

Fase 1 – Avaliação das condições da segurança viária de interseções críticas entre rodovias federais: Piloto de Santa Catarina

Produto Final 1B - Identificação das Interseções entre Rodovias Federais no Estado de Santa Catarina

Fevereiro de 2012

Estudos para Proposição de Melhorias das Condições da Segurança Viária da Malha Viária Federal sob Jurisdição do DNIT

Termo de Cooperação Técnica – 1041/2010, Processo N° 50600.017227/2010-83

Fase 1 – Avaliação das condições da segurança viária de interseções críticas entre rodovias federais de Santa Catarina

Produto Final 1B – Identificação das Interseções entre Rodovias Federais no Estado de Santa Catarina

Fevereiro de 2012



Termo de Cooperação 1041/2010, Nº do Processo 50600.017227/2010-83, publicado no DOU no dia 04 de março de 2011, retificado no dia 24/03/2011 e iniciado no dia 05/05/2011

Estudos para Proposição de Melhorias das Condições da Segurança Viária da Malha Viária Federal sob Jurisdição do DNIT

DEPARTAMENTO NACIONAL DE INFRAESTRUTURA DE TRANSPORTES – DNIT

Jorge Ernesto Pinto Fraxe
Diretor Geral

Roger da Silva Pêgas
Diretor de Infraestrutura Rodoviária

Romeu Scheibe Neto
Coordenação Geral de Operações Rodoviárias
Ivone Catarina Simões Hoffmann
Coordenação de Segurança e Engenharia de Trânsito

SUPERINTENDÊNCIA REGIONAL/DNIT/SC

João José dos Santos
Superintendente Regional de Santa Catarina

Edemar Martins
Supervisor de Operações

Fernando Faustino de Souza
Área de Engenharia e Segurança de Trânsito

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA

Alvaro Toubes Prata
Reitor

Carlos Alberto Justo da Silva
Vice-Reitor

Edison da Rosa
Diretor do Centro Tecnológico

Antonio Edésio Jungles
Chefe do Departamento de Engenharia Civil

LABORATÓRIO DE TRANSPORTES E LOGÍSTICA - LABTRANS

Amir Mattar Valente, Dr.
Coordenador Geral do LabTrans/UFSC

NÚCLEO DE ESTUDOS SOBRE ACIDENTES DE TRÁFEGO EM RODOVIAS - NEA

Equipe Técnica

Valter Zanela Tani, Dr.
Alexandre Hering Coelho, Dr.
André Leandro de Oliveira Moraes, Operador de Sistemas
Camila Belleza Maciel, M. Eng.
Flavio De Mori, Dr.
João Gabriel Crema, Analista de Sistemas
Luciano Kaesemodel, Analista de Sistemas
Regina de Fátima Andrade, Dr^a
Ricardo Rogério Reibnitz, Eng^o. Sanitarista e Ambiental
Rubem Ferreira Queiroz, Consultor Técnico
Waldemar Fini Júnior, Consultor Técnico

Equipe de Apoio

Marcelo Fuck, Graduando Eng. Civil
Maria Lucia Alves Silva, Programadora

Apresentação

O presente relatório refere-se ao Produto Final 1B – Identificação das Interseções entre Rodovias Federais no Estado de Santa Catarina, o qual integra o termo de cooperação técnica TT-1041/2010, firmado entre o Departamento Nacional de Infraestrutura de Transportes - DNIT e a Universidade Federal de Santa Catarina – UFSC.

Este termo de cooperação técnica trata do novo projeto do Núcleo de Estudos sobre Acidentes de Tráfego em Rodovias - NEA sobre Estudos para Proposição de Melhorias das Condições da Segurança Viária da Malha Viária Federal sob Jurisdição do DNIT.

O presente documento, inserido na Fase 1 – Avaliação das condições da segurança viária de interseções críticas entre rodovias federais de Santa Catarina do referido termo, descreve o trabalho realizado para a elaboração de um método e a implementação computacional de uma ferramenta para a detecção automática de rodovias em imagens de satélite. Também são apresentadas as atividades realizadas para a extração dos eixos das vias, de forma que as poligonais resultantes possam servir para a determinação de parâmetros geométricos, como o IGH, dentro do contexto de planejamento e operação rodoviária.

Acompanha o relatório impresso, um CD com o relatório em formato digital.

Lista de Abreviaturas e Siglas

| | |
|----------|--|
| CGPERT | Coordenação Geral de Operações Rodoviárias |
| DNIT | Departamento Nacional de Infraestrutura de Transportes |
| LabTrans | Laboratório de Transportes e Logística |
| NEA | Núcleo de Estudos sobre Acidentes de Tráfego em Rodovias |
| SIG | Sistema de Informação Geográfica |
| UFSC | Universidade Federal de Santa Catarina |

Lista de Figuras

| | |
|---|----|
| Figura 1 Ambiente GRASS..... | 12 |
| Figura 2 Fluxograma geral do método implementado..... | 16 |
| Figura 3 Detecção de bordos na imagem utilizando filtro de Canny e filtragem de bordos pequenos | 18 |
| Figura 4 Camadas de distância e de regiões..... | 22 |
| Figura 5 Camadas de <i>pixels</i> centrais..... | 23 |
| Figura 6 Camadas de atributos das regiões..... | 25 |
| Figura 7 Histogramas dos valores encontrados para os atributos..... | 26 |
| Figura 8 Primeira camada de treinamento e imagem classificada | 28 |
| Figura 9 Camada de porcentagem de <i>pixels</i> classificados como rodovia nas regiões..... | 28 |
| Figura 10 Segunda camada de treinamento e imagem classificada | 29 |
| Figura 11 Processamento da camada <i>raster</i> de <i>pixels</i> classificados como rodovias | 31 |
| Figura 12 Filtragem de falhas | 32 |
| Figura 13 Esqueletização | 33 |
| Figura 14 Esquema de filtragem e fusão dos dados em formato vetorial | 34 |
| Figura 15 Resultado da aplicação da filtragem e fusão..... | 35 |
| Figura 16 Resultado da filtragem por espaçamento | 35 |
| Figura 17 Filtragem por IGH | 36 |
| Figura 18 Resultado da detecção automática: Araquari | 40 |
| Figura 19 Resultado da detecção automática: Blumenau..... | 40 |
| Figura 20 Resultado da detecção automática: Campos Novos 1 | 41 |
| Figura 21 Resultado da detecção automática: Campos Novos 2 | 41 |
| Figura 22 Resultado da detecção automática: Lages | 42 |
| Figura 23 Resultado da detecção automática: Mafra 1 | 42 |
| Figura 24 Resultado da detecção automática: Mafra 2 | 43 |
| Figura 25 Resultado da detecção automática: Navegantes | 43 |
| Figura 26 Resultado da detecção automática: Palhoça | 44 |
| Figura 27 Resultado da detecção automática: São Cristóvão do Sul | 44 |

Figura 28 Resultado da detecção automática: São José 45
Figura 29 Resultado da detecção automática: São Miguel do Oeste 45
Figura 30 Procedimento de averiguação de coincidência utilizando *buffer* 47

Lista de Tabelas

| | |
|---|----|
| Tabela 1 Lista de parâmetros utilizados no método e seus valores utilizados | 37 |
| Tabela 2 Resultados da detecção automática nas imagens | 49 |

Sumário

| | |
|--|----|
| 1. INTRODUÇÃO..... | 9 |
| 2. PREPARAÇÃO DE UM AMBIENTE DE TRABALHO | 11 |
| 3. MÉTODO IMPLEMENTADO..... | 14 |
| 3.1 Visão Geral..... | 14 |
| 3.2 Processamento em raster..... | 17 |
| 3.2.1 Detecção de bordos | 17 |
| 3.2.2 Criação das camadas de regiões e de pixels centrais..... | 19 |
| 3.2.3 Criação das camadas de atributos das regiões | 23 |
| 3.2.4 Criação da camada de classificação | 27 |
| 3.2.5 Dilatação e erosão | 30 |
| 3.2.6 Esquelitização e conversão para formato vetorial | 32 |
| 3.3 Processamento vetorial..... | 33 |
| 3.3.1 Filtragem e fusão..... | 33 |
| 3.3.2 Filtragem por espaçamento entre vértices | 35 |
| 3.3.3 Filtragem por IGH..... | 36 |
| 4. AJUSTE DE PARÂMETROS..... | 37 |
| 5. RESULTADOS | 39 |
| 5.1 Avaliação visual..... | 39 |
| 5.2 Avaliação quantitativa | 45 |
| 6. CONCLUSÕES | 50 |
| REFERÊNCIAS | 52 |

1. INTRODUÇÃO

Neste documento é apresentado o trabalho realizado para a elaboração de um método e a implementação computacional de uma ferramenta para a detecção automática de rodovias em imagens de satélite. É buscada a extração dos eixos das vias, de forma que as poligonais resultantes possam servir para a determinação de parâmetros geométricos, como o IGH, dentro do contexto de planejamento e operação rodoviária.

Uma revisão bibliográfica sobre o tema foi apresentada em CGPERT/DNIT; LABTRANS/UFSC (2011), a partir da qual foi feita a opção por seguir os procedimentos apresentados em BRIGGS; LI (2009). Este trabalho foi escolhido por apresentar visualmente uma melhor qualidade da malha viária extraída e por apresentar os conceitos de "círculo de referência" e de "*pixel* central" que, aparentemente, trazem um comportamento robusto quanto à presença de objetos adjacentes às vias, sendo capaz de realizar a extração de poligonais contínuas e suaves.

Ao ser analisada a literatura, se torna evidente que há uma grande diversidade entre as idéias centrais, de abordagens e de resultados apresentados em diferentes trabalhos. Além disso, os métodos apresentados são sempre cercados de parâmetros empíricos, ou seja, valores resultantes de experimentação e verificação de resultados. Os métodos também são sempre definidos pela aplicação de sequências de procedimentos, que envolvem a aplicação de filtros sobre as imagens. A sequência é montada pela observação dos resultados obtidos após a aplicação de cada operação, ou conjunto de operações. Estes aspectos estiveram também presentes no desenvolvimento do presente trabalho.

No trabalho de BRIGGS; LI (2009) se encontra bem explícita a idéia central utilizada pelos autores. Porém, a explanação sobre a aplicação de operações auxiliares, que podem influenciar decisivamente nos resultados, é colocada somente em linhas gerais. Ao ser dada uma atenção individual mais detalhada aos filtros e procedimentos

utilizados pelos autores, foi constatado que muitos deles possuem um background teórico cujo entendimento e uso exigiria estudos mais aprofundados e mais tempo para experimentação. Como exemplos podem ser citadas a verificação de colinearidade entre *pixels* centrais baseada em suas direções utilizando transformação de Hough, a avaliação da "transformação de intensidade" e filtragem de frequências, a detecção de splines em conjuntos de pontos, e a conexão de segmentos baseada em métodos de agrupamento e otimização de *pixels* apresentada por CHRISTOPHE; INGLADA (2007), citados pelos autores.

A idéia central, que envolve o uso de *pixels* centrais e círculos de referência foi utilizada. Porém algumas adaptações no método foram feitas, com o intuito de simplificar e assim tornar possível a implementação até a obtenção de poligonais. A principal adaptação foi com relação a como são formados os eixos das vias. No trabalho de BRIGGS; LI (2009) elas são formadas a partir da concatenação dos *pixels* centrais, enquanto que no presente trabalho elas são formadas a partir do resultado de uma classificação radiométrica. Além disso, foram substituídos alguns critérios para a filtragem das regiões (grupos de *pixels*) resultantes da segmentação da imagem.

O método desenvolvido foi aplicado sobre as imagens de doze interseções estudadas no projeto, das quais estavam disponíveis imagens coloridas (com três bandas espectrais). No decorrer deste trabalho são apresentados o método desenvolvido, o resultado da aplicação dos procedimentos individuais sobre uma imagem piloto (Arauari) e os resultados finais da aplicação em cada imagem. Os resultados obtidos são discutidos e são apresentadas conclusões e sugestões para novas pesquisas.

2. PREPARAÇÃO DE UM AMBIENTE DE TRABALHO

As imagens de satélite são os únicos dados de entrada e elas são georreferenciadas. O posicionamento é descrito através de coordenadas UTM, fuso 22S, no sistema WGS84. Para a sua visualização, elas podem ser carregadas em sistemas de informações geográficas (SIG). É interessante que todo o procedimento envolvido com a detecção de rodovias sobre as imagens seja feito dentro de um SIG, para que os resultados herdem o georreferenciamento original das imagens. Sendo assim, foram estudadas somente alternativas de ferramentas para processamento de imagens (*raster*) e de poligonais (vetor) que estivessem contidas, ou pudessem dar suporte, em um ambiente de SIG.

Inicialmente foram feitos testes utilizando a biblioteca GeoTools (<http://geotools.org>), que é um conjunto de ferramentas para processamento de dados geográficos open source e a linguagem Java. Neste ambiente foi possível criar uma interface gráfica, onde foram exibidas as camadas de dados e as camadas geradas no processamento. Porém, este ambiente se mostrou pouco eficiente para o trabalho com as imagens, pela baixa performance na renderização e, principalmente, por problemas relacionados à quantidade de memória.

A próxima alternativa estudada foi o uso do SIG GRASS (<http://grass.fbk.eu>), dentro do qual é feita a visualização das imagens originais, das camadas *raster* intermediárias geradas durante os procedimentos, e das camadas de dados vetoriais. Este SIG também oferece uma grande quantidade de módulos para processamento *raster* e vetorial, que foram muito úteis no desenvolvimento do trabalho. A Figura 1 mostra o ambiente do SIG GRASS. O ambiente é composto por basicamente quatro janelas: uma para o controle de layout (à direita), uma para a visualização de dados (no centro), uma para a saída geral de informações relativas aos processamentos (canto inferior esquerdo) e uma com um terminal de linha de comando interativo (canto superior esquerdo).

Na janela onde é colocado à disposição o terminal de linha de comando, podem ser executados scripts, que contém instruções de procedimentos. Este recurso foi utilizado de forma central no presente trabalho. Todo o procedimento envolvido com a detecção de rodovias nas imagens foi reunido em um script, sendo utilizada a linguagem Python. Com o uso desta linguagem é possível controlar os módulos utilizados do GRASS e dar comandos ao sistema operacional. Porém, a maior vantagem desta linguagem neste trabalho é a ampla disponibilidade de bibliotecas para processamento numérico, processamento de imagens digitais, manuseio de dados georreferenciados e conexão com bancos de dados. Nas seções específicas sobre os procedimentos adotados são mencionadas as bibliotecas e as funções utilizadas.

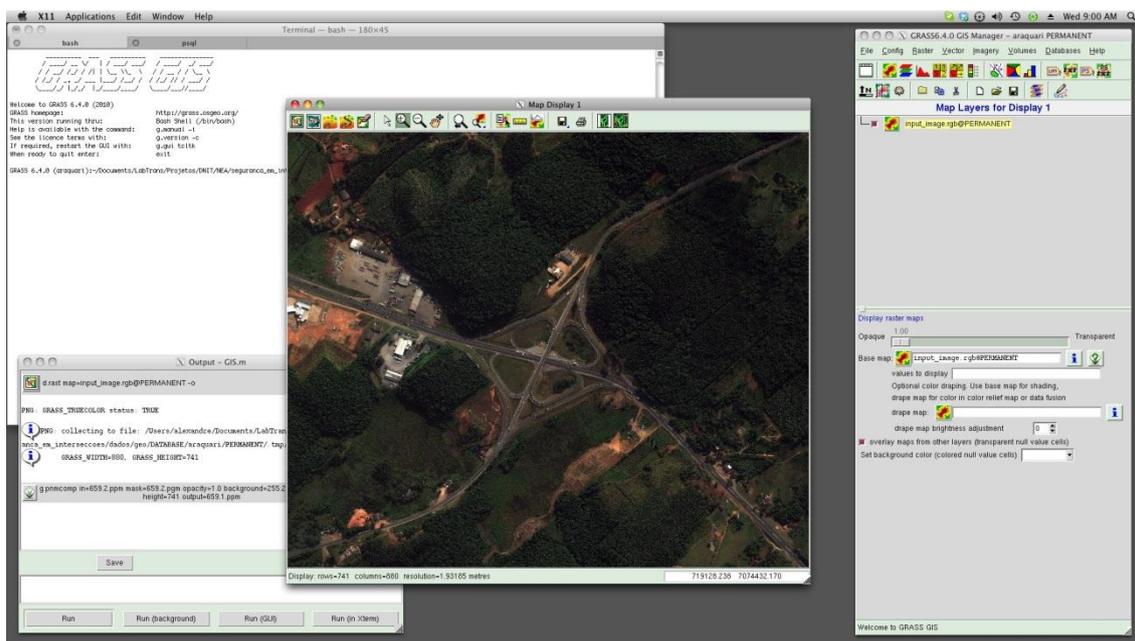


Figura 1 Ambiente GRASS

De forma básica, os dados são manipulados em Python através do uso das bibliotecas SciPy (<http://www.scipy.org>) e NumPy (<http://numpy.scipy.org>). Estas são bibliotecas open source para computação científica baseados na linguagem Python. A biblioteca SciPy depende da biblioteca NumPy, que fornece recursos de manipulação vetores n-dimensionais. A biblioteca SciPy é construída para trabalhar com vetores de NumPy, e fornece ao usuário muitas rotinas numéricas.

