=input('Parametro Beta: ');

% 2. Calculos Preliminares
dt=tfinal/k;

% Condição inicial
I=imread('imagem.extensão');
I=rgb2gray(I);
I=double(I)/255;
[L,C]=size(I);

for i=1:L
    for j=1:C
        u(i,j)=I(i,j);
    end
end

% Modelo de Barcelos e Chen
for t=1:dt
    g=gcvw(u,k);
    for i=2:L-1
        for j=2:C-1
            ux=[u(i,j+1)-u(i,j-1)]/2;
            uy=[u(i+1,j)-u(i-1,j)]/2;
            uxx=u(i,j+1)-2*u(i,j)+u(i,j-1);
            uyy=u(i+1,j)-2*u(i,j)+u(i-1,j);
            uxy=[u(i+1,j+1)+u(i-1,j-1)-u(i+1,j-1)-u(i-1,j+1)]/4;

            %Termo de Difusao
            D=(ux^2*uyy-2*ux*uy*uxy+uy^2*uxx)/(ux^2+uy^2+10^(-15));

            %Operadores
            dx=u(i+1,j)-u(i,j);
            Dx=u(i,j)-u(i-1,j);
            dy=u(i,j+1)-u(i,j);
            Dy=u(i,j)-u(i,j-1);
            gx=(1/2)*(g(i,j+1)-g(i,j-1));
            gy=(1/2)*(g(i+1,j)-g(i-1,j));
            gu=max(gx,0)*Dx+min(gx,0)*dx+max(gy,0)*Dy+min(gy,0)*dy;
            T=beta*sqrt(ux^2+uy^2)*(u(i,j)-I(i,j));
            u(i,j)=k*g(i,j)*(g(i,j)*D+gu-T)+u(i,j);
        end
    end

    for i=2:L-1
        u(i,1)=u(i,2);
        u(i,C)=u(i,C-1);
    end
    for j=1:C
        u(1,j)=u(2,j);
        u(L,j)=u(L-1,j);
    end
end
figure; imshow(u);

```

APÊNDICE 2

Rotinas Morfológicas

Subimagens do Rodoanel

Trecho 1

```
//Método 1
a = readgray('imagem suavizada através do modelo BC');
b = binary(a,105);
c = areaopen(b,120);
d = areaclose(c,10);
```

```
//Método 2
a = readgray(' imagem original');
b = hdome (a,20);
c = binary(b,75);
d = areaopen(c,1950);
e = areaclose(d,2000);
```

Trecho 2

```
//Método 1
a = readgray('imagem suavizada através do modelo BC');
b = binary(a,110);
c = areaopen(b,150);
d = areaclose(c,10);
```

```
//Método 2
a = readgray('imagem original');
b = hdome(a,50);
c = binary(b,40);
d = areaopen(c,2810);
e = areaclose(d,2000);
```

Trecho 3

```
//Método 1
a = readgray('imagem suavizada através do modelo BC');
b = binary(a,140);
c = areaopen(b,388);
d = areaclose(c,10);
```

```
//Método 2
a = readgray('imagem original');
```

```
b = hdome(a,100);  
c = binary(b,75);  
d = areaopen(c,9500);  
e = areaclose(d,5000);
```

Trecho 4

```
//Método 1  
a = readgray('imagem suavizada através do modelo BC');  
b = binary(a,95);  
c = areaopen(b,250);  
d = dil(c,secross(1));  
e = areaopen(d,1500);  
f = ero(e,secross(1));
```

```
//Método 2  
a = readgray('imagem original');  
b = hdome(a,110);  
c = binary(b,85);  
d = areaopen(c,13000);  
e = dil(d,secross(5));  
f = areaopen(e,60000);  
g = ero(f,secross(5));  
h = areaclose(g, 1000);
```

Trecho 5

```
//Método 1  
a = readgray('imagem suavizada através do modelo BC');  
b = binary(a,125);  
c = areaopen(b,1350);  
d = areaclose(c,500);
```

```
//Método 2  
a = readgray('imagem original');  
b = hdome(a,100);  
c = binary(b,120);  
d = areaopen(c,25000);  
e = areaclose(d,25000);
```

Trecho 6

```
//Método 1
```

```
a = readgray('imagem suavizada através do modelo BC');  
b = binary(a,154);  
c = areaopen(b,1000);
```

