

GUILHERME PINA CARDIM

**PROPOSIÇÃO DE PLATAFORMA CO-DESIGN PARA
PROCESSAMENTO DE IMAGENS DE SENSORIAMENTO REMOTO**

GUILHERME PINA CARDIM

**PROPOSIÇÃO DE PLATAFORMA CO-DESIGN PARA
PROCESSAMENTO DE IMAGENS DE SENSORIAMENTO REMOTO**

Tese de doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas da FCT – Faculdade de Ciências e Tecnologia da UNESP – Universidade Estadual Paulista, campus de Presidente Prudente e ao Programa de Pós-Graduação em Eletrônica: Sistemas Eletrônicos Avançados, Sistemas Inteligentes da UAH – Universidad de Alcalá de Henares.

Orientadores: Prof. Dr. Erivaldo Antônio da Silva

Prof. Dr. Ignacio Bravo Muñoz

Coorientadores: Prof. Dr. Maurício Araújo Dias

Prof. Dr. Alfredo Gardel Vicente

Ficha catalográfica elaborada pela Seção Técnica de Aquisição e Tratamento da Informação - Diretoria Técnica de Biblioteca e Documentação - UNESP, Campus de Presidente Prudente

C258p Cardim, Guilherme Pina.
Proposição de plataforma de co-design para processamento de imagens de sensoriamento remoto / Guilherme Pina Cardim. - 2019
122 f. : il.

Orientadores: Erivaldo Antônio da Silva, Ignacio Bravo Muñoz
Coorientadores: Maurício Araújo Dias, Alfredo Gardel Vicente
Tese (doutorado) - Universidade Estadual Paulista (Unesp), Faculdade de Ciências e Tecnologia, Presidente Prudente, Universidad de Alcalá, 2019
Inclui bibliografia

1. PDI. 2. Crescimento de regiões. 3. Morfologia matemática. 4. Extração de malhas viárias. 5. Sensoriamento remoto. 6. GPU. I. Silva, Erivaldo Antônio da. II. Muñoz, Ignacio Bravo. III. Dias, Maurício Araújo. IV. Vicente, Alfredo Gardel. V. Universidade Estadual Paulista (Unesp), Faculdade de Ciências e Tecnologia, Presidente Prudente. VI. Universidad de Alcalá. VII. Título.

Alessandra Kuba Oshiro Assunção
CRB-8/9013

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO DA TESE: Proposição de plataforma co-design para processamento de imagens de sensoriamento remoto

AUTOR: GUILHERME PINA CARDIM

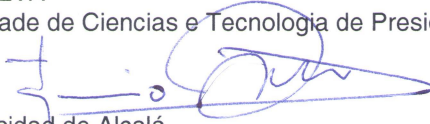
ORIENTADOR: ERIVALDO ANTONIO DA SILVA

ORIENTADOR CO-TUTELA: IGNACIO BRAVO MUÑOZ

COORDENADOR: MAURÍCIO ARAÚJO DIAS

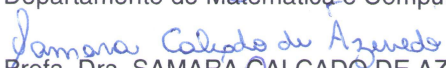
Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de Doutor em CIÊNCIAS CARTOGRÁFICAS, área: Aquisição, Análise e Representação de Informações Espaciais pela Comissão Examinadora:

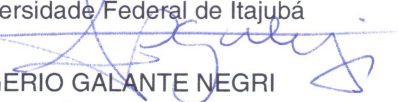

Prof. Dr. ERIVALDO ANTONIO DA SILVA
Departamento de Cartografia / Faculdade de Ciências e Tecnologia de Presidente Prudente


Prof. Dr. IGNACIO BRAVO MUÑOZ
Departamento de Electrónica / Universidad de Alcalá


Prof. Dr. ALMIR OLIVETTE ARTERO
Departamento de Matemática e Computação / UNESP/Câmpus de Presidente Prudente


Prof. Dr. MILTON HIROKAZU SHIMABUKURO
Departamento de Matemática e Computação / Faculdade de Ciências e Tecnologia de Presidente Prudente


Profa. Dra. SAMARA CALÇADO DE AZEVEDO
UNIFEI / Universidade Federal de Itajubá


Prof. Dr. ROGÉRIO GALANTE NEGRI
Departamento de Engenharia Ambiental / Instituto de Ciência e Tecnologia do Câmpus de São José dos Campos/UNESP

Presidente Prudente, 17 de setembro de 2019

DEDICATÓRIA

Dedico essa tese primeiramente à Deus; a minha esposa Géssica; aos meus pais, Délcio e Maria Lúcia; ao meu irmão Henrique; e a todos aqueles que me apoiaram durante essa jornada.

AGRADECIMENTOS

A realização deste trabalho só foi possível graças à colaboração direta de diversas pessoas. Manifesto gratidão a todas elas e de forma particular:

Primeiramente a Deus, pelo presente da vida e por me capacitar para a realização de mais um grande objetivo.

Ao professor, orientador e amigo, Dr. Erivaldo Antônio da Silva, pela dedicação, confiança, paciência, profissionalismo, sabedoria, compreensão e apoio na condução dessa pesquisa.

Aos professores, supervisores e amigos, Ignacio Bravo Muñoz e Alfredo Gardel Vicente, pela confiança e sabedoria passada, e por me receberem prontamente na Universidad de Alcalá de Henares, dando suporte e apoio na realização do estágio pesquisa e do doutorado cotutela.

Ao professor, coorientador e amigo, Dr. Maurício Araújo Dias, pela amizade, confiança, paciência, dedicação e todos os ensinamentos transmitidos.

À minha esposa Géssica, pelo amor e carinho dedicado, pela paciência e compreensão dos meus momentos ausentes, de estresses e de desespero.

Aos meus pais, Délcio e Maria Lúcia, dos quais não herdei apenas o nome, mas também a coragem, determinação e fé e por entenderem meus momentos de ausência e estresses.

Ao meu irmão Henrique por dedicar sua verdadeira amizade e por me falar as verdades necessárias, mas que comumente não gostamos de escutar.

Aos amigos e professores do grupo de pesquisa em morfologia matemática, especialmente para Samara, Miriam, Fernanda e Renan, por me aguentarem na sala de permanência e pelas diversas ajudas e sugestões que contribuíram sempre para a realização da pesquisa.

Ao programa de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas (PPGCC) e à Universidade Estadual Paulista (UNESP) pela infraestrutura fornecida e pelas oportunidades disponibilizadas. Aos professores da instituição pelos ensinamentos e conhecimentos que contribuíram para minha formação acadêmica.

Aos funcionários e amigos do curso de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas da UNESP e do departamento de Eletrônica da UAH que foram de extrema importância no desenvolvimento desse trabalho.

À Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP) pelo financiamento deste projeto, em forma de bolsa de estudos nacional (Processo nº 2014/24392-8) e no exterior (Processo BEPE nº 2016/04553-2)

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001

E a todos, que direta ou indiretamente, contribuíram para que eu pudesse alcançar meu objetivo na realização deste trabalho.

RESUMO

O processamento digital de imagens (PDI) consiste em uma área de grande interesse científico. Em Cartografia, o PDI é muito utilizado para extração de feições cartográficas de interesse presentes nas imagens de sensoriamento remoto (SR). Dentre as feições cartográficas, a detecção de malhas viárias é de grande interesse científico, pois proporciona a obtenção de informações atualizadas e acuradas para a realização de planejamentos urbanos. Devido à sua importância, a literatura científica possui diversos trabalhos propondo diferentes metodologias de extração de malhas viárias em imagens digitais. Dentre as metodologias, é possível encontrar metodologias propostas baseadas em lógica fuzzy, em detector de bordas e crescimento de regiões, por exemplo. Contudo, os estudos existentes focam na aplicação da metodologia de extração para determinadas áreas ou situações e utilizam recortes da imagem em seus estudos devido à grande quantidade de informações contidas nessas imagens. O avanço tecnológico proporcionou que imagens de SR sejam adquiridas com alta resolução espacial, espectral e temporal. Esse fato produz uma grande quantidade de dados a serem processados durante estudos desenvolvidos nessas imagens, o que acarreta um alto custo computacional e, conseqüentemente, um alto tempo de processamento. Na tentativa de reduzir o tempo de execução das metodologias de extração, os desenvolvedores dedicam esforços na redução da complexidade dos algoritmos e na utilização de outros recursos hardware disponíveis, sugerindo então, soluções que incluem o processamento a nível de software e hardware. Sendo assim, o presente trabalho apresenta uma metodologia de extração de malhas viárias que pode ser aplicada considerando diferentes tipos de vias e sob imagens de SR de alta resolução espacial com grandes dimensões. Para isso, a metodologia proposta para a extração se baseia no algoritmo de crescimento de regiões, para o qual foi proposta uma nova implementação de forma a possibilitar sua execução em uma plataforma GPU (*Graphics Processing Unit*) com o intuito de obter melhores desempenhos. Os resultados da extração foram avaliados estatisticamente, por métricas definidas na literatura, apresentando resultados satisfatórios, sendo verificado uma maior dificuldade em cenas mais complexas contendo vias urbanas. Em termos de desempenho, a utilização do algoritmo de crescimento de região proposto possibilitou que a metodologia de extração fosse executada com tempos inferiores a

20% quando comparado com a utilização do algoritmo anteriormente desenvolvido para a grande maioria das imagens testadas. Além disso, aplicou-se a metodologia proposta em plataforma GPU para compor o sistema *co-design* proposto. O comportamento e desempenho da metodologia de extração foi avaliada em duas GPUs distintas, obtendo vantagens na execução de grandes imagens. No entanto, quando se utiliza a plataforma GPU para processar imagens menores obteve-se dois cenários distintos de acordo com a GPU avaliada. Para a GPU mais potente, obteve-se vantagem, em termos de tempo de processamento, para a grande maioria das imagens. Porém ao utilizar a GPU menos potente, o custo do transporte da imagem entre a memória do computador e da GPU acarretou em um maior tempo de execução da extração. Dessa forma, essa pesquisa contribui para a literatura científica ao propor uma metodologia de extração de malhas viárias para diferentes tipos de vias, a qual pode ser aplicada às imagens de sensoriamento remoto com alta complexidade. Além disso, um sistema *co-design* foi gerado e avaliado em relação as vantagens e desvantagens obtidas na aplicação da metodologia de extração proposta em duas plataformas GPU distintas.

Palavras-chave: PDI; crescimento de regiões; morfologia matemática; extração de malhas viárias; sensoriamento remoto, GPU.

RESUMÉN

El procesamiento digital de imágenes (PDI) consiste en un área de gran interés científico en diferentes áreas. En Cartografía, el PDI es muy utilizado en estudios de teledetección para extracción de los objetos cartográficos de interés presentes en las imágenes orbitales. Entre los objetos cartográficos de interés, la detección de redes viales se ha vuelto de gran interés científico proporcionando la obtención de informaciones actualizadas y precisas para la realización de planificaciones urbanas, por ejemplo. En este sentido, la literatura científica posee diversos trabajos proponiendo diferentes metodologías de extracción de redes viales en imágenes orbitales. Es posible encontrar metodologías propuestas basadas en lógica fuzzy, detector de bordes y crecimiento por región, por ejemplo. Sin embargo, los estudios existentes se centran en la aplicación de la metodología de extracción para determinadas áreas o situaciones y utilizan recortes de la imagen orbitales en sus estudios debido a la gran cantidad de informaciones contenidas en esas imágenes. Además, el avance tecnológico proporcionó que las imágenes de teledetección se adquieran con altas resoluciones espacial, espectral y temporal. Este hecho produce una gran cantidad de datos a ser procesados durante estudios desarrollados en esas imágenes, lo que acarrea en un alto costo computacional y, consecuentemente, un alto tiempo de procesamiento. En el intento de reducir el tiempo de respuesta de las metodologías de extracción, los investigadores se dedican a reducir la complejidad de los algoritmos y el uso de otros recursos de hardware disponibles, sugiriendo soluciones que incluyen el procesamiento a nivel de software y hardware. Siendo así, el presente trabajo propone una metodología de extracción de mallas viales que pueda ser aplicada en diferentes tipos de vías e imágenes orbitales de alta resolución espacial y de grandes dimensiones, sin la necesidad de generar recortes sobre esas. Para eso, la metodología de extracción se basa en el algoritmo de crecimiento por región, para el cual se propuso una nueva implementación para posibilitar su ejecución en una plataforma GPU con el fin de obtener mejores desempeños. Los resultados de la extracción fueron evaluados estadísticamente, por métricas definidas en la literatura, presentando resultados satisfactorios, siendo verificada una mayor dificultad en escenas más complejas que contenían vías urbanas. En términos de desempeño, la utilización del algoritmo de crecimiento por región propuesto posibilitó que la metodología de extracción fuera

ejecutada con tiempos inferiores al 20% en la gran mayoría de las imágenes probadas. Además, se aplicó la metodología propuesta en plataforma GPU para componer el sistema codiseño propuesto. El comportamiento y desempeño de la metodología de extracción fue evaluado en dos GPU distintas, obteniendo ventajas en la ejecución de grandes imágenes. Sin embargo, cuando se utiliza la plataforma GPU para procesar imágenes más pequeñas se obtuvieron dos escenarios distintos de acuerdo con la GPU evaluada. Para la GPU más potente, se obtuvo ventaja, en términos de tiempo de procesamiento, para la gran mayoría de las imágenes, pero al utilizar la GPU menos potente, el costo del transporte de la imagen entre la memoria del ordenador y la GPU imposibilitó la obtención de los resultados más rápidamente. De esta forma, esta investigación contribuye a la literatura científica al proponer una metodología de extracción de redes viales para diferentes tipos de vías, la cual puede ser aplicada a imágenes de teledetección enteras, sin la necesidad de efectuar recortes. Además, un sistema codiseño fue generado y evaluado en relación con las ventajas y desventajas obtenidas en la aplicación de la metodología de extracción propuesta en dos plataformas GPU distintas.

Palabras-clave: PDI; crecimiento de región; morfología matemática; extracción de redes viales; teledetección; GPU.

ABSTRACT

Digital image processing (DIP) consists of an area of great scientific interest in different areas. In Cartography, the DIP is widely used in remote sensing studies to extract cartographic features of interest present in orbital images. Among the cartographic features, the detection of road networks has become of great scientific interest, since it can provide accurate and updated information for urban planning, for example. In this sense, the scientific literature has several works proposing different methodologies of extraction of road networks in orbital images. It is possible to find proposed methodologies based on fuzzy logic, edge detector and growth by region, for example. However, the existing studies focus on the application of the extraction methodology to certain areas or situations and use orbital image cuts in their studies due to the large amount of information contained in these images. In addition, the technological advance has allowed the acquisition of remote sensing images with high spatial, spectral and temporal resolutions. This fact produces a large amount of data to be processed during studies developed in these images, which results in a high computational cost and, consequently, a high processing time. In an attempt to reduce the response time of the extraction methodologies, the developers dedicate efforts in reducing the complexity of the algorithms and in using some available hardware resources suggesting solutions that include software and hardware processing. Therefore, the present work proposes a methodology for the extraction of different types of road networks and orbital images of high spatial resolution, without the need to generate cutbacks. In this sense, the proposed methodology for road extraction is based on the algorithm of region growing, for which a new implementation was proposed in order to allow its execution in a GPU platform with the intention of obtaining better performances. The results of the extraction were statistically evaluated by metrics defined in the literature, presenting satisfactory results, being verified a greater difficulty to delimitate urban roads present in complex scenes. In terms of performance, the use of the proposed algorithm of region growing allows to perform the extraction methodology with 20% less time in the majority of the images tested. In addition, the extraction methodology was applied to the GPU platform to compose the proposed co-designing system. The behavior and performance of the extraction methodology was evaluated in two distinct GPUs, obtaining advantages in the execution of large images. However, when using the GPU platform

to process smaller images, two different scenarios were obtained according to the evaluated GPU. For the most powerful GPU, the processing time was advantageous for the vast majority of the images, but when using the less powerful GPU, the cost of transporting the image between the computer and GPU memories did not allow the results to be obtained more quickly. Thus, this research contributes to the scientific literature by proposing a methodology for the extraction of different types of road networks, which can be applied to a complete remote sensing image of high spatial resolutions without the need to split it. In addition, a co-design system was generated and evaluated in relation to the advantages and disadvantages obtained in the application of the proposed extraction methodology in two different GPU platforms.

Key words: DIP; region growing; mathematical morphology; road network extraction; remote sensing; GPU.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Ejemplo de cada grupo de imágenes de BD1. (a) Carreteras; (b) Vías urbanas; (c) Caminos rurales; (d) ISRPS.....	27
Figura 2. Diagrama de flujo de la metodología de detección de redes viales.	29
Figura 3. Diagrama de flujo simplificado para el algoritmo CRI.	31
Figura 4. Diagrama de flujo simplificado para el algoritmo CRN.	32
Figura 5. Resultado de la metodología de extracción para la imagen de ejemplo. (a) Imagen original. (b) Imagen de muestras. (c) Imagen resultante.	33
Figura 6. Resultado de la metodología de extracción y referencia para la imagen de ejemplo. (a) Imagen original. (b) Imagen resultante. (c) Imagen de referencia.	33
Figura 7. Ejemplos de resultados obtenidos por las tres metodologías de extracción probadas en el BD1.....	35
Figura 8. Comparación de tiempo medio de ejecución entre los algoritmos CRI y CRN aplicados al BD1.....	37
Figura 9. Comparación de tiempo medio de ejecución entre los algoritmos CRI y CRN aplicados al BD2.....	38
Figura 10. Comparación de tiempos relativa al uso del algoritmo CRI aplicado al BD1.	39
Figura 11. Comparación de tiempo relativa al uso del algoritmo CRI aplicado al BD2.	39
Figura 12. Comparación de tiempo relativa a la aplicación de la metodología en GPU en el BD1.	40
Figura 13. Comparación de tiempo relativa a la aplicación de la metodología en GPU en el BD1.	41
Figura 14. Comparación de tiempo relativa a la aplicación de la metodología en GPU en el BD1 utilizando el ordenador 2.....	42
Figura 15. Comparación de tiempo relativa a la aplicación de la metodología en GPU en el BD2 utilizando el ordenador 2.....	42
Figura 16. Possíveis cenários de processamento em hardware <i>on board</i>	61
Figura 17. Arquitetura da metodologia <i>delay-lines</i>	62
Figura 18. Utilização de portas OR para computação da dilatação morfológica.....	62
Figura 19. Poder de Processamento: CPU x GPU.	63
Figura 20. Estrutura das plataformas CPU e GPU.	64

Figura 21. Exemplo de imagem de cada categoria de imagens selecionada do BD1. (a) Rodovias; (b) Vias urbanas; (c) Estradas rurais; (d) ISRPS.	67
Figura 22. Exemplo de imagem do BD2.....	68
Figura 23. Etapas desenvolvidas.....	69
Figura 24. Sistemática da busca recursiva efetuada pelo algoritmo CR.	70
Figura 25. Fluxograma simplificado para o algoritmo de CR.....	71
Figura 26. Exemplos de elementos estruturantes.	72
Figura 27. Exemplo de dilatação morfológica.	73
Figura 28. Exemplo de erosão morfológica.....	74
Figura 29. Exemplo de fechamento morfológico.	75
Figura 30. Exemplo de fechamento por área com valor de área igual a 2.....	76
Figura 31. Fluxograma da metodologia de detecção de malhas viárias.	77
Figura 32. Fluxograma da metodologia de detecção para casos de obstrução e vias paralelas.	78
Figura 33. Processo de avaliação estatística de um resultado de extração.....	79
Figura 34. Metodologia de extração de malhas viárias definida por Sghaier e Lepage (2016).	81
Figura 35. Metodologia descrita por Ma et al. (2013)	82
Figura 36. Fluxograma simplificado da nova proposta para o algoritmo de CRN.....	84
Figura 37. Imagem exemplo utilizada no teste da metodologia de extração de malhas viárias proposta.....	86
Figura 38. Imagem contendo amostras do alvo de interesse para o exemplo	87
Figura 39. Resultado da metodologia de extração para a imagem exemplo.....	88
Figura 40. Resultado da metodologia de extração com a aplicação de etapas adicionais para a reconstrução de segmentos obstruídos.	89
Figura 41. Imagem de referência obtida para a imagem apresentada como exemplo.....	90
Figura 42. Exemplos de resultados obtidos pelas três metodologias de extração testadas no BD1.	92
Figura 43. Imagens de referência geradas para os exemplos apresentados para cada grupo de imagens do BD1. (a) Rodovias; (b) Vias urbanas; (c) Estradas rurais; (d) ISRPS.....	93
Figura 44. Distribuição da métrica <i>completeness</i> obtida para o BD1.	94
Figura 45. Distribuição da métrica <i>correctness</i> obtida para o BD1.	95

Figura 46. Distribuição da métrica <i>quality</i> obtida para o BD1.	95
Figura 47. Comparativo de tempo médio de execução entre os algoritmos CRI e CRN aplicados ao BD1.	98
Figura 48. Comparativo de tempo médio de execução entre os algoritmos CRI e CRN aplicados ao BD2.	99
Figura 49. Quantidade de pixels processados nas imagens do BD1.	100
Figura 50. Quantidade de pixels processados nas imagens do BD2.	100
Figura 51. Comparação de tempo relativa ao uso do algoritmo CRI aplicado ao BD1.	101
Figura 52. Comparação de tempo relativa ao uso do algoritmo CRI aplicado ao BD2.	102
Figura 53. Comparação de tempo relativa à aplicação da metodologia em GPU no BD1.	103
Figura 54. Comparação de tempo relativa à aplicação da metodologia em GPU no BD2.	104
Figura 55. Comparação de tempo relativa à aplicação da metodologia em GPU no BD1 utilizando o computador 2.	105
Figura 56. Comparação de tempo relativa à aplicação da metodologia em GPU no BD2 utilizando o computador 2.	106

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Comparativa de metodologías de extracción de redes viales.	25
Tabla 2. Características de las imágenes del BD1.....	27
Tabla 3. Resumen de las características de las imágenes de BD2.....	28
Tabla 4. Comparativo estadístico de las tres metodologías probadas en el BD1.	36

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Comparativo de metodologias de extração de malhas viárias.....	59
Tabela 2. Características das imagens do BD1.	67
Tabela 3. Resumo das características das imagens do BD2	68
Tabela 4. Análise estatística dos resultados obtidos para a imagem exemplo.....	91
Tabela 5. Comparativo estatístico das três metodologias testadas no BD1	93

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ALU	Arithmetic Logic Unit
BD1	Banco de Dados 1
BD2	Banco de Dados 2
CNN	Convolutional Neural Network
CPU	Central Processing Unit
CR	Crescimento de Região
CRI	Algoritmo de Crescimento de Região Inicial
CRN	Nova abordagem para o algoritmo de Crescimento de Região
CSNN	Constraint Satisfaction Neural Network
CSNN-II	CSNN complementary Information Integration
DSM	Dominant Singular Measure
EDP	Equações Diferenciais Parciais
EE	Elemento Estruturante
FPGA	Field-Programmable Gate Array
GPU	Graphics Processing Unit
ISPRS	International Society for Photogrammetry and Remote Sensing
LIC	Linear Integral Convolutional
MM	Morfologia Matemática
PDI	Processamento Digital de Imagens
P-SVM	Probabilistic Support Vector Machine
SFS-SD	Structural Feature Set using Standard Deviation
SVM	Support Vector Machine
VHDL	VHSIC Hardware Description Language
VHSIC	Very High Speed Integrated Circuits

SUMÁRIO

1. RESUMÉN EXTENDIDO	20
1.1 Introducción	20
1.1.1. Consideraciones iniciales	20
1.1.2. Objetivos	22
1.1.3. Trabajos Relacionados.....	23
1.2 Materiales y Métodos.....	25
1.2.1. Materiales.....	25
1.2.2. Metodología.....	28
1.3 Resultados y Discusión.....	32
1.3.1. Resultados obtenidos con la metodología de extracción propuesta.....	32
1.3.2. Análisis estadístico y comparación con otras metodologías de la literatura.....	33
1.3.3. Aplicación de la metodología de extracción en plataforma GPU.....	36
1.4 Consideraciones Finales.....	43
2. INTRODUÇÃO	46
2.1 Considerações Iniciais.....	46
2.2 Objetivos.....	49
2.3 Justificativa	50
2.4 Estrutura da Tese	52
3. TRABALHOS RELACIONADOS.....	53
3.1 Metodologias para Extração de Malhas Viárias.....	53
3.2 Processamento Digital de Imagens por Hardware.....	59
4. MATERIAIS E MÉTODOS.....	65
4.1 Materiais	65
4.1.1. Equipamentos	65
4.1.2. Conjunto de imagens	66

4.2 Metodologia	69
4.2.1. Definição da metodologia de extração de malhas viárias proposta.....	69
4.2.2. Análise estatística e comparação com outras metodologias	78
4.2.3. Aplicação da metodologia de extração em GPU	83
5. RESULTADOS E DISCUSSÃO	85
5.1 Resultados Obtidos com a Metodologia de Extração Proposta	85
5.2 Avaliação Estatística e Comparação com Outras Metodologias.....	89
5.3 Aplicação da Metodologia em GPU	96
6. CONCLUSÕES.....	107
REFERÊNCIAS.....	111
ANEXO I – PUBLICAÇÕES.....	117

1. RESUMÉN EXTENDIDO

1.1 Introducción

1.1.1. Consideraciones iniciales

Actualmente hay un gran número de operaciones y aplicaciones en el área de estudio de Procesamiento Digital de Imágenes (PDI). El PDI tiene cada vez más aplicaciones en investigaciones científicas, tales como producción industrial, defensa nacional o cartografía, entre otras (CHONG; HONG; ZHEN, 2011; LI et al., 2016; PARKER, 1996). Por ejemplo, el uso de PDI posibilita que imágenes de teledetección, obtenidas por satélites artificiales en la órbita terrestre, sean objetos de estudios relacionados con la cartografía de las áreas (MOHAMMADZADEH; TAVAKOLI; ZOEJ, 2006).

Entre los estudios en cartografía, que involucran al PDI en imágenes de teledetección, se encuentran las metodologías para detección y/o extracción de los objetos cartográficos de interés. Este enfoque de estudios se ha vuelto relevante por el hecho de que existe una gran necesidad de obtener informaciones actualizadas y precisas para la planificación urbana, principalmente cuando las informaciones son relativas a la red vial, una vez que los órganos competentes las utilizan para la gestión, planificación y toma de decisiones (GALLIS, 2006; HINZ; BAUMGARTNER, 2000).

Aunque hay una amplia variedad de estudios relacionados con la detección automática de objetos cartográficos de interés (ISHIKAWA, 2008; LI et al., 2016; PÉTERI; CELLE; RANCHIN, 2003; RODRIGUES; SILVA; LEONARDI, 2010; SANTIAGO et al., 2012 TUPIN et al., 1998), en 2007, un estudio afirmó que, hasta aquél momento, no fue posible encontrar en la literatura una metodología definitiva para la detección de cualquier objeto cartográfico de interés en cualquier situación y en cualquier imagen, problema que existe hasta los días actuales. Por lo tanto, los investigadores continúan trabajando en el desarrollo de diferentes metodologías para la detección automática de los objetos cartográficos de interés. Entre los trabajos es posible identificar metodologías basadas en diferentes conceptos, tales como morfología matemática (SANTIAGO et al., 2012, WANG, SHAN, 2012); lógica fuzzy (MOHAMMADZADEH, TAVAKOLI, ZOEJ, 2006), detector de bordes (ALI,

CLAUSI, 2001); y en el algoritmo de crecimiento por región (CARDIM et al., 2016, HERUMURTI et al., 2012, 2013).

Un objetivo común entre las metodologías de detección y reconocimiento de objetos en imágenes digitales es la evaluación regional de la información, siendo este el motivo por el cual la Morfología Matemática (MM) se destaca entre otros enfoques de la literatura. La MM tiene la capacidad de obtener informaciones geométricas de los objetos presentes en la imagen, lo que es realizado por la comparación de toda la imagen con una máscara, con dimensión y forma conocida, denominada como elemento estructural (VELTEN; KUMMERT, 2004).

El algoritmo de Crecimiento de Región (CR) también viene siendo ampliamente utilizado en la comunidad científica. El CR tiene la capacidad de segmentar la imagen y mantener sólo los objetos conectados a las muestras cedidas por el usuario. Además, el algoritmo CR presenta resultados significativos en la segmentación de imágenes para la obtención de los objetos cartográficos (HERUMURTI et al., 2012, 2013, LU et al., 2014, XIAOLIN et al., 2018).

Es importante resaltar que las imágenes obtenidas por satélite son normalmente de gran tamaño, alta resolución espacial y radiométrica, lo que produce una gran cantidad de datos a procesar. De esta forma, los algoritmos de PDI efectúan un alto volumen de operaciones y, por lo tanto, necesitan varios recursos de hardware para que los resultados sean obtenidos. Así, el principal desafío en el desarrollo de sistemas de visión computacional es la necesidad de aplicaciones en tiempo real, las cuales necesitan de hardware dedicado, en lugar de procesadores de propósitos generales (VEGA-RODRIGUEZ, et al. 2001).

Para reducir el tiempo de respuesta, los desarrolladores se empeñan en disminuir la complejidad de los algoritmos y utilizar al máximo los recursos de hardware disponibles. Sin embargo, considerando los recursos, la calidad y las dimensiones de las imágenes actuales, aún no es factible la realización de procesamiento de imágenes completas de teledetección en tiempo real. Esto es debido a la cantidad de datos en una imagen que se está convirtiendo cada vez mayor debido al aumento constante de la resolución espacial y radiométrica (ALALI; MHAIDAT; ALJARRAH, 2013).

Además, las aplicaciones de PDI actuales demandan una alta carga computacional, haciendo que las propuestas específicas de soluciones en software y/o incluyendo procesamiento directo en hardware dedicado, sean consideradas

(BENKRID et al., 2001). Por ese motivo, existen diversas investigaciones relacionadas con el desarrollo de sistemas computacionales uniendo hardware y software para un mejor desempeño de las operaciones de PDI (BARTOVSKY et al., 2012; GONZÁLEZ et al., 2013; GOUR et al., 2014; RAMESH et al., 2014).

En este sentido, la investigación de la presente tesis doctoral tiene como objetivo principal la proposición de una metodología de extracción de redes viales, a partir de imágenes de teledetección de alta resolución espacial, que pueda ser implementada y ejecutada por medio de GPU (*Graphic Processing Unit*) con el fin de obtener un mejor rendimiento. La metodología de extracción propuesta está basada en la aplicación de una adaptación del algoritmo de CR para la segmentación de la imagen y procesamiento morfológico para mejorar el resultado de la segmentación en el ámbito de extracción de redes viales. Para ello, se propuso un nuevo enfoque para el algoritmo de CR para eliminar la idea recursiva existente en ese algoritmo y, por consiguiente, permitir su ejecución en una plataforma dedicada de procesamiento de imágenes. Esta investigación se mostró relevante para la literatura científica por proporcionar el estudio y la utilización de diferentes conceptos, algoritmos y tecnologías, así como aplicarlos en el área de cartografía.

1.1.2. Objetivos

La presente tesis tiene por objetivo principal el desarrollo y la aplicación de una metodología para detección de diferentes redes viales a partir de imágenes de teledetección de alta resolución espacial y grandes dimensiones por medio de soluciones a nivel de software y hardware para obtener mejores rendimientos. En este sentido, el estudio se basa en la hipótesis de que es viable implementar una metodología para detección de distintas redes viales que haga uso de hardware dedicado de procesamiento de imágenes. En vista del objetivo principal presentado, se establecieron los siguientes objetivos específicos:

- Estudiar y desarrollar una metodología para detectar las redes viales de diferentes tipos (carreteras, vías urbanas y caminos rurales) a partir de imágenes de detección remota monocromática de alta resolución espacial.
- Constituir un conjunto de imágenes de teledetección monocromáticas de alta resolución espacial que contengan diferentes tipos de redes viales y diferentes características.

- Probar y evaluar la metodología de detección en las imágenes seleccionadas previamente para las pruebas.
- Estudiar plataformas de procesamiento en hardware y determinar cuál mejor se aplica a este estudio.
- Adaptar o desarrollar la metodología de detección para que pueda ser aplicada en la plataforma de hardware determinada, creando un sistema entre soluciones en software y hardware.
- Evaluar y comparar los resultados obtenidos con la aplicación de la metodología en los procesadores de propósitos generales y en la plataforma de hardware seleccionada.

1.1.3. Trabajos Relacionados

Hay un amplio conjunto de estudios buscando propuestas ideales para la detección de redes viales a partir de imágenes de teledetección. La gran disponibilidad de propuestas está justificada por la gran variabilidad en los tipos de objetos, características de obtención y generación de imágenes. Este hecho influye directamente en la aplicación de las metodologías de extracción y dificulta el desarrollo de una única metodología que obtenga resultados satisfactorios para todos los escenarios posibles en la detección de los objetos cartográficos. De esta forma, también es posible encontrar en la literatura científica trabajos de revisión sobre las diferentes propuestas de metodologías para extracción de las características cartográficas (CROMMELINCK et al., 2016; KAUR; SINGH, 2015; WANG et al., 2016).