Alguns dos processamentos em *raster* envolvidos no método são realizados por funções do GRASS, outros por funções de bibliotecas em Python. Sendo assim, em vários momentos camadas de dados são transferidas entre as estruturas de dados destes componentes. Por isso foram preparadas funções de transferência entre o GRASS e o Numpy. As funções utilizam arquivos temporários em formato GeoTIF, mantendo os dados sempre georreferenciados. Para que o georreferenciamento seja

preservado também no ambiente Python, a importação utiliza a biblioteca Geospatial Data Abstraction Library (<http://pypi.python.org/pypi/GDAL/>). O tipo do dado armazenado pelos *pixels* é sempre definido como um float de 32bit.

3. MÉTODO IMPLEMENTADO

O desenvolvimento do método não foi um processo direto. Em cada fase da implementação foram feitas diferentes tentativas visando alcançar os objetivos. Em alguns momentos foi necessário abandonar um determinado procedimento e tentar novas alternativas.

Nesta seção é apresentado em detalhes o método desenvolvido. É dada primeiro uma visão geral do procedimento e depois são dados detalhes sobre as fases de processamento.

3.1 Visão Geral

O método implementado pode ser dividido em duas etapas principais. Na primeira etapa são realizados processamentos sobre os dados *raster*, partindo da imagem original e sendo produzida uma camada de dados onde os eixos das vias são descritos por objetos de largura de um pixel. Esta camada *raster* é transformada para o formato vetorial e, em uma segunda etapa principal, os dados vetoriais são filtrados até que sejam definidos os eixos das rodovias. A Figura 2 ilustra de forma geral o método implementado, onde as etapas de processamento de dados *raster* e vetorial são separadas.

De forma geral, a identificação das rodovias nas imagens é feita com base em morfologia e em radiometria. A análise morfológica procura classificar segmentos da imagem (regiões) que satisfaçam algumas condições de forma, procurando identificar segmentos que pertençam a rodovias. Estes segmentos são utilizados como áreas de treinamento para uma classificação radiométrica, aonde é buscado dividir a imagem em dois grupos: rodovia e não rodovia. Cada região recebe desta forma informações adicionais sobre a classificação radiométrica. As regiões são então novamente classificadas, sendo utilizadas as informações morfológicas, desta vez com parâmetros

menos restritivos, e radiométricas em conjunto. Assim é gerada uma segunda versão de áreas de treinamento e é novamente realizada a classificação radiométrica. O resultado é submetido a filtragens e é gerada a camada vetorial original. Esta sofre filtragens adicionais e como resultado se tem os eixos das vias descritos por poligonais geográficas.

No decorrer desta seção são apresentadas as etapas individuais envolvidas no processamento dos dados *raster* e vetoriais.

A imagem da interseção de Araquari foi utilizada como imagem piloto para o desenvolvimento do método. As figuras colocadas no decorrer da seção apresentam a aplicação do procedimento sobre esta imagem.

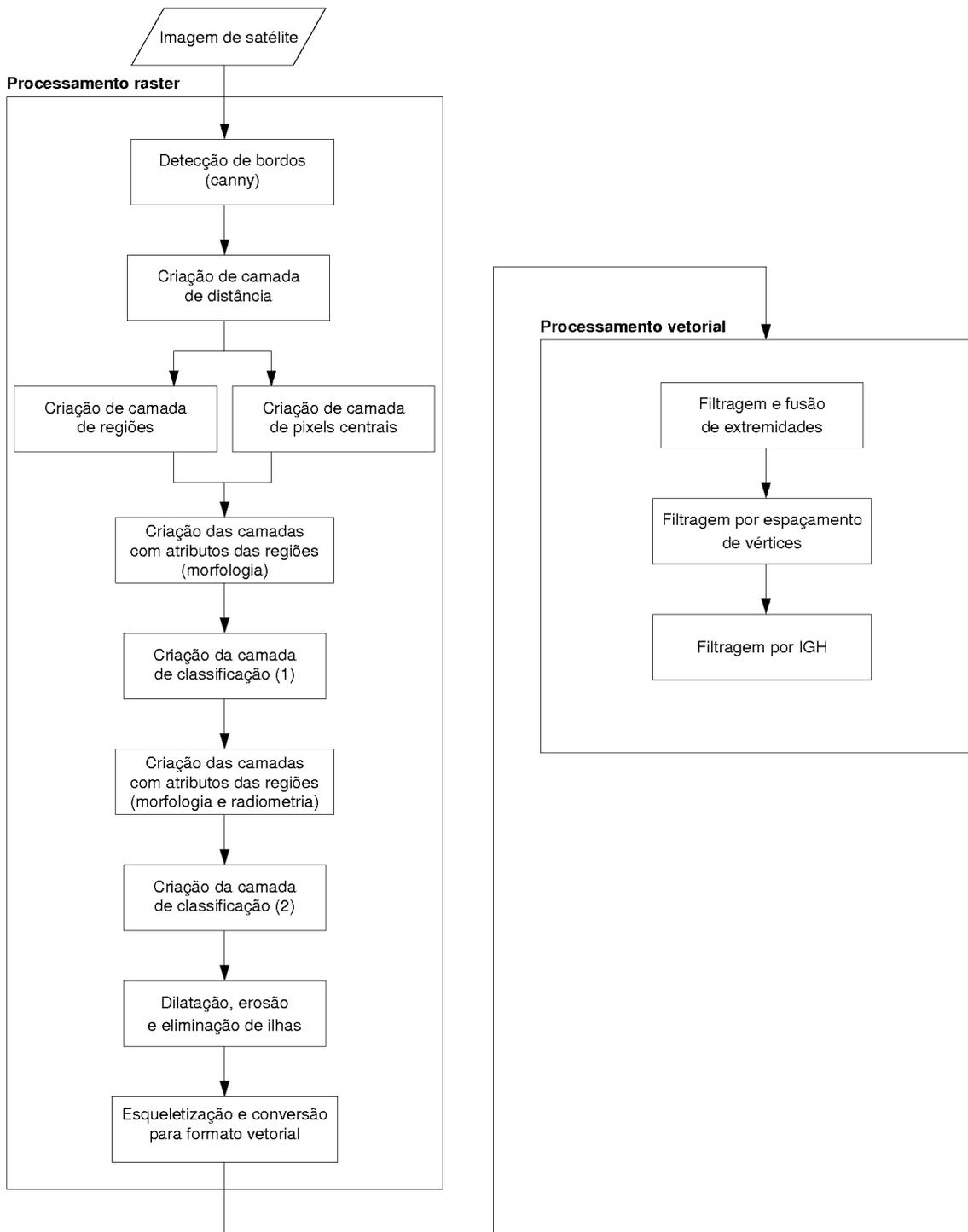


Figura 2 Fluxograma geral do método implementado

3.2 Processamento em *raster*

O processamento de dados *raster* é apoiado em funções do GRASS e em bibliotecas Python específicas para processamento de imagens digitais. As etapas são descritas a seguir.

3.2.1 Detecção de bordos

A detecção de bordos é normalmente a primeira etapa de processamento encontrada na literatura sobre detecção automática de rodovias. Mesmo sendo utilizados diferentes idéias centrais para o desenvolvimento do procedimento, a detecção de bordos é normalmente a base para a segmentação das imagens.

Pela aplicação de algoritmos de detecção de bordos são procurados locais na imagem aonde há picos de gradiente no brilho. Desta forma os bordos dos objetos são evidenciados. Os filtros mais comumente utilizados são o filtro de Canny e o de Sobel. Ambos foram experimentados no presente trabalho. Pela verificação dos resultados foi feita a opção pelo filtro de Canny.

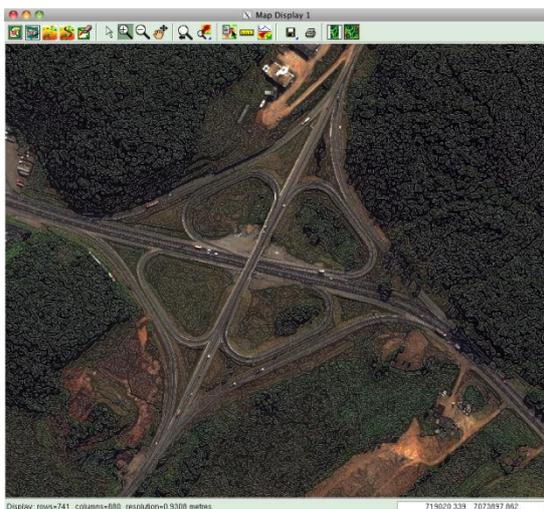
Há várias implementações do filtro de Canny disponíveis para livre utilização, incorporadas em diferentes bibliotecas para processamento de imagens digitais. Foi utilizada a biblioteca scikits-image (<http://scikits-image.org>), que é uma coleção de algoritmos para processamento de imagens em Python. Esta função exige a determinação de três parâmetros: o desvio padrão para o filtro de Gauss e os valores mais alto e mais baixos para o limiar de histerese. Os valores utilizados são mostrados na Tabela 1 (na Seção 4).

A etapa de segmentação é crucial para o método desenvolvido. Ela é o primeiro passo da segmentação da imagem em regiões, que são submetidas à quantificação de propriedades para a verificação de regiões situadas em rodovias. Com a aplicação do filtro nas imagens, foi possível perceber que os valores para limiares de histerese não influenciaram significativamente a detecção de bordos. Porém, o desvio padrão para o filtro de Gauss causa uma grande influência.

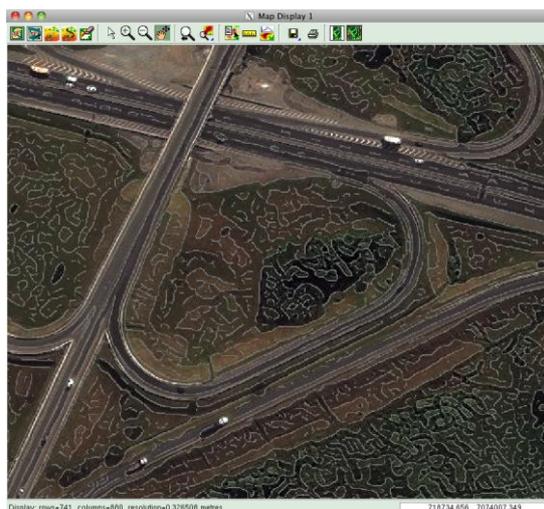
A imagem processada pelo filtro de Canny deve ter apenas um canal. Por isso, foi criada uma camada *raster* contendo a média dos *pixels* das três bandas originais das imagens. Foram feitos experimentos utilizando cada uma das três bandas separadamente, porém os resultados obtidos com a média das três bandas se mostraram melhores.

A Figura 3 ilustra a aplicação do filtro de Canny sobre a imagem da interseção de Araquari. Na Figura 3 (a) é mostrado o resultado em toda a área da interseção. A Figura 3 (b) mostra um detalhe mais próximo de uma das alças. Os bordos identificados pelo filtro são representados na cor cinza. É possível perceber que há

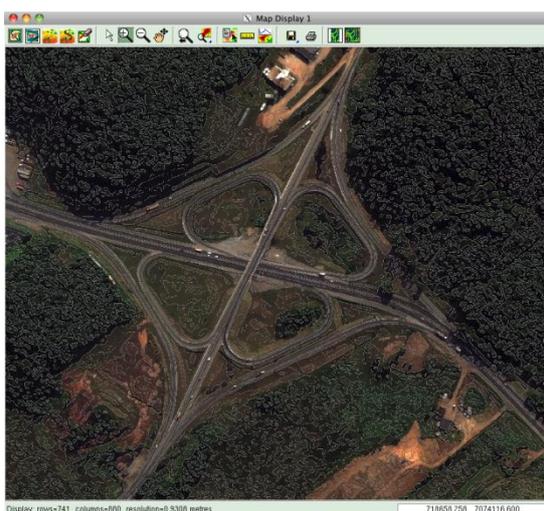
fragmentos de bordos que acompanham os contornos dos objetos em maiores extensões, embora de forma descontínua. E há também pequenos fragmentos de bordos, formados por poucos *pixels*, posicionados em meio aos bordos maiores. Os bordos maiores são interessantes para balizar os contornos das rodovias, mas os fragmentos menores de bordos causam uma segmentação excessiva, resultando em regiões demasiadamente pequenas. Por isso, os bordos resultantes da aplicação do filtro de Canny passam por um processo de filtragem, aonde os bordos formados por um número de *pixels* menor que um valor limite são eliminados. A Figura 3 (c) e (d) ilustram o resultado da filtragem dos bordos para as mesmas áreas.



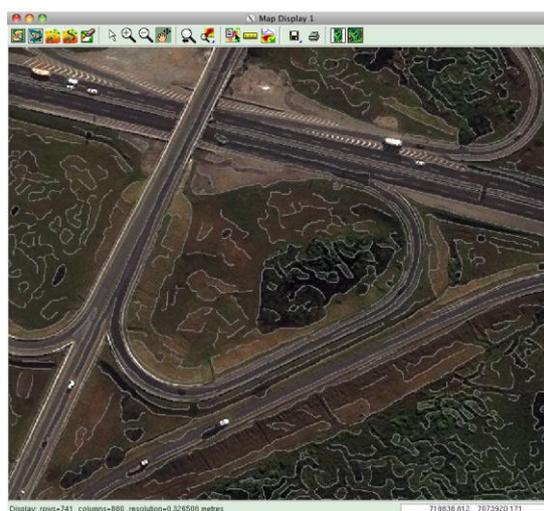
(a) Resultado da detecção de bordos na interseção



(b) Detalhe da detecção



(c) Resultados na filtragem de bordos na interseção



(d) Detalhe da filtragem

Figura 3 Detecção de bordos na imagem utilizando filtro de Canny e filtragem de bordos pequenos

O método é muito sensível ao valor limite de tamanho de bordos adotado. Ao serem utilizados valores demasiado grandes, as bordas são mais intensivamente eliminadas e por consequência um número menor de regiões é criado. Além disso, são formadas regiões demasiadamente grandes, que são eliminadas em etapas de filtragem posterior. Caso sejam utilizados valores demasiadamente pequenos, um grande número de regiões é criado, porém estes são demasiadamente pequenos para que sejam avaliadas as suas propriedades morfológicas.

A aplicação apenas do filtro de Canny sobre a imagem não foi suficiente para gerar regiões que pudessem ser adequadamente analisadas quanto à morfologia. Isto porque há muita descontinuidade nos bordos e as regiões não são fechadas adequadamente, resultando normalmente em uma grande região principal, que permeia quase toda a extensão da imagem, não sendo representativo de objeto algum. Por isso, algumas tentativas foram feitas com o objetivo de fechar os bordos e criar a segmentação.

Foi implementada a inserção de um grid na camada de bordos, criando linhas artificiais para fechamento das regiões, mas os resultados não foram adequados. Foi também feita uma tentativa de aplicar o filtro de Canny sobre a camada de dados *raster* proveniente da primeira etapa de classificação radiométrica (ver Seção 3.2.4) e fundir os resultados à camada de bordos original, com o objetivo de fechar os bordos, mas os resultados também não foram bons. Foi ainda experimentado definir as regiões excluindo *pixels* com baixos valores de distância (ver Seção 3.2.2), fazendo com que fosse criada uma margem em torno das bordas. Essas margens muitas vezes cobriam a distância entre bordos adjacentes, fazendo com que as regiões fossem mais adequadamente formadas. Esta idéia levou à solução final, que é a criação da camada de regiões a partir dos bordos e a imediatamente aplicação de um filtro de erosão nesta camada (também utilizado na filtragem do resultado da classificação radiométrica, como colocado na Seção 3.2.5). Este procedimento foi capaz de gerar regiões que puderam serem analisadas morfológicamente.

Contudo, as rodovias nas imagens não puderam ser bem cobertas por regiões na sua extensão. O processo de erosão, se aplicado de forma mais intensiva para fechar bordos, acaba por eliminar os *pixels* em todo o interior das rodovias. Por isso, há um valor ótimo para a aplicação da erosão, onde regiões suficientes são criadas sobre as rodovias sem que a sua largura seja eliminada.

3.2.2 Criação das camadas de regiões e de *pixels* centrais

Foi seguida, neste trabalho, a idéia de trabalhar com regiões e *pixels* centrais, apresentada originalmente em BRIGGS; LI (2009). As regiões são a segmentação básica da imagem em grupos de *pixels*, cujas formas são analisadas para classificação entre pertencente ou não à uma rodovia. Os *pixels* centrais são utilizados para auxiliar no processo de classificação. A principal diferença da implementação dos autores originais

para a implementação desenvolvida neste trabalho é como os *pixels* centrais são utilizados para determinar as características morfológicas das regiões.