```
//Método 2  
a = readgray('imagem original');  
b = hdome(a,50);  
c = binary(b,140);  
d = areaopen(c,40000);  
e = areaclose(d,10000);
```

Trecho 7

```
//Método 1  
a = readgray('imagem suavizada através do modelo BC');  
b = binary(a,90);  
c = areaopen(b,1400);
```

```
//Método 2  
a = readgray('imagem original');  
b = hdome(a,50);  
c = binary(b,120);  
d = areaopen(c,12000);  
e = areaclose(d,1000);
```

Trecho 8

```
//Método 1  
a = readgray('imagem suavizada através do modelo BC');  
b = binary(a,100);  
c = areaopen(b,1350);  
d = areaclose(c,150);
```

```
//Método 2  
a = readgray('imagem original');  
b = hdome(a,100);  
c = binary(b,130);  
d = areaopen(c,70000);  
e = areaopen(c, 55000);  
f = subm(e,d);  
g = areaclose(f, 2000);
```

//Subimagem da Lagoa Carapicuíba

//Método 1

```
a = readgray('imagem suavizada através do modelo BC');
b = binary(a,31);
c = areaclose(b,40000);
d = areaopen(c,994);
e = neg(d);
f = readgray('imagem original');
```

//Método 2

```
a = readgray('imagem original');
b = hdome(a,100);
c = binary(b,31);
d = areaclose(c,40000);
e = areaopen(d,994);
f = neg(e);
```

//Subimagem do Rio Tietê

//Método 1

```
a = readgray('tiete_bc.bmp');
b = binary(a,35);
c = areaclose(b,630);
d = neg(c);
```

//Método 2