Las metodologías de extracción de redes viales pueden ser implementadas de acuerdo con los siguientes aspectos de una vía (WANG et al., 2016):

- Geométricos: son los atributos basados en la geometría de la red vial, como su formato geométrico, como el hecho de que la anchura de una vía no suele sufrir alteraciones drásticas, y que la razón entre su longitud y su anchura es alta.
- Fotométricos: son los aspectos relacionados con la respuesta del objeto capturada por el sensor, también conocido como respuesta radiométrica, la cual está asociado con los tonos de gris que aparecen en la imagen. En el caso de redes viales, se puede asumir que el valor de los píxeles de la vía no suele sufrir grandes cambios a lo largo de su curso.

- Topológicos: tiene en cuenta las propiedades relativas a la forma y comportamiento de la vía. Como ejemplo, se puede decir que una vía normalmente no sufre interrupciones bruscas y que normalmente contiene intersecciones con otras vías.

- Funcional: son aspectos referentes a la función de la vía. Se sabe que una vía tiene funciones específicas en el mundo, y por tanto se necesitan condiciones y restricciones que apoyen esas funciones particulares.

- Texturas: son características regionales en la imagen relacionadas con la homogeneidad de un área. Se busca encontrar una distribución espacial en los valores de los píxeles.

Observando las metodologías disponibles de extracción y/o detección es posible verificar la variabilidad existente y la dificultad encontrada en esa área de estudio. Además, se observa que cada satélite o sensor remoto tiene características específicas para la generación de la imagen, tales como dimensiones de imágenes y de píxeles, resoluciones espaciales, espectrales y temporales, geometría de adquisición, entre otros. Todos estos factores en conjunto con la complejidad para desarrollar un modelo único para redes viales contribuyen a la gran demanda existente de metodologías de extracción y/o detección presentes en la literatura. En este sentido, la Tabla 1 presenta las principales características y resultados obtenidos por algunas metodologías de extracción de redes viales. En la Tabla 1 se puede verificar, como se ha dicho anteriormente, la existencia de diversas metodologías para la extracción de redes viales, que se basan en diferentes algoritmos y técnicas. Además, algunos autores no presentan comparaciones con otras metodologías y muchos de ellos no presentan ni una evaluación matemática del resultado obtenido, siendo este evaluado apenas visualmente.

Tabla 1. Comparativa de metodologías de extracción de redes viales.

Metodología	Basada en	Evaluación Estadística	
		Comp.*	Corr.*
Ma et al. (2013)	Segmentación por Otsu y MM	-	-
Leonardi et al. (2013)	Ecuaciones diferenciales parciales; segmentación por Otsu y MM	0,927	0,918
Wang y Shan (2012)	Morfología Matemática	-	-
Alshehhi y Marpu (2017)	Filtros Gabor e MM; Segmentación por grafos	0,925	0,910
Valero et al. (2010)	Filtros morfológicos direccionales y perfil morfológico	-	-
Courtrai y Lefèvre (2016)	Filtros morfológicos direccionales	0,93	0,85
Sghaier y Lepage (2016)	Filtro de textura y transformada de beamlet	0,825	0,875
Ibitissam, Chaouki y Masmoudi (2016)	Transformada de Hough y padrones binarios locales	-	-
Das, Mirnalinee y Varghese (2011)	Framework en varias etapas utilizando SVM	0,89	0,93
Li et al. (2016)	Redes neurales convolucionales (CNNs)	0,771-0,839	0,912-0,974
Zhong et al. (2017)	Redes neurales convolucionales (CNNs)	-	-

* *Comp.*: Completeness; *Corr.*: Correctness.

Fuente: Elaborada por el autor.

1.2 Materiales y Métodos

1.2.1. Materiales

Durante el desarrollo de esta investigación, fue necesario hacer uso de equipos computacionales, plataformas de programación, bibliotecas de procesamiento digital de imágenes e imágenes de teledetección remota.

1.2.1.1. Equipo

Se utilizaron dos ordenadores para la ejecución y aplicación de la metodología con el fin de reducir la interferencia que el equipo puede realizar en los análisis de los datos. Los equipos utilizados fueron seleccionados de acuerdo con la disponibilidad existente durante los experimentos y por las diferentes características entre ellos. El ordenador 1 viene equipado con un procesador Intel Core i7-4510 de 2.00GHz, 8GB de memoria RAM y un procesador GPU modelo GeForce GT740M

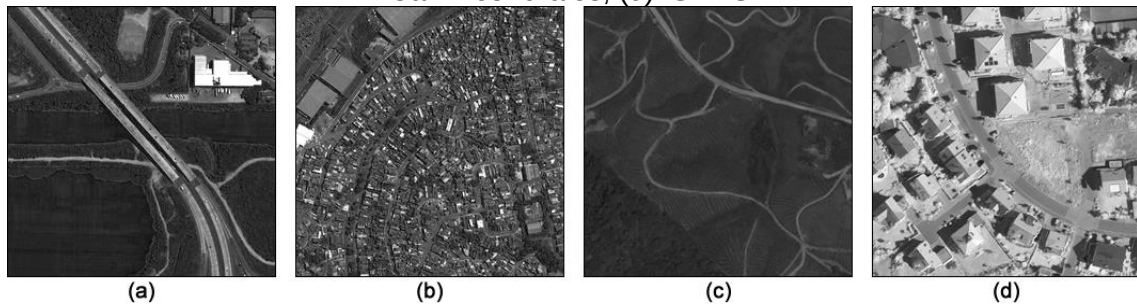
2GB, el cual posee 384 *cores* y una tasa de *clock* de 810MHz. El ordenador 2 consta de un procesador Intel Core i5-7400 de 3.00GHz, 16GB de memoria RAM y un procesador GPU de modelo GeForce GTX1060 6GB, el cual posee 1280 *cores* y una tasa de *clock* de 1.4,4MHz. Ambos ordenadores se equiparon con el sistema operativo Windows 10.

1.2.1.2. Banco de Imágenes de teledetección

Para realizar los experimentos previstos, fue necesario realizar la selección de un conjunto de imágenes de teledetección de alta resolución espacial conteniendo redes viales de diferentes tipos. La definición de un conjunto de imágenes fue realizada con el propósito de posibilitar que la evaluación de la metodología propuesta se realizara directamente con otras metodologías existentes en la literatura aplicadas al mismo conjunto de imágenes. Para ello, las imágenes fueron categorizadas inicialmente en tres grupos de acuerdo con el tipo de red vial presente en la imagen: carreteras; vías urbanas; y caminos rurales. Para cada uno de estos grupos se seleccionaron veinticinco imágenes de la base de datos de la FCT/UNESP. Además, otras dieciséis imágenes fueron seleccionadas del banco de imágenes para clasificación de Vaihingen, el cual es presentado por la ISPRS y también contiene vías urbanas como objeto de interés (CRAMER, 2010).

Además, una imagen de referencia, también conocida como *ground truth*, fue generada sintéticamente para cada una de las noventa y una imágenes seleccionadas. Con excepción de las imágenes obtenidas junto a la ISPRS, este conjunto de imágenes, adelante simplificado para BD1, está disponible en el siguiente enlace: <https://goo.gl/e33K74> (CARDIM et al., 2018). La Figura 1 presenta cuatro imágenes diferentes que componen el BD1, siendo cada una representante de un tipo de la red vial: (a) carreteras; (b) vías urbanas; (c) caminos rurales; y (d) ISPRS. Además, la Tabla 2 presenta las características más específicas del conjunto BD1.

Figura 1. Ejemplo de cada grupo de imágenes de BD1. (a) Carreteras; (b) Vías urbanas; (c) Caminos rurales; (d) ISPRS.



Fuente: Elaborada por el autor.

Tabla 2. Características de las imágenes del BD1.

Grupo	Número de Imágenes	Satélite	Resolución Espacial	Ancho	Altura
Carreteras	25	4 Quickbird	0,6m	512-1536	512-2048
		11 WorldView-2	0,5m		
		2 Pléiades	0,5m		
		8 Vuelos Fotogramétricos	0,45m		
Vías Urbanas	25	2 GeoEyes-1	0,58m	512-1024	512-1024
		12 Quickbird	0,6m		
		1 WorldView-2	0,5m		
		5 Pléiades	0,5m		
		5 Vuelos Fotogramétricos	0,45m		
Caminos Rurales	25	1 Quickbird	0,6m	512-2048	512-2048
		10 WorldView-2	0,5m		
		14 Vuelos Fotogramétricos	0,45m		
ISPRS	16	Vuelos Fotogramétricos	0,08m	1024-2560	1024-2560

Fuente: Elaborada por el autor.

Al evaluar las características de las imágenes presentes en el BD1, es posible notar que las imágenes, aunque representativas, no son de grandes dimensiones. En este sentido, para evaluar la aplicación de la metodología de extracción en hardware, seis nuevas imágenes fueron seleccionadas. Así, se definió un nuevo conjunto de imágenes, adelante denominado BD2, conteniendo imágenes de teledetección de alta resolución espacial y grandes dimensiones, proporcionando una gran cantidad de datos a ser procesados. Todas las seis imágenes son pancromáticas y fueron obtenidas en la base de datos de la FCT/UNESP y están

disponibles en el siguiente enlace: <https://goo.gl/m2xwzd>. La Tabla 3 presenta las características de las imágenes que componen este conjunto de imágenes. La numeración del BD2 siguió la secuencia del BD1, lo que facilitará la visualización de los datos en la sección de resultados.

Tabla 3. Resumen de las características de las imágenes de BD2.

Número de la Imagen	Ancho	Altura
92	10000	8336
93	3801	2892
94	10000	1500
95	6160	4852
96	5488	5680
97	2640	17065

Fuente: Elaborada por el autor.

1.2.2. Metodología

Con el objetivo de verificar la viabilidad de la aplicación de metodología de extracción de la objetos cartográficos en un hardware de alto rendimiento para procesamiento de gran cantidad de datos, se desarrolló la metodología de la investigación en tres etapas: 1) Definición de la metodología de extracción de redes viales; 2) Análisis estadístico y comparación con otras metodologías de la literatura; 3) Aplicación de la metodología de extracción en plataforma GPU.

1.2.2.1. Definición de la metodología de extracción de redes viales

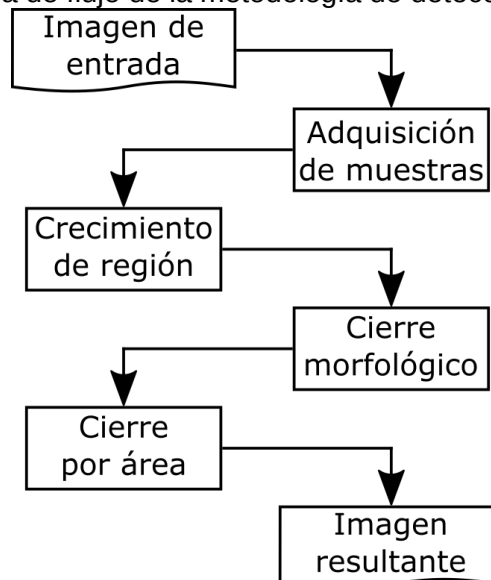
Con el fin de extraer redes viales a partir de imágenes de teledetección de alta resolución espacial, se desarrolló una metodología de extracción basada en el algoritmo CR y operadores de morfología matemática. El desarrollo de la metodología está justificado por la necesidad de detectar objetos cartográficos de modo rápido y eficiente proporcionando así la adquisición y actualización de bases cartográficas por la comunidad científica.

En el desarrollo de la metodología de detección de redes viales, el primer paso fue la utilización del algoritmo de CR como base para la segmentación de la imagen de entrada. Por tratarse de un algoritmo supervisado, la metodología de extracción necesita de muestras de la red vial de interés como datos de entrada. A partir de las muestras, se calculan los valores mínimo y máximo encontrados en las muestras. Sin embargo, después de la segmentación, la vía presenta imperfecciones

en la superficie detectada. En este sentido, se realiza la aplicación de dos filtros morfológicos: cierre morfológico y cierre por área. Estos operadores se aplican para unir estructuras de la vía, que se separaron erróneamente durante la segmentación por el algoritmo de CR, y para rellenar pequeños agujeros en el interior del objeto segmentado.

Con la aplicación de los pasos descritos se desarrolló una metodología semiautomática para detección de redes viales de diferentes tipos, a partir de imágenes de teledetección de alta resolución espacial, la cual se presenta como diagrama de flujo en la Figura 2.

Figura 2. Diagrama de flujo de la metodología de detección de redes viales.



Fuente: Elaborada por el autor.

1.2.2.2. Análisis estadístico y comparación con otras metodologías de la literatura

Después de la obtención del resultado de la detección de la vía de interés, se hace necesario evaluarlo estadísticamente en relación a la calidad obtenida en el proceso. En este sentido, el resultado fue evaluado estadísticamente siguiendo una metodología de análisis definida en la literatura para vectores (WIEDEMANN, 2003) y adaptada para análisis de imágenes por píxeles (CARDIM, DA SILVA, DIAS, 2014).

Durante esta evaluación, la imagen resultante de la metodología de detección se comparó con una imagen de referencia, considerada como resultado ideológico, de dos modos. En primer lugar, se genera un área de tolerancia sobre la imagen de referencia y se compara los puntos obtenidos en la extracción.

Posteriormente, el área de tolerancia se genera sobre la imagen resultante de la metodología de extracción comparándola con la imagen de referencia.

A partir de los datos obtenidos en las comparaciones, se realiza el cálculo de tres métricas: *completeness*, *correctness* y *quality*, que se presentan respectivamente en las ecuaciones 1, 2 y 3. La métrica *completeness* corresponde al porcentaje de píxeles de la vía presente en la imagen de referencia que fue debidamente detectado por la metodología desarrollada. En otras palabras, en la métrica *completeness* está implícito los errores del tipo falsos negativos. Por otro lado, la métrica *correctness* representa el porcentaje de píxeles de la vía presente en la imagen detectada que también están presentes en la imagen de referencia. Por lo tanto, los errores del tipo falsos positivos están presentes en esta métrica. Por último, la métrica de *quality* es responsable de agrupar los errores de los tipos falsos negativos y falsos positivos en una sola métrica. Es importante resaltar que para todas las tres métricas el valor obtenido pertenece al intervalo [0,1], teniendo como óptimo el valor 1, equivalente al 100%.

$$completeness = \frac{total\ coincidentes\ da\ referência}{total\ da\ feição\ de\ referência} \quad (1)$$

$$correctness = \frac{total\ coincidentes\ da\ extração}{total\ da\ feição\ de\ extração} \quad (2)$$

$$quality = \frac{completeness * correctness}{completeness - completeness * correctness + correctness} \quad (3)$$

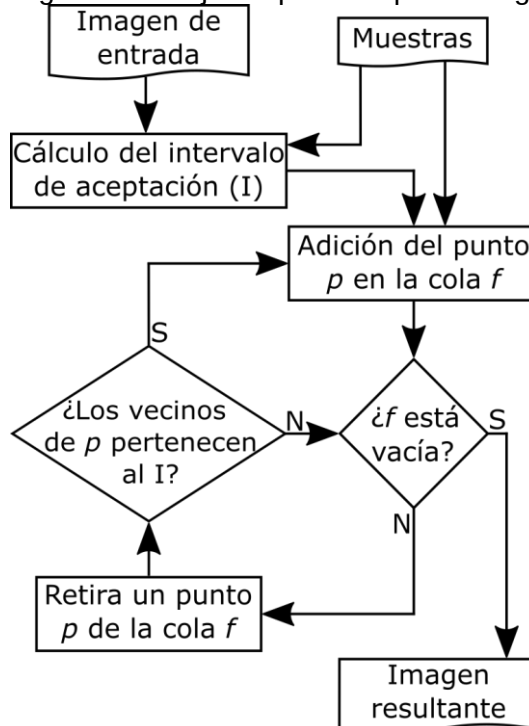
Después de la definición de las métricas estadísticas, se realizó una búsqueda por metodologías con algoritmos disponibles. En este sentido, fueron seleccionadas otras dos metodologías de extracción de redes viales para tener los resultados comparados con la metodología propuesta: metodología de Sghaier y Lepage (2016); y metodología de Ma et al. (2013).

1.2.2.3. Aplicación de la metodología de extracción en plataforma GPU

Como se ha descrito anteriormente, la metodología desarrollada se basa en el algoritmo CR. Sin embargo, el concepto del CR es recursivo y, por lo tanto, necesita recursos y tiempo considerable para el procesamiento de las imágenes de teledetección de alta resolución espacial y grande dimensiones. En este sentido, es de gran importancia buscar soluciones a nivel de software y hardware para realizar la metodología desarrollada con mejor desempeño.

El algoritmo CR inicialmente implementado (CRI) no utilizó la recursividad en la implementación, pero se basa en el concepto recursivo y, por lo tanto, realiza la búsqueda de píxeles, pertenecientes al intervalo determinado, alrededor de las muestras cedidas, como se muestra en la Figura 3. De esta forma, la aplicación de la metodología de extracción, utilizando el algoritmo CRI, en una plataforma GPU es inviabilizada por no permitir la ejecución de las operaciones en modo paralelo.

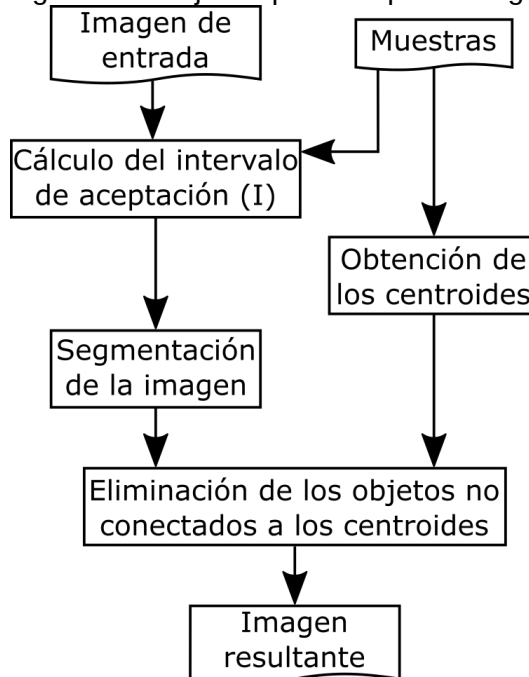
Figura 3. Diagrama de flujo simplificado para el algoritmo CRI.



Fuente: Elaborada por el autor.

En este sentido, se buscó una solución de implementación para el algoritmo de CR que no se basa en la idea recursiva. Así, una nueva propuesta para el algoritmo de CR fue desarrollada (CRN). Mientras el CRI realiza una búsqueda por píxeles pertenecientes al intervalo alrededor de las muestras, el CRN propuesto hace una búsqueda por todos los píxeles de la imagen que pertenezca al intervalo. De esta forma, muchos otros objetos no conectados a las muestras también se segmentan y, por lo tanto, son removidos posteriormente por una verificación de los objetos que están conectados a las muestras cedidas. Para eso, el CRN realiza el cálculo de los centroides de las muestras cedidas por el usuario y verifica qué blancos segmentados están conectados a los centroides calculados. La Figura 4 presenta un diagrama de flujo del algoritmo CRN propuesto.

Figura 4. Diagrama de flujo simplificado para el algoritmo CRN.



Fuente: Elaborada por el autor.

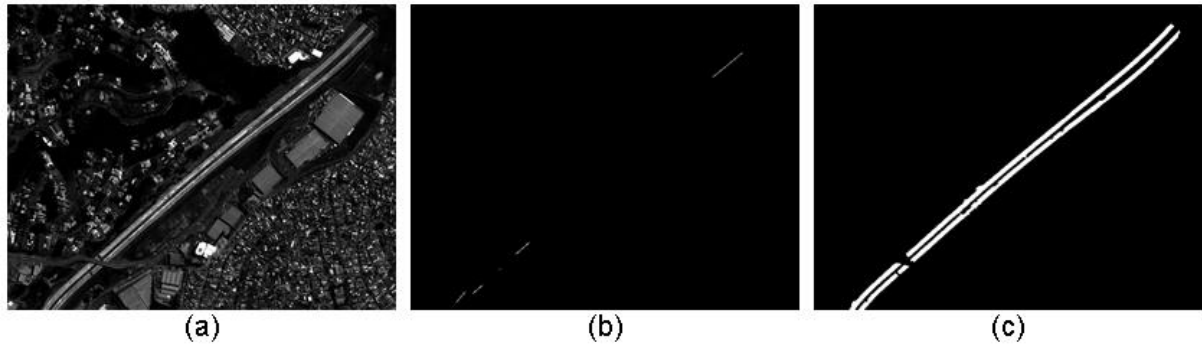
1.3 Resultados y Discusión

En esta sección se presentan los resultados obtenidos en esta investigación. La presentación de los resultados se divide en las tres etapas descritas en la Sección de metodología.

1.3.1. Resultados obtenidos con la metodología de extracción propuesta

Para ejemplificar los resultados obtenidos por la metodología de extracción propuesta, se seleccionó una imagen de teledetección obtenida por el satélite QuickBird con resolución espacial de 0,6m, conteniendo como objeto de interés parte de una carretera en la ciudad de São Paulo, presentada en la Figura 5(a). Considerando el hecho de que la metodología es semiautomática, fue necesario obtener muestras de la vía de interés para cada una de las imágenes contenidas en los conjuntos de imágenes seleccionados. Para el ejemplo presentado, las muestras seleccionadas se muestran en la Figura 5(b). Siguiendo el diagrama de flujo de la metodología de extracción desarrollada, el algoritmo de CR fue aplicado para la segmentación de la imagen y, posteriormente, se aplicaron los operadores morfológicos de cierre y cierre por área, obteniendo el resultado de la extracción presentada en la Figura 5(c).

Figura 5. Resultado de la metodología de extracción para la imagen de ejemplo. (a) Imagen original. (b) Imagen de muestras. (c) Imagen resultante.

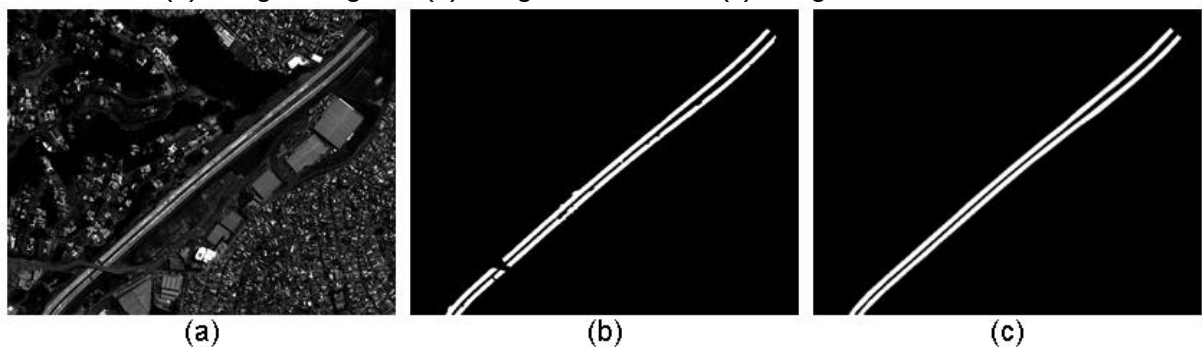


Fuente: Elaborada por el autor.

1.3.2. Análisis estadístico y comparación con otras metodologías de la literatura

Después de la obtención del resultado de la extracción de la vía de interés presente en la imagen, se hace necesario evaluarlo estadísticamente en relación a la calidad obtenida en el proceso. Siguiendo la propuesta de evaluación, es necesario la obtención de una imagen de referencia, también conocida como *ground truth*. De esta forma, se obtuvieron imágenes de referencia para todas las imágenes presentes en los conjuntos de imágenes definidas. Para efecto de ejemplificación y comparación la Figura 6(a) presenta la imagen original; la Figura 6(b) presenta el resultado de la extracción; y la Figura 6(c) muestra la imagen de referencia generada.

Figura 6. Resultado de la metodología de extracción y referencia para la imagen de ejemplo. (a) Imagen original. (b) Imagen resultante. (c) Imagen de referencia.



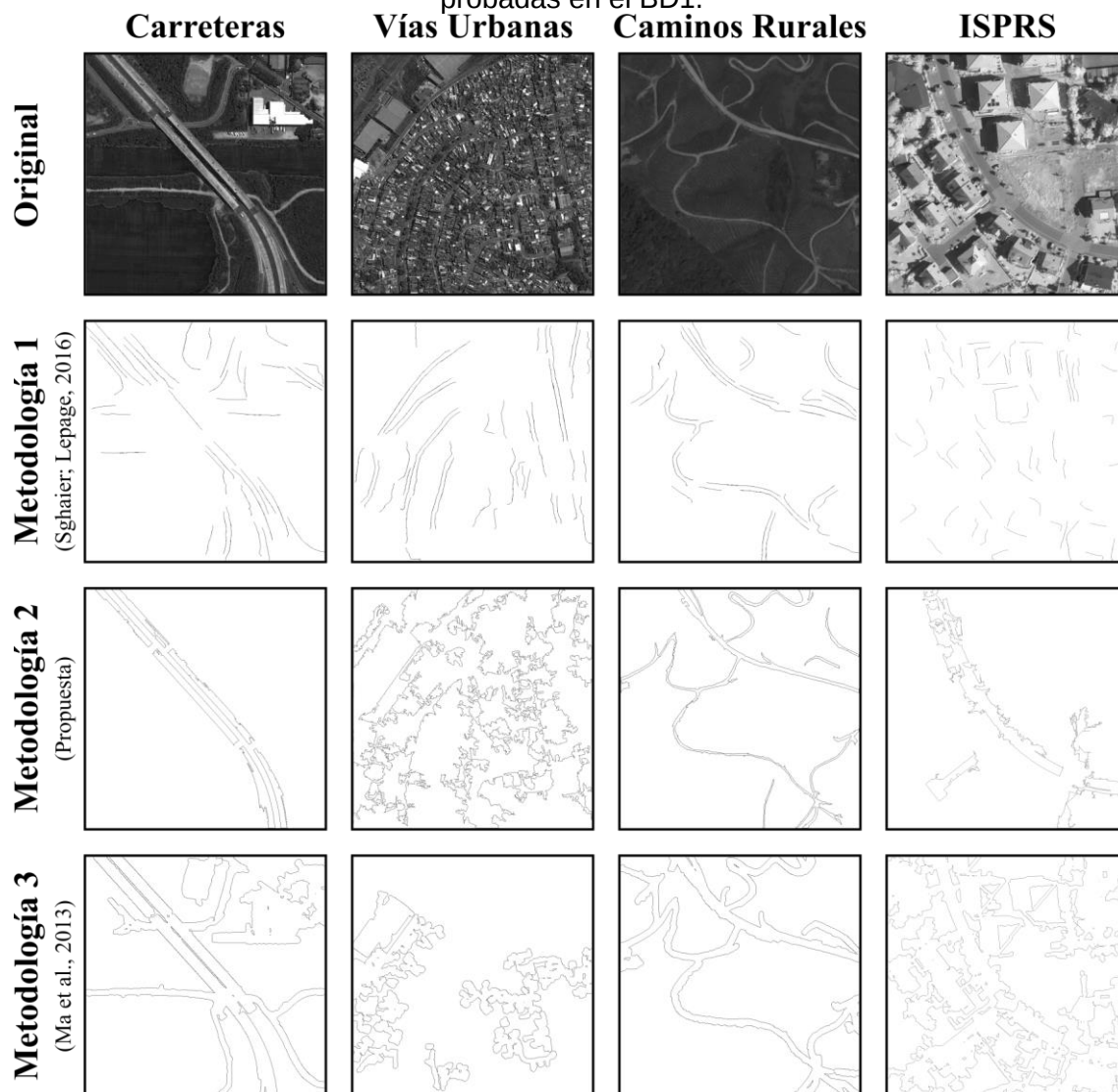
Fuente: Elaborada por el autor.

En posesión de las imágenes de referencias se aplicó el análisis estadístico sobre los resultados obtenidos. Para la imagen de ejemplo, el valor obtenido para la métrica *completeness* fue de 0,953; para la métrica *correctness* fue de 0,945; y para la métrica *quality* fue de 0,904. Evaluando esos valores, es posible percibir que la

metodología fue capaz de delimitar la vía de interés de forma satisfactoria, donde menos del 5% de los píxeles de la imagen de referencia no fueron detectados, los falsos negativos; y sólo el 5,5% de los píxeles detectados no corresponden a la vía de interés, los falsos positivos.

Sin embargo, este análisis se realiza sobre una imagen de ejemplo, obtenida del BD1. Por lo tanto, se aplicó la metodología propuesta para la extracción de redes viales en todas las imágenes que constituyen el BD1. Además de la metodología propuesta (Metodología 2), otras dos metodologías, definidas en la literatura, también se aplicaron al mismo conjunto de imágenes para efectuar la comparación y evaluación de los resultados, siendo la Metodología 1 la definida por Sghaier y Lepage (2016) y la Metodología 3 la definida por MA et al. (2013). De esta forma, la Figura 7 presenta los resultados obtenidos por las tres metodologías de extracción en cuatro imágenes del conjunto BD1, presentadas en la Figura 1, siendo cada una de ellas representantes de un tipo de vía de interés.

Figura 7. Ejemplos de resultados obtenidos por las tres metodologías de extracción probadas en el BD1.



Fuente: Elaborada por el autor.

Es importante resaltar que, para una debida comparación entre las metodologías, fue necesario obtener los bordes de las vías detectadas por las metodologías de extracción lo que fue realizado por la aplicación del filtro Laplaciano. Dada secuencia la evaluación y comparación de las metodologías de extracción de redes viales, se realizó el cálculo de las métricas *completeness* y *correctness* para todas las imágenes del BD1 con la aplicación de las tres metodologías evaluadas. Los resultados se presentan en la Tabla 4.

Tabla 4. Comparativo estadístico de las tres metodologías probadas en el BD1.

	Metodología 1 (SGHAIER; LEPAGE, 2016)		Metodología 2 (Propuesta)		Metodología 3 (MA et al., 2013)	
	Comp.*	Corr.*	Comp.*	Corr.*	Comp.*	Corr.*
<i>Carreteras</i>	20,4%	12,9%	58,2%	49,2%	12,1%	10,6%
<i>Vías urbanas</i>	10,0%	22,3%	36,1%	18,4%	6,1%	7,2%
<i>Caminos rurales</i>	19,7%	21,8%	75,3%	73,3%	7,2%	3,2%
<i>ISPRS</i>	32,1%	17,3%	56,1%	38,4%	38,3%	9,2%
Promedio	19,4%	18,8%	56,4%	45,5%	12,8%	6,2%
Máximo	82,6%	44,1%	99,9%	98,3%	56,8%	43,7%
Mínimo	0%	0%	12,5%	5,9%	0%	0%
Desviación estándar	16,3%	11,4%	24,0%	28,2%	16,1%	7,2%

* Comp.: Completeness; Corr.: Correctness.

Fuente: Elaborada por el autor.

Observando los valores presentados en la Tabla 4, se observa que los valores obtenidos para las imágenes que contenían vías urbanas fueron los menores valores obtenidos. Las escenas urbanas son complejas y contienen muchas informaciones alrededor de las vías que poseen respuestas espectrales similares. Según lo observado por MABOUDI et al. (2016), las características espectrales y espaciales de otras estructuras suelen ser similares a las características de las vías en áreas urbanas dificultando el trabajo de las metodologías de extracción en esas escenas, justificando los bajos valores obtenidos para las escenas urbanas por las tres metodologías evaluadas.

En los casos de carreteras y caminos rurales, la metodología propuesta alcanzó valores más altos que las otras metodologías evaluadas en prácticamente todas las imágenes del BD1, siendo que en algunos casos los valores de las métricas estadísticas se aproximaron al valor óptimo del 100%. Tal hecho ocurre por la buena separación y contraste existente entre las carreteras y caminos rurales con las informaciones que están alrededor de los objetos.