No trabalho original, as posições dos *pixels* centrais são, em um primeiro momento, ajustadas a retas por mínimos quadrados, para a determinação de um eixo e de uma direção em cada região. Estas informações são utilizadas posteriormente em um processo de filtragem, aonde a colinearidade dos *pixels* centrais é avaliada utilizando transformação de Hough, utilizando as direções como referências. Mais adiante os *pixels* centrais são ainda utilizados em ajustamentos de retas e de splines, para o desenho das poligonais já em forma vetorial. Não foram encontrados módulos ou funções de bibliotecas em Python que auxiliassem na execução destas tarefas. E a implementação computacional de tais módulos se tornou inviável dentro do período do projeto, principalmente pelo ajustamento de splines.

No presente trabalho, os *pixels* centrais foram utilizados somente para a computação de uma divisão, sugerida também em BRIGGS; LI (2009), que é a seguinte: "Uma região longa e estreita terá um grande número de *pixels* centrais. Por isso, a razão entre o número total de *pixels* centrais e a média dos raios dos círculos de referência é um bom indicador da forma da região. Apenas regiões com razões acima de um certo limite é considerada candidata".

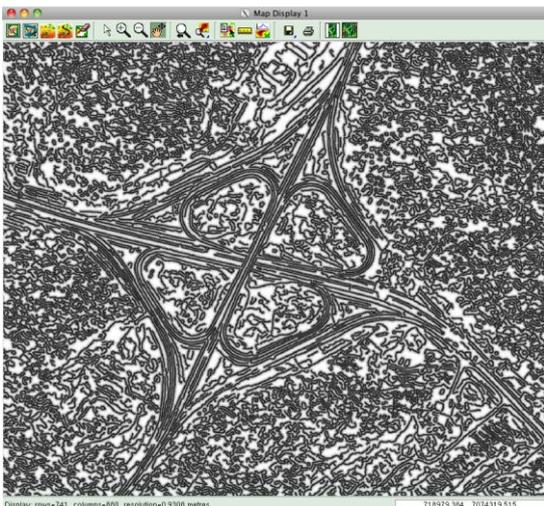
Os *pixels* centrais são encontrados utilizando uma transformação de distância, que é um procedimento conhecido na área de processamento de imagens digitais. A partir do resultado da detecção de bordos, é aplicado a transformada de distância utilizando uma camada de dados auxiliar unitária, que representa o "custo" do deslocamento. O processamento foi feito através da utilização do módulo *r.cost* do GRASS. Sobre a camada de distâncias são identificados os máximos locais dentro de uma janela de 3x3 *pixels* que varre a imagem. Os máximos locais são os *pixels* centrais. Isto é feito com o auxílio do módulo *r.mapcalc* do GRASS. Cada *pixel* central tem, desta forma, o seu valor igual ao raio do seu círculo de referência, ou seja, o número mínimo de *pixels* necessário de ser percorrido até que seja atingida uma borda.

Além desta divisão, foram também utilizados neste trabalho o valor médio e o desvio padrão dos raios dos círculos de referência. Estes valores são utilizados junto com a divisão no processo de classificação. Uma região que represente um pedaço de rodovia deve possuir valor de média e de desvio padrão mais baixos do que determinados limites.

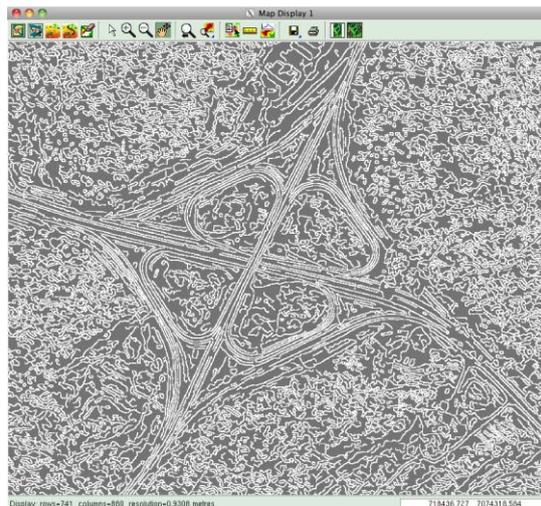
A Figura 4 ilustra as camadas de dados geradas para a criação da camada de regiões. Na Figura 4 (a) é mostrado o resultado da aplicação do módulo *r.cost* no GRASS. As bordas estão representadas na cor preta e as distâncias em níveis de cinza. Quanto maior a distância mais próximo da cor branca é a representação dos *pixels*. Para a criação da camada de regiões, foram computados apenas os *pixels* com valores de distância maiores que 2, para melhorar a segmentação. Na Figura 4 (b) é ilustrada a

camada de regiões resultante da aplicação do filtro de Canny e do filtro de erosão. As regiões estão representadas na cor cinza e os espaços entre elas na cor branca.

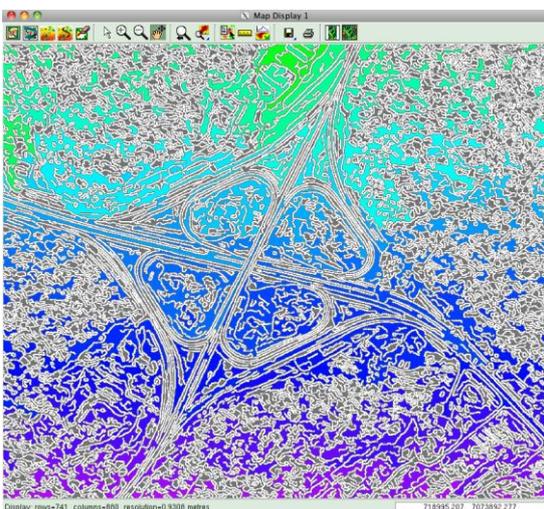
A primeira filtragem aplicada sobre a camada de dados de regiões é a eliminação de regiões pequenas e grandes. Foi admitido que as regiões, para participarem do processo de classificação, teriam que ser formadas por um número de pixel que se situasse dentro de um intervalo. Os valores adotados estão dispostos na Tabela 1 (na Seção 4). Regiões demasiadamente pequenas são de análise morfológica mais difícil, quando comparadas com regiões de tamanho mais adequado. No processo de criação da camada de regiões, ocorre o problema de serem criadas regiões grandes, que permeiam a imagem, por falta de conexão entre bordos. Essas regiões também são eliminadas da camada de dados. A Figura 4 (c) mostra a camada de regiões filtrada, onde as regiões que permaneceram na camada estão representadas em cores e as eliminadas em cinza. Na Figura 4 (d) é mostrado um detalhe desta camada de dados aonde é possível perceber o efeito do filtro de erosão na segmentação da imagem. Na cor branca são representados os espaços vazios entre as regiões, formada pelos *pixels* de bordos e pelos *pixels* de distância com valores maiores que 2. Os espaços em cinza entre as regiões e os espaços em branco são resultado da aplicação do filtro de erosão. A rigor, somente a aplicação da erosão, com maior intensidade já seria suficiente para a segmentação, sendo possível dispensar a utilização de um valor mínimo de distância para a formação das regiões. Porém, a utilização do valor mínimo de distância foi a primeira estratégia a ser adotada e acabou sendo mantida na implementação.



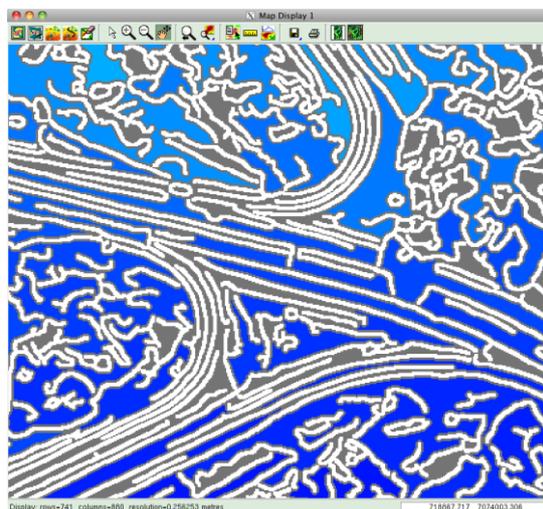
(a) Camada de distâncias



(b) Camada de regiões



(c) Camada de regiões filtrada



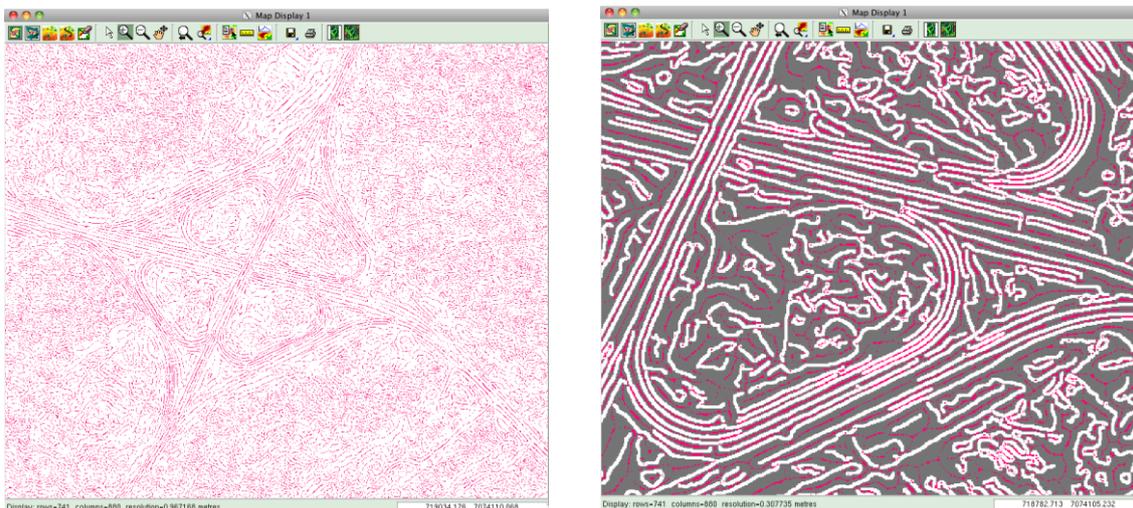
(d) Detalhe do efeito de erosão na segmentação

Figura 4 Camadas de distância e de regiões

As cores nas quais as regiões estão representadas nas figuras 4 (c) e (d) são provenientes do processamento utilizado para a filtragem por tamanho. Foi utilizada basicamente uma combinação das funções `ndimage.label` e `ndimage.sum` da biblioteca SciPy, que possibilitam a identificação de regiões e a determinação dos seus tamanhos. As cores na figura representam os labels, ou seja, as etiquetas que nomeiam as regiões de forma única.

A Figura 5 mostra a camada de *pixels* centrais gerada. Na Figura 5 (a) é mostrada uma área maior da imagem, com os *pixels* centrais representados na cor vermelha. Na Figura 5 (b) é mostrado um detalhe nas alças da interseção, onde a camada de *pixels*

centrais é disposta sobre a camada de regiões não filtrada. É possível perceber que os *pixels* centrais são dispostos de forma alongada nas partes centrais das regiões. É interessante notar aqui que as regiões mais alongadas, que são boas candidatas a pedaços de rodovias, possuem um número grande de *pixels* centrais em relação à largura média da região, conforme colocado em BRIGGS; LI (2009).



(a) *Pixels* centrais encontrados na camada de distâncias

(b) *Pixels* centrais sobre regiões

Figura 5 Camadas de *pixels* centrais

3.2.3 Criação das camadas de atributos das regiões

Uma vez que esteja definida a camada de regiões, devem ser determinados diferentes atributos de cada uma delas. Os atributos calculados são:

- ◆ A divisão entre o número de *pixels* centrais pelo raio médio dos círculos de referência, como sugerido por BRIGGS; LI (2009);
- ◆ O valor do raio médio dos círculos de referencia;
- ◆ O valor do desvio padrão dos círculos de referência;
- ◆ Em um segundo estágio, a porcentagem de *pixels* classificado como rodovia.

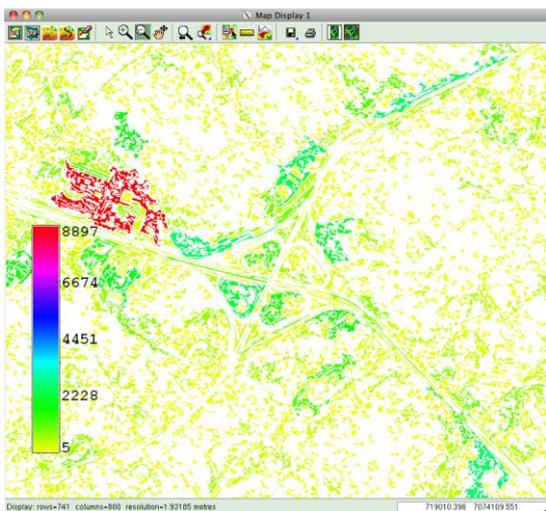
A determinação destes valores é realizada com o auxílio de funções em Python. A função `numpy.where` é utilizada para a criação de máscaras, a função `ndimage.sum` é utilizada para computar o número de *pixels* total e o número de *pixels* centrais e as funções `ndimage.mean` e `ndimage.standard_deviation` são utilizadas para computar respectivamente os valores médios e os desvios padrão dos círculos de referência.

Para cada armazenar cada atributo é criada uma camada de dados auxiliar diferente. Estas camadas contém regiões com exatamente a mesma forma da camada original de regiões, nas quais os valores dos *pixels* armazenam os atributos.

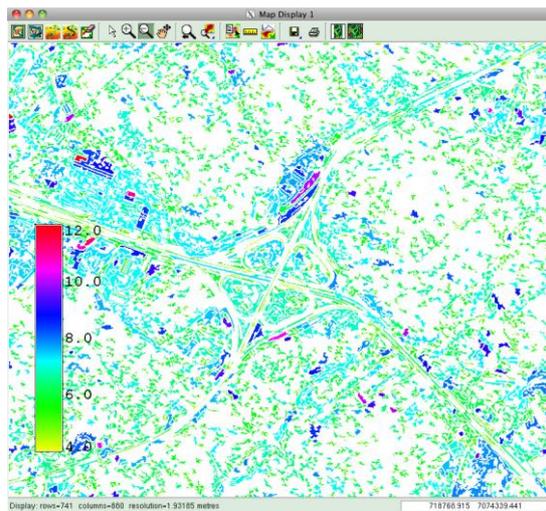
Quanto maior é o número de regiões, maior é o tempo de processamento. A quantidade de regiões obtida sobre as imagens analisadas neste trabalho variou de aproximadamente 1.000 a 3.000, aumentando conforme a quantidade de rodovias presente na imagem. O processamento de cada região individual leva alguns segundos, e por isso o tempo de processamento nesta fase é lento. Tendo em vista que o procedimento deve ser executado várias vezes, para que os valores limites para classificação possam ser testados, é interessante que este processo seja executado de forma mais rápida. Para acelerar o processamento, as camadas de dados auxiliares foram criadas em memória compartilhada, que podem ser acessadas simultaneamente por diferentes processos no sistema operacional. Para isso é necessário que sejam declaradas matrizes com um tipo de dados nativo da linguagem C. Isto é feito em Python com o auxílio da biblioteca `ctypes` (<http://pypi.python.org/pypi/ctypes>). O processamento das regiões é dividido através de um pool de processos independentes, que acessam simultaneamente as camadas auxiliares, calculando os parâmetros para cada região de forma individual. Foi utilizada para isso a biblioteca Python `multiprocessing`.

Na Figura 6 estão representadas estas camadas de dados auxiliares, após o preenchimento com os valores dos atributos. As camadas foram transferidas para o GRASS para análise. No GRASS é utilizada uma ferramenta de consulta para verificar os valores dos atributos sendo as regiões apontadas com o mouse. A determinação dos valores limites dos atributos é feita desta forma, verificando quais regiões devem ser classificadas como pedaços de rodovias e quais são adequadas para representar objetos que não são rodovias. Nas Figuras 6 (a) e (b) são mostrados os valores de quantidade de *pixels* centrais e do raio médio dos círculos de referência, que são utilizados para a determinação da divisão. Os valores resultantes da divisão são mostrados na Figura 6 (c). Na Figura 6 (d) são mostrados os valores de desvio padrão dos raios dos círculos de referência. Nas figuras estão dispostas escalas de cores que também auxiliam na determinação dos valores limites, mostrando os valores máximos e mínimos assumidos pelos atributos e pela verificação dos valores predominantes

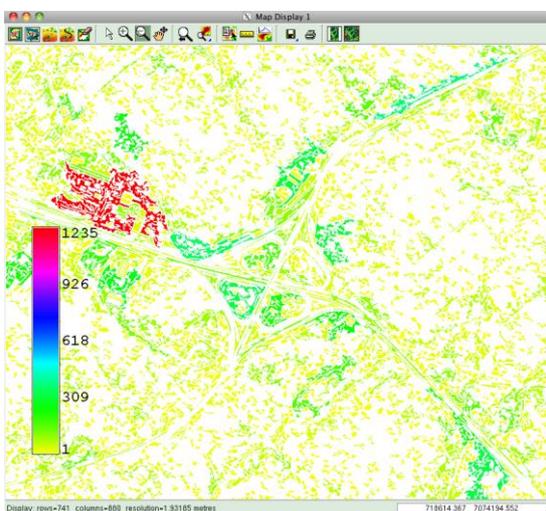
Para analisar em ainda mais detalhes o comportamento dos valores dos atributos foram gerados histogramas, que são mostrados na Figura 7. Estes histogramas são também úteis para a determinação de tamanhos máximos para o processo de filtragem das regiões anterior ao cálculo dos atributos. Analisando os histogramas, é possível perceber que há um aumento acentuado no número de regiões a partir de determinados valores dos atributos. Isso mostra que o método é bastante sensível à variação dos valores limites, o que também fica evidente quando se observa os resultados da classificação das regiões. Isso mostra que o processo de determinação dos valores limites é trabalhoso, sendo necessária a execução do processamento repetidas vezes. Mesmo com a distribuição do processamento em diferentes threads, o tempo de processamento ainda ultrapassa algumas horas para cada imagem.