```
a = readgray('tiete.bmp');
b = hdome(a,100);
c = binary(b,30);
d = areaclose(c,3500);
e = neg(d);
```

ANEXO 1

SDC MORPHOLOGY TOOLBOX

A *SDC Morphology Toolbox* para MATLAB é um software para análise de imagem e processamento de sinais. É composto por uma família de filtros discretos não lineares baseados em operações algébricas. Esses filtros, chamados operadores morfológicos, são bastante úteis para segmentação, restauração e análise quantitativa de imagens e sinais. A *SDC Morphology Toolbox* contém operadores morfológicos, implementados pelos mais eficientes algoritmos. Os operadores disponíveis vão desde os clássicos filtros morfológicos, utilizados para a restauração e descrição de forma, até os mais modernos filtros usados para segmentação de imagens. A *Toolbox* é composta por 165 funções morfológicas, conforme apresentado na tabela 3.

mmaddm	mmareaclose	mmareaoopen	mmasf	mmasfrec
mmbench	mmbinary	mmblob	mmbshow	mmcbisector
mmcdil	mmcenter	mmcerro	mmclohole	mmclose
mmcloserec	mmcloserecth	mmcloseth	mmcmp	mmconcat
mmcthick	mmcthin	mmcwatershed	mmdairport	mmdarea
mmdasp	mmdatatype	mmdbeef	mmdblob	mmdbrain
mmdcalc	mmdcells	mmdchickparts	mmdconcrete	mmdcookies
mmdcornea	mmdfabric	mmdfila	mmdflatzone	mmdflow
mmdgear	mmdholecenter	mmdil	mmdist	mmdlabletext
mmdleaf	mmdlith	mmdpcb	mmdpieces	mmdpotatoes
mmdraw	mmdrawv	mmdrobotop	mmdruler	mmdsoil
mmdtshow	mmdv1pl	mmedgeoff	mmendpoints	mmero
mmflood	mmfractal	mmframe	mmfreedom	mmgdist
mmglbshow	mmgradm	mmgrain	mmgray	mmgshow
mmhbasin	mmhdome	mmhistogram	mmhmax	mmhmin
mmhomothick	mmhomothin	mmimg2se	mminfcanon	mminfgen
mminfrec	mminpos	mmintcode	mminterot	mmintersec
mmintershow	mmis	mmisbinary	mmisequal	mmislesseq
mmiwatershed	mmlabel	mmlabelflat	mmlblshow	mmlicensecode
mmlicensedays	mmlimits	mmmachinecode	mmmaxaopen	mmmaxaopenmt
mmmaxaopenth	mmmaxaopenthmt	mmmaxgetchildren	mmmaxgetcount	mmmaxgetimage
mmmaxgetindex	mmmaxgetnodes	mmmaxgetxml	mmmaxinfrec	mmmaxopenrec
mmmaxpropagate	mmmaxregmax	mmmaxsubimage	mmmaxsubtree	mmmaxthreshold
mmmaxthresholdlabelcount	mmmaxtree	mmneg	mmopen	mmopenrec
mmopenrecth	mmopenth	mmopentransf	mmpatspec	mmreadgray
mmregmax	mmregmin	mmse2hmt	mmse2interval	mmsebox
mmsecross	mmsedil	mmsedisk	mmseline	mmserelect
mmserot	mmseshow	mmsesum	mmsetrans	mmseunion
mmshow	mmskelm	mmskelmrec	mmskiz	mmstats
mmsubm	mmsupcanon	mmsupgen	mmsuprec	mmsurf
mmswatershed	mmsymdif	mmtext	mmthick	mmthin
mmthreshad	mmtoggle	mmunion	mmvbasin	mmvdome
mmversion	mmvmax	mmvmin	mmwatershed	mmwrite

Tabela 3 – Funções Morfológicas apresentadas na *SDC Toolbox*

ANEXO 2

Operadores Morfológicos Utilizados

a) HDOME

Descrição: Remove picos com contraste menor que o de um valor estipulado na função h , removendo ruídos aleatórios distribuídos na imagem.

Sinopse: $y = hdome(f, h, Bc)$

Entrada: f – Imagem em tons de cinza.

h – Parâmetro do contraste. **Default:** 1.

Bc – Elemento estruturante. **Default:** *secross*.

Saída: y – Imagem em tons de cinza ou binária.

b) AREACLOSE

Descrição: Remove qualquer elemento com área menor que o limiar estipulado.

A conectividade é dada pelo elemento estruturante Bc .

Sinopse: $y = areaclose(f, a, Bc)$

Entrada: f - Imagem em tons de cinza ou binária.

a - Inteiro não-negativo.

Bc - Elemento estruturante. **Default:** *secross*.

Saída: y - Imagem em tons de cinza ou binária.

c) AREAOPEN

Descrição: Remove qualquer componente conectado com área menor que o limiar estipulado.

A conectividade é dada pelo elemento estruturante Bc .

Sinopse: $y = areaopen(f, a, Bc)$

Entrada: f – Imagem em tons de cinza ou binária;

a – Inteiro não-negativo;

Bc – Elemento estruturante. **Default:** *secross*.

Saída: y – Imagem binária ou em tons de cinza.

d) ERO

Descrição: Erode uma imagem f através do elemento estruturante b . Erosão é um operador que compara localmente b com f , de acordo com uma regra de inclusão. Sinopse: $y = ero(f, b)$

Entrada: f – Imagem binária ou em tons de cinza;

b – Elemento estruturante. **Default:** *secross*.

Saída: y – Imagem binária ou em tons de cinza.

e) DIL

Descrição: Dilata uma imagem f através de elemento estruturante b . Dilatação é um operador de vizinhança que compara localmente b com f , de acordo com uma regra de interseção.

Sinopse: $y = dil(f, b)$

Entrada: f – Imagem binária ou em tons de cinza;

b – Elemento estruturante. **Default:** *secross*.

Saída: y – Imagem binária ou em tons de cinza.

f) BINARY

Descrição: Transforma uma imagem em tons de cinza em uma imagem binária f utilizando para isso, limiares a que são valores estipulados pelo operador ou obtidos por um histograma da imagem.

Sinopse: $y = \text{binary}(f, a)$

a = limiar

Entrada: f – Imagem em tons de cinza;

Saída: y – Imagem binária

g) SUBM

Descrição: Cria uma imagem y pela subtração de pixel da imagem $f2$ com a $f1$.

Sinopse: $y = \text{subm}(f1, f2)$

Entrada: $f1$ – Imagem em tons de cinza ou binária;

$f2$ – Imagem em tons de cinza ou binária;

Obs.: $f1$ e $f2$ devem ser sempre do mesmo formato.

Saída: y – Imagem binária ou em tons de cinza.