1.3.3. Aplicación de la metodología de extracción en plataforma GPU

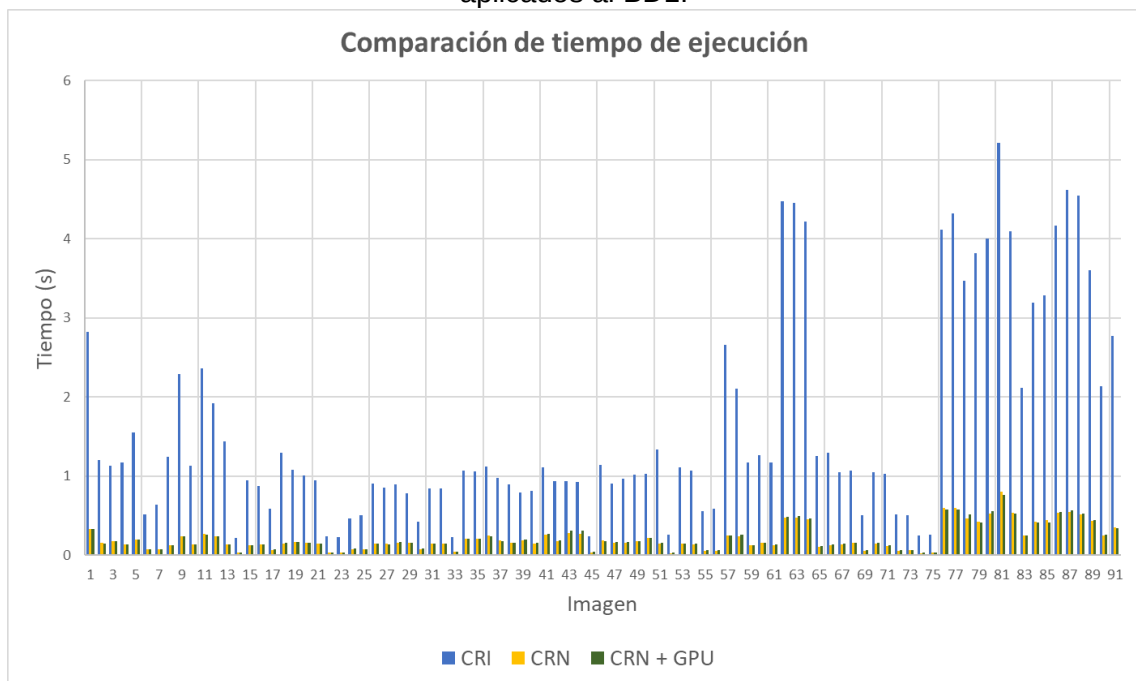
Como se mencionó en la sección de metodología, el algoritmo de CR fue inicialmente implementado siguiendo la idea recursiva existente en el concepto de esa técnica, el CRI. Sin embargo, para aplicar la metodología de extracción en una plataforma GPU, con el fin de obtener mejores resultados, fue necesario eliminar la

idea recursiva de ese algoritmo, dando origen al CRN. Con el fin de aplicar posteriormente la metodología de extracción en una plataforma GPU, diferente de la metodología utilizando el CRI que fue implementada en lenguaje C/C++, la metodología utilizando el CRN fue implementada utilizando el software Matlab, el cual permite una fácil comunicación con la GPU para pruebas de procesamiento de datos.

Con el fin de validar el algoritmo CRN, éste se aplicó a todas las imágenes seleccionadas en BD1 y BD2. Los resultados del CRN se compararon con los resultados obtenidos por el algoritmo CRI, verificándose la igualdad entre los píxeles de ambas imágenes. No se verificó ninguna diferencia entre las imágenes obtenidas por los dos algoritmos y, por lo tanto, se puede asumir que el CRN propuesto no afecta el resultado del proceso de extracción.

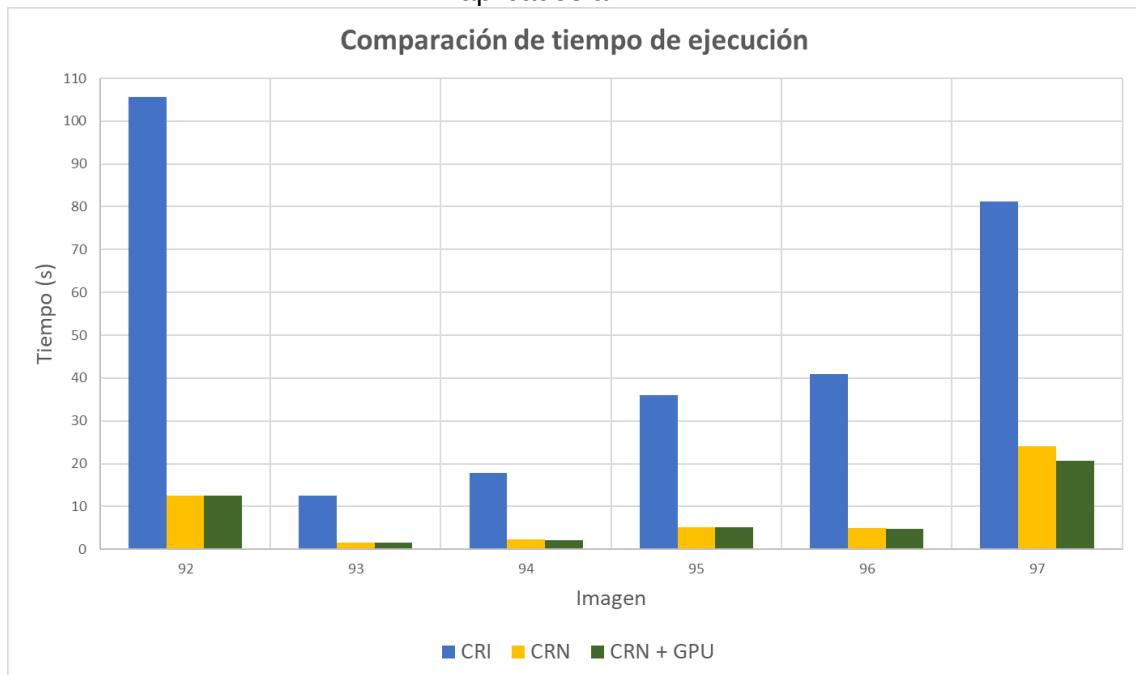
Se estimó que con la sustitución del algoritmo CRI por el CRN propuesto se produzca una ganancia de desempeño en la aplicación de la metodología de extracción. En este sentido, se evaluó el tiempo de procesamiento de la metodología de extracción propuesta. La Figura 8 y la Figura 9, presentan, respectivamente, la comparación del tiempo medio absoluto utilizado, para la aplicación de la metodología de extracción propuesta en las imágenes del BD1 y BD2, siendo utilizado los algoritmos CRI, CRN y el CRN aplicado en la GPU.

Figura 8. Comparación de tiempo medio de ejecución entre los algoritmos CRI y CRN aplicados al BD1.



Fuente: Elaborada por el autor.

Figura 9. Comparación de tiempo medio de ejecución entre los algoritmos CRI y CRN aplicados al BD2.

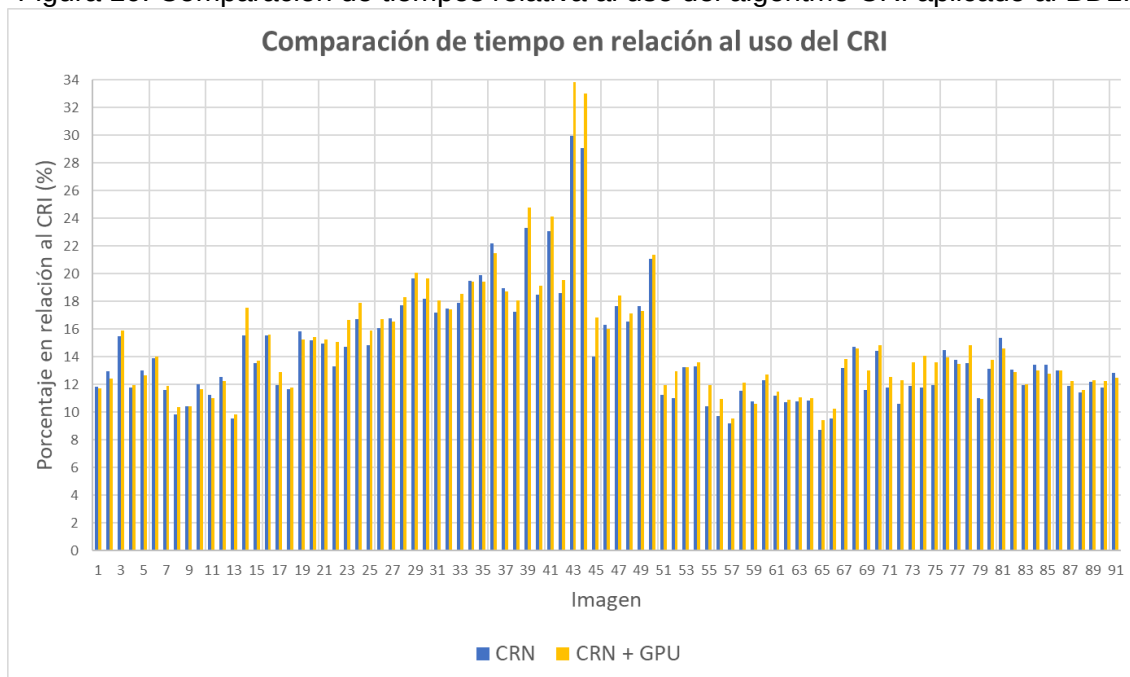


Fuente: Elaborada por el autor.

Es posible observar en la Figura 8 y la Figura 9 que la ejecución de la metodología de extracción con la utilización del algoritmo CRN obtuvo valores absolutos de tiempo notablemente inferiores que cuando se utilizó el algoritmo CRI. Al analizar la Figura 9, se observa que el CRI necesitó un tiempo superior para procesar la imagen 92 que para la imagen 97. Sin embargo, utilizando el algoritmo CRN, la imagen 97 fue la que obtuvo mayor tiempo de procesamiento. Esta ocurrencia sugiere que los factores que consumen mayor tiempo de procesamiento son distintos entre los algoritmos CRI y CRN. Este hecho también se puede observar en la Figura 8 en el par de imágenes 2 y 3, por ejemplo.

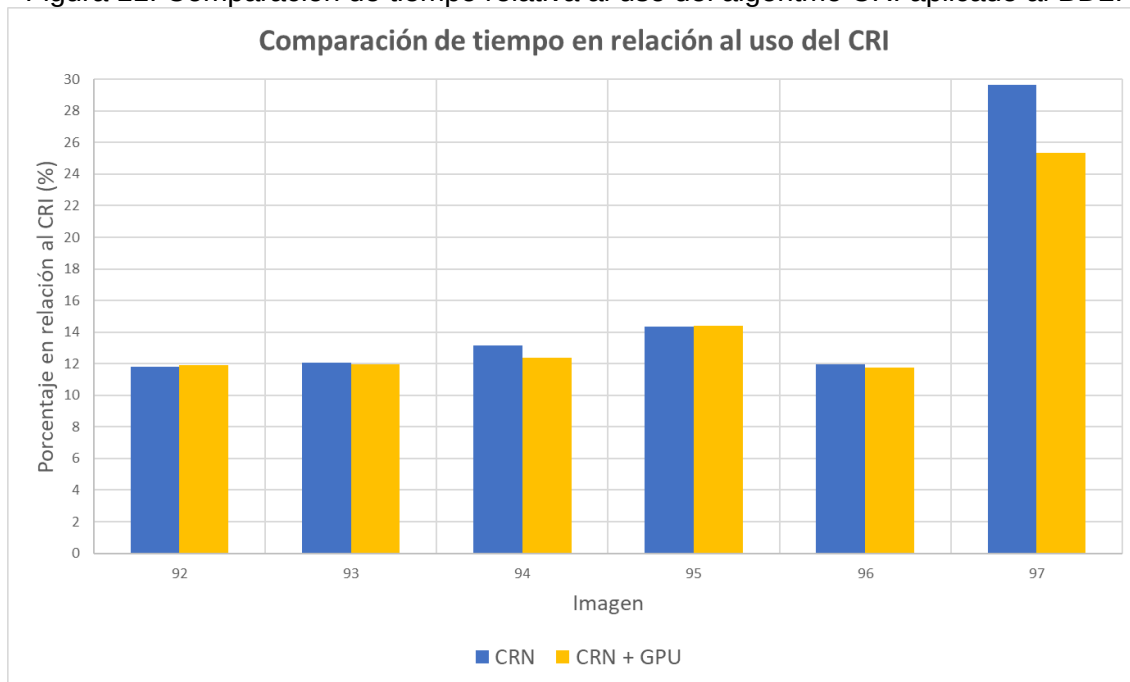
Además, para facilitar esa visualización, se calculó el tiempo relativo, es decir, el porcentaje del tiempo utilizado para extraer la vía de interés utilizando el algoritmo CRN, ejecutado o no en la GPU, relacionado con la utilización del algoritmo CRI. La Figura 10 y la Figura 11 presentan estas comparaciones relativas aplicadas a los BD1 y BD2. En el eje de abscisas se muestra el porcentaje de tiempo consumido por CRI en comparación con el de CRN.

Figura 10. Comparación de tiempos relativa al uso del algoritmo CRI aplicado al BD1.



Fuente: Elaborada por el autor.

Figura 11. Comparación de tiempo relativa al uso del algoritmo CRI aplicado al BD2.



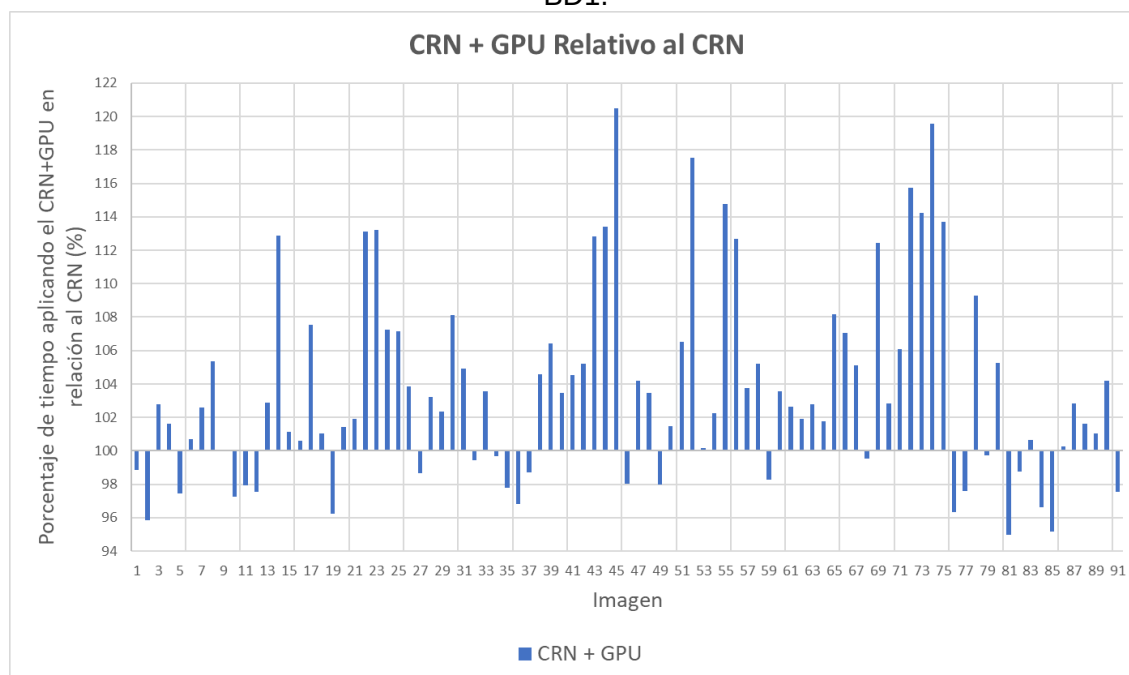
Fuente: Elaborada por el autor.

Los gráficos presentados en la Figura 10 y la Figura 11 muestran que el algoritmo CRN permite que la metodología de extracción propuesta se ejecute con un tiempo inferior al 20% cuando se compara con el uso del algoritmo CRI para la gran mayoría de las imágenes probadas. Además, analizando la Figura 10 es posible notar que, en algunos casos, el tiempo de procesamiento utilizando el CRN

fue inferior al 10% del tiempo necesario con el CRI, como puede observarse en las imágenes 13, 57 y 65, que obtuvo el menor valor entre ellas correspondiente al 8,7%. Sin embargo, evaluando la Figura 11, el menor valor obtenido fue de aproximadamente el 11,8% en la imagen 92, no alcanzando valores inferiores al 10%, como para el BD1.

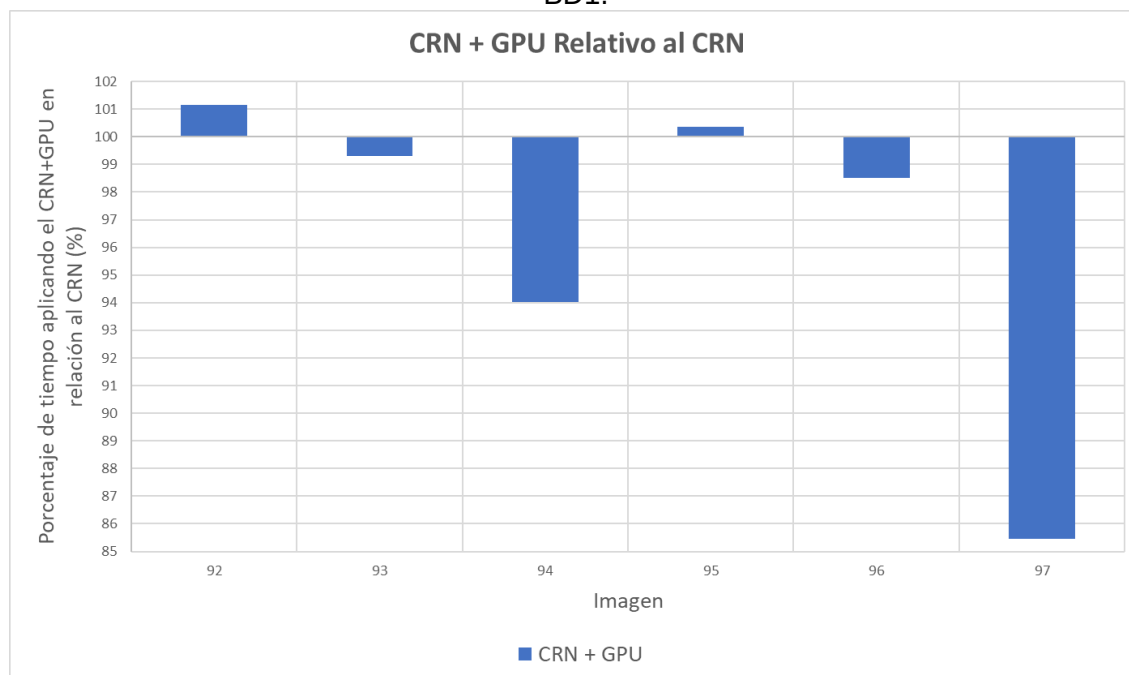
Por otra parte, para facilitar la visualización de las ventajas, o desventajas, del uso de la plataforma GPU, la Figura 12 y la Figura 13 presentan una comparación relativa del tiempo consumido al aplicar la metodología en la plataforma GPU en relación a su no uso, respectivamente para el BD1 y BD2. Por ejemplo, para la imagen 45 en la Figura 12, el uso de la GPU aumentó el tiempo de procesamiento en más del 20%, mientras que para la imagen 81 el uso de la GPU disminuyó el tiempo de procesamiento en aproximadamente el 5%.

Figura 12. Comparación de tiempo relativa a la aplicación de la metodología en GPU en el BD1.



Fuente: Elaborada por el autor.

Figura 13. Comparación de tiempo relativa a la aplicación de la metodología en GPU en el BD1.



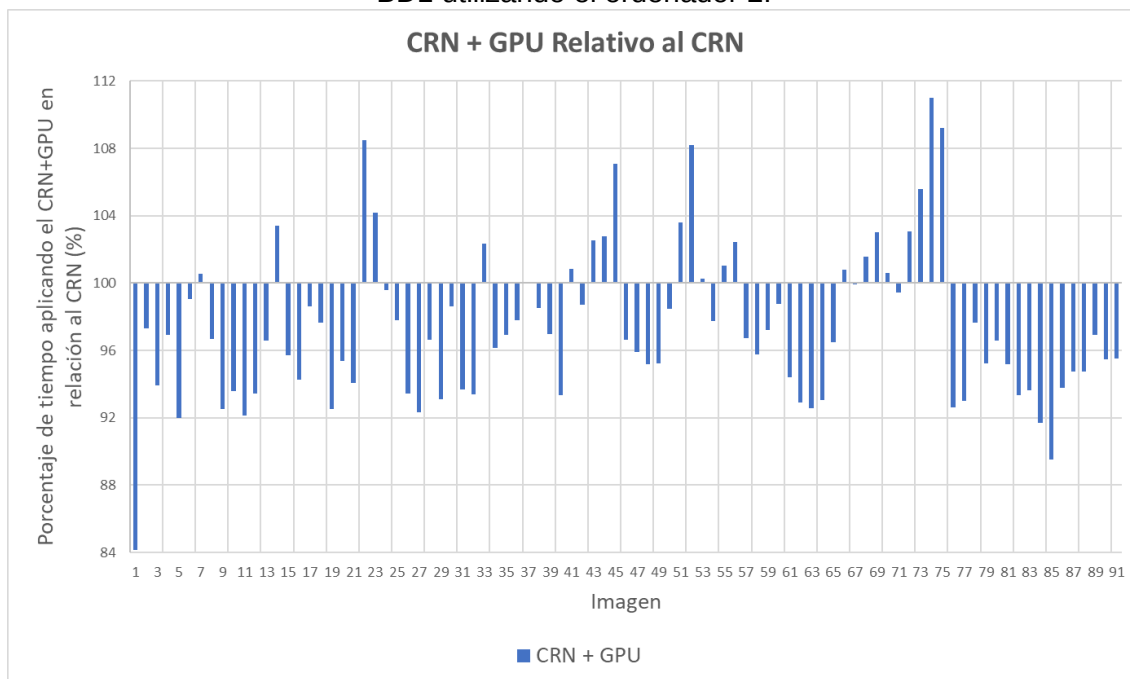
Fuente: Elaborada por el autor.

En contraste con la idea inicial que el uso de una plataforma GPU produciría ventajas en relación al tiempo de procesamiento de la metodología de extracción propuesta, no se puede obtener esa conclusión al observar el gráfico de la Figura 12. De hecho, es notable que el uso de la GPU hace uso de un tiempo más largo de procesamiento en gran parte de las imágenes de BD1. Este hecho se debe a la necesidad de transferir los datos de la memoria principal del ordenador a la memoria de la GPU y posteriormente realizar la transferencia inversa con los datos resultantes. Esta transferencia de datos es costosa y, dado que se tiene una gran eficiencia con el algoritmo CRN, el uso de GPU no se muestra ventajosa en gran parte de las imágenes contenidas en el BD1. Ya para el BD2, el cual está compuesto por imágenes con dimensiones más grandes y, consecuentemente, más datos para procesamiento, es posible notar que el uso de la plataforma GPU puede resultar ventajoso en algunas imágenes.

Es importante resaltar que los análisis de tiempo de procesamiento dependen de las características técnicas del ordenador utilizado. Por lo tanto, es importante notar que las pruebas presentadas se realizaron utilizando el ordenador 1, mencionado en la sección Materiales. De esta forma, el análisis referente al uso de la plataforma GPU fue rehecho utilizando el ordenador 2, el cual posee una GPU

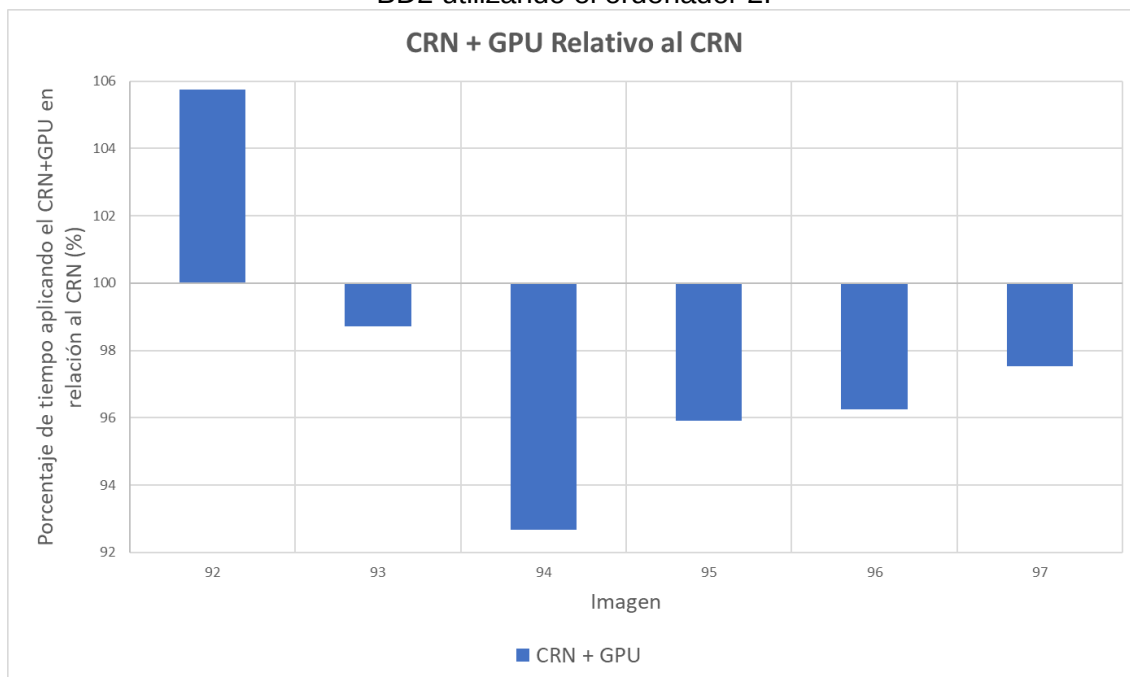
más potente en términos de capacidad de procesamiento. La Figura 14 y la Figura 15 presentan este análisis utilizando el ordenador 2 para el BD1 y BD2.

Figura 14. Comparación de tiempo relativa a la aplicación de la metodología en GPU en el BD1 utilizando el ordenador 2.



Fuente: Elaborada por el autor.

Figura 15. Comparación de tiempo relativa a la aplicación de la metodología en GPU en el BD2 utilizando el ordenador 2.



Fuente: Elaborada por el autor.

Al contrario de lo que se verificó en la Figura 12, la Figura 14 muestra que, para la mayoría de las imágenes, el uso de la GPU alcanzó tiempos de procesamiento menores que si no se utilizaba. Esto puede explicarse por el hecho de que la segunda plataforma GPU es más potente que la primera. Además, confirmando lo que se fue sugerido en la primera prueba, para el BD2 el uso de la plataforma GPU se convierte en un factor interesante, como se puede ver en la Figura 15.

Además del análisis del tiempo, se realizó un análisis de la complejidad de los algoritmos CRI y CRN. El análisis de complejidad se realizó con el fin de averiguar si la ganancia de tiempo obtenida con el CRN, en relación al CRI, puede ser explicada por la complejidad de los algoritmos involucrados. Los cálculos de complejidad se basaron en los principios del análisis pesimista descrita por Toscani y Veloso (2002). Así, para el algoritmo CRI se obtuvo la complejidad en el orden de $O(n^5)$, mientras que para el algoritmo CRN la complejidad obtenida es en el orden de $O(n^2)$. Por lo tanto, el menor orden de complejidad obtenido para el algoritmo CRN corrobora con el análisis de tiempo realizado anteriormente para ambos algoritmos.

1.4 Consideraciones Finales

Las redes viales son objetos de gran importancia para el mapeo cartográfico y, consecuentemente, estudios que automaticen ese proceso se vuelven de gran relevancia en la literatura. Además, los avances tecnológicos posibilitan la adquisición de imágenes de teledetección con altas resoluciones espaciales, espectrales y temporales, aumentando considerablemente el costo computacional para el procesamiento de metodologías de extracción de redes viales y haciendo con que se consideren soluciones en software y hardware.

En este sentido, este trabajo tuvo como objetivo principal proponer una metodología para la extracción de diferentes tipos de redes viales en una solución de codiseño, utilizando software y GPU. De esta forma, se propuso una metodología semiautomática para la extracción de redes viales basada en el algoritmo de crecimiento por región y en morfología matemática.

Los resultados obtenidos con la metodología de extracción propuesta fueron evaluados utilizando métricas estadísticas, para los cuales se obtuvieron resultados satisfactorios en las pruebas con índices de calidad superiores al 90% en algunas imágenes. La metodología de extracción propuesta demostró capacidad y eficiencia

en delimitar determinadas vías de interés presentes en imágenes de teledetección de alta resolución espacial. Sin embargo, se hizo necesaria una evaluación más completa con diferentes imágenes y tipos de redes viales además de la comparación con otras metodologías de la literatura.

Es notorio la gran cantidad de metodologías presentes en la literatura con el objetivo de extraer redes viales. Sin embargo, generalmente los resultados se aplican en una determinada área y imagen, además de ser comparados con otras metodologías sólo por el valor estadístico presentado por los propios autores. Para realizar una evaluación más directa de la metodología propuesta, se definió un conjunto de imágenes, el BD1. A partir de la selección del BD1, se puede aplicar la metodología de extracción propuesta y otras dos metodologías definidas en la literatura. El conjunto de imágenes definido se mostró de gran utilidad, posibilitando una comparación directa y permitiendo que futuras metodologías de extracción también sean comparadas con los resultados presentados.

La metodología de extracción propuesta obtuvo valores más altos en el análisis estadístico que los valores obtenidos con la aplicación de las otras dos metodologías disponibles. Para algunas imágenes del BD1, los valores estadísticos de *completeness* y *correctness*, obtenidos para la metodología propuesta, se aproximan al 100%, demostrando la viabilidad del uso de la metodología propuesta para determinados casos. Sin embargo, es notorio que los valores obtenidos no representan resultados satisfactorios en todos los casos del BD1, principalmente cuando la vía de interés es del tipo urbano. La complejidad existente en las escenas urbanas dificulta considerablemente la aplicación de la metodología propuesta, siendo que nuevos enfoques deben ser estudiados.

Además, utilizando el algoritmo CRN fue posible obtener los resultados de la extracción con un desempeño computacional superior al uso del algoritmo de CR inicial, con tiempos de procesamiento inferior al 20% para la gran mayoría de las imágenes probadas. El CRN también posibilitó que la metodología de extracción fuera ejecutada en una plataforma GPU. Así, un segundo conjunto de imágenes, el BD2, fue definido conteniendo imágenes de grandes dimensiones, lo que facilita la evaluación del uso de la GPU y contribuye en la literatura con la posibilidad de ejecutar metodologías extracción en imágenes de teledetección completas, sin la necesidad de efectuar recortes en las imágenes, como es comúnmente visto en la literatura.

La metodología de extracción se aplicó en dos plataformas de GPU distintas para evaluar el comportamiento de la metodología en este tipo de plataforma. En el ordenador 1, la aplicación de la metodología de extracción en GPU se ha vuelto ventajosa cuando se utilizan imágenes de gran tamaño que contienen grandes objetos de interés. Cuando las imágenes o las vías de interés son de pequeño tamaño y, por lo tanto, hay un menor número de datos, el costo de la transferencia de datos entre la memoria principal del ordenador y la GPU sobrepasa en relación con la ventaja obtenida con el procesamiento de los datos en la GPU. En estos casos, el uso de la GPU no se mostró viable. Por otro lado, al utilizar el ordenador 2, el cual está equipado con una plataforma GPU más potente, los resultados de desempeño de la metodología de extracción propuesta sugieren que el uso de la GPU se hace viable para la gran mayoría de las imágenes probadas.

De esta forma, el uso de un sistema codiseño, entre software y GPU, no es viable para la aplicación de la metodología de extracción propuesta cuando la imagen analizada no contenga una gran cantidad de datos. Sin embargo, el uso del sistema codiseño se torna viable al aplicar la metodología de extracción propuesta en imágenes conteniendo grandes cantidades de datos, permitiendo la aplicación de la metodología de extracción en imágenes de teledetección enteras.

Aunque los resultados presentados por la metodología de extracción propuesta han sido satisfactorios, todavía existe una necesidad de perfeccionarlos, principalmente en escenas urbanas que tienen mayor complejidad y dificultad en la delimitación de la vía de interés. En este sentido, el uso de imágenes multiespectrales puede ser de gran relevancia, pues objetos que puedan ser similares en las imágenes pancromáticas, pueden contener grandes diferencias en otros espectros y, por lo tanto, ser diferenciados por el proceso de extracción. Además, la automatización de la metodología propuesta con etapas de pre-procesamiento para el reconocimiento de otros elementos además de redes viales puede ser de gran importancia en futuros trabajos de investigación en el área.

2. INTRODUÇÃO

2.1 Considerações Iniciais

O processamento digital de imagens (PDI) é uma área de estudos com um grande número de operações e aplicações. O PDI possui cada vez mais aplicações em pesquisas científicas, tais como produção industrial, defesa nacional, cartografia, dentre outras (CHONG; HONG; ZHEN, 2011; LI et al., 2016; PARKER, 1996). O uso de PDI, por exemplo, possibilita que imagens de sensoriamento remoto, obtidas por satélites artificiais em órbita terrestre, sejam objetos de estudos relacionados com a cartografia das áreas imageadas (MOHAMMADZADEH; TAVAKOLI; ZOEJ, 2006).