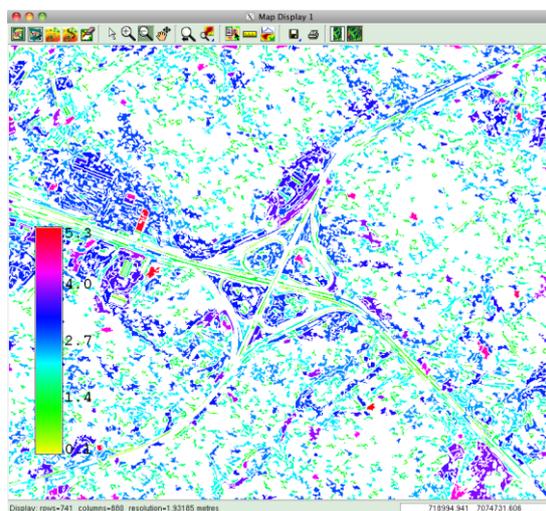
(a) Número de *pixels* centrais



(b) Raio médio dos círculos de referência

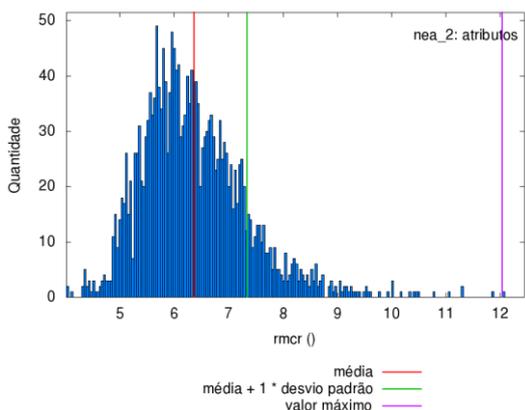


(c) Divisão do número de *pixels* centrais pelo raio médio dos círculos de referência

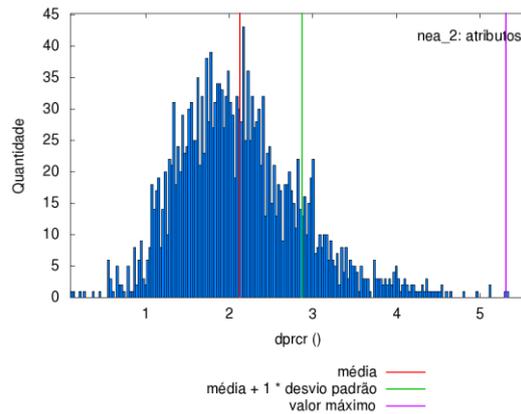


(d) Desvio padrão do raio dos círculos de referência

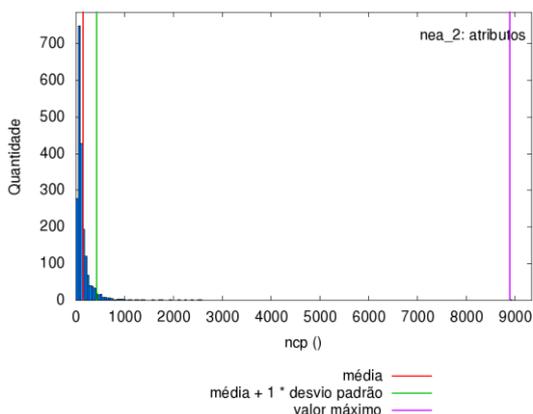
Figura 6 Camadas de atributos das regiões



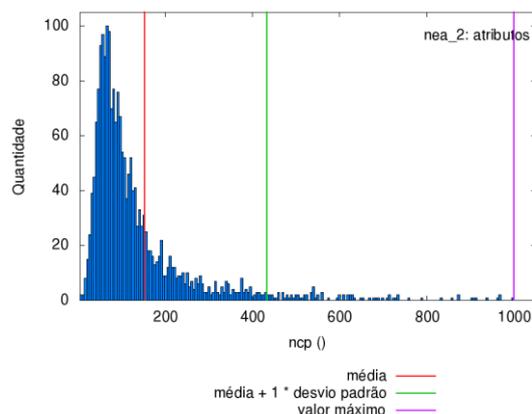
(a) Raio médio dos círculos de referência



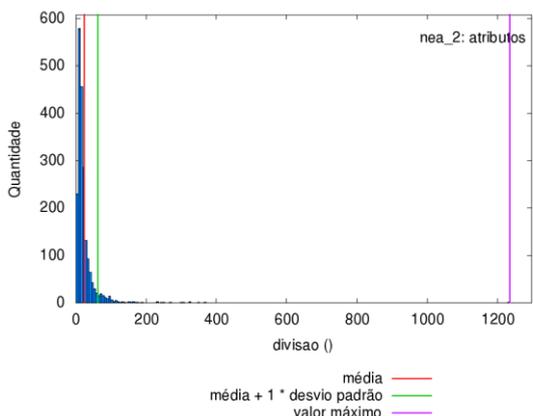
(b) Desvio padrão do raio dos círculos de referência



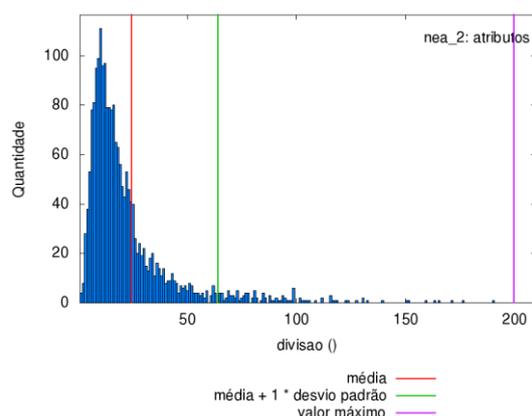
(c) Número de *pixels* centrais (todos os valores)



(d) Número de *pixels* centrais (até 1.000)



(e) Divisão do número de *pixels* centrais pelo raio médio dos círculos de referência (todos os valores)



(f) Divisão do número de *pixels* centrais pelo raio médio dos círculos de referência (até 200)

Figura 7 Histogramas dos valores encontrados para os atributos

3.2.4 Criação da camada de classificação

Estando calculados os valores dos atributos para cada região, os valores são comparados com valores limites. São fixados valores limites para que as regiões possam ser classificadas como rodovias, ou como não rodovias. Desta forma nem todas as regiões são atribuídas às classes.

Para que uma região seja classificada como rodovia, o valor da divisão do número de pixels centrais pelo raio médio dos círculos de referência deve estar acima de um valor limite. Além disso, os valores da média e do desvio padrão dos raios dos círculos de referência devem estar situados abaixo de outros valores limites. Desta forma é buscado encontrar regiões alongadas e mais regulares. Por outro lado, as regiões representativas da classe de não rodovia devem ter formas mais largas e irregulares, com valores mais baixos de divisão e valores mais altos de média e desvio padrão.

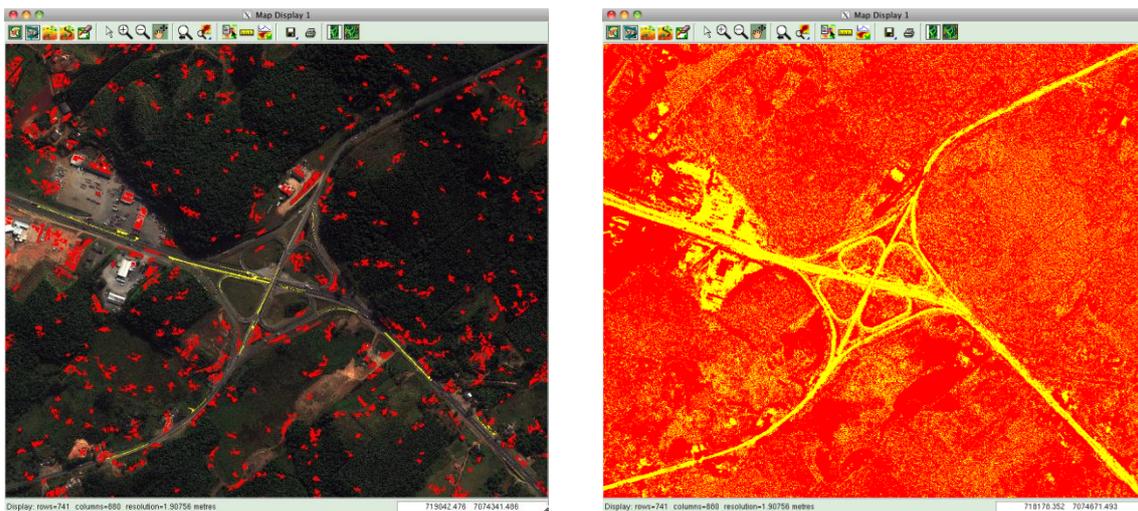
De posse de regiões representantes das duas classes, é feito dentro do GRASS um processo de classificação radiométrica automática supervisionada. Neste processo as regiões classificadas compõem uma camada de treinamento e então todos os *pixels* da imagem são classificados entre as duas classes, utilizando a informação radiométrica das três bandas. Esta camada de classificação é gerada com o auxílio das funções *i.gensig* e *i.maxlik* do GRASS. A classificação é do tipo supervisionada pois são utilizadas áreas de treinamento para a definição das assinaturas espectrais das classes. Normalmente as camadas de treinamento são vetorizadas manualmente sobre as imagens, mas neste trabalho elas são criadas automaticamente através da classificação morfológica das regiões. A criação das camadas de treinamento é feita com o auxílio do módulo *r.mapcalc* do GRASS, sendo utilizadas estruturas condicionais do tipo *if*.

No trabalho de BRIGGS; LI (2009) não são dadas informações sobre como são definidas as classes, se foram utilizadas também somente duas ou se foi utilizado um maior número de classes, que representem de forma separada determinados tipos de objetos, como vegetação, edificações, nuvens ou corpos d'água.

A Figura 8 (a) mostra o resultado da classificação morfológica de regiões em rodovia e em não rodovia. As regiões classificadas como rodovias estão representadas em amarelo e as classificadas como não rodovia em vermelho. É possível perceber que as regiões em amarelo se situam corretamente sobre pedaços de rodovias, enquanto que as regiões em vermelho se situam sobre outros e diferentes objetos na cena, como vegetação, edificações e solo exposto. Na Figura 8 (b) é mostrado o resultado da classificação radiométrica sobre toda a imagem, com base na camada de treinamento. É interessante notar que as áreas de rodovia são destacadas na cor amarela, mas também alguma área de solo exposto. Isso ocorre pois a assinatura espectral atribuída à classe de rodovia se confunde com a de áreas de solo exposto, e também de edificações. É possível perceber também na figura que vários *pixels* dispersos na

imagem são classificados como rodovia e que dentro das áreas de rodovia há falhas de *pixels*, classificados como não rodovias.

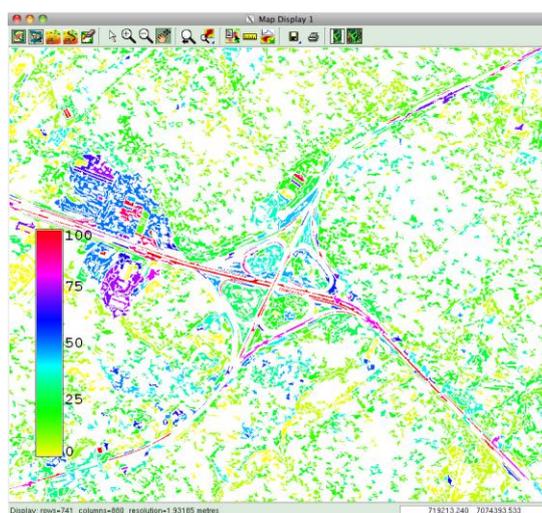
De posse da camada de classificação radiométrica, é criada a última camada de atributos das regiões, que armazena os valores de porcentagem de *pixels* classificados como rodovias dentro de cada região. O processo de cálculo destes valores ocorre de forma similar ao cálculo dos demais atributos, sendo utilizada uma matriz auxiliar em memória compartilhada e acesso simultâneo de vários processos no sistema operacional. O resultado é mostrado na Figura 9. Analisando a figura é possível constatar que os valores mais altos de porcentagem ocorrem ao longo das rodovias e nas áreas de solo exposto.



(a) Camada de treinamento (morfologia)

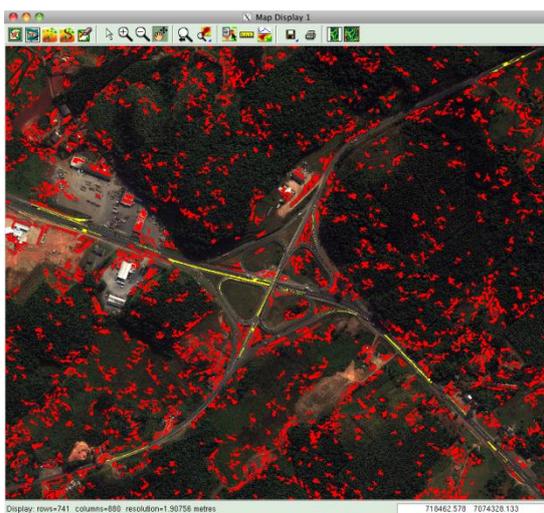
(b) Imagem classificada

Figura 8 Primeira camada de treinamento e imagem classificada

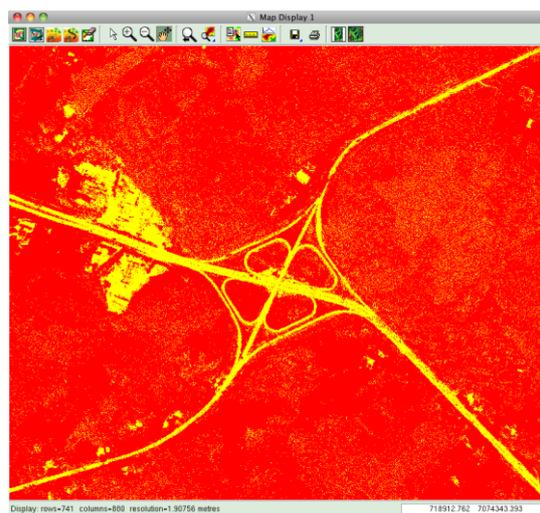

 Figura 9 Camada de porcentagem de *pixels* classificados como rodovia nas regiões

Estando disponível a camada de dados auxiliar de porcentagem de *pixels* classificados como rodovia, é realizada uma nova classificação das regiões, desta vez utilizando adicionalmente estas novas informações. Nesta nova classificação, os valores limites para os atributos morfológicos utilizados são menos restritivos. Desta forma, para que uma região seja classificada como rodovia, ela pode ter valores mais baixos de divisão e mais altos de média e desvio padrão dos raios dos círculos de referência. Porém, as regiões agora deve satisfazer também um valor mínimo de porcentagem de *pixels* classificados radiometricamente como rodovias. De forma similar são classificadas as regiões como não rodovias. Os valores limites utilizados nas fases de classificação das regiões estão todos organizados na Tabela 1 (na Seção 4).

A Figura 10 (a) mostra o resultado da segunda fase de classificação das regiões. Neste novo resultado um número bem maior de regiões participa da camada de treinamento. Comparando as figuras 8 (a) e 10 (a), é possível perceber que algumas regiões de solo exposto adjacente às rodovias, antes classificadas como rodovias, foram agora corrigidas. Um número maior de regiões participa agora corretamente do treinamento para assinatura espectral de rodovias. Comparando as figuras 8 (b) e 10 (b) é verificado que as rodovias são classificadas de forma mais definida e correta.



(a) Camada de treinamento (morfologia e radiometria)



(b) Imagem classificada

Figura 10 Segunda camada de treinamento e imagem classificada

No decorrer deste trabalho, pela maneira como o método foi desenvolvido, a extração de rodovias se dá somente a partir do processamento desta camada, resultante do processo de classificação radiométrica. Na sequência são aplicados filtros para beneficiamento desta camada em modo *raster*, até que ela possa ser passada para o formato vetorial.