Diversos satélites foram colocados em órbita para aquisição de imagens da superfície terrestre como alternativa às imagens aéreas. Tal fato ocorre devido a maior cobertura e a possibilidade de repetição temporal de uma mesma área imageada. Dessa forma, a grande disponibilidade de imagens de sensoriamento remoto proporcionou que aplicações de PDI, nestas imagens, alavancassem os estudos nas ciências cartográficas.

Dentre os estudos na área de cartografia que envolvem o PDI em imagens de sensoriamento remoto, encontram-se as metodologias para detecção e/ou extração de feições cartográficas. As feições cartográficas são objetos da superfície representados nas imagens, tais como rios, rodovias, áreas urbanas, dentre outros. O interesse nos estudos dessas feições é devido à grande necessidade em obter informações atualizadas e acuradas sobre diversas feições cartográficas presentes na superfície terrestre. Dentre esses alvos cartográficos de interesse científico, as informações sobre malhas viárias são de grande importância na sociedade, possibilitando que os órgãos competentes as utilizem para gerenciamento de tráfego, tomada de decisões e planejamento urbano (GALLIS, 2006; HINZ; BAUMGARTER, 2000).

Apesar da grande quantidade de estudos relacionados com a detecção automática de feições cartográficas de interesse (ISHIKAWA, 2008; LI et al., 2016; PÉTERI; CELLE; RANCHIN, 2003; RODRIGUES; SILVA; LEONARDI, 2010; SANTIAGO et al., 2012; TUPIN et al., 1998), em 2007, um estudo afirmou que, até aquele momento, não foi possível encontrar na literatura uma metodologia definitiva para a detecção de quaisquer feições cartográficas de interesse em qualquer

situação (DAL POZ; ZANIN; DO VALE, 2007). Essa afirmação procede até os dias atuais e faz com que pesquisadores continuem a investigar esse tema e desenvolver diferentes metodologias para detecção de feições cartográficas de interesse. Dentre os trabalhos encontrados na literatura é possível identificar diversas metodologias para extração de feições que se utilizam de diferentes abordagens, tais como: morfologia matemática (SANTIAGO et al., 2012; WANG; SHAN, 2012); lógica fuzzy (MOHAMMADZADEH; TAVAKOLI; ZOEJ, 2006); detector de bordas (ALI; CLAUSI, 2001); e o algoritmo de crescimento por região (CARDIM et al., 2016; HERUMURTI et al., 2012, 2013).

Um fato comum entre as metodologias de detecção e reconhecimento de alvos em imagens digitais é a avaliação regional da informação presente na imagem, sendo este o motivo pelo qual a morfologia matemática (MM) se destaca dentre outras abordagens na literatura. Pode-se citar como benefício da MM a sua capacidade de obter informações geométricas dos alvos contidos na imagem, o que é realizado pela comparação de todos os pixels da imagem com uma máscara denominada elemento estruturante (EE) (VELTEN; KUMMERT, 2004).

Além da MM, o algoritmo de crescimento de regiões (CR) vem sendo amplamente utilizado na comunidade científica. Tal fato decorre de sua capacidade de agrupar pixels com características semelhantes em regiões de interesse. Além disso, o algoritmo CR apresenta resultados significantes na segmentação de imagens para obtenção de feições cartográficas de interesse (HERUMURTI et al., 2012, 2013; LU et al., 2014; XIAOLIN et al., 2018).

Vale ressaltar que as imagens de sensoriamento remoto usualmente possuem grandes dimensões, além de alta resolução espacial e radiométrica, proporcionando, por sua vez, uma grande quantidade de dados a serem processados. Dessa forma, os algoritmos de PDI executados nessas imagens efetuam uma grande quantidade de operações e, portanto, requerem grande capacidade de processamento para que os resultados esperados sejam obtidos. Por isso, o tempo de espera do usuário pelos resultados desses processamentos costuma ser alto, o que pode dificultar, ou atrasar, muitas pesquisas relacionadas ao tema. O principal desafio no desenvolvimento de sistemas de visão computacional é a necessidade de aplicações em tempo real, as quais não são possíveis com a utilização de processadores de propósitos gerais (VEGA-RODRIGUEZ; SANCHEZ-PÉREZ; GÓMEZ-PULIDO, 2001).

Para realizar estudos relacionados às metodologias de detecção de feições cartográficas de interesse são utilizadas bibliotecas e sistemas computacionais para efetuar o processamento das imagens de acordo com a metodologia desenvolvida. Há diversas opções de bibliotecas e sistemas para processamento digital de imagens disponíveis à pesquisadores, dentre eles, pode-se citar as bibliotecas OpenCV, DiplImage, Spring, Matlab, CARTOMORPH, entre outros. Essas bibliotecas e sistemas computacionais auxiliam os usuários a desenvolverem, testarem e avaliarem novas metodologias para detecção de feições cartográficas, uma vez que é possível escolher as operações que serão aplicadas na imagem e seus respectivos parâmetros.

Com o intuito de reduzir o tempo de resposta dos sistemas de PDI, os desenvolvedores se empenham em diminuir a complexidade dos algoritmos envolvidos e utilizar ao máximo os recursos de hardware. Contudo, considerando os recursos, as resoluções e dimensões das imagens atuais, ainda não é factível a realização de processamento de imagens de sensoriamento remoto em tempo real. Atualmente, é praticamente inviável pensar em algoritmos de processamento de imagens em tempo real utilizando os processadores de propósito geral (CPU) existentes (ALALI; MHAIDAT; ALJARRAH, 2013). Além disso, as metodologias de detecção de feições cartográficas de interesse são compostas por diversos algoritmos de PDI, e dessa forma, necessitam de um tempo considerável para finalizar todos os processamentos e obter o resultado.

As aplicações de PDI necessitam de uma alta demanda computacional, contribuindo para que propostas especiais de soluções em software e/ou incluindo processamento direto em hardwares dedicados sejam consideradas (BENKRID et al., 2001). Existem diversas pesquisas relacionadas com o desenvolvimento de sistemas computacionais unindo soluções em hardware e software para melhor desempenho das operações de PDI (BARTOVSKY et al., 2012; GONZÁLEZ et al., 2013; GOUR et al., 2014; RAMESH et al., 2014). A computação heterogênea se tornou um marco histórico na computação, permitindo o uso de diferentes processadores e arquiteturas para obter melhores desempenhos na execução de um algoritmo. Cada processador é baseado e desenvolvido com diferentes filosofias de design e arquitetura e, dessa forma, pode ser melhor empregado para determinada situação. Ao aplicar cada tarefa na melhor arquitetura produz uma melhor

performance em termos de tempo, porém se torna necessário o desenvolvimento de novas técnicas de programação (GAJIĆ, 2017).

Com essas considerações, esta pesquisa tem como objetivo a proposição de uma metodologia de extração de malhas viárias, a partir de imagens de sensoriamento remoto de alta resolução espacial, que possa ser implementada e executada utilizando uma GPU (*Graphic Processing Unit*) com o intuito de obter um melhor desempenho. A metodologia de extração proposta está baseada na aplicação de uma vertente do algoritmo de crescimento de região (CR) para a segmentação da imagem e MM, a qual é utilizada para aperfeiçoar o resultado da segmentação no âmbito de extração de malhas viárias. Para tanto, uma nova abordagem para o algoritmo de CR foi proposta, de modo a eliminar a ideia recursiva existente nesse algoritmo e, conseqüentemente, permitir sua execução em uma plataforma dedicada de processamento de imagens. Essa pesquisa se mostra relevante para a literatura científica por proporcionar o estudo e a utilização de diferentes conceitos, algoritmos e tecnologias e aplicá-las na área de cartografia.

2.2 Objetivos

A presente tese possui por objetivo principal o desenvolvimento e a aplicação de uma metodologia para detecção de malhas viárias, a partir de imagens de sensoriamento remoto de alta resolução espacial e com grandes dimensões, por meio de soluções em nível de software e hardware, para obtenção de melhores desempenhos. Neste sentido, o estudo se baseia na hipótese de que é viável implementar uma metodologia para detecção de malhas viárias que seja aplicável em hardware dedicado de processamento gráfico. Tendo em vista o objetivo principal apresentado, os seguintes objetivos específicos foram estabelecidos:

- Estudar e desenvolver uma metodologia para detecção de malhas viárias de diferentes tipos (rodovias, vias urbanas e estradas rurais) a partir de imagens de sensoriamento remoto pancromáticas de alta resolução espacial;
- Constituir um banco de imagens monocromáticas de alta resolução espacial contendo diferentes tipos de malhas viárias e diferentes características;
- Testar e avaliar a metodologia de detecção no conjunto de imagens utilizando métricas estatísticas;
- Estudar plataformas de processamento dedicado a fim de determinar qual melhor se aplica a este estudo;

- Adaptar ou desenvolver a metodologia de detecção de malhas viárias para que essa possa ser aplicada na plataforma de hardware determinada, criando um sistema em co-design entre soluções em software e hardware.
- Avaliar e comparar os resultados obtidos com a aplicação da metodologia nos processadores de propósito geral e na plataforma de alto desempenho selecionada.

2.3 Justificativa

Estudos de extração e/ou detecção de feições cartográficas de interesse a partir de imagens de sensoriamento remoto estão em constante crescimento na literatura científica. Existem várias metodologias propostas na literatura para a realização desta tarefa, as quais se diferem normalmente pelas suas propriedades matemáticas e algorítmicas. Contudo, os resultados obtidos estão longe de serem satisfatórios (BELLENS et al., 2008). Essa afirmação mostra a dificuldade de desenvolver metodologias para extração e/ou detecção de feições de interesse presentes em imagens digitais. Por outro lado, sabe-se que, na área de cartografia, a tendência é a constante redução da dependência do operador/usuário, exigindo cada vez mais que estas metodologias de detecção obtenham os resultados de modo automático (DAL POZ; ZANIN; DO VALE, 2007). Neste sentido, um conjunto de técnicas que vem ganhando destaque é denominado Morfologia Matemática (MM). Estas técnicas de PDI estão se mostrando eficazes, uma vez que funcionam a partir da análise das estruturas geométricas dos alvos presentes na imagem em estudo. O uso e a eficácia destas técnicas podem ser verificados pelos constantes trabalhos apresentados na área (BELLENS et al., 2008; ISHIKAWA; SILVA; NÓBREGA, 2010; LEONARDI et al., 2013; MELO et al., 2014; MOHAMMADZADEH; TAVAKOLI; ZOEJ, 2006; RODRIGUES; SILVA; LEONARDI, 2010; SANTIAGO et al., 2012; YAN; ZHAO, 2003).

Além da MM, o algoritmo de crescimento por região (CR) também vem se mostrando eficaz e de grande utilização na comunidade científica. Tal fato se deve a sua propriedade de segmentar a imagem obtendo apenas objetos que tenham resposta espectral semelhantes e que estejam, de alguma forma, conectados às amostras cedidas pelo usuário (HERUMURTI et al., 2012, 2013; SENTHILKUMAR; UMAMAHESWARI; KARTHIK, 2010; XIAOLIN et al., 2018).

Para desenvolver metodologias de detecção de feições cartográficas, os pesquisadores utilizam diferentes bibliotecas de processamento digital de imagens, as quais possuem algoritmos pré-definidos para processamento das imagens. Cabe ao pesquisador definir a rotina de algoritmos, e seus respectivos parâmetros, que devem ser aplicados para buscar o resultado desejado. Apesar dos esforços dos desenvolvedores em otimizar os algoritmos de processamento de imagens, a execução das rotinas de extração e/ou detecção de feições, contendo diversos algoritmos de PDI, em processadores de propósitos gerais, resulta em um considerável tempo de espera. Outro fator que agrava e aumenta o tempo de espera do usuário e/ou pesquisador da área é o crescente aumento na resolução espacial de imagens de sensoriamento remoto. Tais imagens possuem cada vez mais dados a serem processados, aumentando assim consideravelmente o tempo e os recursos necessários para a obtenção dos resultados. Dessa forma, torna-se importante o desenvolvimento e a aplicação de novas tecnologias para a execução das rotinas de extração de modo que o tempo necessário para o processamento seja mínimo.

Neste sentido, o presente projeto se justifica pela necessidade de se encontrar uma maneira de reduzir o tempo de espera do usuário durante o processamento de imagens cartográficas para detecção e/ou extração de feições cartográficas. Com essa intenção, o projeto apresenta uma proposta para redução do tempo de processamento com o desenvolvimento de uma solução co-design, com processamento em nível de hardware dedicado ao processamento gráfico e software, para detecção de diferentes tipos de malhas viárias a partir de imagens de sensoriamento remoto de alta resolução espacial. Além disso, a execução deste projeto também é justificada pela necessidade de estudos relacionados com plataformas co-design utilizando em conjunto soluções que incluam software e hardware. Normalmente, o primeiro é utilizado para controlar, gerenciar e definir o que, quando e em que hardware deve ser processada cada uma das operações em questão. Já o hardware dedicado ao processamento gráfico é responsável por processar os dados e obter os resultados de modo mais ágil e com maior desempenho computacional em relação ao processador de propósito geral. Essa arquitetura beneficia as aplicações cartográficas por possibilitar que as operações realizadas nos pixels das imagens cartográficas sejam executadas em modo paralelo. Todos estes aspectos realçam e justificam a necessidade da realização do projeto, o qual contribui para a literatura científica com estudos e pesquisas sobre

metodologias de extração e/ou detecção de feições cartográficas; composição de um conjunto de imagens de testes contendo malhas viárias de diferentes tipos e características como alvos de interesse; estudos sobre PDI em plataformas de hardware; e a combinação de soluções em software e hardware em um sistema co-design.

2.4 Estrutura da Tese

O restante do trabalho está estruturado do seguinte modo: na Seção 3 são apresentados trabalhos relacionados com o tema de estudo; os materiais utilizados e a metodologia aplicada durante o desenvolvimento do trabalho são apresentados na Seção 4; a Seção 5 faz uma discussão sobre os resultados obtidos durante a pesquisa; por fim, as considerações finais são apresentadas na Seção 6.

3. TRABALHOS RELACIONADOS

Neste capítulo são apresentados trabalhos relacionados com o tema do projeto, como metodologias desenvolvidas para extração e/ou detecção de malhas viárias e o desenvolvimento e aplicação de algoritmos de processamento digital de imagens em hardware dedicado.

3.1 Metodologias para Extração de Malhas Viárias

Há uma grande quantidade de estudos na literatura buscando por propostas para a detecção de malhas viárias a partir de imagens de sensoriamento remoto. Essa grande disponibilidade de propostas pode ser explicada pela variabilidade nos tipos de alvos, características de obtenção e geração de imagens. Tal fato interfere diretamente na aplicação das metodologias de extração e dificulta o desenvolvimento de uma única metodologia que obtenha resultados satisfatórios para todos os cenários possíveis na detecção dessa. Dessa forma, também é possível encontrar na literatura científica trabalhos de revisão sobre as diferentes propostas de metodologias para extração de feições cartográficas (CROMMELINCK et al., 2016; KAUR; SINGH, 2015; WANG et al., 2016).

As metodologias de extração de malhas viárias podem ser implementadas de acordo com os seguintes aspectos de uma via (WANG et al., 2016):

- *Geométricos*: são os atributos baseados na geometria da malha viária, como seu formato geométrico, o fato de que a largura de uma via não costuma sofrer alterações drásticas, e que a razão entre seu comprimento e sua largura é alta;
- *Fotométricos*: são os aspectos relacionados com a resposta do alvo capturada pelo sensor, também conhecido como resposta radiométrica, a qual é muitas vezes associada aos tons de cinza que aparecem na imagem. No caso de malhas viárias, pode-se assumir que o valor dos pixels representantes da via não costumam sofrer grandes alterações ao longo do seu curso.
- *Topológicos*: são as propriedades relativas à forma ou comportamento da via. Por exemplo, pode-se dizer que uma via normalmente não sofre interrupções bruscas e que normalmente contém intersecções com outras vias.

- *Funcionais*: são aspectos referentes à função da via. Sabe-se que uma via possui funções específicas no mundo, e para tanto necessitam de condições e restrições que apoiem essas funções.
- *Texturas*: são características regionais na imagem relacionadas com a homogeneidade de uma área, ou seja, busca por uma distribuição espacial nos valores dos pixels.

Após apresentar os aspectos que caracterizam uma metodologia de detecção de malhas viárias, Wang et al. (2016) apresentam e descrevem algumas metodologias baseadas em algoritmos de classificação, MM e contornos ativos. Apesar de apresentar um estudo robusto sobre as metodologias, a comparação e avaliação dos métodos de extração é realizada com base nas informações fornecidas pelos autores em seus respectivos trabalhos.

Nas metodologias para extração de feições cartográficas de interesse há sempre uma etapa de segmentação da imagem, a qual é utilizada para dividir a imagem em partes com características e propriedades semelhantes (KAUR; KAUR, 2014). Considerando esse fato, os autores fazem um estudo sobre os métodos de segmentação de imagens classificando-os em estruturais, estocásticos (ou espectrais) e técnicas híbridas. As técnicas estruturais são baseadas em informações da estrutura do alvo de interesse na imagem. Por outro lado, os métodos estocásticos se baseiam apenas nos valores de brilho dos pixels da imagem, enquanto que os métodos híbridos combinam informações estruturais e espectrais para realizar a segmentação. Comparando diversos métodos de segmentação e extração de malhas viárias, Kaur e Kaur (2014) concluem que um único método de extração não é suficiente para detectar corretamente malhas viárias presentes em todos os tipos de imagens e suas respectivas características.

Kaur e Singh (2015) fazem um resumo da área de estudo ao apresentar diversas metodologias de extração de malhas viárias organizadas em uma tabela contendo informações sobre os trabalhos, tais como algoritmo base de segmentação, origem das imagens, vantagens e desvantagens. Do mesmo modo que Wang et al. (2016), os autores apresentam uma comparação utilizando os dados fornecidos pelos próprios autores das metodologias de extração, sem a aplicação dessas metodologias em um conjunto de imagens comum e, conseqüentemente uma comparação mais direta das metodologias avaliadas.

Durante a realização de pesquisas por metodologias de extração de malhas viárias, é possível identificar um amplo uso da teoria da MM, devido ao grande número de funções existentes e a habilidade de manter a geometria global do alvo durante o processamento da imagem. Dessa forma, a MM é comumente utilizada em etapas de pós-processamento para aperfeiçoar o resultado obtido na etapa de segmentação da imagem, o que pode ser realizado removendo ruídos (SOILLE, 2003).

Neste sentido, Ma et al. (2013) apresentam uma metodologia para extração de vias por meio da limiarização por Otsu e conceitos de MM. De posse de uma imagem monocromática, os autores descrevem a aplicação do algoritmo de Otsu para segmentar e transformá-la em uma imagem binária destacando-se a via de interesse. Entretanto, a limiarização por Otsu gera um grande número de ruídos, como os ruídos sal-e-pimenta, os quais são removidos com a aplicação de operadores morfológicos. Os passos descritos são baseados apenas nos valores dos pixels e, portanto, podem detectar alvos que não sejam o alvo desejado. Neste sentido, uma etapa considerando-se a geometria de vias é aplicada ao calcular uma razão entre a área e o perímetro dos alvos na imagem e remover os alvos que não possuem formato alongado (MA et al., 2013).

Leonardi et al. (2013) descrevem uma metodologia para extração de rodovias a partir da aplicação de equações diferenciais parciais (EDP) em uma etapa de pré-processamento para realizar uma suavização prévia da imagem, pela qual é possível remover alguns ruídos comuns. Após a suavização por EDP, a segmentação é baseada no algoritmo de Otsu e operações de MM são utilizadas no pós-processamento para aperfeiçoar o resultado da segmentação (LEONARDI et al., 2013)

A MM também é usada por Wang e Shan (2012) como operadores de pós-processamento. Para tanto, os autores classificam as imagens em quatro diferentes grupos: vias lineares; vias curvilíneas; cruzamentos; e ruas sem saídas. Neste sentido, o pós-processamento por teoria da MM é realizado de modo diferente para cada tipo de via identificado (WANG; SHAN, 2012).

Utilizando operadores de MM e filtro de Gabor no pré-processamento dos dados para aumentar o contraste entre alvos de interesse e o restante da imagem, Alshehhi e Marpu (2017) propõem uma metodologia de extração de rodovia. Após o pré-processamento e a realização de uma etapa de segmentação, os autores

realizam o pós-processamento das imagens com base na junção e separação de alvos de forma hierárquica de acordo com os níveis de brilho e formatos do alvo (ALSHEHHI; MARPU, 2017).

Valero et al. (2010) introduziram o conceito de operadores morfológicos direcionais aplicados às metodologias de detecção de malhas viárias. Uma das vantagens dos operadores morfológicos direcionais é a eliminação da necessidade de definir previamente o elemento estruturante utilizado pelo operador. Os filtros direcionais, abertura e fechamento por caminho, são utilizados pelos autores para criar um perfil morfológico, possibilitando a extração de informações geométricas lineares, como as malhas viárias (VALERO et al., 2010).

Outra metodologia de extração de malhas viárias realiza uma etapa de pré-extração dos segmentos de vias, filtrando a imagem com conhecimento prévio, possibilitando que os segmentos sejam analisados e conectados utilizando o operador de fechamento por caminho baseado em regiões (COURTRAI; LEFÈVRE, 2016).

Sghaier e Lepage (2016) apresentam uma metodologia para extração de malhas viárias em duas fases. Em um primeiro momento, é aplicado um filtro de textura para enfatizar as superfícies lineares; o operador morfológico de dilatação para preencher lacunas causadas por sombras e carros; e, por fim, o filtro detector de bordas de Canny para selecionar os segmentos candidatos a serem classificados como vias. Na segunda fase da metodologia, a transformada de *Beamlet* é utilizada com o intuito de utilizar informações locais de cada segmento e selecionar aqueles que possuam uma energia associada com a *Beamlet* maior do que determinado limiar (SGHAIER; LEPAGE, 2016).

Ibtissam et al. (2016) aplicam a transformada de Hough, após o filtro detector de borda de Canny, para identificar possíveis segmentos de vias. De forma paralela, é aplicado um algoritmo de análise de textura por padrões binários locais. Considerando que vias são uniformes, com valores similares de padrões, e que as bordas não são uniformes e são obtidas na transformada de Hough, a metodologia seleciona as linhas obtidas pela transformada de Hough que possuem valores similares ao padrão local como vias detectadas (IBTISSAM; CHAOUKI; MASMOUDI, 2016).

O contraste espectral e a trajetória local linear da imagem foram utilizados por Das et al. (2011) para apresentar uma metodologia dividida em estágios para

detecção de malhas viárias. Para obter os resultados da extração, quatro *support vector machines* (SVM) probabilísticos foram treinados com base em amostras de quatro categorias diferentes de vias. No primeiro estágio, um SVM probabilístico (P-SVM) foi utilizado em conjunto com *dominant singular measure* (DSM). Segundo os autores, a aplicação dessas etapas individualmente produz erros que não foram verificados ao aplicar as etapas em conjunto por meio de uma rede, a *constraint satisfaction neural network* (CSNN), a qual é modificada para obter informações complementares com uma etapa de integração (CSNN-CII). A rede CSNN-CII foi utilizada nessa metodologia para integrar a informação das bordas (DSM) e das regiões (P-SVM). Por fim, é executada uma etapa de pós-processamento para melhorar a acurácia da detecção da via removendo falsos alvos segmentados e recuperando pequenos segmentos das vias que não foram segmentados (DAS; MORNALINEE; VARGHESE, 2011).

Fazendo uso de redes neurais convolucionais (CNN), uma metodologia de extração de vias é proposta, de tal forma que o algoritmo faz uma previsão inicial dos pixels pertencentes às vias de interesse. Posteriormente, para aperfeiçoar o resultado dos pixels previstos, uma linha de convolução integral (LIC) é aplicada para conectar os espaços e fendas existentes (LI et al., 2016)

Para Zhong et al. (2017), a grande maioria das publicações de arquiteturas CNNs não foram designadas para imagens de sensoriamento remoto com alta resolução espacial, uma vez que são adaptações de cenários utilizados na classificação e, portanto, utiliza muitas amostras de treinamento. Neste sentido, os autores apresentam uma arquitetura CNN, baseada em recentes avanços de CNNs, para utilizar de modo mais eficiente as camadas de convoluções e núcleos menores. Entretanto, a arquitetura proposta utiliza a CNN para classificar toda a imagem, não se especializando em malhas viárias (ZHONG et al., 2017).

A classificação de imagens de sensoriamento remoto é um tópico de grande relevância na literatura, o qual tem por objetivo categorizar as imagens em conjuntos discretos significantes de uso e cobertura da terra de acordo com o conteúdo das imagens (CHENG; HAN; LU, 2017). Dessa forma, é comum confundir técnicas de classificação com metodologias de extração e/ou detecção de malhas viárias. Enquanto a classificação tem por objetivo avaliar múltiplas bandas espectrais para classificar cada pixel da imagem dentre classes pré-definidas, as metodologias de extração e/ou detecção de malhas viárias possui foco apenas nas vias, o que

permite a aplicação de técnicas além das espectrais, tais como análises geométricas e de contexto. Neste sentido, processos de classificação podem ser utilizados como uma etapa de pré-processamento, por exemplo, identificando pixels candidatos a pertencerem as vias de interesse e que, posteriormente, esse resultado possa ser aprimorado por meio de outras técnicas.

Observando as metodologias de extração e/ou detecção apresentadas é possível verificar a variabilidade existente e a dificuldade encontrada nessa área de estudo. Além disso, nota-se que cada satélite ou sensor de SR possui características específicas para geração da imagem, tais como dimensões de imagens, resoluções espaciais, espectrais e temporais, geometria de aquisição, dentre outros. Todos esses fatores em conjunto com a complexidade para desenvolver um modelo único para malhas viárias em geral contribuem para a grande demanda existente de metodologias de extração e/ou detecção presentes na literatura. Neste sentido, a Tabela 1 apresenta as principais características e resultados obtidos pelas metodologias de extração citadas neste capítulo.

Tabela 1. Comparativo de metodologias de extração de malhas viárias.

Metodologia	Baseada em	Avaliação Estatística	
		Comp.*	Corr.*
(MA et al., 2013)	Limiarização por Otsu e MM	-	-
(LEONARDI et al., 2013)	Modelos de EDP de Barcelos e Chen; Segmentação por Otsu e MM	0,927	0,918
(WANG; SHAN, 2012)	Morfologia Matemática	-	-
(ALSHEHHI; MARPU, 2017)	Filtros Gabor e MM; Segmentação por grafo	0,925	0,910
(VALERO et al., 2010)	Filtros morfológicos direcionais e perfil morfológico	-	-
(COURTRAI; LEFÈVRE, 2016)	Filtros morfológicos direcionais	0,93	0,85
(SGHAIER; LEPAGE, 2016)	Filtro de textura e transformada de <i>beamlet</i>	0,825	0,875
(IBTISSAM; CHAOUKI; MASMOUDI, 2016)	Transformada de Hough e padrões binários locais	-	-
(DAS; MIRNALINEE; VARGHESE, 2011)	<i>Framework</i> em vários estágios utilizando SVM	0,89	0,93
(LI et al., 2016)	CNNs	0,771-0,839	0,912-0,974
(ZHONG et al., 2017)	CNNs	-	-

* Comp.: Completeness; Corr.: Correctness.

Fonte: Elaborada pelo autor.

3.2 Processamento Digital de Imagens por Hardware

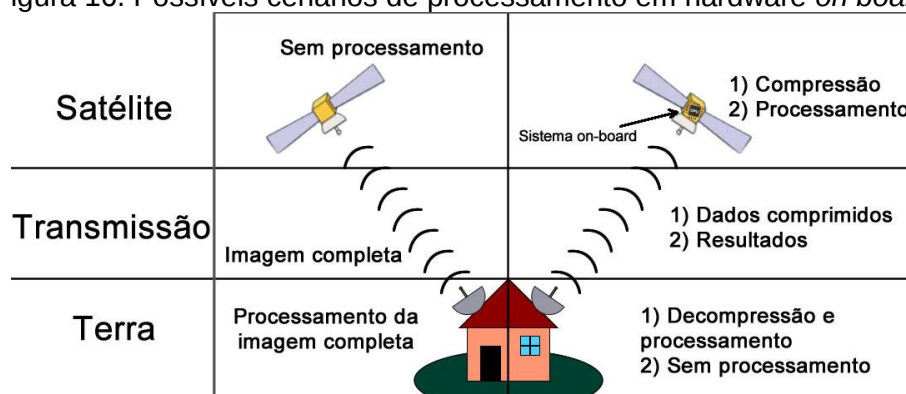
Usualmente, algoritmos de processamento digital de imagens necessitam de uma alta demanda computacional. Neste sentido, a fim de reduzir o tempo de processamento, pesquisadores e desenvolvedores de algoritmos de PDI estão comprometidos em utilizar o máximo de recursos de hardware disponíveis. Contudo, os processadores de propósito geral existentes dificultam a execução de algoritmos de PDI em tempo real, uma vez que a quantidade de dados, presente em uma imagem de sensoriamento remoto está se tornando cada vez maior devido ao aumento das resoluções espacial, radiométrica e espectral (ALALI; MHAIDAT; ALJARRAH, 2013).

Complementarmente, Benkrid et al. (2001) afirmam que as aplicações de PDI necessitam de uma demanda computacional tão grande que soluções especiais, incluindo processamento em hardware dedicado, necessitam ser consideradas. Atualmente, diversos estudos utilizam o processamento em algum tipo de hardware

dedicado para obterem melhores desempenhos em aplicações de processamento digital de imagens (BARTOVSKY et al., 2012; CHONG; HONG; ZHEN, 2011; PLAZA et al., 2011; VEGA-RODRIGUEZ; SANCHEZ-PÉREZ; GÓMEZ-PULIDO, 2001; VOURVOULAKIS; LYGOURAS; KALOMIROS, 2012).

As altas resoluções espaciais, temporais, radiométricas e espectrais existentes nas imagens de SR atuais ocasionaram um aumento considerável de dados a serem processados e, conseqüentemente, a procura por soluções de processamento incluindo hardware. Outro fator de grande importância, é a grande demanda pelo processamento de imagens hiperespectrais, as quais são caracterizadas por uma alta dimensionalidade em relação ao número de bandas espectrais e, portanto, pelo considerável aumento na quantidade de dados presentes na imagem. Conseqüentemente, uma das prioridades em pesquisas relacionadas com imagens hiperespectrais consiste em desenvolver métodos para explorar a grande dimensionalidade dessas imagens de modo mais preciso (BIOUCAS-DIAS et al., 2013; CHEN et al., 2014).

Segundo este cenário, Lopez et al. (2013) afirmam que o processamento *on-board*, ou seja, em um hardware acoplado ao satélite dedicado ao processamento de determinada tarefa, surgiu como possível alternativa para diminuir os atrasos existentes entre a aquisição e o processamento das imagens de SR. Foram sugeridas pelos autores duas alternativas possíveis. A primeira baseada em um hardware dedicado, acoplado no satélite para compressão dos dados obtidos antes de efetuar sua transmissão para a plataforma terrestre, a qual realizaria o processo inverso para posteriormente processar as informações contidas nessas imagens. Como segunda alternativa, é citada a possibilidade de utilizar o sistema *on-board* para processamento das imagens, sendo enviado apenas os resultados para a base terrestre (LOPEZ et al., 2013). Os cenários citados estão apresentados na Figura 16.

Figura 16. Possíveis cenários de processamento em hardware *on board*.

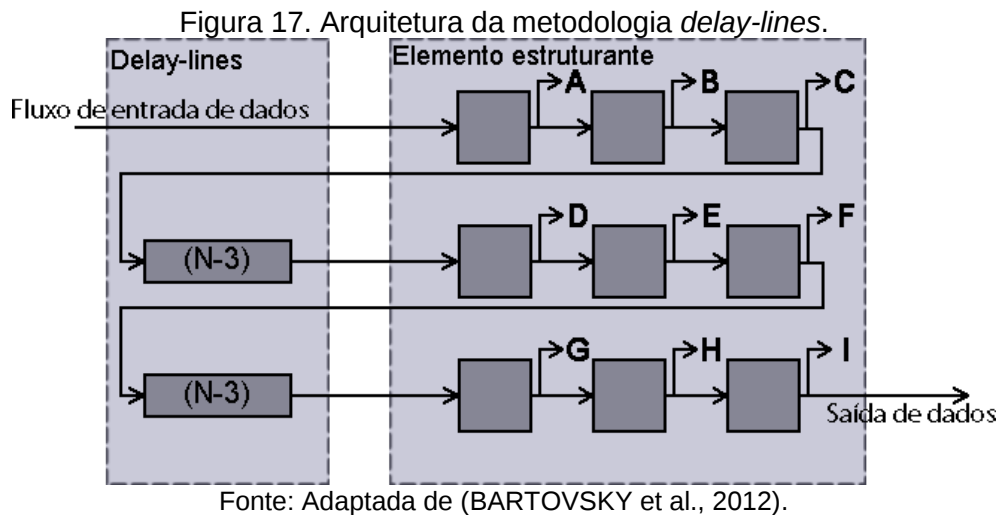
Fonte: Adaptado de (LOPEZ et al., 2013).