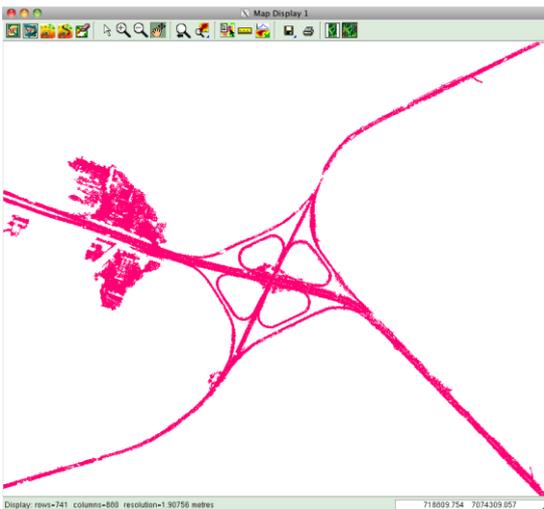
3.2.5 Dilatação e erosão

Observando a Figura 10 (b) pode ser notado que *pixels* dispersos pela imagem são classificados como rodovia e que *pixels* dentro das áreas de rodovias são classificados como não rodovia. Com o intuito de homogeneizar os *pixels* entre as áreas dos objetos foram aplicados alguns filtros.

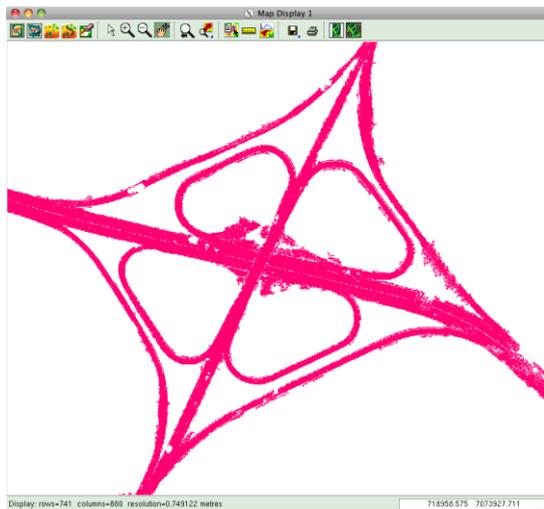
Inicialmente foi realizada uma filtragem de objetos pequenos, desta vez com o intuito de eliminar pequenos grupos de *pixels* classificados como rodovias dispersos pela imagem, consistindo em uma remoção de ruído. O resultado é mostrado nas figuras 11 (a) e 11 (b), respectivamente para toda a área da imagem e para um detalhe abrangendo somente as alças da interseção. Nas imagens mostradas nestas figuras, os pequenos grupos de *pixels* dispersos foram eliminados. Porém, as áreas de rodovias possuem ainda pequenas falhas de *pixels* no seu interior. Para realizar o preenchimento destas falhas foi utilizado o filtro de dilatação, cujo efeito pode ser visualizado ao serem comparadas as figuras 11 e 11 (d).

A aplicação deste filtro pode ser feita até que falhas maiores sejam preenchidas, porém deve ser tomado o cuidado para que as alças da interseção passem a se tocar. Pela aplicação do filtro de dilatação, as rodovias sofrem um incremento na sua largura. Para que a largura volte a ser a originalmente detectada na camada de classificação é aplicado o filtro de erosão, tantas vezes quantas foram as aplicações do filtro de dilatação. O resultado da erosão é mostrado nas figuras 11 (e) e 11 (f). Para o processamento de dilatação e de erosão foram utilizadas as implementações da biblioteca SciPy, `binary_dilation` e `binary_erosion`.

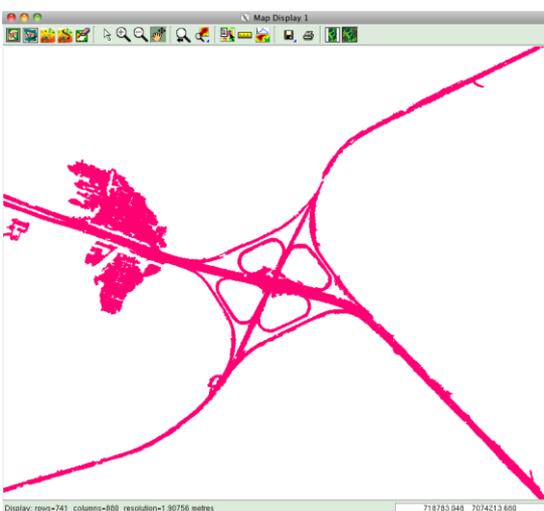
Na camada resultante da aplicação da erosão podem ser identificadas ainda falhas maiores nas áreas de rodovias, ocasionadas pela presença de objetos sobre ela, como veículos, vegetação ou manchas diversas. Com o objetivo de eliminar estas falhas, a camada foi submetida novamente a uma filtragem de pequenos grupos de *pixels*, porém desta vez na imagem binariamente invertida, de forma que as falhas se tornassem objetos. Após a aplicação da filtragem a imagem é novamente invertida para a situação original. A Figura 12 ilustra o resultado da filtragem.



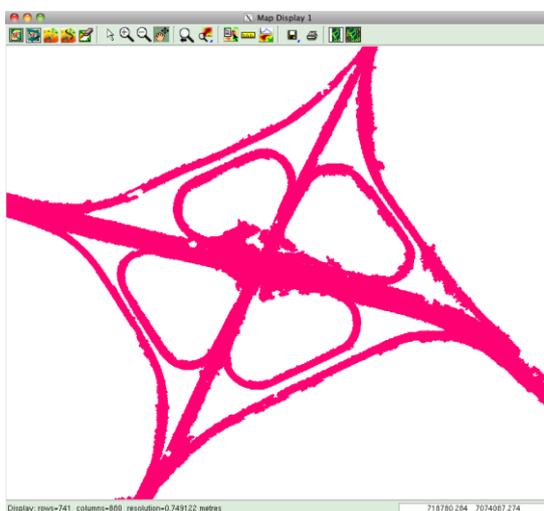
(a) Remoção de ruído



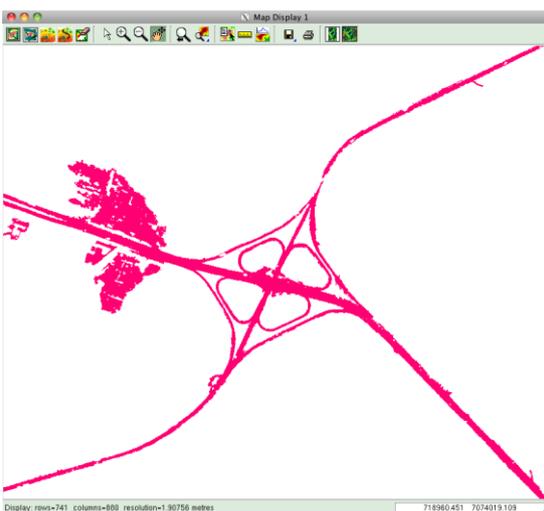
(b) Remoção de ruído (detalhe)



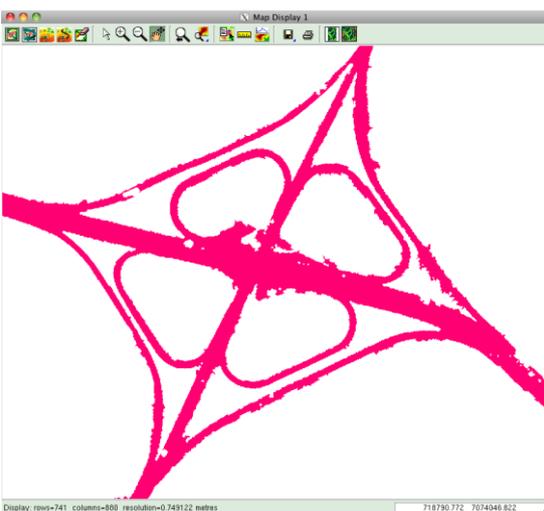
(c) Dilatação



(d) Dilatação (detalhe)

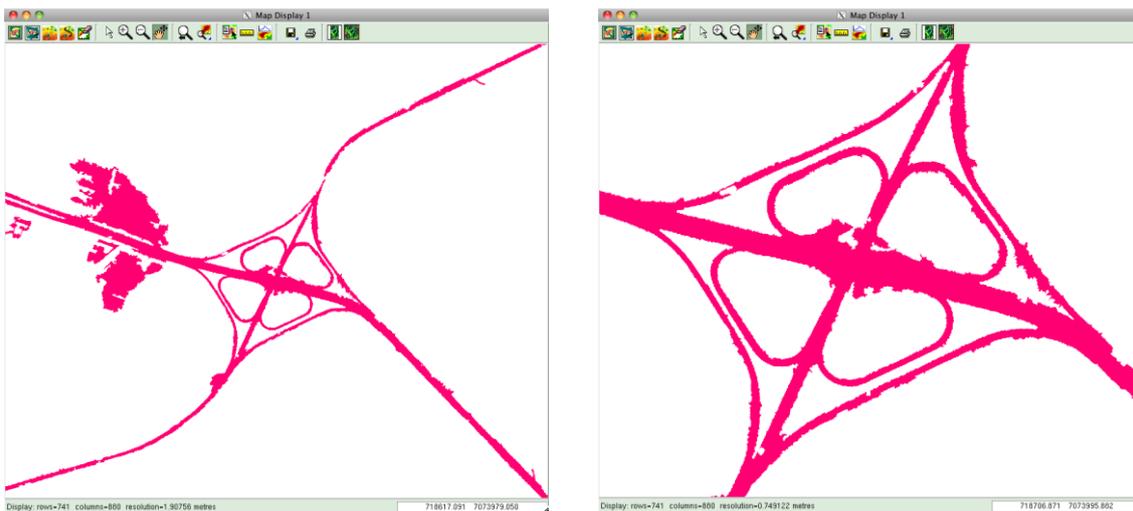


(e) Erosão



(f) Erosão (detalhe)

Figura 11 Processamento da camada *raster* de *pixels* classificados como rodovias



(a) Filtragem de falhas

(b) Filtragem de falhas (detalhe)

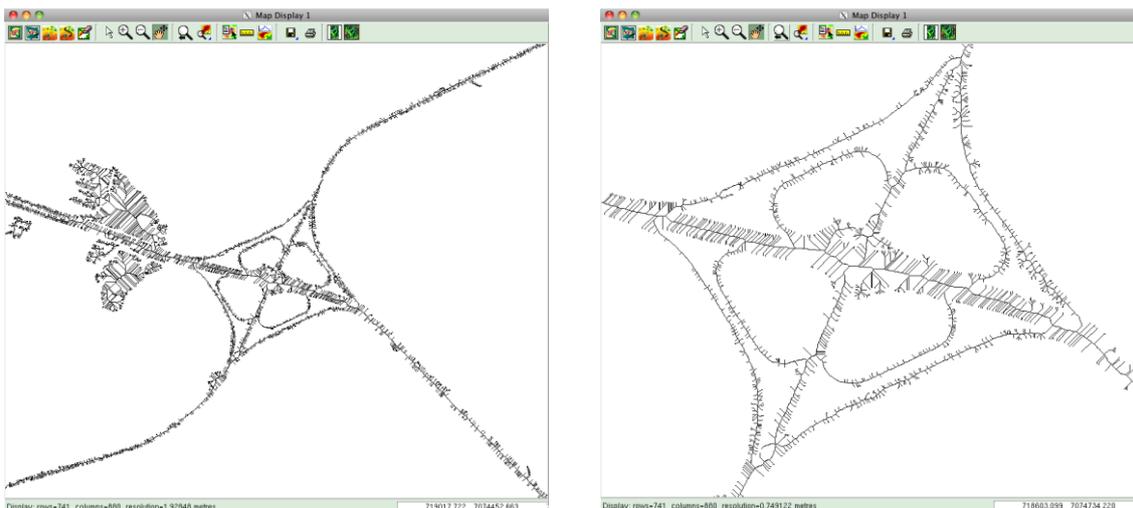
Figura 12 Filtragem de falhas

3.2.6 Esqueletização e conversão para formato vetorial

A camada de dados gerada pelo procedimento de classificação radiométrica descreve as rodovias dentro da imagem, porém de forma geral, em sua largura e ainda com resíduos de solo exposto adjacente em alguns locais. Estes traçados de rodovia devem agora ser reduzidos a somente ao seu eixo. Para isso o primeiro passo é a esqueletização, pelo qual os objetos tem a sua largura reduzida a somente um pixel.

A esqueletização foi processada com o auxílio do módulo *r.thin* do GRASS, aplicado sobre a camada de dados resultante do processo anterior de filtragem de falhas, mostrada na Figura 12. O resultado da esqueletização é mostrado na Figura 13. Observando a figura é possível perceber que os traçados de rodovias são agora descritos por linhas com a largura de um pixel. Há linhas centrais que já descrevem os eixos das rodovias, mas há também linhas em ramificação que saem do eixo atingindo os bordos da camada original. Contudo, esta camada de dados *raster* está agora pronta para ser transformada para o formato vetorial, sobre a qual são efetuadas novas filtrações. A conversão do formato *raster* para o formato vetorial é feita com o auxílio do módulo *r.to.vect* do GRASS.

Na camada de dados vetoriais resultante, em cada interseção entre poligonais há um nó. Desta forma, a camada é formada por um grande número de pequenas poligonais.



(a) Toda a imagem

(b) Detalhe

Figura 13 Esqueletização

3.3 Processamento vetorial

O processamento vetorial consiste basicamente na filtragem das ramificações presentes na camada de dados resultante do processo de esqueletização, até que somente os eixos das rodovias permaneçam nos dados. O processamento vetorial realizado neste trabalho é apoiado em funções de análise e relacionamento geométrico do módulo espacial PostGIS do banco de dados relacional PostgreSQL. A camada de dados é transferida automaticamente para dentro do banco de dados. Para a comunicação com o banco de dados foi utilizada a biblioteca `psycpg2` (<http://initd.org/psycpg/>) e os comandos em SQL foram embutidos no código em Python.

Na sequência são apresentados os três diferentes tipos de filtragem aplicados às poligonais no banco de dados.

3.3.1 Filtragem e fusão

Para eliminar as ramificações de pequenas poligonais que saem dos eixos das rodovias e vão até os bordos da camada *raster* original foi desenvolvido um procedimento de filtragem e fusão sucessivas. A Figura 14 (a) ilustra um trecho de rodovia composto por quatro segmentos, representado na cor azul. Adjacentes ao trecho estão representadas as ramificações na cor vermelha.

No procedimento de filtragem são buscadas as poligonais que possuem alguma de suas extremidades livres (vértice de início ou vértice de fim), ou seja, que não estejam tocando nenhuma outra poligonal. Caso a poligonal possua um comprimento menor do que um determinado valor limite, ela é removida da camada de dados. O efeito é

representado na Figura 14 (b), aonde as extremidades das ramificações foram eliminadas. Logo após a filtragem é aplicado um procedimento de fusão, aonde poligonais adjacentes que se tocam exclusivamente são fundidas em uma só. Na figura o efeito de fusão pode ser visualizado nas ramificações 9 e 11, que após a eliminação de ramificações se tornaram exclusivamente adjacentes.

O procedimento é aplicado repetidas vezes sobre a camada de dados, até que o número de poligonais antes da aplicação seja igual ao número após a aplicação. Nas imagens analisadas no presente trabalho, o número de interações não ultrapassou 10.

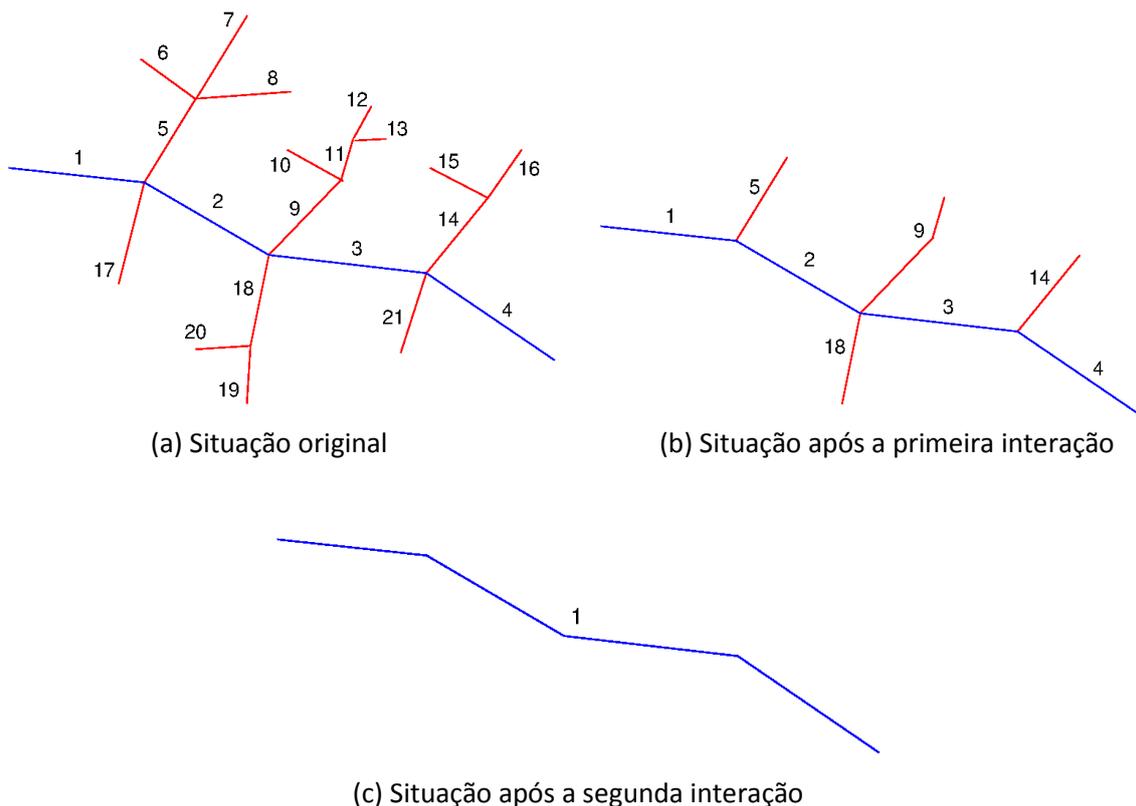


Figura 14 Esquema de filtragem e fusão dos dados em formato vetorial

O procedimento de fusão é lento, porém não pode ser dividido em threads para ser espalhado pelos núcleos do processador como foi feito com a determinação dos atributos das regiões em formato *raster*. Isto porque não pode haver edições paralelas envolvendo uma mesma poligonal. Contudo, à medida que o número de poligonais diminui, diminui também o tempo de processamento.