O PDI por meio de um hardware, dedicado a determinada função, possui por principal vantagem a velocidade no processamento de informações para a obtenção dos resultados desejados (KILTS, 2006). Essa afirmação pode ser considerada como principal motivo pelo qual Lopez et al. (2013) apresentam diferentes cenários para aquisição, transmissão e processamento de imagens de SR utilizando um sistema *on-board*.

É possível encontrar diversas pesquisas sobre o PDI a partir de hardwares dedicados. Considerando que os algoritmos de MM são amplamente utilizados nesse contexto, foi definido na literatura uma concepção de circuito integrado para obter o resultado do operador morfológico de dilatação (BARTOVSKY et al., 2012). Para tanto, considera-se que o operador de dilatação morfológica possa ser simplificado como uma busca pelo maior valor dentro do escopo limitado por uma máscara, conhecida como EE. Logo, esse processo tende a consumir um grande número de comparações, as quais são normalmente utilizadas como métrica de complexidade do algoritmo. Considerando um elemento estruturante pequeno, de dimensões 3x3, as comparações dos nove valores podem ser paralelizadas e, portanto, não deteriora o desempenho como no caso de processadores de propósito geral (BARTOVSKY et al., 2012).

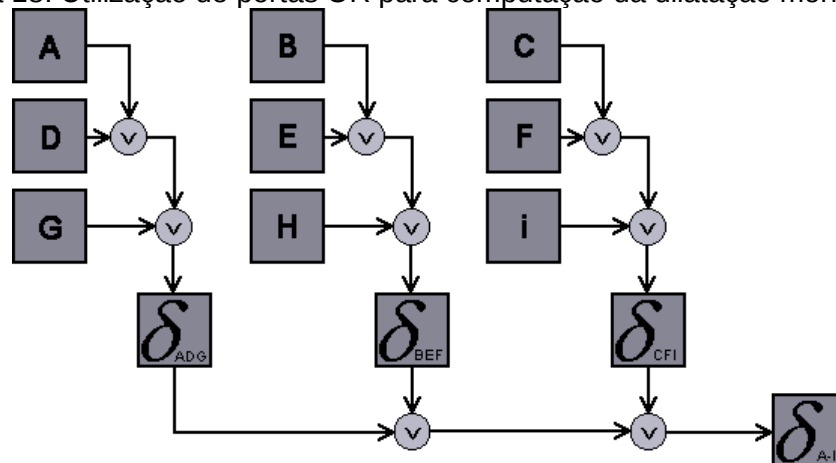
Bartovsky et al. (2012) utilizam desse conceito para apresentar um sistema dividido entre a extração do EE, no caso de dimensões 3x3, e a computação morfológica. A extração do EE consiste em identificar os nove valores que serão utilizados no processamento de cada *pixel*. Essa etapa é baseada no conceito de *delay-line*, ou linha de atraso. Considerando uma imagem de dimensões $N \times M$, para cada linha do elemento estruturante, com exceção da primeira, é gerada uma memória FIFO (*First-In First-Out*) de dimensões $N - 3$, pela qual o primeiro elemento

a entrar nessa estrutura também será o primeiro elemento a sair. Além das memórias FIFOs, o algoritmo possui três registradores para cada linha do elemento estruturante (BARTOVSKY et al., 2012). A estrutura descrita é apresentada na Figura 17.



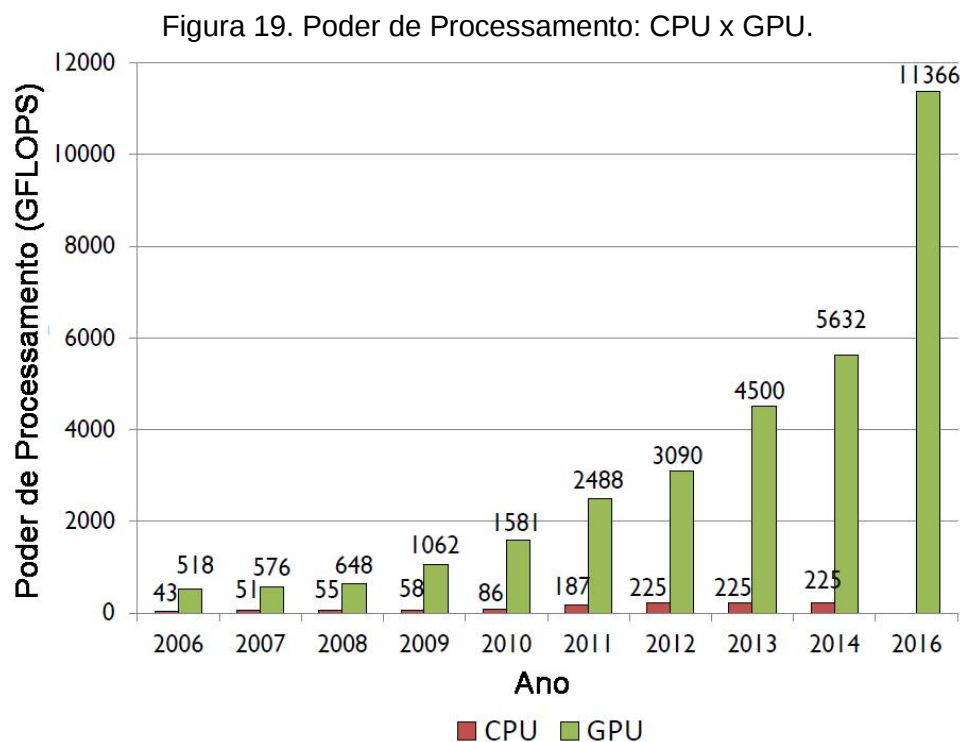
Os valores dos pixels da imagem entram sequencialmente na arquitetura de *delay-lines* apresentada, de forma que a cada nova inserção de dados, o elemento estruturante se altere mantendo um novo *pixel* central. Com os nove valores, a serem utilizados pelo elemento estruturante, extraídos do fluxo de dados de entrada, pode-se realizar a segunda etapa de computação morfológica. A computação desses dados pode ser realizada de diversas maneiras, dentre elas, pode-se ressaltar a utilização de operadores *OR*, como apresentado na Figura 18, para o cálculo da dilatação morfológica, obtendo sempre o maior valor disponível entre os nove valores selecionados para o elemento estruturante (BARTOVSKY et al., 2012).

Figura 18. Utilização de portas *OR* para computação da dilatação morfológica.



A metodologia de *delay-lines* descrita é considerada simples, porém realiza o cálculo de apenas um pixel por ciclo de *clock*, se tornando assim, uma metodologia sequencial sem utilizar de paralelismo. Além disso, sua implementação é baseada em circuitos integrados dificultando a integração em um sistema co-design devido à baixa capacidade de adaptação para novas funcionalidades.

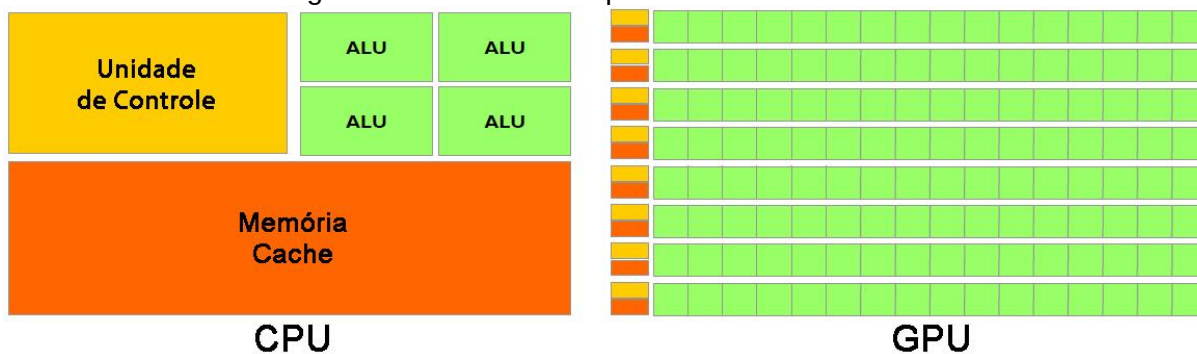
Neste sentido, a implementação por meio de GPU, a qual é uma plataforma programável, dedicada ao processamento paralelo e de fácil integração com o software, se torna desejável. Por possibilitar a execução de tarefas de modo paralelo, a plataforma GPU possui um alto poder computacional quando comparada ao processador de propósito geral, conforme demonstrado na Figura 19, sendo que GFLOPS é a quantidade, em bilhões, de operações de pontos flutuantes realizadas por segundo.



O alto poder de processamento de uma plataforma GPU é possível devido a sua estrutura interna projetada para a execução de tarefas de modo paralelo. Enquanto que o CPU possui uma única unidade de controle complexa, uma única memória *cache* e poucas unidades de processamento lógica e aritmética (ALU – *Arithmetic Logic Unit*), a plataforma GPU é dividida em diversos blocos, sendo que cada um possui sua própria unidade de controle simplificada e memória *cache*, além

de múltiplas unidades ALU. Essa estrutura possibilita poucas trocas de dados entre memórias e a execução de diversas tarefas ao mesmo tempo em suas múltiplas unidades ALU, conforme pode ser observado na Figura 20.

Figura 20. Estrutura das plataformas CPU e GPU.



Fonte: Adaptada de (GAJIĆ, 2017).

A plataforma GPU se tornou muito utilizada em pesquisas de processamento digital de imagens por suas características descritas, as quais permitem que um mesmo processamento seja executado em diversos pixels da imagem em modo paralelo. Dessa forma, o tempo de processamento das imagens é reduzido.

4. MATERIAIS E MÉTODOS

Neste capítulo são apresentados os materiais utilizados durante o desenvolvimento do projeto, além da descrição da metodologia aplicada para a obtenção dos resultados da pesquisa.

4.1 Materiais

Durante o desenvolvimento desta pesquisa, foi necessário fazer uso de equipamentos computacionais, plataformas de programação, bibliotecas de processamento digital de imagens e imagens de sensoriamento remoto. De modo mais específico, os materiais utilizados neste projeto foram:

- Plataformas de processamento gráficos (GPU's);
- Linguagens de Programação, como C/C++ e Matlab;
- Ambiente de desenvolvimento, como Netbeans, CodeBlocks e Matlab;
- Biblioteca de processamento digital de imagens, como EasyBMP, CARTOMORPH e a *Toolbox* de MM da *SDC Information System*;
- Imagens de sensoriamento remoto da base de dados da FCT/UNESP - Presidente Prudente.

4.1.1. Equipamentos

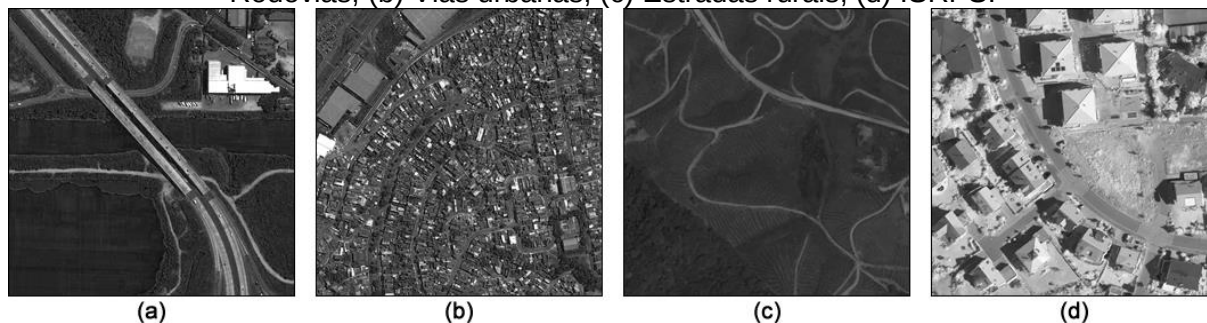
Neste trabalho foram empregados dois computadores para a execução e aplicação da metodologia com o intuito de diminuir a interferência que o equipamento pode realizar nas análises dos resultados. Os equipamentos utilizados foram selecionados de acordo com a disponibilidade existente durante os experimentos e pelas diferentes características entre eles. Assim, a análise de desempenho pode ser efetuada de modo mais eficiente independentemente do equipamento utilizado. O computador 1 é equipado com um processador Intel Core i7-4510 de 2.00GHz, 8GB de memória RAM e um processador GPU modelo GeForce GT740M 2GB, o qual possui 384 *cores* para processamento e uma taxa de *clock* de 810MHz. O computador 2 é equipado com um processador Intel Core i5-7400 de 3.00GHz, 16GB de memória RAM e processador GPU de modelo GeForce GTX1060 6GB, o qual possui 1280 *cores* para processamento e uma taxa de *clock*

de 1.404MHz. Ambos computadores foram equipados com o sistema operacional Windows 10.

4.1.2. Conjunto de imagens

Para realizar os experimentos previstos, foi necessário realizar a seleção de um conjunto de imagens de SR de alta resolução espacial contendo malhas viárias de diferentes tipos como feição cartográfica de interesse. A definição de um conjunto de imagens de teste foi realizada com o intuito de possibilitar que a avaliação da metodologia de extração de malhas viárias proposta fosse realizada diretamente com outras metodologias existentes na literatura aplicadas ao mesmo conjunto de imagens. Para tanto, as imagens foram categorizadas inicialmente em três grupos de acordo com o tipo de malha viária presente na imagem: rodovias; vias urbanas; e estradas rurais. Para cada categoria foram selecionadas vinte e cinco imagens fornecidas pelo banco de dados do grupo de estudos em MM da FCT/UNESP. Para evitar a existência de viés nos experimentos, ao utilizar apenas imagens do próprio grupo de pesquisa, outras dezesseis imagens foram selecionadas do banco de imagens para classificação de Vaihingen, o qual é apresentado pela ISPRS (*International Society for Photogrammetry and Remote Sensing*) e também contém vias urbanas como alvo de interesse (CRAMER, 2010). Dessa forma, foi definido um banco de dados, denominado BD1, contendo 91 imagens de sensoriamento remoto de alta resolução espacial e com diferentes tipos de malhas viárias e características de aquisição. Além disso, uma imagem de referência, ou verdade terrestre (*ground truth*), foi gerada manualmente para cada uma das noventa e uma imagens selecionadas. O BD1, com exceção das imagens obtidas junto à ISPRS, está disponível pelo seguinte link: <https://goo.gl/e33K74> (CARDIM et al., 2018). A Figura 21 apresenta quatro exemplos de imagens diferentes que compõe o BD1, sendo cada uma representante de um subconjunto de acordo com o tipo da malha viária: (a) rodovias; (b) vias urbanas; (c) estradas rurais; e (d) ISPRS.

Figura 21. Exemplo de imagem de cada categoria de imagens selecionada do BD1. (a) Rodovias; (b) Vias urbanas; (c) Estradas rurais; (d) ISRPS.



Fonte: Elaborada pelo autor.

O conjunto de imagens BD1 foi cuidadosamente criado para conter imagens que apresentem diferentes tipos de malhas viárias, estruturas e características de obtenção para garantir uma grande variabilidade e diversidade de imagens. Neste sentido, a Tabela 2 apresenta as características mais específicas do conjunto de imagens selecionadas no BD1.

Tabela 2. Características das imagens do BD1.

Grupo	Número de Imagens	Satélite	Resolução Espacial	Largura	Altura
Rodovias	25	4 Quickbird	0,6m	512-1536	512-2048
		11 WorldView-2	0,5m		
		2 Pléiades	0,5m		
		8 Voos Fotogramétricos	0,45m		
Vias Urbanas	25	2 GeoEyes-1	0,58m	512-1024	512-1024
		12 Quickbird	0,6m		
		1 WorldView-2	0,5m		
		5 Pléiades	0,5m		
		5 Voos Fotogramétricos	0,45m		
Caminhos Rurais	25	1 Quickbird	0,6m	512-2048	512-2048
		10 WorldView-2	0,5m		
		14 Voos Fotogramétricos	0,45m		
ISPRS	16	Voos Fotogramétricos	0,08m	1024-2560	1024-2560

Fonte: Elaborada pelo autor.

Avaliando as características das imagens presentes no BD1, é possível notar que as imagens, apesar de representativas, não são de grandes dimensões. Assim, com o intuito de facilitar a avaliação da aplicação da metodologia de extração em hardware, seis novas imagens foram selecionadas. Dessa forma, definiu-se um

novo conjunto de imagens, denominado BD2, contendo imagens de SR de alta resolução espacial e com grandes dimensões, proporcionando uma grande quantidade de dados a serem processados. Todas as seis imagens são pancromáticas e foram obtidas no banco de dados da FCT/UNESP e estão disponíveis pelo seguinte link: <https://goo.gl/m2xwzd>. A Figura 22 apresenta um exemplo de imagem do BD2, enquanto que a Tabela 3 apresenta as características de cada uma das imagens que compõe esse conjunto de imagens. A numeração das imagens do BD2 seguiu a sequência do BD1, o que facilita a visualização dos dados na seção de resultados.

Figura 22. Exemplo de imagem do BD2.



Fonte: Recorte de imagem obtida pelo satélite Quickbird.

Tabela 3. Resumo das características das imagens do BD2

Número da Imagem	Largura	Altura
92	10000	8336
93	3801	2892
94	10000	1500
95	6160	4852
96	5488	5680
97	2640	17065

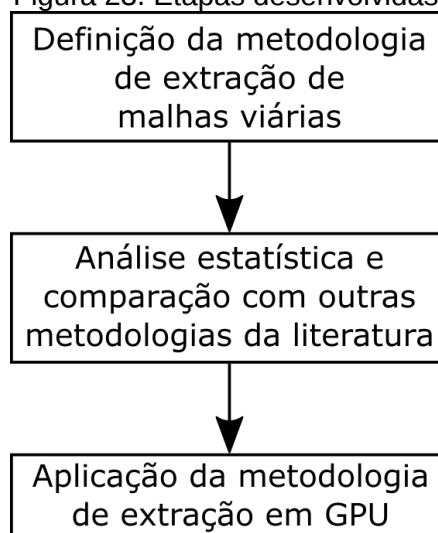
Fonte: Elaborada pelo autor.

Vale ressaltar que as imagens de ambos conjuntos de imagens foram cuidadosamente selecionadas para a pesquisa de forma a conter uma grande variabilidade de tipos de malhas viárias, características de aquisição, dimensões e resoluções.

4.2 Metodologia

Tendo como objetivo verificar a viabilidade da aplicação de metodologia de extração de feição cartográfica em um hardware dedicado ao processamento de grande quantidade de dados, desenvolveu-se a seguinte metodologia de pesquisa em três etapas, conforme apresentado pela Figura 23.

Figura 23. Etapas desenvolvidas.



Fonte: Elaborada pelo autor.

4.2.1. Definição da metodologia de extração de malhas viárias proposta

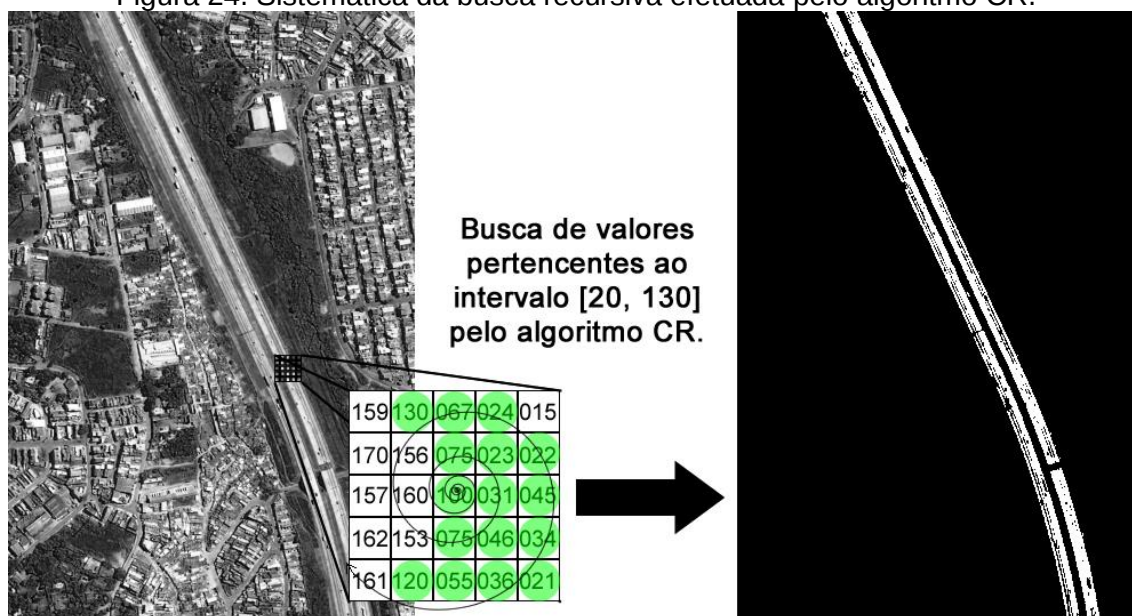
Com o intuito de extrair malhas viárias a partir de imagens de sensoriamento remoto de alta resolução espacial, desenvolveu-se uma metodologia de extração baseada no algoritmo de CR e operadores de morfologia matemática. O desenvolvimento da metodologia é justificado pela necessidade de detectar feições cartográficas a partir de imagens de SR de modo rápido e eficiente proporcionando assim a aquisição e atualização de bases cartográficas pela comunidade científica.

4.2.1.1. Variante do algoritmo de crescimento de região

O algoritmo de crescimento de região vem sendo utilizado como base em diversas metodologias de detecção de alvos presentes em imagens digitais (CARDIM et al., 2016; HERUMURTI et al., 2012, 2013; SENTHILKUMAR;

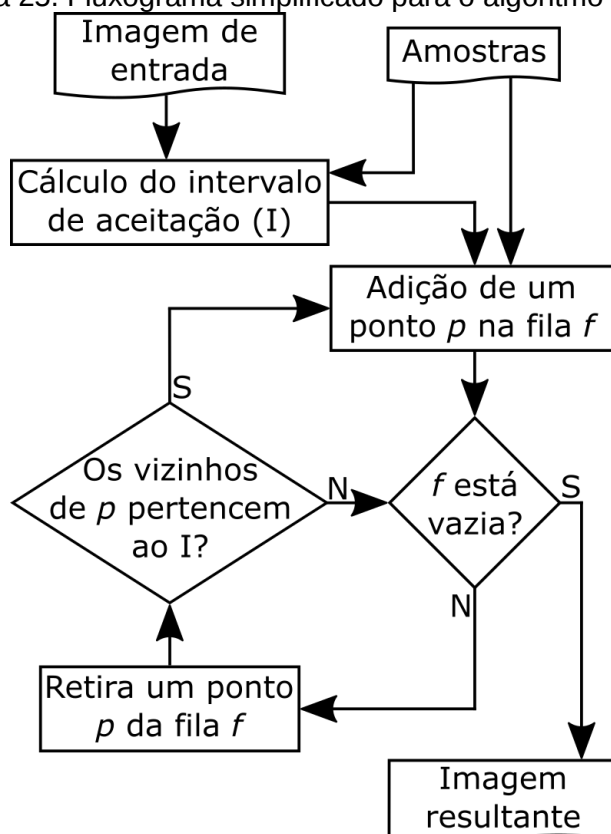
UMAMAHESWARI; KARTHIK, 2010). Dentre as possíveis variações do algoritmo de crescimento de região existentes na literatura científica, neste trabalho foi selecionada uma variante supervisionada, ou semiautomática, para detecção de padrões em imagens digitais (SILVA; CARDIM; BEST, 2012). Essa variante do algoritmo CR é considerada como supervisionado por ser necessário que o usuário informe amostras do alvo de interesse presente na imagem. Os valores dos pixels, pertencentes às amostras cedidas pelo usuário, são utilizados em cálculos estatísticos para definição de um intervalo de aceitação. Por exemplo, pode-se calcular o intervalo de aceitação a partir do mínimo e do máximo encontrados na amostra, ou a partir da subtração e adição do desvio padrão dos valores amostrados em sua respectiva média aritmética (SILVA; CARDIM; BEST, 2012). Com o intervalo de aceitação calculado, é definido um pixel de origem em cada amostra, o qual é pertencente ao intervalo e, conseqüentemente, ao alvo de interesse. Para os pontos de origem de cada amostra é verificado se os pixels vizinhos pertencem ao intervalo de aceitação. Em caso afirmativo, o pixel é considerado como parte do alvo de interesse e a verificação é realizada em sua vizinhança. Essa verificação é realizada de modo recursivo até que não haja mais pixels vizinhos às amostras cedidas pelo usuário que pertençam ao intervalo calculado. A Figura 24 apresenta a sistemática da busca efetuada pelo algoritmo CR, enquanto que na Figura 25 é possível averiguar um fluxograma básico para a implementação do algoritmo CR, o qual faz uso da ideia recursiva mas não a aplica diretamente.

Figura 24. Sistemática da busca recursiva efetuada pelo algoritmo CR.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 25. Fluxograma simplificado para o algoritmo de CR.



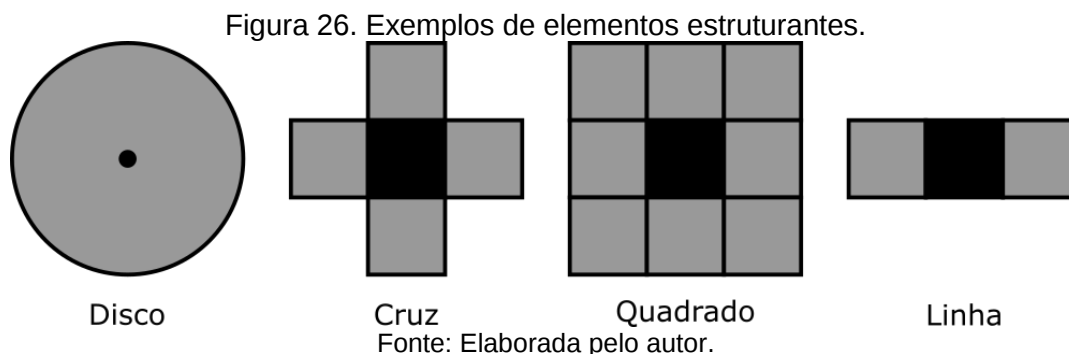
Fonte: Elaborada pelo autor.

4.2.1.2. Morfologia matemática

Os operadores morfológicos de imagens são definidos pela teoria da Morfologia Matemática (MM), a qual teve início por volta de 1964 com os matemáticos franceses George Matheron e Jean Serra na Escola Nacional de Minas de Paris (MATHERON; SERRA, 2000). A MM pode ser definida como uma teoria para análise das estruturas espaciais, da forma e da estrutura dos objetos. Essa análise se baseia na teoria de conjuntos, integrais geométricas e álgebra booleana (SOILLE, 2003). Tradicionalmente a MM tem sido utilizada para descrever objetos e alvos considerados como subconjuntos do espaço Euclidiano, resultando em ênfases para seus formatos, volumes, texturas, luminosidade e nível de intensidade de cada pixel (SERRA, 1988). A MM não é somente uma teoria, mas também uma poderosa ferramenta de análise de imagens, em particular para aquelas aplicações em que aspectos geométricos são relevantes. O princípio da MM consiste em obter informações relativas à geometria e à topologia de alvos de interesse, contidos em um conjunto desconhecido: a imagem, por meio de um conjunto previamente conhecido, com forma e tamanho definidos, o qual é denominado de elemento estruturante (EE) (GOUTSIAS; HEIJMANS, 2000). Dentre todas as operações

disponíveis para MM, a erosão e a dilatação podem ser consideradas como operações fundamentais, uma vez que grande parte das funcionalidades de morfologia matemática são baseadas nessas duas operações.

O EE é um conjunto completamente definido e conhecido, em forma e tamanho, o qual é comparado, a partir de uma operação, ao conjunto desconhecido da imagem. O resultado desta transformação permite avaliar o conjunto desconhecido (FACON, 1996). Normalmente, o EE é apresentado como uma imagem binária com formato regular, a qual é utilizada para avaliar a imagem de estudo (JAIN; KASTURI; SCHUNCK, 1995). Este elemento é a chave para o sucesso das operações, desde que seja definido de forma adequada de acordo com o formato e a dimensão dos alvos de interesse (SOILLE, 2003). Determinar o tamanho e a forma de um EE é um processo predominantemente empírico. Além disso, cada EE possui um ponto de origem, o qual é utilizado para posicioná-lo sobre o pixel em processamento durante a aplicação de um operador morfológico. A Figura 26 apresenta quatro tipos de elementos estruturantes possíveis, tendo seus pontos de origem representados pela cor escura.



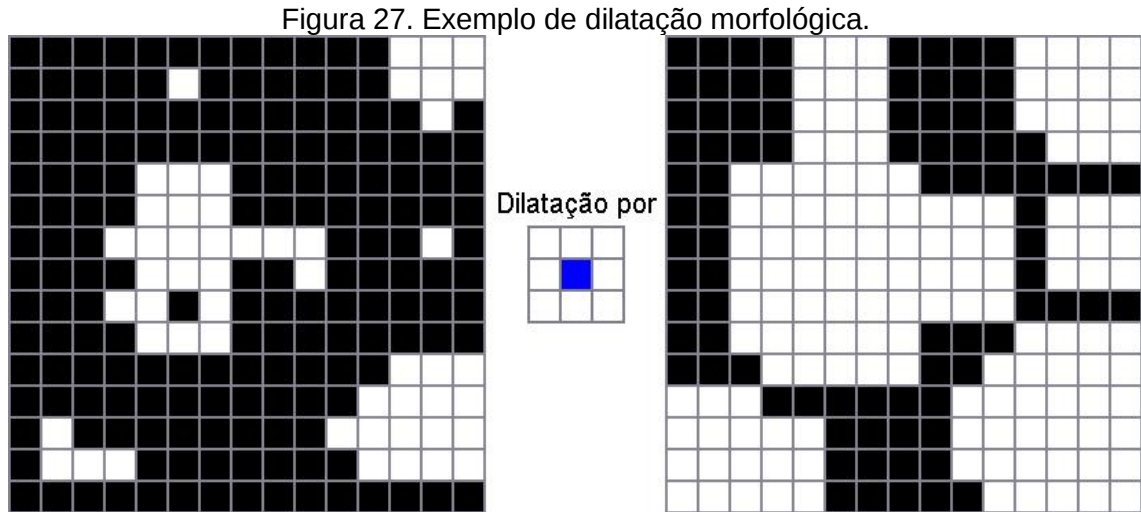
Dois operadores denominados elementares constituem a base da teoria da MM: a dilatação e a erosão (MATHERON, 1974; SERRA; CRESSIE, 1984). A partir desses dois operadores elementares outros operadores são definidos e utilizados. Além disso, as operações morfológicas foram elaboradas inicialmente para imagens binárias, sendo posteriormente ampliadas para imagens em tons de cinza. No entanto, somente as definições e conceitos das operações binárias que estejam relacionadas ao projeto são apresentadas.

A dilatação morfológica de uma imagem é baseada na seguinte questão: “O elemento estruturante toca o conjunto de interesse?”. Neste sentido, a dilatação morfológica da imagem consiste no conjunto de pontos nos quais a resposta da

pergunta apresentada seja afirmativa. Matematicamente, a dilatação de um conjunto de interesse X , i.e. uma imagem, pelo elemento estruturante B é denotada por $\delta_B(X)$ e definida como sendo todos os pontos x tais que B toca o conjunto X quando sua origem está centrada em x , denominado B_x (SOILLE, 2003). Essa definição é apresentada pela Equação 1.

$$\delta_B(X) = \{x \in X \mid B_x \cap X \neq \emptyset\} \quad (1)$$

Por esta definição, o elemento estruturante B percorre a imagem verificando para cada ponto uma possível interseção da vizinhança, definida pelo EE, com o conjunto de interesse presente em X . Caso seja verdadeiro, as coordenadas do ponto origem de B , na imagem resultante, será um pixel relevante (1), caso contrário será irrelevante (0). Os efeitos da dilatação binária são: aumento de partículas; preenchimento de pequenos buracos e conexão de grãos próximos (FACON, 1996). A Figura 27 apresenta um exemplo de dilatação morfológica, e seus efeitos, em uma imagem binária aplicada com um elemento estruturante do tipo caixa, ou quadrado, com dimensões 3x3 e origem no centro.



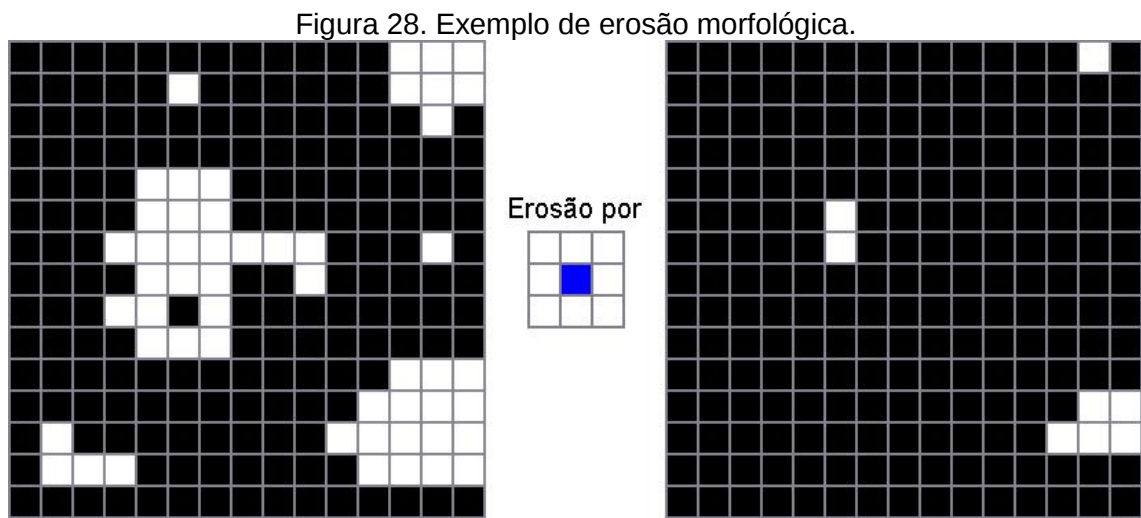
Fonte: Elaborada pelo autor.

Por outro lado, a erosão morfológica de uma imagem é baseada no seguinte questionamento: “O elemento estruturante cabe no conjunto de interesse?”. Neste sentido a erosão morfológica da imagem consiste no conjunto de pontos nos quais a resposta da pergunta apresentada seja afirmativa. Matematicamente, a erosão de um conjunto de interesse X pelo elemento estruturante B é denotada por $\varepsilon_B(X)$ e definida como sendo todos os pontos x tais que B se encaixa no conjunto X

quando sua origem está centrada em x , denominado B_x (SOILLE, 2003). Essa definição está apresentada pela Equação 2.

$$\varepsilon_B(X) = \{x \in X \mid B_x \cap X = B_x\} \quad (2)$$

Por esta definição, o elemento estruturante B percorre a imagem verificando para cada ponto, se o elemento estruturante está completamente contido no conjunto de interesse presente em X . Caso seja verdadeiro, apenas as coordenadas do ponto origem de B , na imagem resultante, será um pixel relevante (1), caso contrário será irrelevante (0). Em geral, a erosão binária apresenta os seguintes efeitos: diminuição de partículas; eliminação de grãos de tamanho inferior ao tamanho do elemento estruturante; aumento dos buracos e permite a separação de grãos próximos (FACON, 1996). A Figura 28 apresenta um exemplo de erosão morfológica, e seus efeitos, em uma imagem sintética aplicada com um elemento estruturante do tipo caixa, ou quadrado, com dimensões 3x3 e origem no centro.

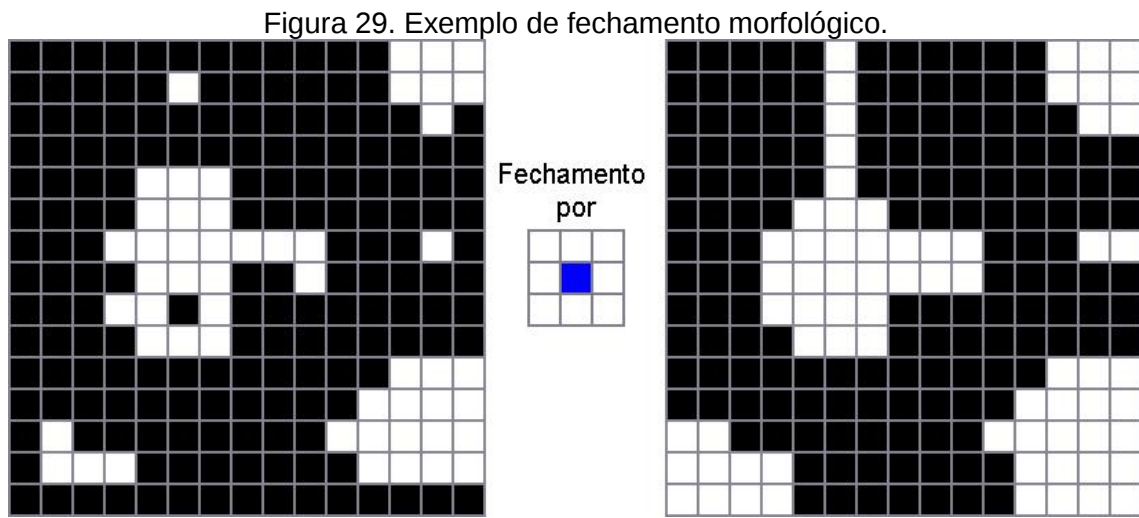


Fonte: Elaborada pelo autor.

A partir da definição dos operadores elementares de dilatação e erosão é possível definir outros operadores morfológicos com características e propriedades distintas dos operadores elementares. Dentre eles, o operador de fechamento da imagem X pelo elemento estruturante B é denotado por $\phi_B(X)$ e é definido como a dilatação de X com o elemento estruturante B ($\delta_B(X)$) seguida da erosão com o elemento estruturante refletido $\tilde{B}$ ($\varepsilon_{\tilde{B}}$) (SOILLE, 2003), como definido na Equação 3.

$$\phi_B(X) = \varepsilon_{\tilde{B}}[\delta_B(X)] \quad (3)$$

Os efeitos do fechamento binário são: suavização das fronteiras pelo exterior; preenchimento dos buracos no interior das partículas com tamanho inferior ao elemento estruturante; emenda de partículas próximas; as entidades restantes após fechamento ficam parecidas com as entidades da imagem original, porém o conjunto fechado é menos rico em detalhes que o conjunto inicial (FACON, 1996). A Figura 29 apresenta um exemplo de fechamento morfológico, e seus efeitos, em uma imagem sintética aplicada com um elemento estruturante do tipo caixa, ou quadrado, com dimensões 3x3 e origem no centro.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Outro importante operador na teoria da MM, o fechamento por área, é denotado como $\phi_\lambda(X)$ e matematicamente definido como sendo a intersecção dos resultados dos fechamentos morfológicos da imagem X por todos EE conectados B cuja área, em número de pixels, é igual a λ (SOILLE, 2003). Essa definição está apresentada pela Equação 4.

$$\phi_\lambda(f) = \bigwedge_i \{ \phi_{B_i}(f) \mid B_i \text{ é conectado e } \dim(B_i) = \lambda \} \quad (4)$$

O principal efeito do fechamento por área, quando aplicado à imagem binária, consiste no preenchimento de buracos no interior das partículas que possuam área igual ou inferior ao valor de área determinado na aplicação do operador, independentemente do formato que este possua. Após a aplicação do fechamento por área, as entidades normalmente possuem o mesmo formato das entidades originais, porém sem os detalhes internos. A Figura 30 apresenta um exemplo de fechamento por área, e seus efeitos, em uma imagem sintética aplicado com um valor de área igual a 2.

Figura 30. Exemplo de fechamento por área com valor de área igual a 2.



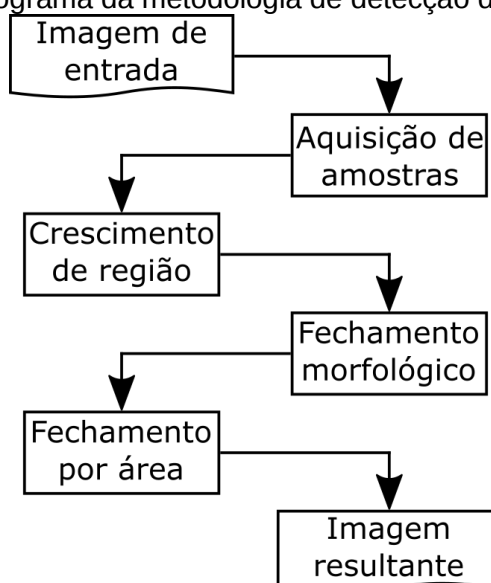
Fonte: Elaborada pelo autor.

4.2.1.3. Metodologia semiautomática para detecção de malhas viárias

No desenvolvimento da metodologia de detecção de malhas viárias, o primeiro passo foi a utilização do algoritmo de CR como base para a segmentação da imagem de entrada. Por se tratar de um algoritmo supervisionado, a metodologia desenvolvida se torna semiautomática e, portanto, necessita de amostras da malha viária de interesse como dados de entrada. A partir das amostras informadas pelo usuário, o intervalo de aceitação foi definido como os valores mínimo e máximo encontrados. Contudo, após a segmentação, o alvo de interesse, normalmente, apresenta imperfeições na superfície detectada.

Deste modo, com o intuito de corrigir esse problema, a metodologia desenvolvida realiza a aplicação de dois filtros morfológicos: fechamento morfológico e fechamento por área. Considerando as propriedades e características do operador de fechamento, esse operador é aplicado, como segundo passo da metodologia de detecção de malhas viárias, para unir estruturas do alvo que foram erroneamente separadas durante a segmentação pelo algoritmo de CR. Contudo, após essa etapa, é notável a presença de pequenos buracos no interior do alvo segmentado e, portanto, aplica-se o operador de fechamento por área como terceiro passo da metodologia. Aplicando-se os passos descritos foi desenvolvido uma metodologia semiautomática para detecção de malhas viárias a partir de imagens de sensoriamento remoto de alta resolução espacial, a qual é resumizada como fluxograma na Figura 31.

Figura 31. Fluxograma da metodologia de detecção de malhas viárias.



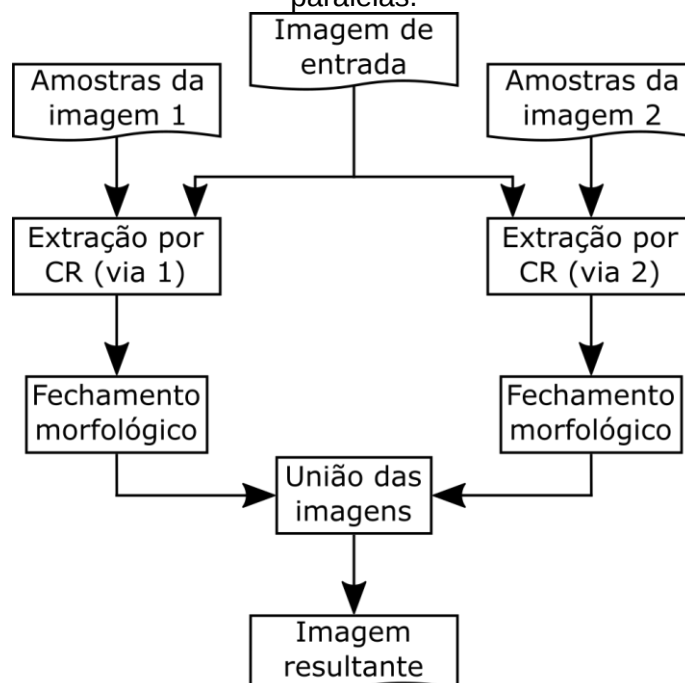
Fonte: Elaborada pelo autor.

No entanto, durante a aplicação da metodologia de extração descrita anteriormente, no conjunto de imagens selecionadas, foi possível verificar que houve falhas na detecção em determinados pontos em que ocorre a obstrução da via de interesse por objetos elevados a ela, como a passagem de um viaduto sobre a via, por exemplo. Nestes casos, a extração da via ocorre de modo não contínuo. Sendo assim, buscou-se um método para reconectar as extremidades da via devido às obstruções. Vale ressaltar que essa situação foi averiguada em imagens contendo trechos da rodovia Rodoanel no estado de São Paulo, a qual é composta por duas vias paralelas, com sentidos opostos.

Para reconectar as extremidades, primeiramente foi realizada a extração inicial, como apresentado no fluxograma da Figura 31, separadamente em ambas as vias. Dessa forma, pode-se reconectar as extremidades, desconectadas durante o processo de segmentação, com a aplicação do operador morfológico de fechamento utilizando um elemento estruturante de grande dimensão. Vale ressaltar que este processo necessita da prévia separação das vias, o que ocorreu com a segmentação separadamente, caso contrário, o operador de fechamento uniria as vias como um único alvo. Para finalizar, realiza-se a soma da imagem resultante para ambas as vias obtendo novamente uma imagem final contendo a via de interesse em sua totalidade e com a reconstrução do segmento obstruído pelo viaduto. Ressalta-se que essa metodologia possibilita melhores resultados na detecção da via em casos semelhantes, ou seja, quando há obstrução de parte da

via e quando a via de interesse é composta por vias paralelas. O fluxograma dessa metodologia está apresentado na Figura 32.

Figura 32. Fluxograma da metodologia de detecção para casos de obstrução e vias paralelas.

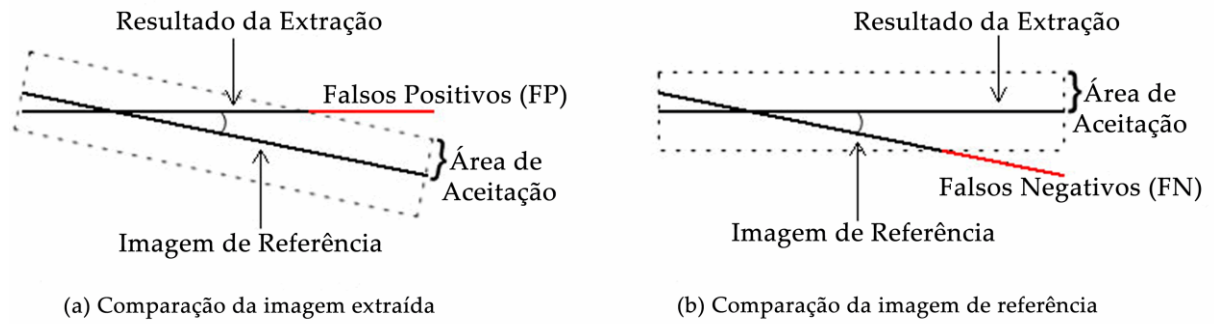


Fonte: Elaborada pelo autor.

4.2.2. Análise estatística e comparação com outras metodologias

Após a obtenção do resultado da detecção da rodovia de interesse, se torna necessário avaliar a qualidade obtida no processo. Neste sentido, o resultado foi avaliado estatisticamente seguindo uma metodologia de análise definida na literatura para vetores (WIEDEMANN, 2003) e adaptada para análise de imagens por pixels (CARDIM; DA SILVA; DIAS, 2014). De acordo com essa metodologia de avaliação, primeiramente é necessário possuir uma imagem de referência para a análise, a qual é considerada como resultado ideal durante a análise estatística. Assim, a imagem resultante da metodologia de detecção é comparada com a imagem de referência de dois modos, como apresentado na Figura 33. Primeiro gera-se uma área de tolerância sobre a imagem de referência e compara-se os pontos obtidos na extração. Posteriormente a área de tolerância é gerada sobre a imagem resultante da extração comparando-a com a imagem de referência.

Figura 33. Processo de avaliação estatística de um resultado de extração.



Fonte: Adaptada de (WIEDEMANN, 2003).

A partir dos dados obtidos nas comparações, é realizado o cálculo de três métricas: *completeness*, *correctness* e *quality*, respectivamente, apresentadas pelas Equações 5, 6 e 7. O valor obtido para a métrica *completeness* corresponde à porcentagem de pixels do alvo presente na imagem de referência que foi devidamente detectado pela metodologia desenvolvida. Em outras palavras, na métrica *completeness* estão implícitos os erros do tipo falsos negativos, os quais correspondem aos pixels que deixaram de ser detectados pelo método, mas que constam na imagem de referência. Por outro lado, o valor obtido para a métrica *correctness* representa a porcentagem de pixels do alvo presente na imagem detectada, que também estão presentes na imagem de referência. Desta forma, os erros do tipo falsos positivos estão presentes nessa métrica. Por fim, a métrica *quality* é responsável por agrupar os dois tipos de erros, falsos negativos e falsos positivos, em uma única métrica. Vale ressaltar que para todas as três métricas apresentadas o valor obtido pertence ao intervalo [0,1], tendo como valor ótimo o valor 1, equivalente à 100%.

$$completeness = \frac{\text{total coincidentes da referência}}{\text{total da feição de referência}} \quad (5)$$

$$correctness = \frac{\text{total coincidentes da extração}}{\text{total da feição de extração}} \quad (6)$$

$$quality = \frac{completeness \cdot correctness}{completeness + correctness - completeness \cdot correctness} \quad (7)$$

Após a seleção das métricas estatísticas a serem avaliadas e comparadas entre metodologias de extração, foi realizada uma busca na literatura por metodologias disponíveis para realizar uma comparação. Neste sentido, foram selecionadas outras duas metodologias, com aplicações disponíveis, para extração

de malhas viárias: metodologia de Sghaier e Lepage (2016); e metodologia de Ma et al. (2013).

4.2.2.1. Extração de malhas viárias a partir de imagens óticas de alta resolução espacial baseada na análise de textura e transformada *Beamlet* (SGHAIER; LEPAGE, 2016).

A primeira metodologia disponível é apresentada por Sghaier e Lepage (2016) e realiza uma decomposição em escalas múltiplas utilizando a transformada de *Beamlet* possibilitando a identificação da escala mais apropriada para cada segmento de via, tanto em termos de posicionamento como direção. Resumidamente, a transformada de *Beamlet* realiza divisões sucessivas da imagem em quatro partes de iguais dimensões (2^n) até obter blocos de no máximo 2x2 pixels (SGHAIER; LEPAGE, 2016). Essa metodologia pode ser dividida em duas etapas principais. A primeira etapa consiste em preparar a imagem inicial para o processamento e a consequente extração da informação local. Para tanto, a metodologia faz uso da textura presente na imagem para detectar as superfícies lineares; aplica o operador de dilatação morfológica para preencher pequenos buracos no alvo causados por sombras, carros ou outras oclusões; e aplica o filtro detector de bordas de Canny para extrair da imagem os segmentos que são possíveis candidatos a serem classificados como vias. Na segunda etapa da metodologia, os autores se baseiam na transformada de *beamlet* para introduzir regras de relacionamentos espaciais entre os candidatos a segmentos de vias nas diferentes escalas. Durante essa transformada, os segmentos candidatos a serem classificados como vias são analisados em relação a sua energia C_s , sendo que apenas os segmentos com energia maior do que um determinado limiar são mantidos. O valor de energia C_s de um segmento *Beamlet* (b) é obtido de acordo com a Equação 8.

$$C_s = \frac{T_f(b)}{\sqrt{l(b)}} \quad (8)$$

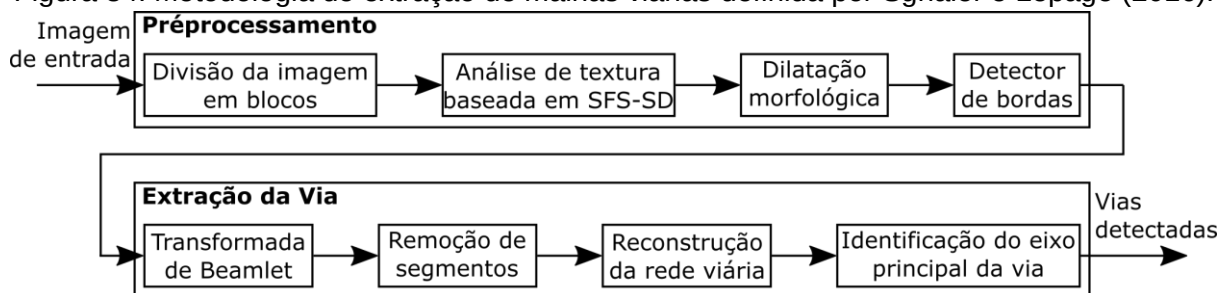
onde:

- C_s é a energia *Beamlet*;
- $T_f(b)$ consiste na integral linear do segmento *Beamlet*;

- $\sqrt{l(b)}$ é a distância euclidiana entre dois vértices, v_1 e v_2 , de um segmento *Beamlet*.

A metodologia apresentada por Sghaier e Lepage (2016) pode ser exemplificada pelo fluxograma apresentado na Figura 34, onde SFS-SD é a sigla para *structural feature set using the standard deviation* (conjunto de recursos estruturais baseados no desvio padrão).

Figura 34. Metodologia de extração de malhas viárias definida por Sghaier e Lepage (2016).



Fonte: Adaptada de (SGHAIER; LEPAGE, 2016).

4.2.2.2. Extração de vias a partir de imagens de sensoriamento remoto de alta resolução baseada na limiarização por Otsu e morfologia matemática (MA et al., 2013).

Ma et al. (2013) apresentam uma metodologia de extração de malhas viárias baseada no operador de limiarização automática por Otsu e na teoria da morfologia matemática para remover ruídos e, conseqüentemente, melhorar o resultado da segmentação. Assim, a primeira etapa da metodologia consiste em obter uma imagem monocromática a partir das imagens de testes multiespectrais apresentadas pelos autores. Para tanto, os autores convertem a imagem RGB em imagens em tons de cinza de acordo com a Equação 9.

$$\text{Nível de Cinza} = 0,229R + 0,587G + 0,114B \quad (9)$$

onde, R , G e B representam o valor dos pixels nas componentes de cores vermelha, verde e azul, respectivamente.

Após obter a imagem monocromática, os autores descrevem a aplicação da segmentação por Otsu com o intuito de identificar a via de interesse. Esse processo destaca a malha viária presente na imagem, porém também cria uma grande quantidade de ruídos na imagem segmentada. Para remover os ruídos, o primeiro passo da metodologia se baseia na detecção das bordas dos alvos e, posteriormente, na subtração das bordas detectadas na imagem segmentada. Já

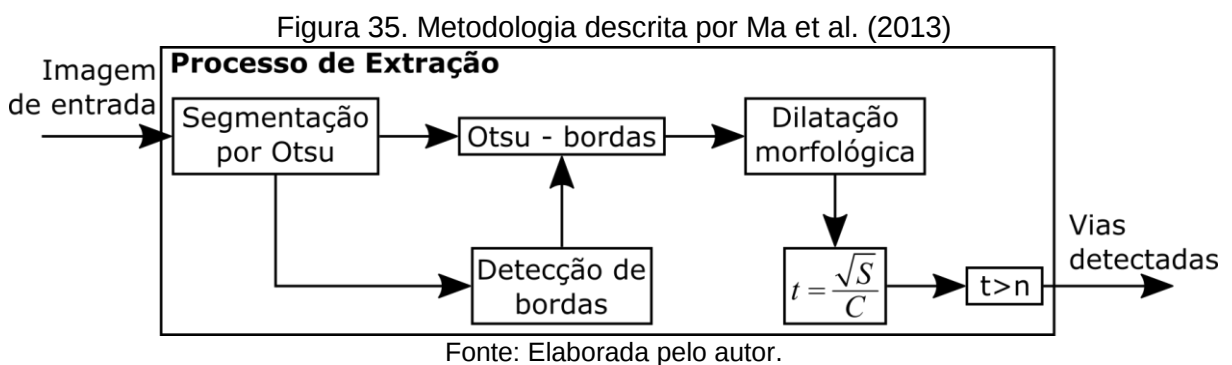
para reduzir os buracos no interior dos alvos segmentados, a metodologia proposta aplica a dilatação morfológica utilizando um elemento estruturante de oito vizinhos. Mesmo após essas etapas de filtragens de ruídos, alguns alvos que não correspondem as malhas viárias continuam presentes na imagem. Neste sentido, para remover os alvos que não são de interesse os autores consideram uma propriedade geométrica das vias, as quais normalmente são alongadas, ou seja, possuem valores de comprimento superiores aos valores de largura. Dessa forma, Ma et al. (2013) propõem a Equação 10.

$$t = \frac{\sqrt{S}}{C} \quad (10)$$

onde:

- S é a área da via;
- C é o perímetro da via.

Para cada alvo detectado na imagem é calculado um valor de t , os quais são organizados de forma crescente em uma serie $t1$. Os autores afirmam utilizar a serie $t1$ para calcular a quantidade n de áreas representativas de malhas viárias. Dessa forma, apenas os n elementos de maiores valores em $t1$ são mantidos como representantes das malhas viárias de interesse. Apesar dos autores descreverem as etapas da metodologia proposta, ela não foi disponibilizada para acesso. Desse modo, para realizar a comparação com as outras metodologias descritas anteriormente, foi realizada a implementação da metodologia proposta seguindo a descrição dos autores e inferindo algumas informações omitidas pelos autores (MA et al., 2013). A implementação segue os passos apresentados no fluxograma da Figura 35.



4.2.3. Aplicação da metodologia de extração em GPU

Conforme descrito no item 4.2.1, a metodologia desenvolvida é baseada no algoritmo de crescimento de região (CR). Contudo, o CR utilizado é baseado em uma ideia recursiva e, portanto, necessita de recursos e tempo consideráveis para o processamento das imagens de sensoriamento remoto de alta resolução espacial e grandes dimensões. Logo, é de grande importância buscar por soluções, que incluam propostas em software e/ou com a inclusão de processadores dedicados, para realizar a metodologia desenvolvida com melhor desempenho.

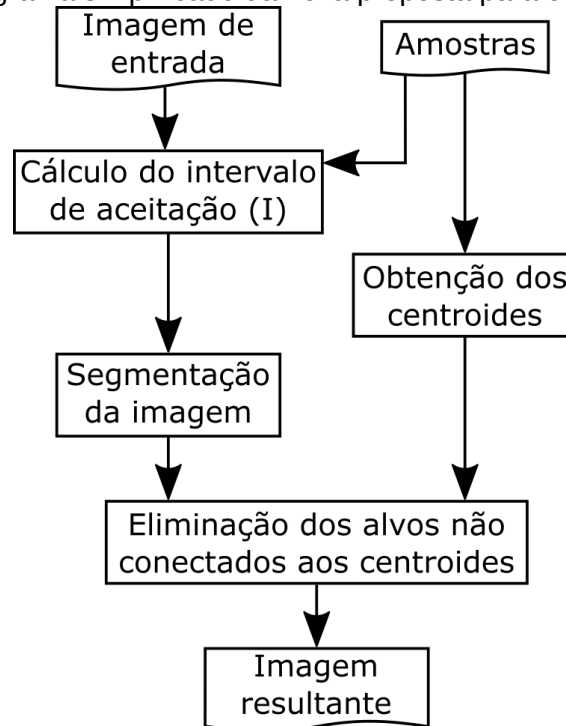
Sabe-se que o algoritmo de CR implementado inicialmente realiza a busca pelos pixels pertencentes ao intervalo de aceitação ao redor das amostras seguindo a ideia recursiva presente no conceito do algoritmo, conforme demonstrado na Figura 24. Como a grande vantagem no uso de plataformas de hardwares dedicadas ao processamento gráficos está na possibilidade de aplicar paralelismo nas operações de um algoritmo, a aplicação do algoritmo CR baseado na ideia recursiva impossibilita a obtenção de melhores desempenhos. Neste sentido, primeiramente foi necessário buscar por uma solução de implementação para o algoritmo de CR que não fosse baseada na ideia recursiva e, portanto, pudesse ser executada de modo paralelo para posterior aplicação na plataforma GPU. Consequentemente, uma nova proposta para o algoritmo de CR foi desenvolvida. Para efeito de diferenciação entre os algoritmos, o CR inicialmente implementado seguindo a ideia recursiva foi denominado na sequência de CRI, enquanto que a nova proposta foi denominada de CRN.

Após a aquisição das amostras e cálculo do intervalo de aceitação, o primeiro passo no desenvolvimento do CRN foi remover a ideia recursiva existente implicitamente no CRI. Enquanto o CRI realiza uma busca por pixels pertencentes ao intervalo ao redor das amostras, o CRN proposto faz uma busca por todos os pixels da imagem que pertençam ao intervalo. Desse modo, muitos outros alvos não conectados as amostras também são segmentados e, portanto, são removidos posteriormente por uma verificação dos alvos que estejam conectados às amostras cedidas.

O CRN realiza a detecção de todos os pixels da imagem de entrada que pertençam ao intervalo de aceitação calculado. Na sequência, o algoritmo realiza o cálculo dos centroides de todas as amostras cedidas pelo usuário e verifica quais os alvos segmentados estão conectados aos centroides calculados. Por consequência,

a ideia recursiva implícita no CRI é abandonada. A Figura 36 apresenta um fluxograma do algoritmo CRN proposto.

Figura 36. Fluxograma simplificado da nova proposta para o algoritmo de CRN.



Fonte: Elaborada pelo autor.

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Nesta seção serão apresentados os resultados obtidos durante as etapas desenvolvidas nos experimentos conforme descrito na metodologia da pesquisa.

5.1 Resultados Obtidos com a Metodologia de Extração Proposta

Tendo definida a metodologia para detecção de malhas viárias, implementou-se o algoritmo em linguagem C/C++ no projeto CARTOMORPH, o qual apresenta um conjunto de funções e aplicações focadas no processamento de imagens de sensoriamento remoto (CARDIM, 2015). Além disso, uma imagem de sensoriamento remoto de alta resolução espacial foi selecionada para efetuar os testes iniciais na metodologia desenvolvida e apresentar um exemplo neste capítulo. A Figura 37 apresenta a imagem selecionada que representa a banda pancromática obtida pelo satélite QuickBird com resolução espacial de 0,6m. Essa imagem possui como feição cartográfica de interesse parte de uma rodovia na cidade de São Paulo denominada de Rodoanel.

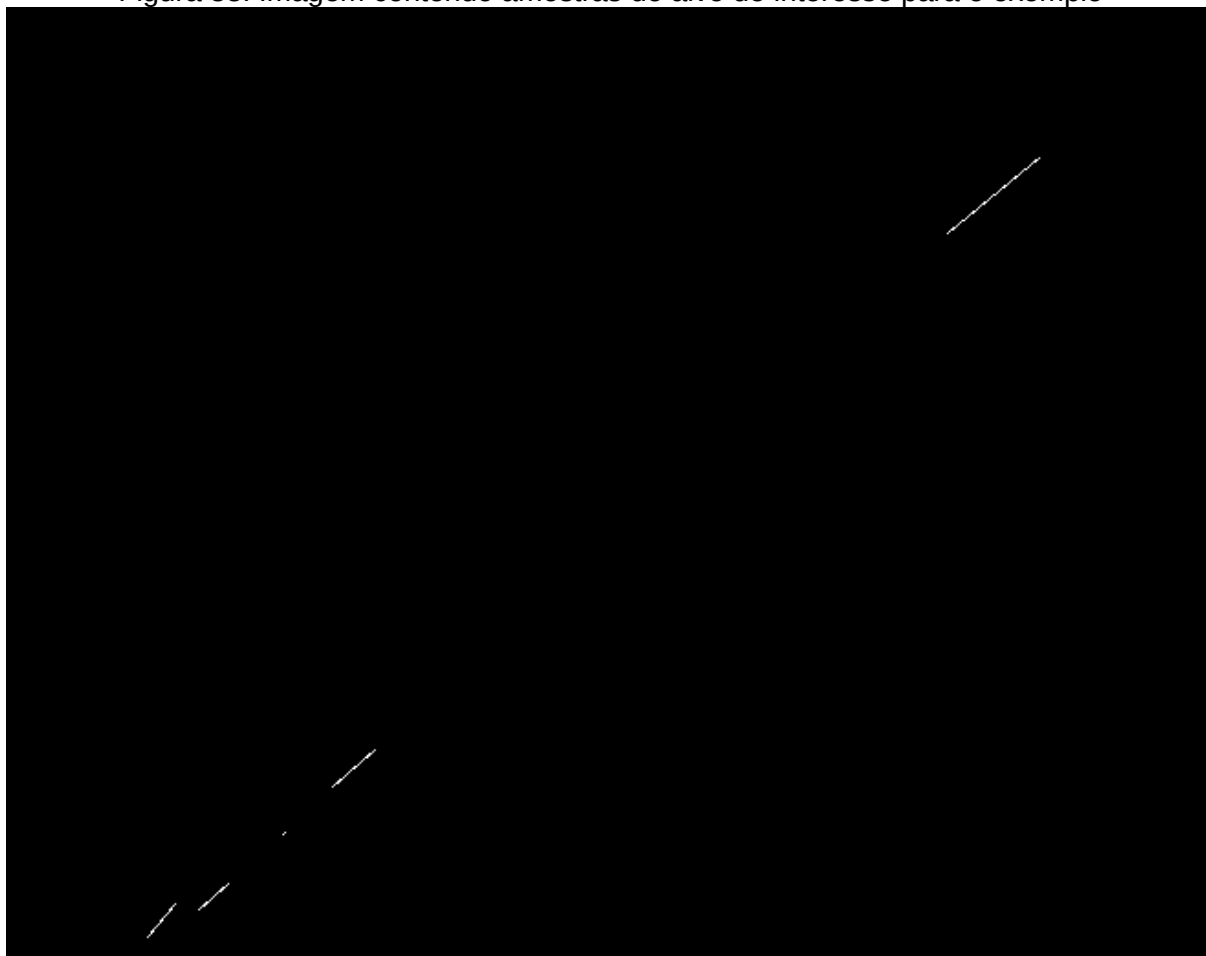
Figura 37. Imagem exemplo utilizada no teste da metodologia de extração de malhas viárias proposta.