A Figura 15 (a) ilustra o resultado da aplicação da filtragem e fusão sobre a camada de dados vetoriais provenientes da esqueletização. É possível verificar que as ramificações foram removidas quase que totalmente, permanecendo ainda somente ramificações com comprimento maior.

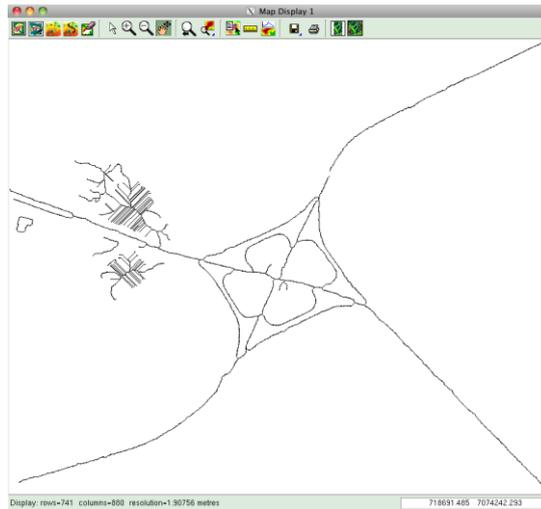


Figura 15 Resultado da aplicação da filtragem e fusão

3.3.2 Filtragem por espaçamento entre vértices

Analisando a forma das ramificações remanescentes do processo de filtragem anterior, é possível perceber que elas não foram eliminadas devido ao seu comprimento relativamente maior. Porém elas trazem também uma outra característica que pode ser utilizada para selecioná-las para a remoção: elas possuem um grande espaçamento entre um determinado par de vértices. Este efeito é resultante do algoritmo envolvido com o processo de esqueletização. Quando áreas mais amplas são esqueletizadas, são formadas ramificações em ângulos de 45° com grandes espaçamentos entre vértices. A eliminação destas ramificações é feita pela varredura dos pares adjacentes de vértices em cada poligonal na camada de dados, sendo verificado o maior espaçamento presente. Caso o valor do maior espaçamento seja maior do que um determinado valor limite, a poligonal é selecionada para a remoção.

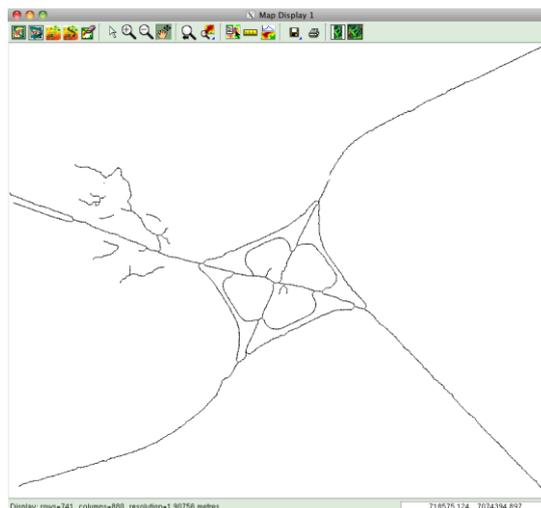


Figura 16 Resultado da filtragem por espaçamento

3.3.3 Filtragem por IGH

Observando as poligonais remanescentes na imagem, é possível perceber que os eixos das rodovias já se encontram bem descritos. Porém, há ainda algumas poligonais que não descrevem rodovias.

Comparando visualmente as poligonais das rodovias com as poligonais que não são rodovias, é possível perceber que as poligonais que não representam rodovias são mais irregulares. Esta irregularidade se reflete no índice de geometria horizontal (IGH) das poligonais, que é a soma de todas as deflexões angulares dividida pela extensão da poligonal. Realizando o cálculo do IGH para todas as poligonais, porém, foi percebido que os valores eram elevados e semelhantes entre as poligonais das rodovias e as mais irregulares fora delas. Isto se deve ao processo de esqueletização, que é realizado sobre a estrutura de *pixels*, formando poligonais com uma irregularidade fina, da dimensão dos próprios *pixels*. Isto foi resolvido com a aplicação de uma simplificação das poligonais, com o auxílio do algoritmo de Douglas-Peucker, implementado em uma função do PostGIS. Computando os valores de IGH novamente sobre a camada de dados simplificada, os valores das poligonais visualmente mais irregulares puderam agora se distinguir dos valores das poligonais sobre as rodovias.

A Figura 17 (a) ilustra em escala de cores os valores de IGH das poligonais. As poligonais com IGH acima de um determinado valor limite são eliminadas dos dados. O resultado é mostrado na Figura 17 (b) e é o resultado final encontrado para a detecção de rodovias.

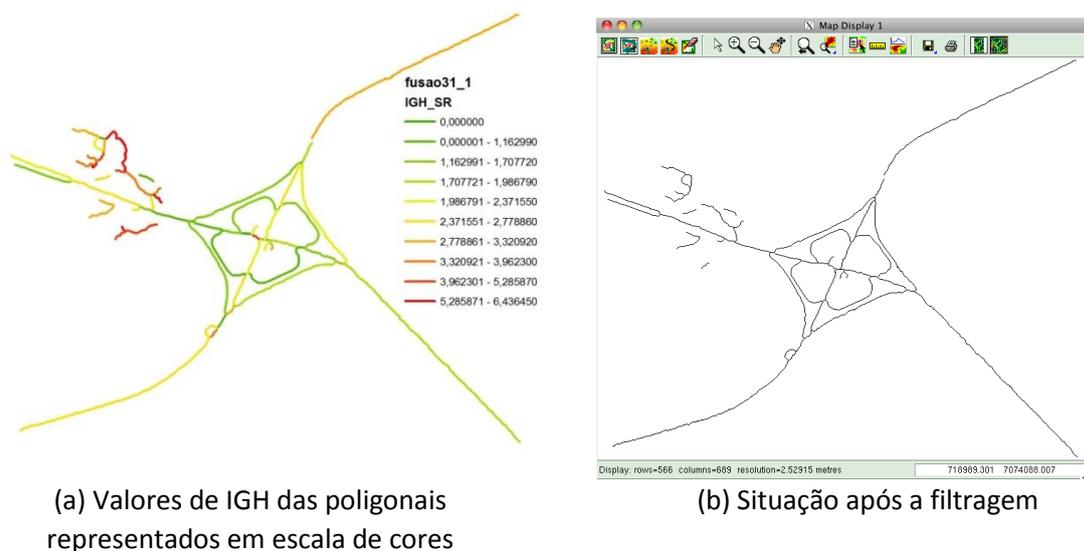


Figura 17 Filtragem por IGH

4. AJUSTE DE PARÂMETROS

Ao longo da explanação sobre o processo de extração de rodovias, em vários momentos foram mencionados valores limites, envolvidos em procedimentos de classificação e filtragem. A determinação destes valores limites, ou parâmetros, se deu por meio de experimentação, sendo necessário executar o procedimento e observar os resultados várias vezes. A Tabela 1 reúne os valores utilizados para todos os parâmetros envolvidos no método.

Tabela 1 Lista de parâmetros utilizados no método e seus valores utilizados

| Etapa | Nome | Função | Valor |
|--|----------------|---|----------------------|
| Processamento <i>raster</i> | | | |
| Detecção de bordos | canny_p1 | Desvio padrão para o filtro de Gauss | 3.0 |
| | canny_p2 | Valor mais baixo para o limiar de histerese | 0.1 |
| | canny_p3 | Valor mais alto para o limiar de histerese | 0.2 |
| | borda_min | Tamanho mínimo para poligonais de bordas | 30 <i>pixels</i> |
| Criação das camadas de regiões e de <i>pixels</i> centrais | dist_min | Valor de distância mínimo para criação da camada de regiões | 2 <i>pixels</i> |
| | tam_min_reg | Tamanho mínimo para regiões | 300 <i>pixels</i> |
| | tam_max_reg | Tamanho máximo para regiões | 10.000 <i>pixels</i> |
| Criação da camada de classificação: morfologia | div_min_1 | Valor mínimo para a divisão do número de <i>pixels</i> centrais pelo raio médio dos círculos de referência: rodovia | 70 |
| | raio_med_max_1 | Valor máximo para o raio médio dos círculos de referência: rodovia | 8 |

| | | | |
|--|------------------|---|-----------|
| | raio_desvp_max_1 | Valor máximo de desvio padrão dos raios dos círculos de referência: rodovia | 1.5 |
| | div_max_1 | Valor máximo para a divisão do número de <i>pixels</i> centrais pelo raio médio dos círculos de referência: não rodovia | 50 |
| | raio_med_min_1 | Valor mínimo para o raio médio dos círculos de referência: não rodovia | 6 |
| | raio_desvp_min_1 | Valor mínimo de desvio padrão dos raios dos círculos de referência: não rodovia | 2.5 |
| Criação da camada de classificação: morfologia e radiometria | div_min_2 | Valor mínimo para a divisão do número de <i>pixels</i> centrais pelo raio médio dos círculos de referência: rodovia | 50 |
| | raio_med_max_2 | Valor máximo para o raio médio dos círculos de referência: rodovia | 10 |
| | raio_desvp_max_2 | Valor máximo de desvio padrão dos raios dos círculos de referência: rodovia | 2 |
| | min_rod | Valor mínimo de porcentagem de <i>pixels</i> classificados como rodovias: rodovia | 80% |
| | div_max_2 | Valor máximo para a divisão do número de <i>pixels</i> centrais pelo raio médio dos círculos de referência: não rodovia | 70 |
| | raio_med_min_2 | Valor mínimo para o raio médio dos círculos de referência: não rodovia | 5 |
| | raio_desvp_min_2 | Valor mínimo de desvio padrão dos raios dos círculos de referência: não rodovia | 2 |
| Dilatação e erosão | num_iter | Número de aplicações dos filtros e dilatação e erosão | 2 |
| Processamento vetorial | | | |
| Filtragem e fusão | comp_min | Comprimento mínimo que uma poligonal deve ter para ser mantida na camada | 30 metros |
| Filtragem por espaçamento | espac_max | Espaçamento máximo entre vértices para a poligonal ser mantida na camada de dados | 15 metros |
| Filtragem por IGH | max_igh | Índice de geometria horizontal máximo para uma poligonal ser mantida na camada de dados | 5°/km |

5. RESULTADOS

Nesta seção são mostrados os resultados da aplicação do método de detecção automática de rodovias em todas as imagens coloridas envolvidas no projeto. Os parâmetros encontrados durante o processo de elaboração do método foram deixados os mesmos para o processamento de todas as imagens.

5.1 Avaliação visual

A imagem da interseção de Araquari foi utilizada como piloto para o desenvolvimento do método e o processamento sobre esta imagem gerou os melhores resultados. Analisando as figuras 18 a 29 é possível notar de imediato que o método gerou bons resultados somente nas imagens de interseções em meio rural, ou seja, nas imagens aonde a assinatura espectral encontrada para as rodovias teve uma distinção maior da assinatura dos demais objetos. Este foi o caso das interseções de Araquari (Figura 18) e numa das interseções de Mafra (Figura 23).

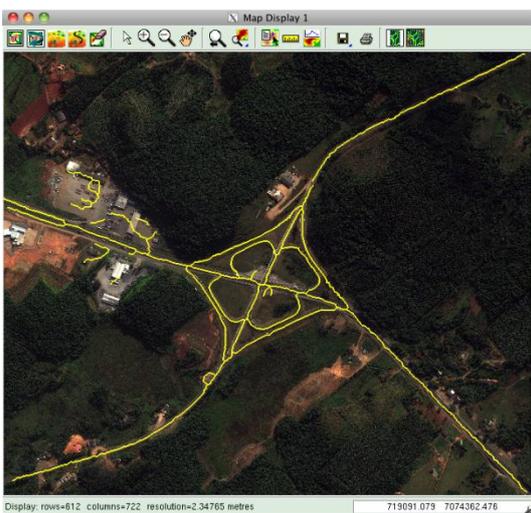
Em algumas interseções situadas em ambiente urbano, as rodovias também foram bem extraídas, mas foram também extraídas partes das malhas viárias do entorno, como é o caso das interseções de Blumenau (Figura 19), numa das interseções de Mafra (Figura 24) e na interseção de Palhoça (Figura 26). Na imagem da interseção de Lages (Figura 22) também também foi observado este efeito, porém as rodovias não puderam ser reconhecidas de forma adequada.

Em interseções cuja imagem apresenta muito solo exposto, a detecção teve resultados ruins. Neste caso se enquadram as duas interseções de Campos Novos (Figuras 20 e 21), a interseção de São Cristóvão do Sul (Figura 27) e a de São Miguel do Oeste (Figura 29).

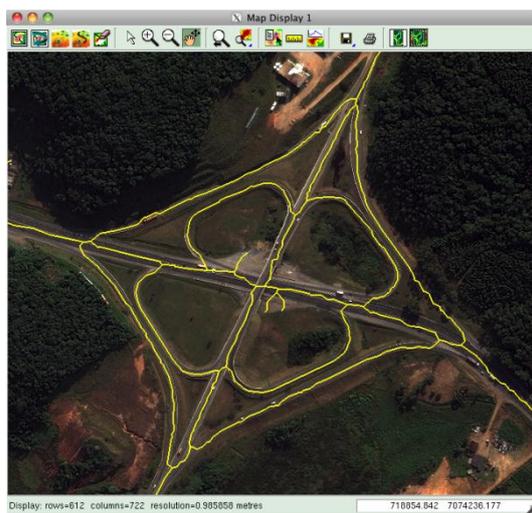
Na imagem da interseção de Navegantes (Figura 25), o rio que aparece na imagem também foi detectado como rodovia, bem como caminhos rurais.

Na imagem da interseção de São José (Figura 28), a detecção teve resultados ruins de forma geral.

Analisando as imagens das figuras 18 e 23, onde o método produziu os melhores resultados, é possível verificar que as poligonais extraídas possuem uma certa irregularidade, causada pela presença de objetos sobre a rodovia ou adjacentes a ela, como veículos e vegetação.