Fonte: Recorte de imagem obtida pelo satélite Quickbird.

Considerando o fato da metodologia de detecção proposta ser semiautomática e, portanto, necessitar de amostras do alvo de interesse como dado de entrada, foi criada uma imagem com amostras para cada imagem do conjunto de teste. As imagens de amostras são binárias, para as quais os pixels brancos são considerados como representantes de posições reais do alvo de interesse. A Figura 38 apresenta a imagem de amostras criada para o exemplo apresentado na Figura 37.

Figura 38. Imagem contendo amostras do alvo de interesse para o exemplo



Fonte: Elaborada pelo autor.

Seguindo o fluxograma da metodologia de detecção, como apresentado na Figura 31, após a aquisição das amostras é aplicado o algoritmo de CR para que este realize a segmentação da imagem. Posteriormente, os filtros morfológicos de fechamento e fechamento por área são aplicados para o aperfeiçoamento do resultado. Neste sentido, a Figura 39 apresenta o resultado da metodologia de detecção obtido para a imagem de exemplo (Figura 37).

Figura 39. Resultado da metodologia de extração para a imagem exemplo.



Fonte: Elaborada pelo autor.

É possível observar na Figura 39 que a rodovia, presente na imagem como feição de interesse, foi delimitada pela metodologia de extração. No entanto, também é possível verificar que houve falhas na detecção em determinados locais onde há a presença de feições elevadas que se sobrepõem à rodovia, como viadutos e pontes, ocasionando obstrução de resposta da rodovia. Nestes casos a extração da via ocorre de modo não contínuo. Neste sentido, buscou-se um método alternativo para reconectar as extremidades da via devido a obstrução do viaduto. Vale ressaltar que o exemplo apresentado corresponde a um trecho da rodovia Rodoanel no estado de São Paulo, a qual é composta por duas vias paralelas, com sentidos opostos, como visualizado na Figura 37. Sendo assim, um método alternativo foi proposto, demonstrado no fluxograma da Figura 32, que permitisse a reconstrução do segmento obstruído durante o processo de extração. A Figura 40 apresenta o novo resultado obtido após a aplicação do método de reconstrução para a extração da feição presente na imagem de exemplo.

Figura 40. Resultado da metodologia de extração com a aplicação de etapas adicionais para a reconstrução de segmentos obstruídos.



Fonte: Elaborada pelo autor.

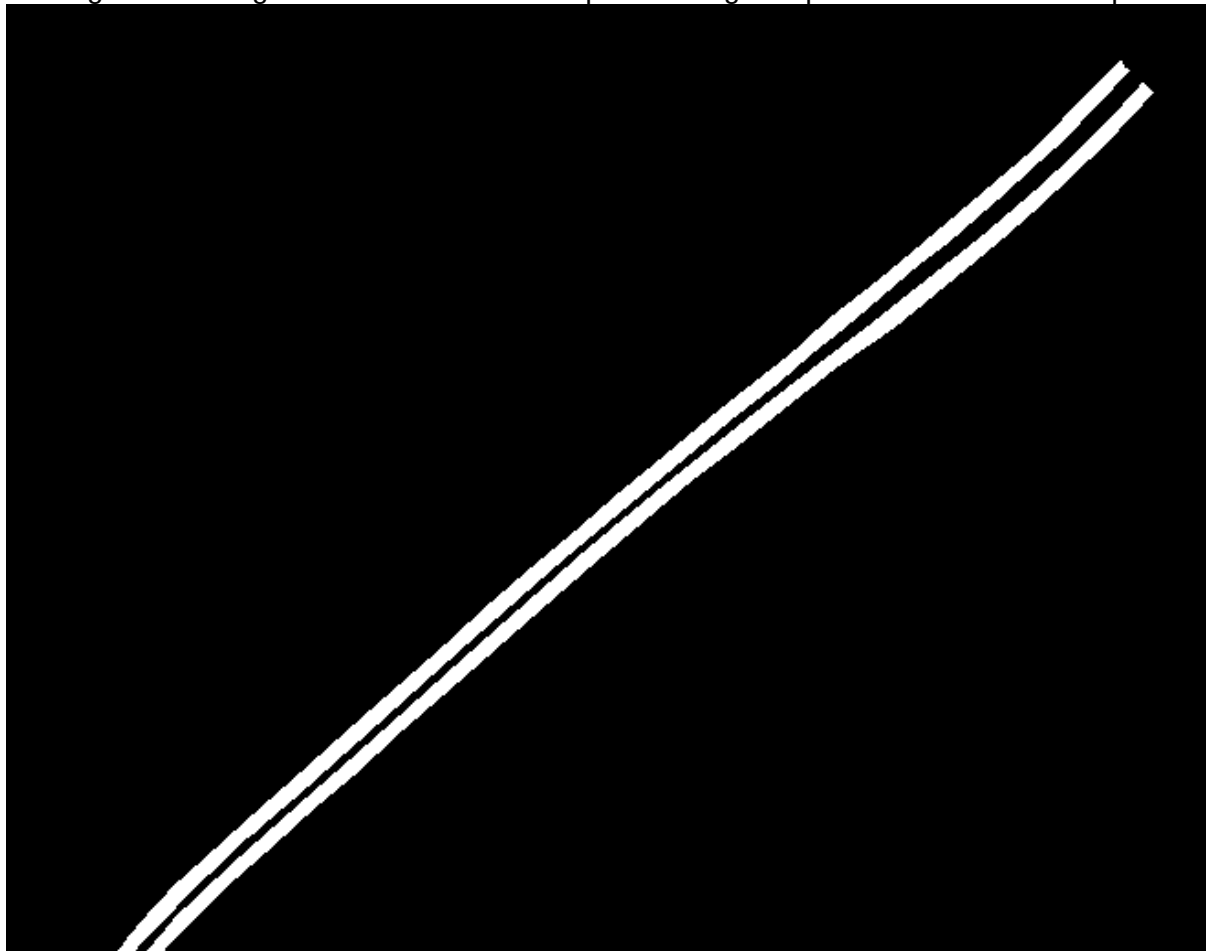
É possível averiguar na Figura 40 que a obstrução ocorrida anteriormente, devido a presença de um viaduto sobre a rodovia de interesse, foi reconstruída de modo satisfatório. No entanto, uma análise estatística deve ser realizada para verificar se houve ganho na qualidade do resultado da extração após a aplicação de etapas adicionais para reconstrução dos alvos obstruídos durante a segmentação da imagem.

5.2 Avaliação Estatística e Comparação com Outras Metodologias

Após a obtenção do resultado da detecção da via de interesse, o próximo passo necessário é a avaliação estatística dos resultados a fim de verificar a qualidade obtida no processo de extração. Por isso, seguindo a proposta de avaliação estatística apresentada anteriormente no item 4.2.2, é necessário a obtenção de uma imagem de referência (também conhecida como *ground truth* - GT ou verdade terrestre). Dessa forma, foram gerados GTs de referência para todas as

imagens presentes nos conjuntos de teste definidos. A imagem de referência gerada para o exemplo (Figura 37) é apresentada na Figura 41.

Figura 41. Imagem de referência obtida para a imagem apresentada como exemplo.



Fonte: Elaborada pelo autor.

De posse das imagens de referência foi aplicada a análise estatística sobre os resultados obtidos com a metodologia de extração desenvolvida. Para a imagem exemplo (Figura 37) foram obtidos dois resultados da extração: o primeiro resultado (Figura 39) é referente à aplicação da metodologia inicial de extração desenvolvida; o segundo (Figura 40) com a etapa pós processamento para reconstruir falhas na segmentação devido a obstrução das vias. Portanto, ambos resultados foram avaliados estatisticamente, sendo os resultados apresentados na Tabela 4.

Tabela 4. Análise estatística dos resultados obtidos para a imagem exemplo.

Métrica	Avaliação Inicial	Avaliação após Reconstrução
<i>Completeness</i>	95,3478 %	98,5122 %
<i>Correctness</i>	94,4954 %	98,4263 %
<i>Quality</i>	90,4264 %	96,9872 %

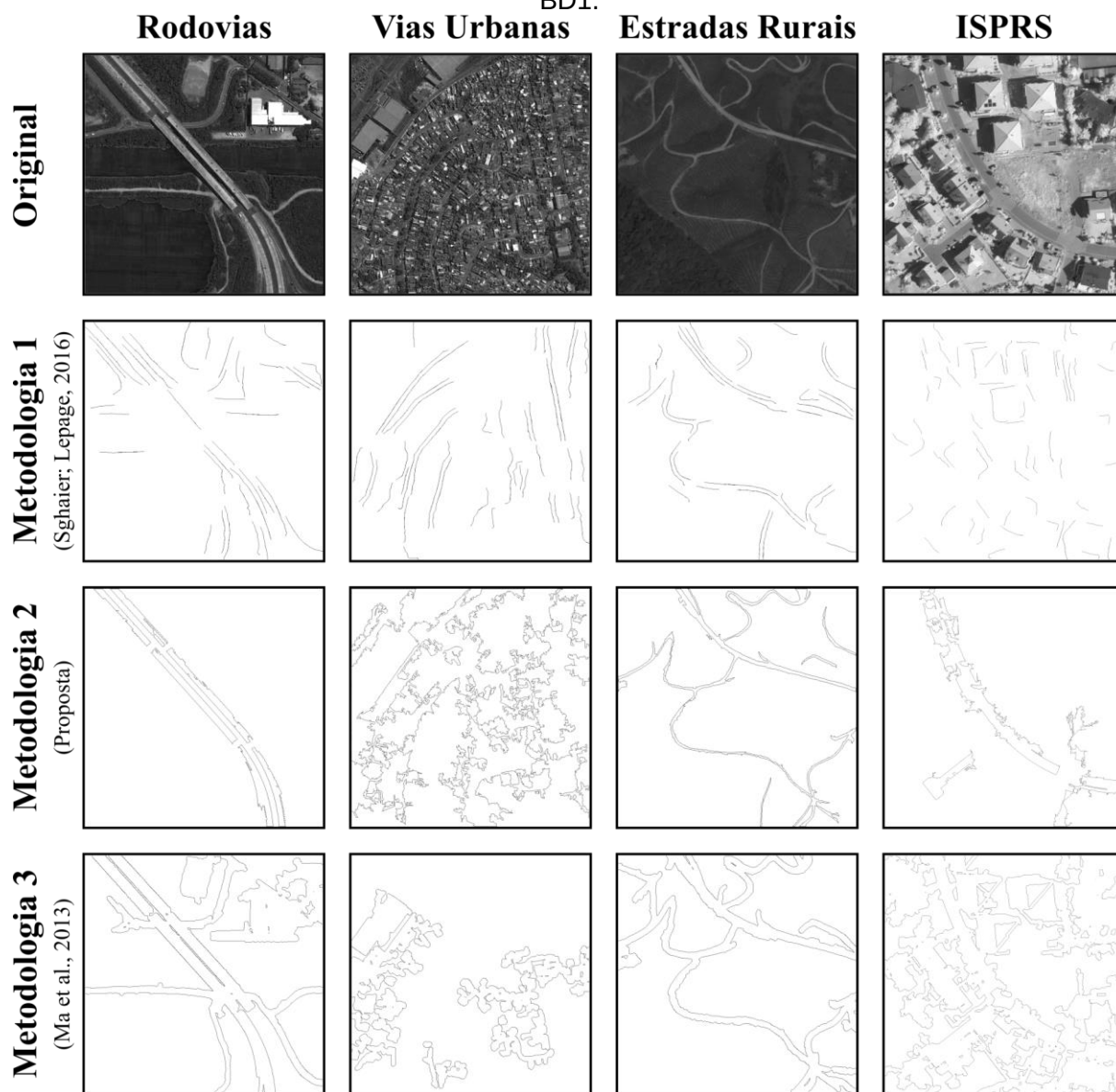
Fonte: Elaborada pelo autor.

Ao analisar os dados apresentados na Tabela 4, é possível observar que com a aplicação das etapas de pós-processamento para reconstrução de alvos segmentados com obstruções houve um aumento nos valores dos índices apresentados, evidenciando uma melhoria no resultado da extração. Considerando a avaliação inicial da extração, foi obtido um valor superior à 95% para a métrica *completeness*. Portanto, tem-se que os falsos negativos representam menos de 5% do total de pontos presentes na feição de referência. Após a aplicação das etapas de pós-processamento a porcentagem de pixels falsos negativos foi reduzida para um valor inferior a 1,5%. Já para a métrica *correctness*, o valor obtido inicialmente foi de aproximadamente 94,5%. Desse modo, os pixels incorretamente detectados como rodovia (falsos positivos) representaram um valor aproximado de 5,5% inicialmente, sendo que esse valor foi reduzido para aproximadamente 1,6% após a aplicação da etapa de pós-processamento.

Como resultado, os processos de pós-processamento apresentados se mostraram úteis e vantajosos quando a via de interesse presente na imagem possui características como as apresentadas na via presente na imagem exemplo, tais como: vias paralelas; vias sem mudanças drásticas no percurso; e vias com obstruções ao longo do curso. Contudo, os dados e testes apresentados até o momento correspondem a uma imagem de sensoriamento remoto. Sendo assim, aplicou-se a metodologia inicialmente proposta para extração de malhas viárias nas imagens que constituem o BD1. Além da aplicação da metodologia proposta, outras duas metodologias disponíveis, apresentadas na Seção 4.2.2, foram aplicadas ao mesmo conjunto de imagens para efetuar a comparação e avaliação dos resultados. Na sequência, a metodologia apresentada por Sghaier e Lepage (2016) foi denominada como metodologia 1; a metodologia proposta foi denominada de metodologia 2; enquanto que a metodologia apresentada por Ma et al. (2013) foi denominada de metodologia 3. Dessa forma, a Figura 42 apresenta os resultados

obtidos pelas três metodologias de extração em quatro imagens do conjunto BD1, as quais, apesar de já terem sido apresentadas anteriormente (Figura 21), foram novamente mostradas para efeitos de comparações com seus resultados, sendo cada uma delas representantes de um tipo de via de interesse.

Figura 42. Exemplos de resultados obtidos pelas três metodologias de extração testadas no BD1.



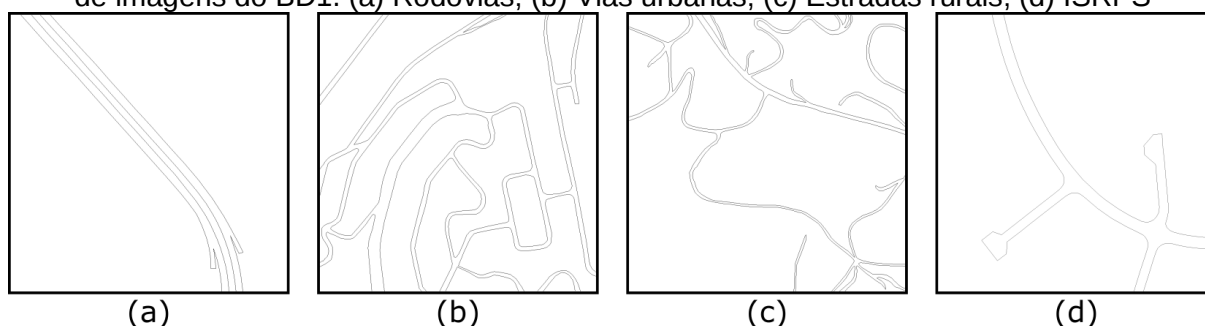
Fonte: Elaborada pelo autor.

Vale ressaltar que, para uma devida comparação entre as metodologias, foi necessário obter apenas as bordas das vias detectadas pelas metodologias de extração, conforme pode ser visto na Figura 42. Para efetuar essa operação foi utilizado o filtro de bordas Laplaciano, uma vez que esse é sensível a ruídos e,

portanto, é capaz de detectar cada ponto detectado pelas metodologias (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008).

Dando sequência à avaliação e comparação das metodologias de extração de malhas viárias, foi realizada a avaliação estatística dos resultados obtidos pelas três metodologias aplicadas sob todas as imagens do BD1. Para tanto, foram geradas as imagens de referência para as noventa e uma imagens pertencentes ao conjunto selecionado. Na Figura 43 são apresentadas as imagens de referência criadas para as imagens exemplos (Figura 21).

Figura 43. Imagens de referência geradas para os exemplos apresentados para cada grupo de imagens do BD1. (a) Rodovias; (b) Vias urbanas; (c) Estradas rurais; (d) ISPRS



Fonte: Elaborada pelo autor.

De posse das imagens de referências, as métricas *completeness*, *correctness* e *quality* foram calculadas a partir do resultado de extração obtido pelas três metodologias aplicadas em todas as imagens do BD1, sendo os valores médios das métricas para cada grupo de imagem apresentados na Tabela 5.

Tabela 5. Comparativo estatístico das três metodologias testadas no BD1

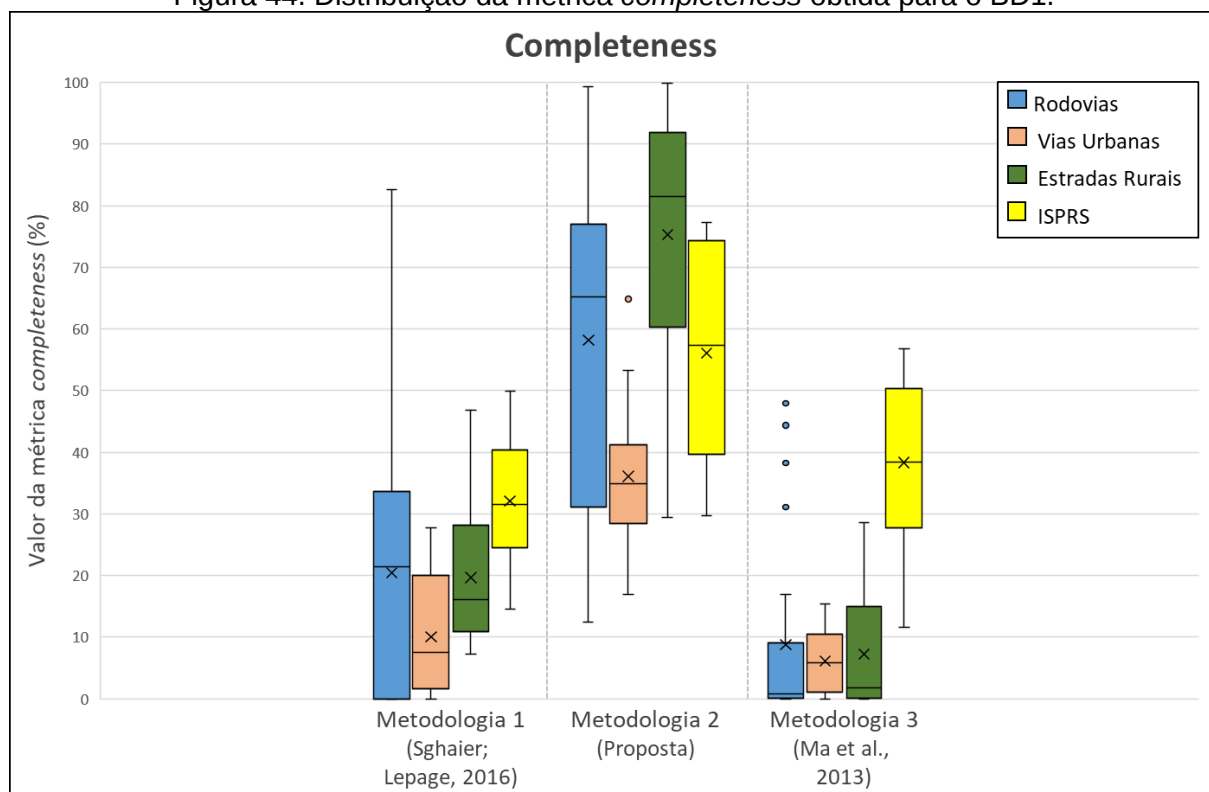
	Metodologia 1 (Sghaier; Lepage, 2016)			Metodologia 2 (Proposta)			Metodologia 3 (Ma et al., 2013)		
	Comp.*	Corr.*	Qual.*	Comp.*	Corr.*	Qual.*	Comp.*	Corr.*	Qual.*
Rodovias	20,4%	12,9%	12,4%	58,2%	49,3%	39,8%	12,1%	10,6%	6,0%
Vias Urbanas	10,0%	23,0%	8,5%	36,1%	18,4%	13,9%	6,1%	7,2%	3,6%
Estradas rurais	19,7%	21,8%	10,6%	75,3%	73,3%	62,3%	7,2%	3,2%	2,8%
ISPRS	32,1%	17,3%	12,5%	56,1%	38,4%	29,1%	38,3%	9,2%	7,9%
Média	19,4%	18,8%	10,8%	56,4%	45,5%	37,0%	12,8%	6,2%	4,6%
Máximo	82,6%	44,1%	35,6%	99,9%	98,3%	97,8%	56,9%	43,7%	29,7%
Mínimo	0,0%	0,0%	0,2%	12,5%	5,9%	4,8%	0,0%	0,0%	0,0%
Desvio Padrão	16,3%	11,4%	6,6%	24,0%	28,2%	26,5%	16,1%	7,2%	5,2%

* Comp.: Completeness; Corr.: Correctness; Qual.: Quality.

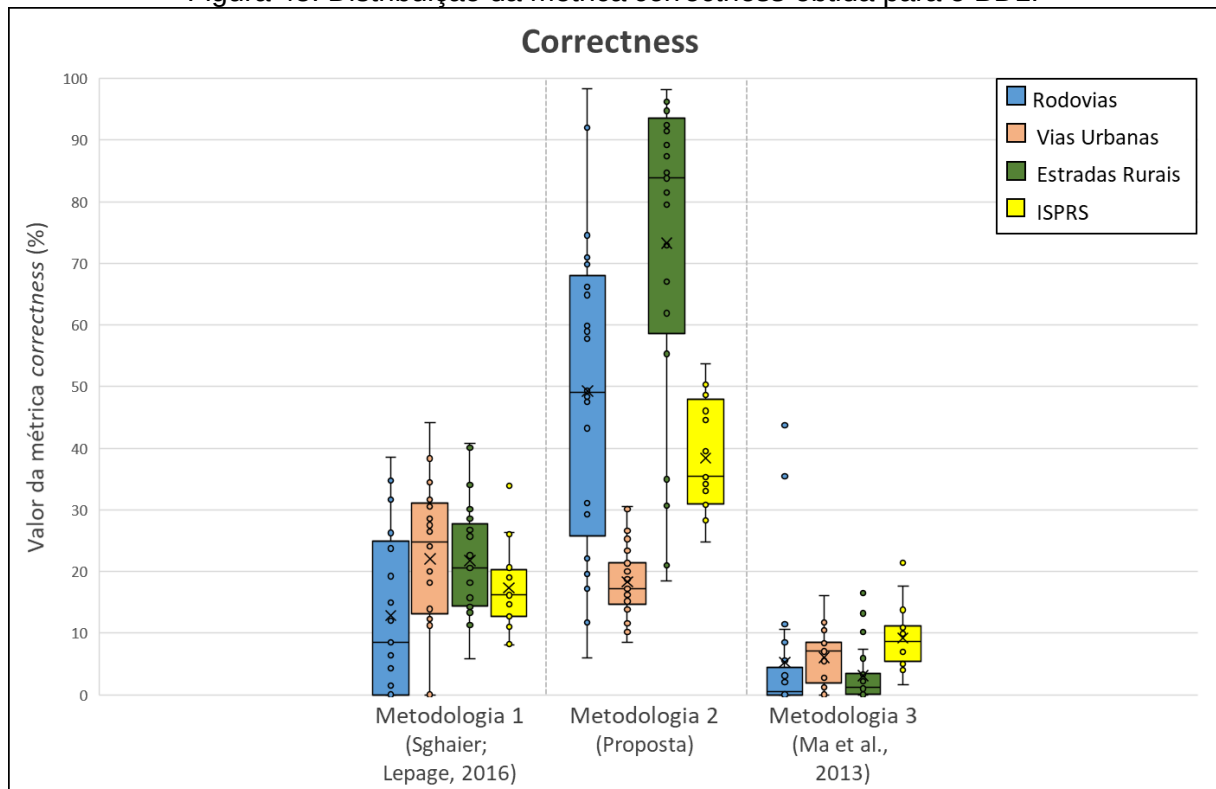
Fonte: Elaborada pelo autor.

Além das métricas obtidas por cada metodologia em cada grupo de imagens do BD1, a Tabela 5 também apresenta os valores médio, máximo, mínimo e o desvio padrão em cada uma das métricas calculadas. Com o intuito de propiciar uma melhor visualização dos resultados obtidos por cada metodologia aplicada ao BD1, foram gerados gráficos do tipo *boxplot* para as métricas *completeness*, *correctness* e *quality*, os quais estão respectivamente apresentados nas Figura 44, Figura 45 e Figura 46.

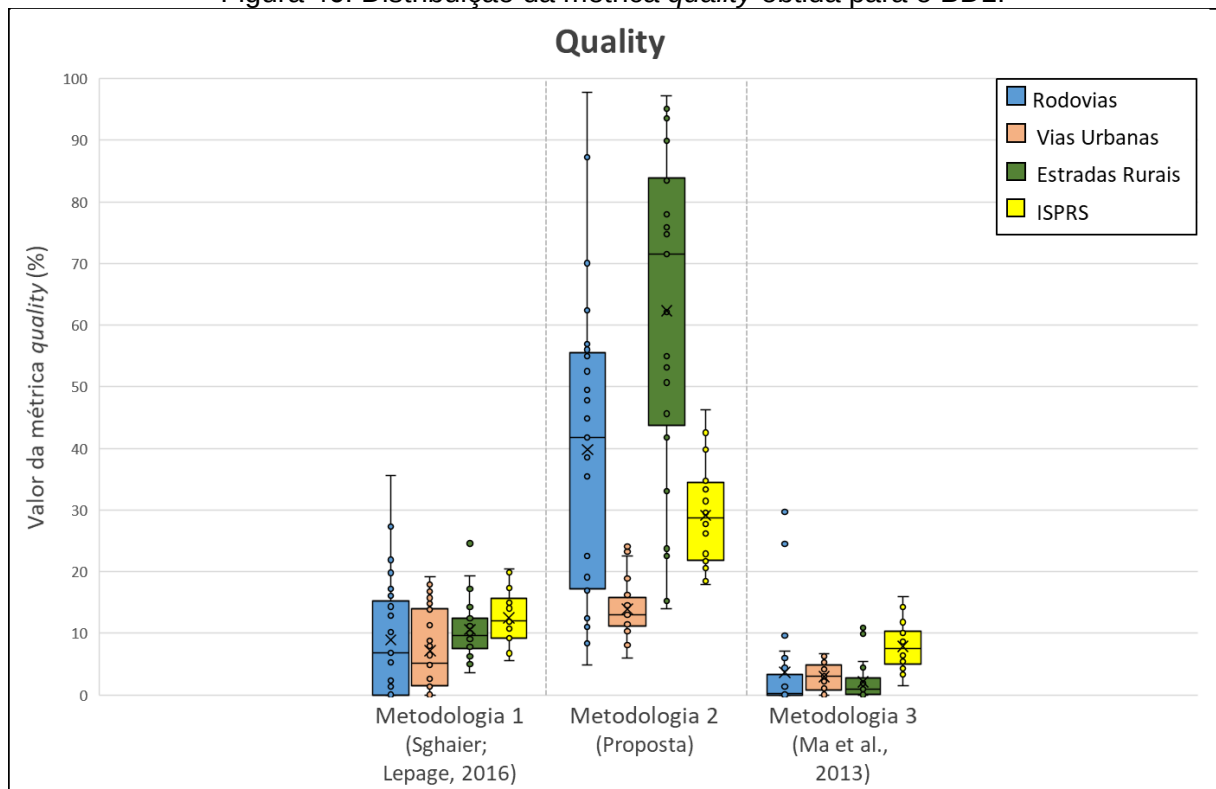
Figura 44. Distribuição da métrica *completeness* obtida para o BD1.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 45. Distribuição da métrica *correctness* obtida para o BD1.

Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 46. Distribuição da métrica *quality* obtida para o BD1.

Fonte: Elaborada pelo autor.

Observando os valores apresentados na Tabela 5, e nas Figura 44, Figura 45 e Figura 46 nota-se que os valores obtidos para as imagens contendo vias urbanas foram os menores valores obtidos em todos os métodos avaliados. Os baixos valores dos índices observados para as cenas urbanas ocorrem devido às dificuldades enfrentadas na segmentação e diferenciação das vias urbanas dos outros componentes existentes nas áreas vizinhas. As cenas urbanas são complexas e contém muitas feições com respostas espectrais semelhantes as vias. Conforme observado por Maboudi et al. (2016), as características espectrais e espaciais de outras estruturas costumam ser similares as características das vias em áreas urbanas dificultando o trabalho das metodologias de extração nessas cenas.

Nos casos de rodovias e caminhos rurais, a metodologia proposta atingiu melhores valores na análise estatística do que as outras metodologias avaliadas em praticamente todas as imagens do BD1, sendo que para alguns casos os valores das métricas estatísticas se aproximaram do valor ótimo de 100%. Tal fato ocorre pela boa separação espectral e contraste existente entre as rodovias e estradas rurais com os demais objetos pertencentes à cena na vizinhança dos alvos. Contudo, como muitas das imagens presentes no conjunto de teste não apresentam obstruções ou vias paralelas, os resultados e valores estatísticos apresentados para o BD1 foram obtidos sem a aplicação das etapas de pós-processamento mencionadas.

O fato da metodologia proposta ter obtido melhores resultados em relação às demais metodologias comparadas, como mostra a avaliação estatística, pode ser explicado pelo fato da metodologia proposta ser semiautomática e utilizar informações de amostras da via de interesse antes do início do processamento, enquanto que as outras metodologias são automáticas. O uso de metodologias automáticas na comparação com a metodologia semiautomática proposta ocorreu exclusivamente devido a disponibilidade encontrada na literatura.

5.3 Aplicação da Metodologia em GPU

Como mencionado na Seção 4.2, a metodologia proposta para extração de malhas viárias é baseada no algoritmo de crescimento de região, o qual foi inicialmente implementado seguindo a ideia recursiva existente no conceito do algoritmo CR. Porém, para aplicar a metodologia em uma plataforma GPU, com o intuito de obter melhores desempenhos, foi necessário eliminar a ideia recursiva

desse algoritmo e implementá-lo de forma que fosse possível executar as operações de modo paralelo, dando origem ao algoritmo CRN. Com o intuito de aplicar posteriormente a metodologia de extração em uma plataforma GPU, diferentemente da metodologia utilizando o CRI que foi implementada em linguagem C/C++, essa foi reimplementada em linguagem Matlab utilizando o algoritmo CRN, o qual permite uma fácil comunicação com a GPU para testes de processamento de dados.

Com o intuito de validar o novo algoritmo proposto, o CRN foi aplicado a todas as imagens dos dois conjuntos de imagens selecionados, BD1 e BD2. Os resultados obtidos com a metodologia de extração utilizando o algoritmo CRN foram então comparados com os resultados obtidos ao utilizar o algoritmo CRI. A comparação dos resultados ocorreu verificando-se a igualdade entre os pixels de ambas as imagens, resultantes do CRN e CRI. Durante essa análise não foi verificada nenhuma diferença entre as imagens obtidas pelos dois algoritmos e, portanto, pode-se assumir que o CRN proposto não afeta a qualidade obtida durante o processo de extração. Assim sendo, os resultados apresentados anteriormente para a metodologia de extração de malhas viárias proposta são idênticos aos resultados obtidos com a substituição do algoritmo CRI pelo CRN.

O ganho obtido com a substituição do algoritmo CRI pelo CRN proposto está relacionado com o desempenho computacional da metodologia de extração. Por isso, o tempo de processamento da metodologia de extração proposta foi avaliado. Com o intuito de reduzir a interferência que possa ocorrer com a execução dos algoritmos em processadores multitarefas, a metodologia foi executada vinte vezes utilizando ambos os algoritmos de CR e, então um valor médio foi calculado.