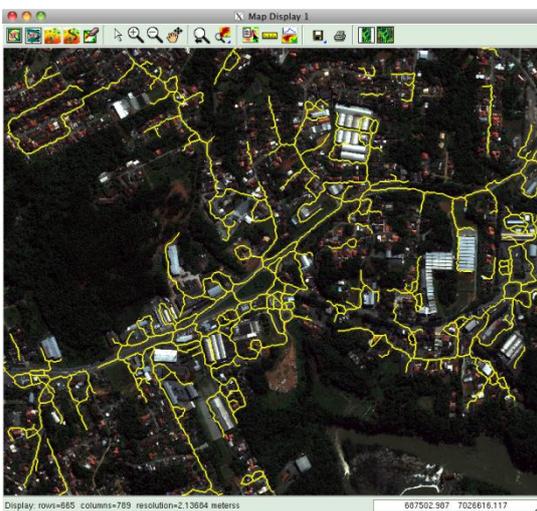


(a) Toda a imagem

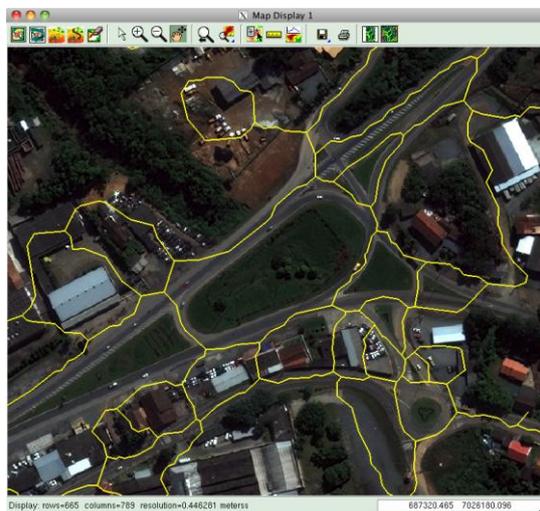


(b) Detalhe

Figura 18 Resultado da detecção automática: Araquari

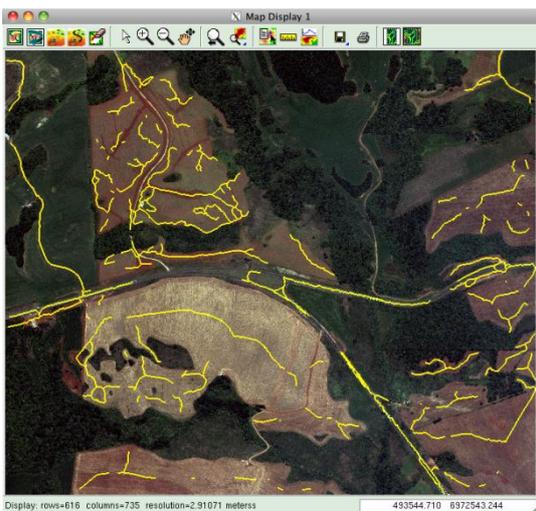


(a) Toda a imagem

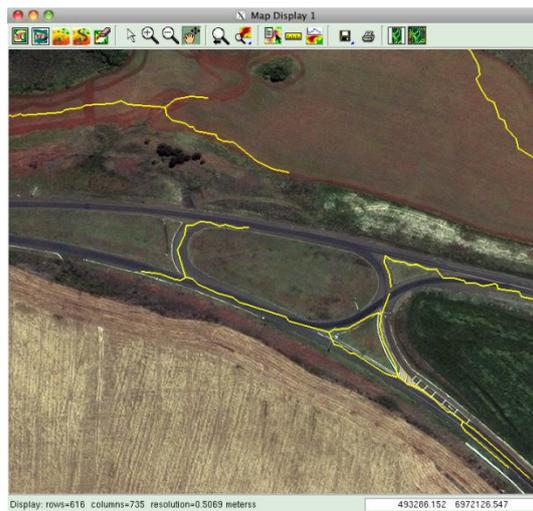


(b) Detalhe

Figura 19 Resultado da detecção automática: Blumenau

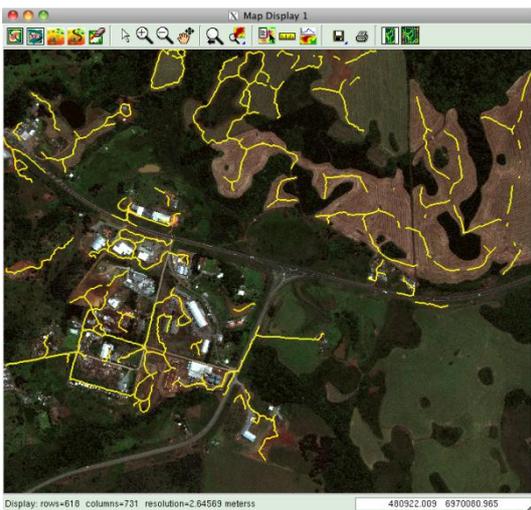


(a) Toda a imagem

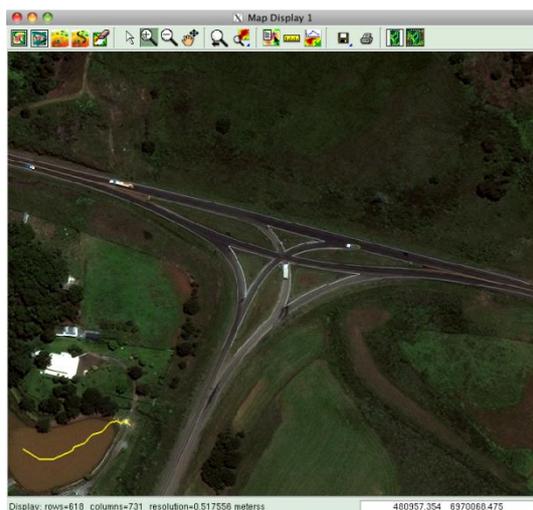


(b) Detalhe

Figura 20 Resultado da detecção automática: Campos Novos 1

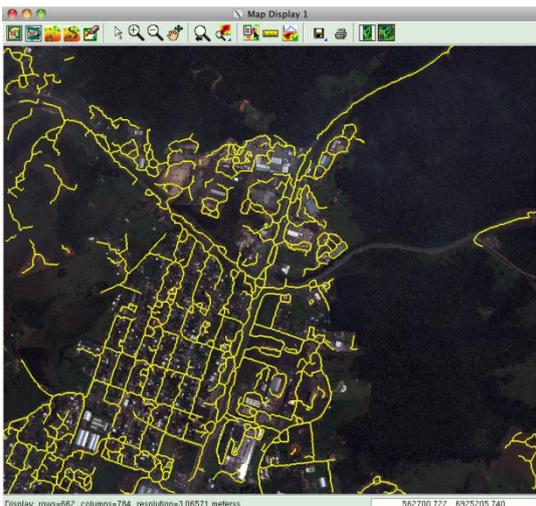


(a) Toda a imagem

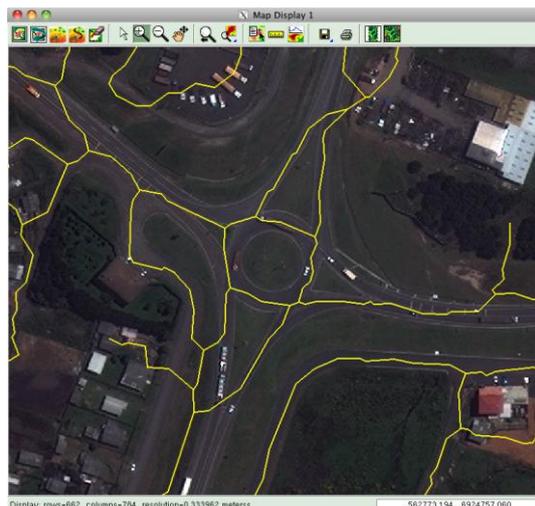


(b) Detalhe

Figura 21 Resultado da detecção automática: Campos Novos 2

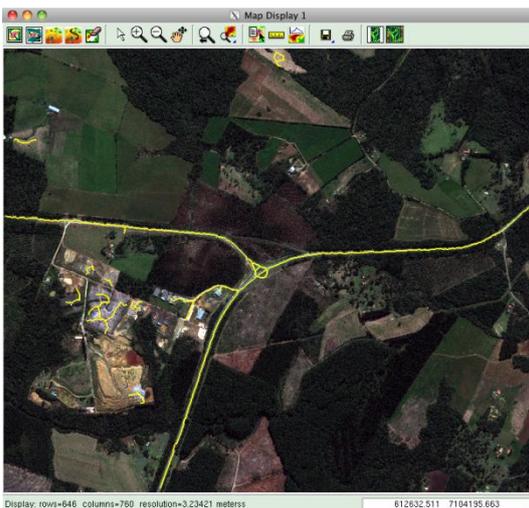


(a) Toda a imagem

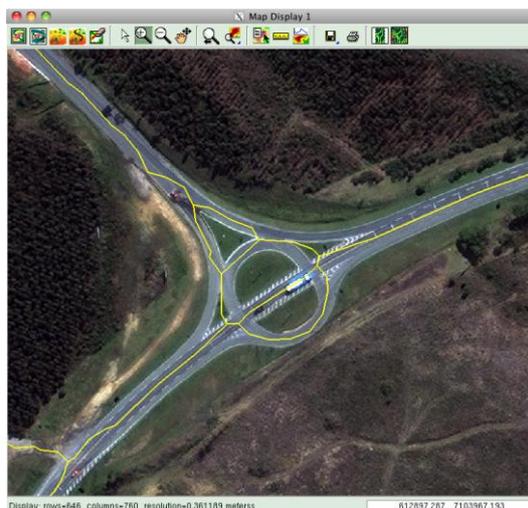


(b) Detalhe

Figura 22 Resultado da detecção automática: Lages

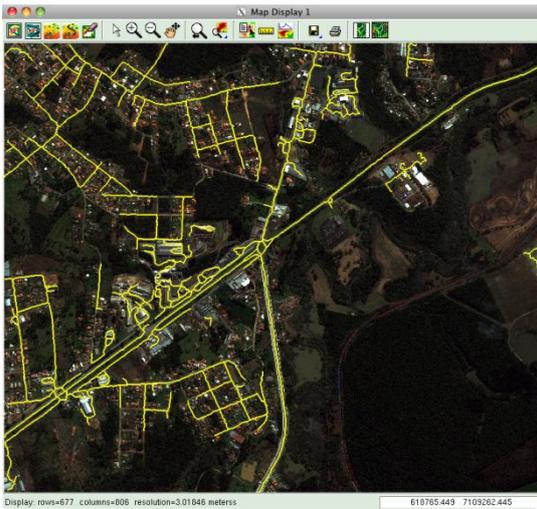


(a) Toda a imagem

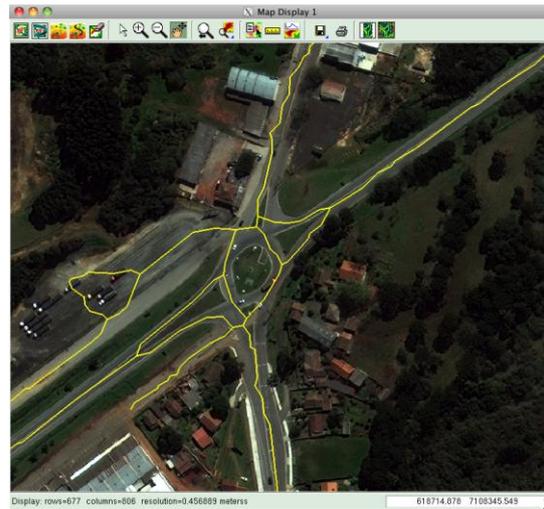


(b) Detalhe

Figura 23 Resultado da detecção automática: Mafra 1

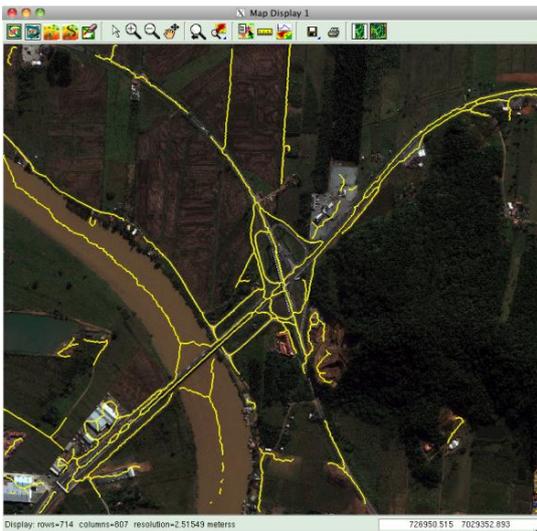


(a) Toda a imagem

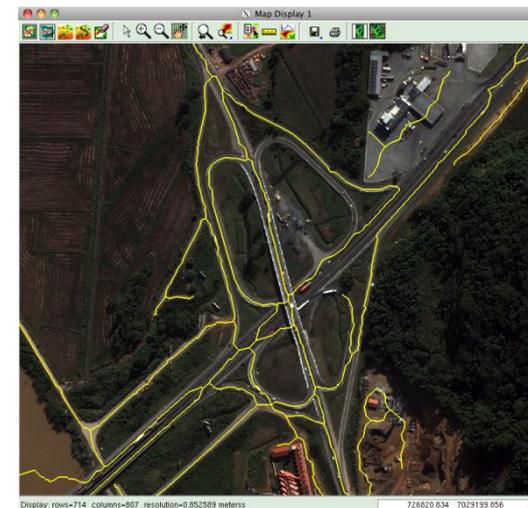


(b) Detalhe

Figura 24 Resultado da detecção automática: Mafra 2

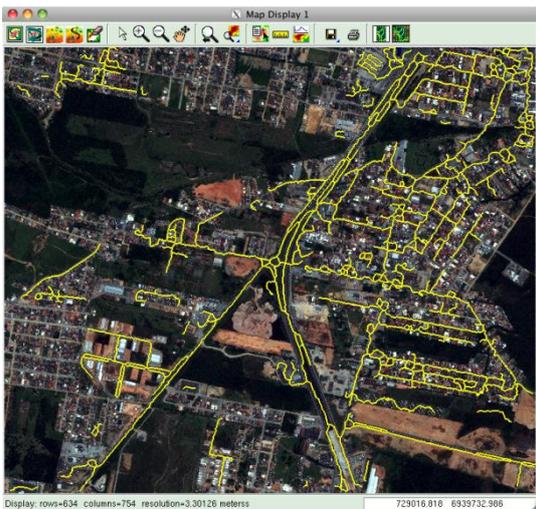


(a) Toda a imagem

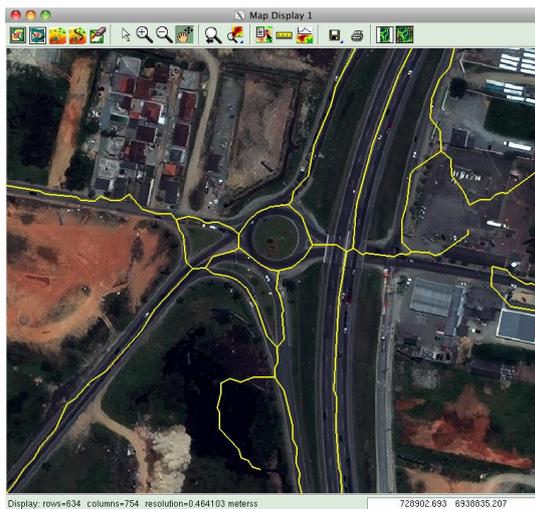


(b) Detalhe

Figura 25 Resultado da detecção automática: Navegantes

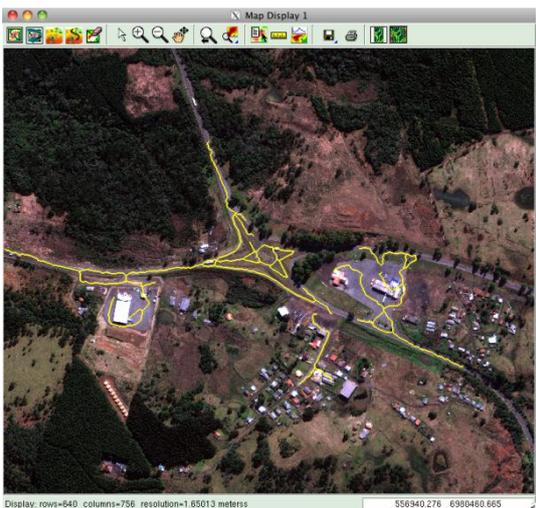


(a) Toda a imagem

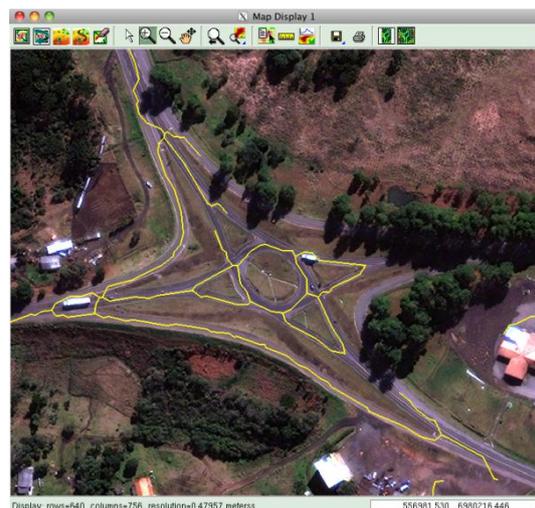


(b) Detalhe

Figura 26 Resultado da detecção automática: Palhoça

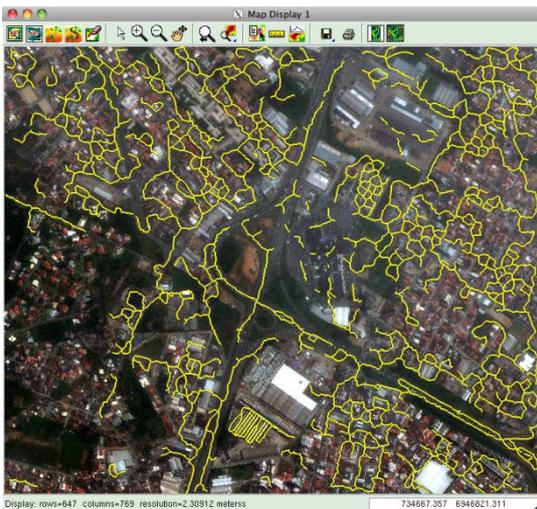


(a) Toda a imagem

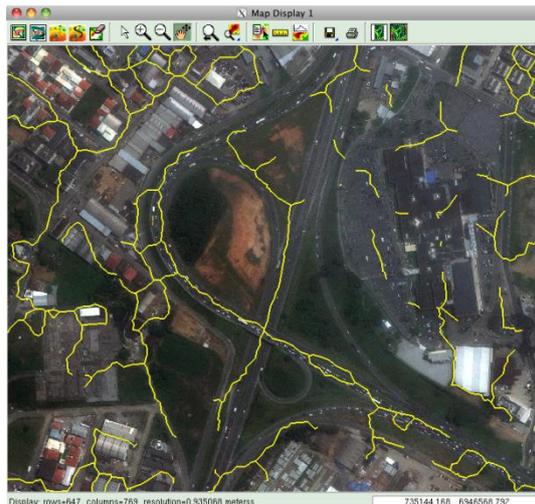


(b) Detalhe

Figura 27 Resultado da detecção automática: São Cristóvão do Sul

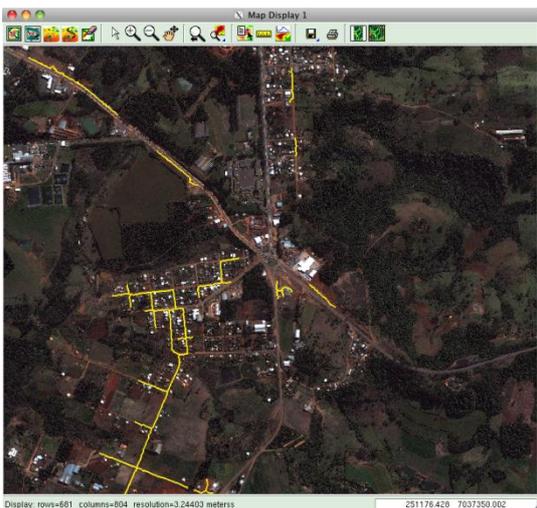


(a) Toda a imagem

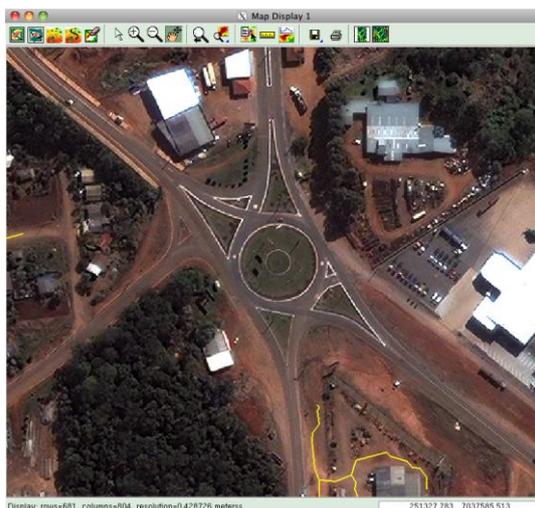


(b) Detalhe

Figura 28 Resultado da detecção automática: São José



(a) Toda a imagem



(b) Detalhe

Figura 29 Resultado da detecção automática: São Miguel do Oeste

5.2 Avaliação quantitativa

Seguindo o trabalho de HEIPKE et al. (1997), os resultados da aplicação do método sobre as imagens foi submetido a uma avaliação quantitativa. Nesta avaliação as camadas de dados de poligonais extraídas são cruzadas espacialmente com um buffer gerado a partir da camada de dados vetorizada manualmente sobre a imagem, que é tomada como referência. A situação contrária também é avaliada, onde o buffer é gerado a partir da camada de dados extraída pela detecção, que é cruzada com as poligonais da camada vetorizada manualmente.

A Figura 30 ilustra estas situações. Nas figuras 30 (a) e (b) são mostrados esquemas das duas situações de cruzamento. Nestas figuras, as siglas significam (expressões originais em inglês seguidas pelas explicações em português):

- ◆ *ME*: *matched extraction*, ou seja, extração coincidente;
- ◆ *UE*: *unmatched extraction*, ou seja, extração não coincidente;
- ◆ *MR*: *matched reference*, ou seja, referência coincidente;
- ◆ *UR*: *unmatched reference*, ou seja, referência não coincidente.

A criação das camadas de buffer (representadas na Figura 30 na cor azul) e a quantificação das extensões envolvidas nos cruzamentos são realizadas com o auxílio de funções do PostGIS. Os valores das extensões servem de base para o cálculo dos parâmetros utilizados na avaliação.

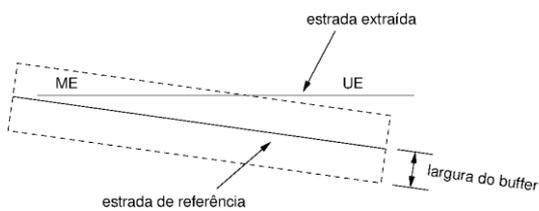
A largura do buffer sugerida em HEIPKE et al. (1997) é a metade da largura da rodovia analisada, o que equivale a uma faixa em rodovias de pista simples. Neste trabalho foi utilizado o valor de 3,6 metros na avaliação de todas as imagens.

Os parâmetros apresentados por HEIPKE et al. (1997) são seis: completude, corretude, qualidade, redundância, diferença de RMS e estatísticas de brechas (*gaps*). No presente trabalho foram determinadas as cinco primeiras. As fórmulas 1 a 5 foram utilizadas para o cálculo dos valores. Na fórmula 5, $d(\text{extr}; \text{ref})$ é a menor distância entre cada vértice da poligonal extraída em relação à poligonal de referência e n é o número de vértices.

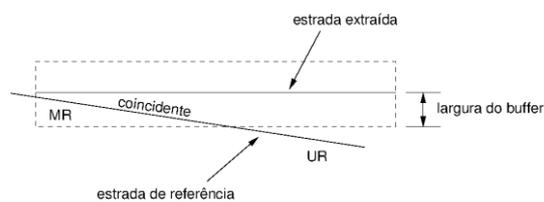
$$\text{completude} = \frac{MR}{MR + UR} \quad (1)$$

$$\text{corretude} = \frac{ME}{ME + UE} \quad (2)$$

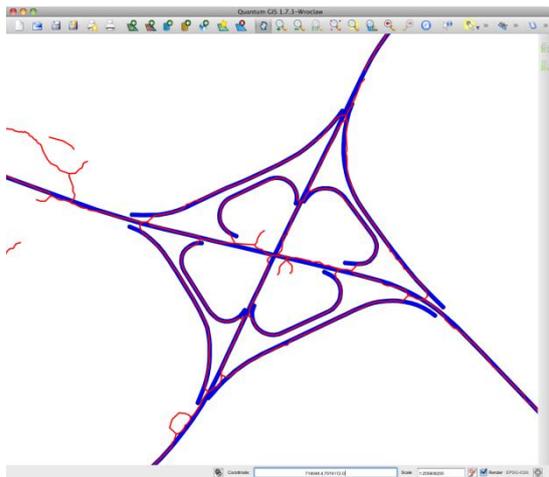
$$\text{qualidade} = \frac{ME}{ME + UE + UR} \quad (3)$$



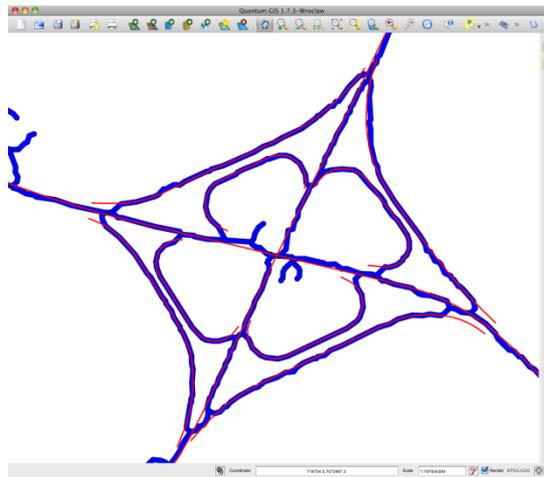
(a) Coincidência na extração, adaptado de HEIPKE et al.(1997)



(b) Coincidência na referência, adaptado de HEIPKE et al.(1997)



(c) Coincidência na extração (dados reais)



(d) Coincidência na referência (dados reais)

 Figura 30 Procedimento de averiguação de coincidência utilizando *buffer*

$$\text{redundância} = \frac{ME - MR}{ME} \quad (4)$$

$$\Delta RMS = \sqrt{\frac{\sum d(\text{extr}; \text{ref})}{n}} \quad (5)$$

Os resultados dos parâmetros são avaliados com as seguintes regras:

- ◆ Completez, corretude e qualidade: entre 0 e 1, sendo 1 o valor ótimo;
- ◆ Redundância: entre 0 e ∞ , sendo 0 o valor ótimo;
- ◆ Diferença de RMS: entre 0 e o valor da largura do buffer, sendo 0 o valor ótimo.

A Tabela 2 mostra os resultados obtidos. Valores de completez acima de 0,7 foram obtidos em cinco imagens. Destas, três tiveram também valores de corretude acima de 0,6, das quais duas com qualidade também acima de 0,6. De forma geral, os resultados quantitativos condizem com os resultados da avaliação visual. As imagens das

interseções de Araquari (Figura 18) e da primeira interseção de Mafra (Figura 23) foram as que tiveram melhores resultados, tanto de completude, quanto de corretude e de qualidade. Nestas imagens as rodovias foram detectadas corretamente e poucas poligonais foram criadas sobre elementos fora das rodovias. Nestas imagens, as únicas rodovias presentes nas cenas são as rodovias federais analisadas, que foram todas vetorizadas manualmente, estando presentes nas camadas de referência.

A imagem da segunda interseção de Araquari também teve bons resultados quanto a completude, mas resultados muito ruins para a corretude e para a qualidade. Isto condiz com a avaliação visual desta imagem, onde é possível constatar que as rodovias federais foram extraídas, porém também grandes partes da malhas viária adjacente a elas. Desta forma é computada uma grande extensão de poligonais em extração não coincidente (U E), que entra como divisor no cálculo destes parâmetros.

Os piores resultados quantitativos foram obtidos nas imagens da segunda interseção de Campos Novos (Figura 21) e na interseção de São Miguel do Oeste (Figura 29), onde há muita confusão entre as assinaturas espectrais das rodovias e dos objetos no entorno.

Apesar dos limites de 0 a ∞ para os valores de redundância colocados em HEIPKE et al. (1997), foram obtidos na prática alguns valores negativos, porém muito próximos a zero. Os autores colocam que a "a redundância representa a porcentagem na qual a extração coincidente é redundante, isto é, ela se sobrepõe sobre ela mesma". Em outras palavras, a redundância mede a repetição da extração nos locais onde há extração coincidente. Analisando as imagens das figuras colocadas na Seção 5.1, é possível perceber que realmente não ocorre tal efeito nas poligonais obtidas com o método desenvolvido, o que condiz com os valores próximos a zero.

Os valores de $\Delta RM S$ acompanham o comportamento dos valores de completude nos resultados obtidos nas diferentes imagens.

Tabela 2 Resultados da detecção automática nas imagens

| Interseção | Completude | Corretude | Qualidade | Redundância | $\Delta RM S$ |
|----------------------|------------|-----------|-----------|-------------|---------------|
| Araquari | 0.87 | 0.73 | 0.66 | -0.01 | 1.98 |
| Blumenau | 0.50 | 0.07 | 0.07 | -0.06 | 2.53 |
| Campos Novos 1 | 0.53 | 0.11 | 0.10 | -0.06 | 2.45 |
| Campos Novos 2 | 0.01 | 0.00 | 0.00 | -0.22 | 3.31 |
| Lages | 0.51 | 0.05 | 0.05 | 0.01 | 2.12 |
| Mafra 1 | 0.92 | 0.65 | 0.62 | 0.00 | 2.05 |
| Mafra 2 | 0.96 | 0.15 | 0.15 | -0.01 | 1.81 |
| Navegantes | 0.60 | 0.23 | 0.20 | -0.05 | 2.35 |
| Palhoça | 0.77 | 0.09 | 0.09 | -0.03 | 2.27 |
| São Cristóvão do Sul | 0.71 | 0.63 | 0.50 | -0.03 | 2.06 |
| São José | 0.29 | 0.02 | 0.02 | -0.14 | 2.62 |
| São Miguel do Oeste | 0.00 | 0.00 | 0.00 | -1.00 | 3.60 |

6. CONCLUSÕES

Neste trabalho foi procurando seguir o procedimento de extração automática de rodovias em imagens aéreas relatado em BRIGGS; LI (2009). Foi explorada a idéia central de serem delimitadas regiões, nas quais foram localizados os *pixels* centrais e os seus círculos de referência. Contudo, durante a implementação, algumas dificuldades foram encontradas em relação a etapas de processamento auxiliares e à sequência exata de aplicação de todos os processamentos. O resultado foi a implementação de um método adaptado e simplificado, onde alguns critérios de classificação de regiões foram substituídas. Particularmente o modo como as poligonais são definidas não foi implementado da forma como sugerida pelos autores. No trabalho original os autores colocam que esta tarefa é realizada pela concatenação dos *pixels* centrais, das regiões que são classificadas como rodovias. No presente trabalho isto foi feito com base na camada de dados resultante da classificação radiométrica. Estas simplificações foram necessárias para que o trabalho pudesse ser concluído dentro do período do projeto.

Durante o processo de segmentação da imagem, quando são aplicados os processamentos para a detecção de bordos para a delimitação das regiões, foi possível perceber que há uma grande dificuldade na criação de regiões ao longo de toda a extensão das rodovias. Isto indica que é difícil a criação das poligonais apenas a partir dos *pixels* centrais das regiões. Um maior aprofundamento na questão da segmentação, ou seja, na criação das regiões, é necessário, para que regiões suficientes sejam criadas sobre as rodovias. Foi possível concluir que este é o ponto mais crucial do método, pois o resultado de todas as etapas posteriores depende desta segmentação. É interessante que sejam estudados outros procedimentos, que sejam capazes de definir mais adequadamente os bordos.

A determinação de valores adequados para os parâmetros utilizados no método (Tabela 1) é resultado de experimentação, o que exigiu muito tempo. Desta forma, não foi possível o estudo de parâmetros que pudessem trazer melhores resultados em

cada imagem individualmente. Contudo, como o objetivo foi a implementação de um método automático, não seria adequado que para cada imagem fossem utilizados valores diferentes para os parâmetros.

Foi possível neste trabalho a implementação de um método capaz de ler imagens de satélite contendo rodovias e criar automaticamente poligonais que descrevem os seus eixos. Também foi possível a avaliação quantitativa dos resultados. Com esta experiência foi possível conhecer e relatar em detalhes um procedimento completo. Cada passo envolvido no processo foi ilustrado com figuras, para que o leitor possa acompanhar e entender o procedimento. Foi possível identificar e mostrar quais as maiores dificuldades envolvidas e quais os pontos onde é necessário um maior desenvolvimento para que se chegue a melhores resultados de forma geral.

Neste trabalho o resultado final é dado em formato vetorial, ou seja, em poligonais geográficas. Nem todos os autores consultados na literatura internacional apresentam o resultado desta forma, resumindo os seus trabalhos aos processamentos em formato *raster*.

Para um desenvolvimento maior do método seria interessante o estudo mais aprofundado de algumas funções auxiliares, sendo procuradas bibliotecas prontas em outras linguagens de programação ou sendo feita a implementação própria baseada em material teórico. De forma geral, dois pontos principais podem ser citados: o aprimoramento na detecção de bordos e a criação das poligonais pela concatenação de *pixels* centrais utilizando ajustamento de splines ou pelo uso da técnica de ribbon snakes, por exemplo. Por consequência da formação das poligonais a partir dos *pixels* centrais, deve ser também adicionado ao método um procedimento de fechamento de brechas entre poligonais consecutivas. Além disso, pode ser explorado o uso da transformação de Hough para teste de colinearidade de *pixels* centrais, o que serviria como um atributo adicional para a classificação das regiões. Na parte da classificação radiométrica, seria interessante verificar os resultados obtidos sendo deixada inicialmente livre a formação das assinaturas espectrais, em um procedimento de classificação automática não supervisionada, e então verificar as classes predominantes nos *pixels* das regiões classificadas morfologicamente como rodovias. Desta forma não seriam geradas camadas de treinamento para a classificação.

REFERÊNCIAS

BRIGGS, R.; LI, Y. Automatic extraction of roads from high resolution aerial and satellite images with heavy noise. World Academy of Science, Engineering and Technology, n. 54, p. 7, July 2009.

CGPERT/DNIT; LABTRANS/UFSC. Estudos para proposição de melhorias das condições de segurança viária da malha viária sob jurisdição do DNIT. Produto Parcial 1A - Identificação das Interseções entre Rodovias Federais no Estado de Santa Catarina. [S.l.], outubro 2011.

CHRISTOPHE, E.; INGLADA, J. Robust road extraction for high resolution satellite images. In: Image Processing, 2007. ICIP 2007. IEEE International Conference on. [S.l.: s.n.], 2007. v. 5, p. V-437-V-440. ISSN 1522-4880.

HEIPKE, C. et al. Evaluation of automatic road extraction. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, p. 47-56, 1997.