A Figura 47 apresenta a comparação do tempo médio de processamento para a aplicação da metodologia de extração proposta nas imagens do BD1, utilizando o algoritmo CRI e CRN, sendo que ao utilizar o CRN também foi possível executar a metodologia na plataforma GPU.

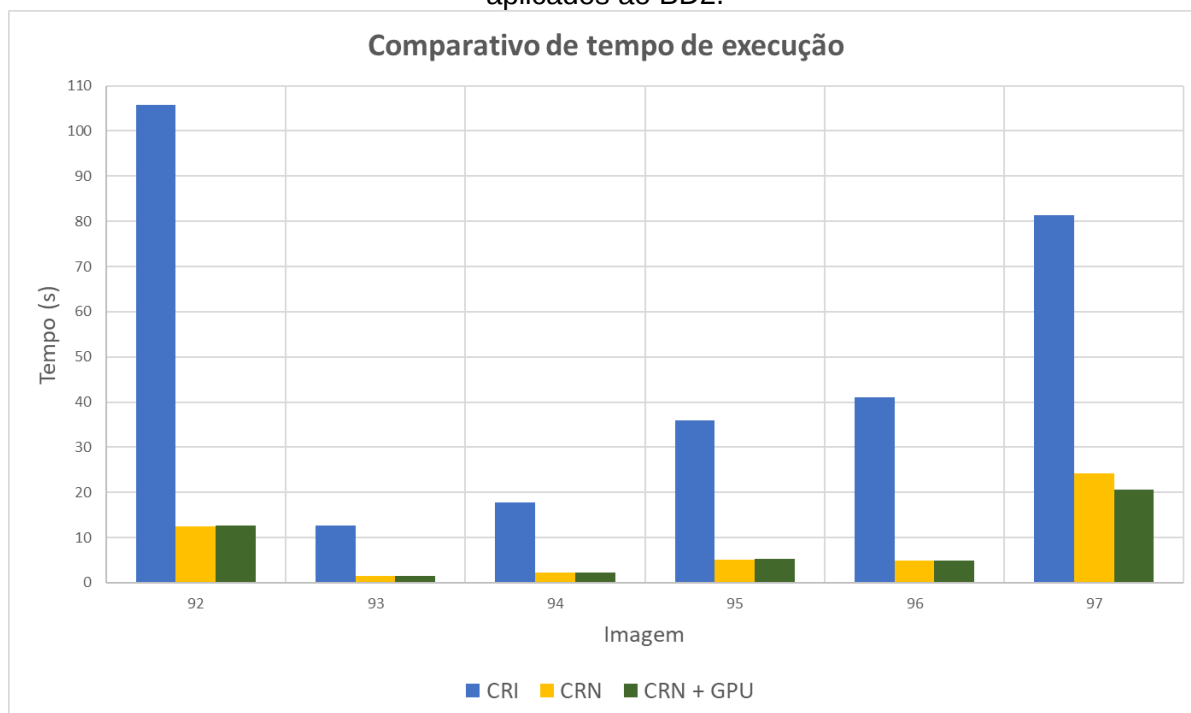
Figura 47. Comparativo de tempo médio de execução entre os algoritmos CRI e CRN aplicados ao BD1.



Fonte: Elaborada pelo autor.

É possível observar na Figura 47 que a execução da metodologia de extração com a utilização do algoritmo CRN obteve valores de tempo notavelmente inferiores do que quando foi utilizado o algoritmo CRI. A Figura 48 apresenta a mesma comparação quando aplicamos a metodologia de extração de malhas viárias no BD2. Considerando que as imagens do BD2 possuem uma maior quantidade de dados a serem processados do que as imagens do BD1, é possível verificar que os tempos absolutos de processamento da metodologia sofreram reduções drásticas ao utilizar-se do algoritmo CRN. Ainda analisando a Figura 48, nota-se que o CRI necessitou de um tempo superior para processar a imagem 92 do que para processar a imagem 97. No entanto, utilizando-se do algoritmo CRN, a imagem 97 foi a que necessitou maior tempo de processamento. Essa ocorrência sugere que os fatores que consomem maior tempo de processamento são distintos entre os algoritmos CRI e CRN.

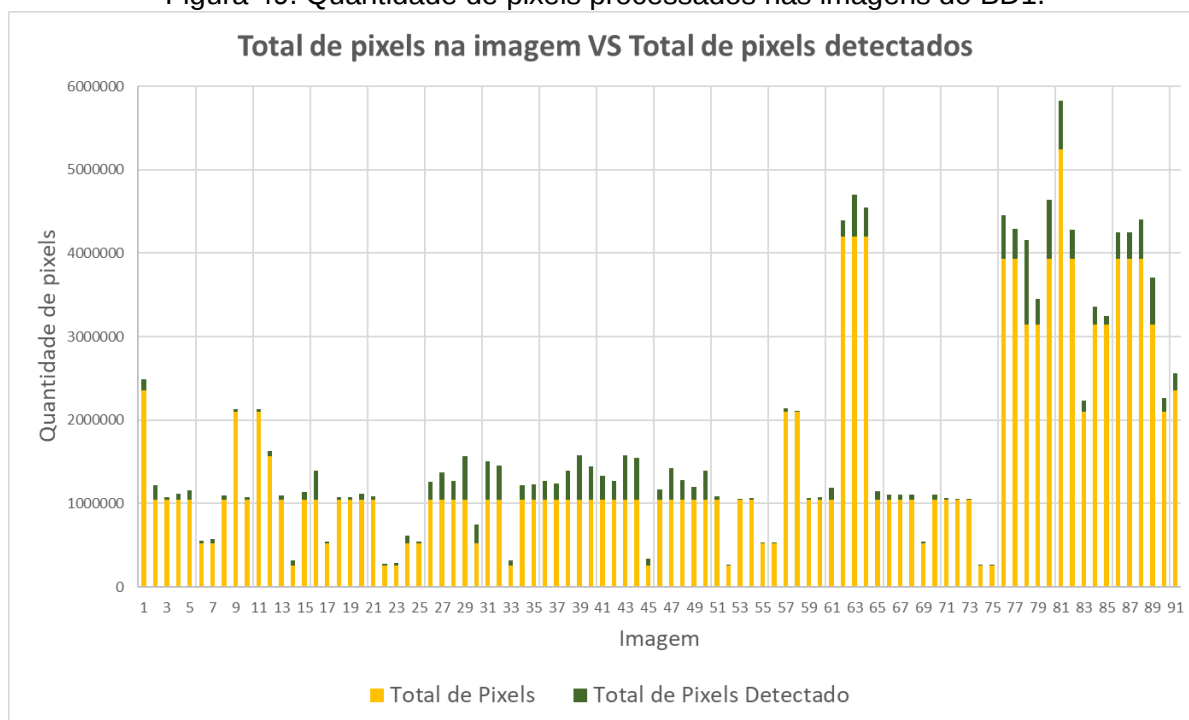
Figura 48. Comparativo de tempo médio de execução entre os algoritmos CRI e CRN aplicados ao BD2.



Fonte: Elaborada pelo autor.

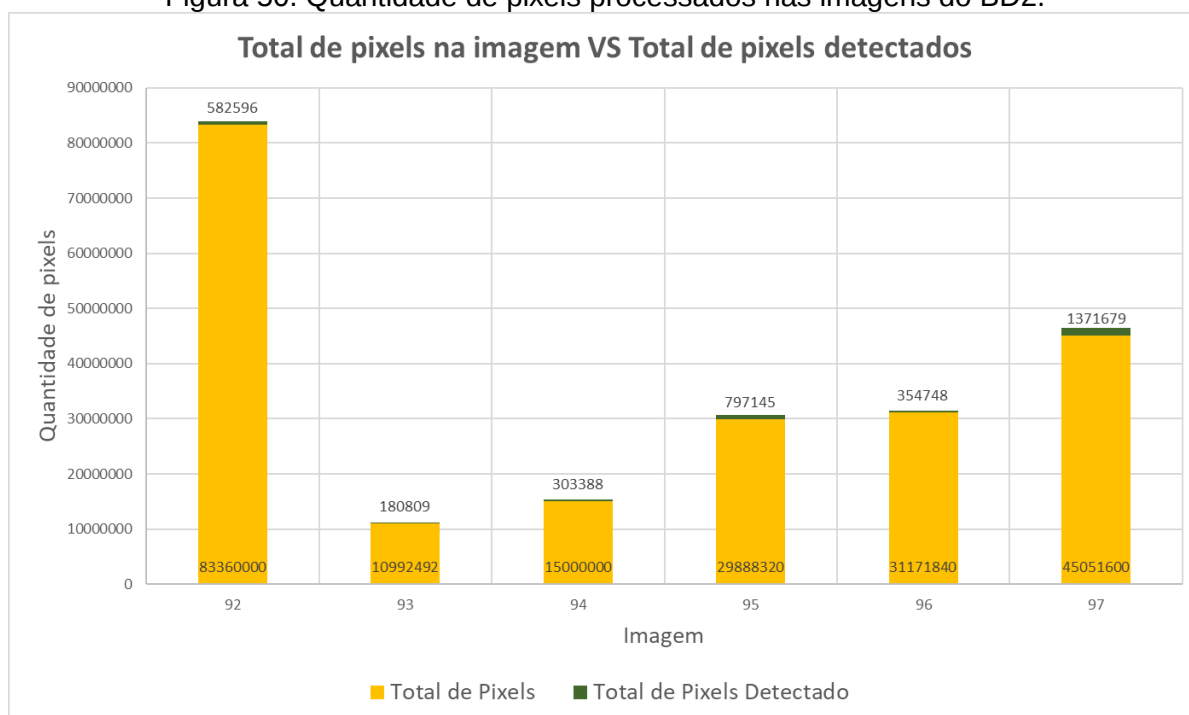
Considerando que cada imagem testada possui suas próprias características em termos de resoluções e dimensões e, conseqüentemente, diferente quantidade de dados a serem processados, se torna de grande importância verificar a relação da quantidade de pixels presentes na imagem e detectado pela metodologia de extração proposta a fim de verificar se há relação com o tempo de processamento. Neste sentido, a Figura 49 e a Figura 50 apresentam, respectivamente para o BD1 e BD2, o total de pixels de uma imagem que foram processados e detectados como parte da via de interesse.

Figura 49. Quantidade de pixels processados nas imagens do BD1.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 50. Quantidade de pixels processados nas imagens do BD2.

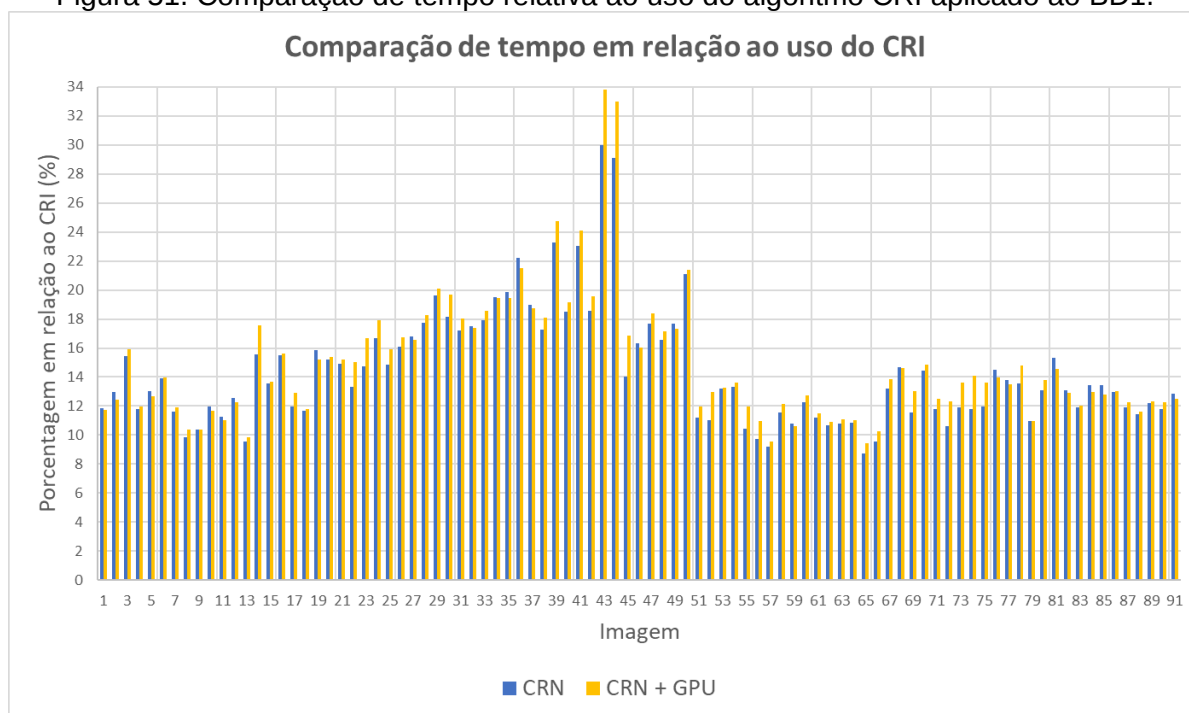


Fonte: Elaborada pelo autor.

Ao comparar diretamente a Figura 47 e a Figura 49, assim como a Figura 48 e a Figura 50, é notável que o padrão dos gráficos obtidos no processamento com o CRI são similares a soma do total de dados processados e detectados pela metodologia de extração. Este fato sugere a existência de correlação entre essas

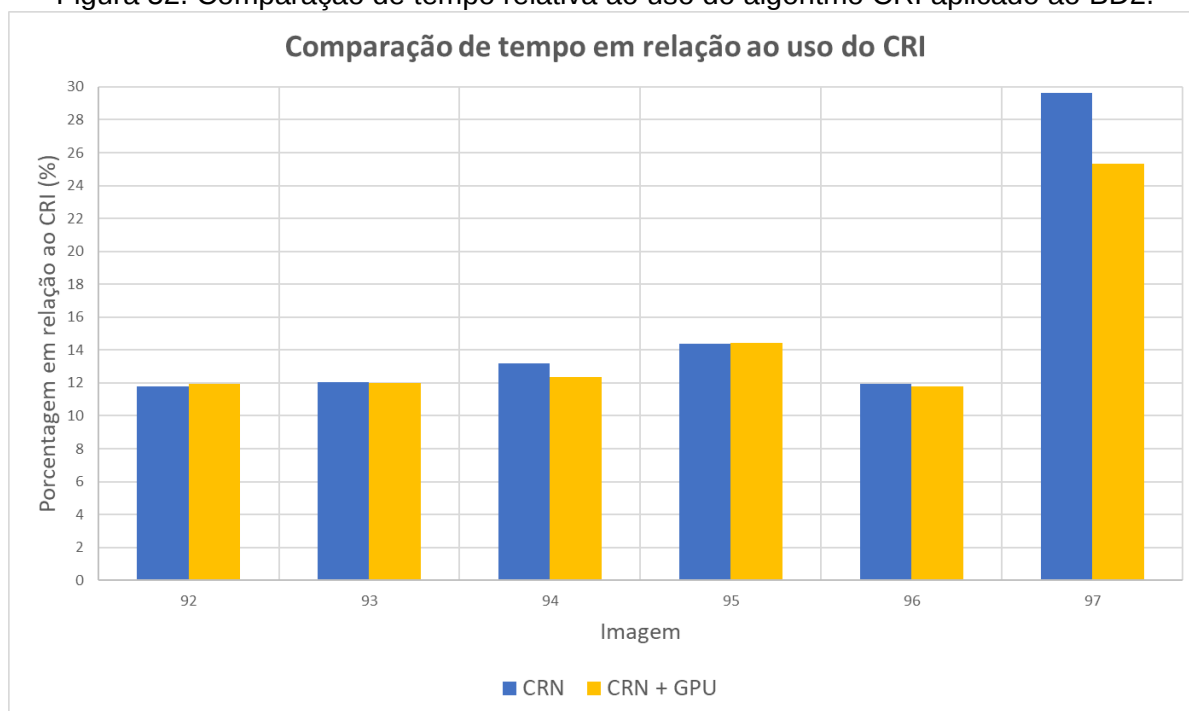
informações, ou seja, o tempo de processamento utilizando o CRI é diretamente afetado pela quantidade de dados processados e detectados como via de interesse. Por outro lado, a mesma relação não é evidente com o tempo de processamento quando se aplica o CRN. Por exemplo, ao verificar-se a Figura 48 e a Figura 50, nota-se que a imagem 92 possui uma soma do total de dados processados e detectados maior do que o apresentado pela imagem 97, porém o tempo gasto no processamento da imagem 92 é menor do que o necessário para processar a imagem 97. Contudo, ao avaliar apenas o total de pixels detectado, é possível averiguar que apesar de ser uma imagem menor, o total de pixels detectado na imagem 97 é muito maior do que o total de pixels detectado na imagem 92. Este fato sugere que o tempo de processamento da metodologia de extração quando se utiliza o algoritmo CRN é mais dependente do total de pixels detectado do que do total de pixels presente na imagem. Além disso, para facilitar a visualização do gráfico contendo o comparativo de tempo de processamentos, foi calculado o tempo relativo, ou seja, a porcentagem do tempo utilizado para extrair a via de interesse utilizando o algoritmo CRN, executado ou não na GPU, relacionado com a utilização do algoritmo CRI. A Figura 51 apresenta essa comparação relativa aplicada ao BD1, enquanto que a Figura 52 apresenta a mesma comparação aplicada ao BD2.

Figura 51. Comparação de tempo relativa ao uso do algoritmo CRI aplicado ao BD1.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 52. Comparação de tempo relativa ao uso do algoritmo CRI aplicado ao BD2.

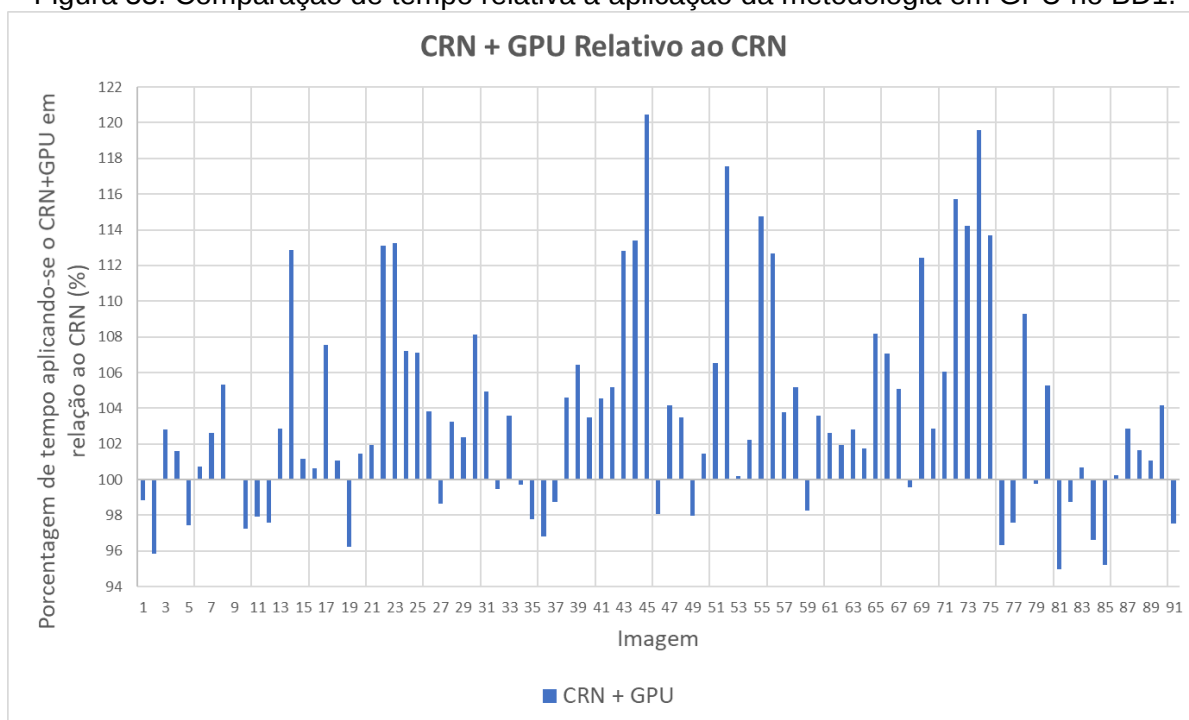


Fonte: Elaborada pelo autor.

Os gráficos apresentados na Figura 51 e na Figura 52, mostram que o algoritmo CRN permite que a metodologia de extração proposta seja executada com tempo inferior a 20% do que quando aplicada utilizando-se o algoritmo CRI para a grande maioria das imagens testadas. Adicionalmente, analisando-se a Figura 51 é possível notar que em alguns casos o tempo de processamento utilizando-se o CRN foi inferior a 10% do tempo necessário com o CRI, como pode ser observado nas imagens 13, 57 e 65, a qual obteve o menor valor entre elas correspondente a 8,7%. No entanto, avaliando-se a Figura 52, o menor valor obtido foi de aproximadamente 11,8% na imagem 92, não atingindo valores inferiores à 10%, como para o BD1.

Para facilitar a visualização e a avaliação das vantagens ou desvantagens, de se aplicar a metodologia de extração proposta na plataforma GPU, a Figura 53 apresenta a porcentagem do tempo necessário pela metodologia para realizar a extração utilizando-se o algoritmo CRN e aplicado a uma plataforma GPU relativo ao tempo utilizado sem o uso da GPU. No gráfico da Figura 53, ao ocorrer aumento no tempo de processamento da metodologia de extração em GPU a barra respectiva à imagem se posiciona superior ao eixo dos horizontal referente ao 100% do tempo, enquanto que ocorre o oposto ao ocorrer uma diminuição no tempo do processamento.

Figura 53. Comparação de tempo relativa à aplicação da metodologia em GPU no BD1.

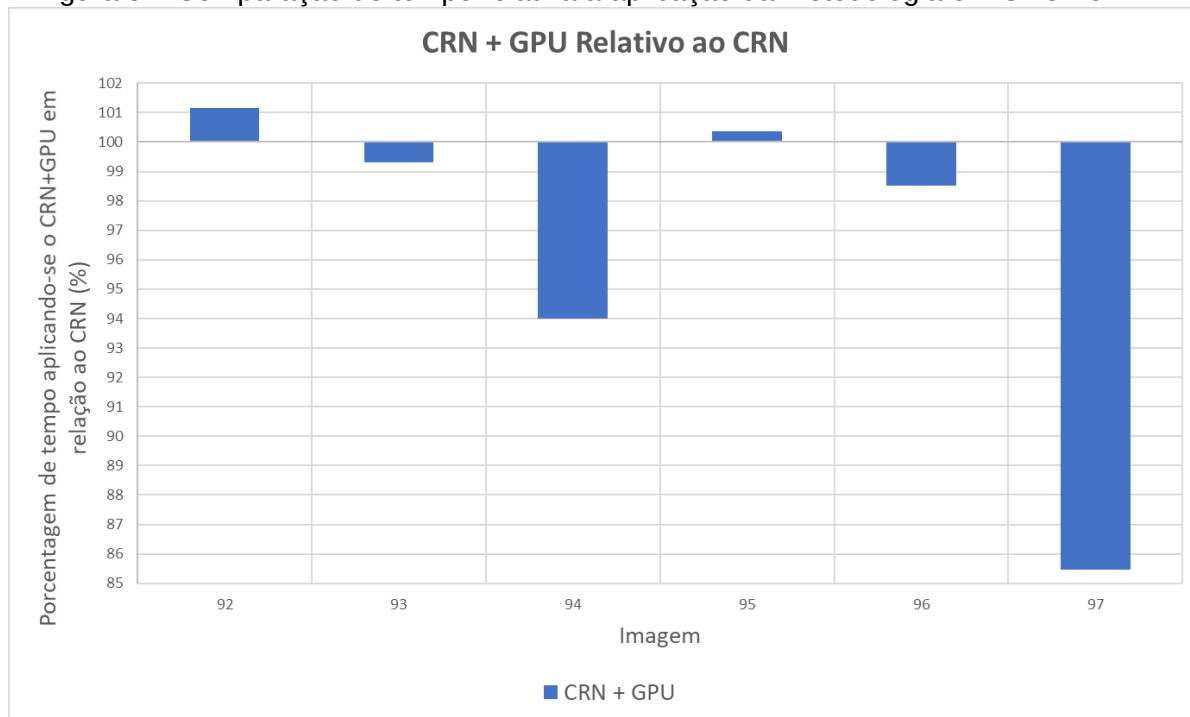


Fonte: Elaborada pelo autor.

Contradizendo a ideia inicial que o uso de uma plataforma GPU produziria vantagens em relação ao tempo de processamento da metodologia de extração proposta, não pode-se obter essa conclusão ao observar o gráfico da Figura 53. Na verdade, é notável que o uso da GPU faz uso de um maior tempo de processamento do que quando não se utiliza essa plataforma. É possível observar que para a imagem 45, por exemplo, o uso da GPU aumentou o tempo de processamento em mais de 20%. Uma das razões que pode explicar essa situação é o fato de que para utilizar a plataforma GPU é necessário transferir os dados da imagem da memória principal do computador para a memória da GPU e posteriormente realizar a transferência inversa com as imagens resultantes. A transferência de dados entre os dispositivos é custosa e, dado a eficiência obtida com o algoritmo CRN proposto, não se mostram vantajosas na maioria das imagens contidas no BD1. Em contrapartida, a mesma avaliação foi realizada para o BD2 que é composto por imagens com dimensões maiores e, consequentemente, maior quantidade de dados para processamento. A Figura 54 apresenta a porcentagem do tempo de processamento necessário para executar a metodologia de extração aplicando o algoritmo de CRN e utilizando a plataforma GPU em comparação ao não uso dessa plataforma ao processar o BD2. É possível notar que nos casos de imagens com

grandes dimensões o uso da plataforma GPU pode se tornar vantajoso, como na imagem 97, onde o tempo relativo é de aproximadamente 85,5%.

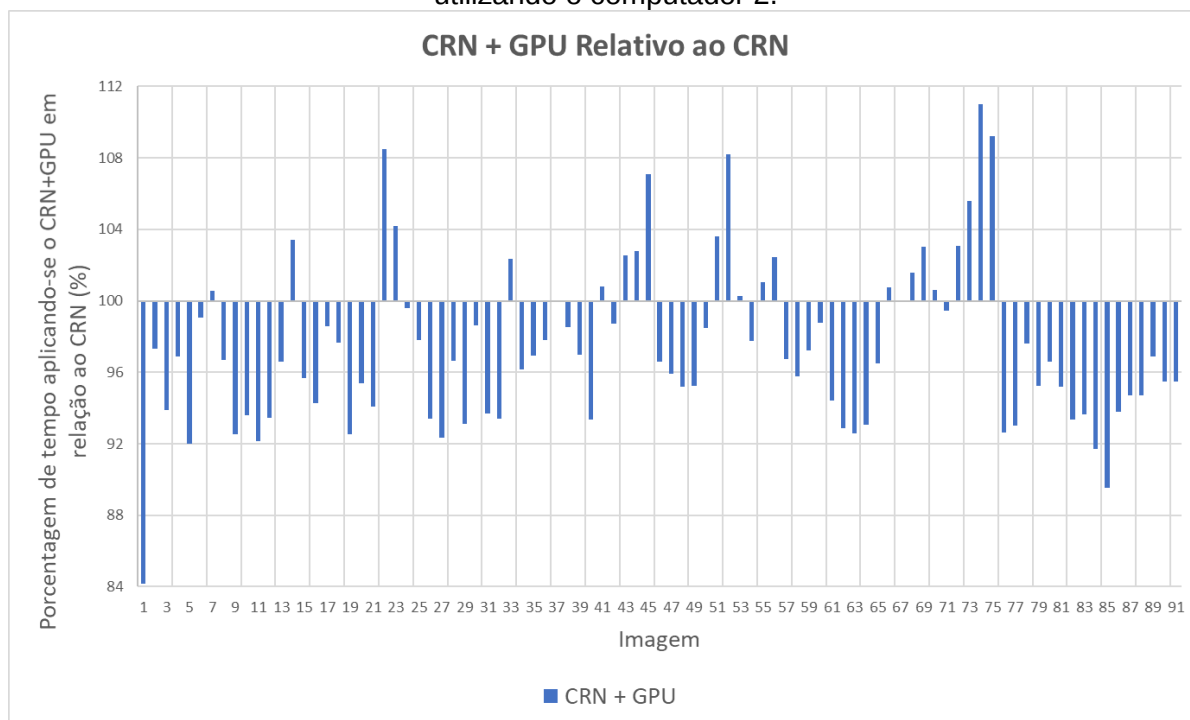
Figura 54. Comparação de tempo relativa à aplicação da metodologia em GPU no BD2.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Vale ressaltar que os testes e avaliações de tempo de processamento apresentados até este momento dependem das características técnicas do computador utilizado. Logo, é importante notar que os testes apresentados foram realizados utilizando o computador 1, mencionado e descrito na Seção 4.1.1. Considerando a influência que pode ocorrer no tempo de processamento de acordo com o equipamento utilizado, a análise referente ao uso da plataforma GPU foi refeita utilizando o computador 2, também descrito na Seção 4.1.1. O computador 2 utilizado possui uma plataforma GPU mais eficaz em tempo de processamento e, portanto, espera-se que obtenha melhores resultados em termos de desempenhos. Neste sentido, a Figura 55 apresenta a porcentagem do tempo de processamento exigido para aplicar a metodologia de extração utilizando o algoritmo CRN no BD1 utilizando a GPU do computador 2 em relação ao seu não uso.

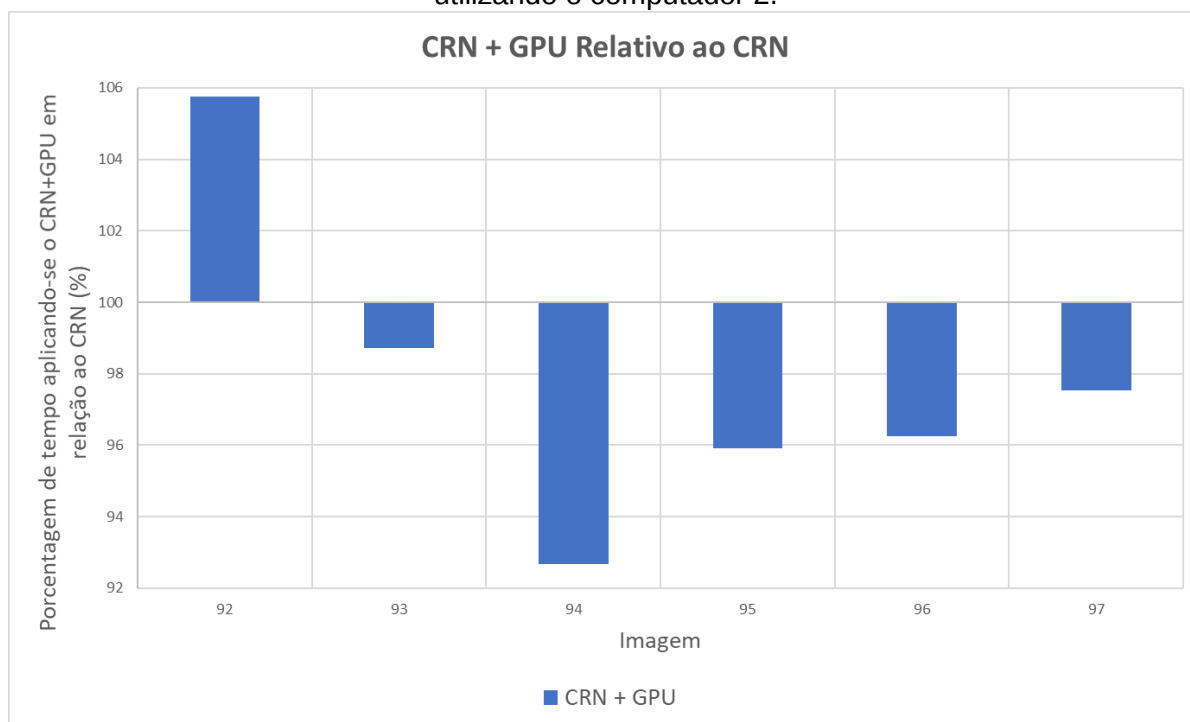
Figura 55. Comparação de tempo relativa à aplicação da metodologia em GPU no BD1 utilizando o computador 2.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Ao contrário do que foi verificado na Figura 53, a Figura 55 mostra que, para a maioria das imagens, o uso da GPU atingiu tempos de processamento menores do que o não uso da GPU. Esse fato pode ser explicado pela plataforma GPU, presente no computador 2, a qual é mais potente do que a presente no computador 1. Além disso, confirmando o que foi verificado no primeiro teste, para o BD2, o uso da plataforma GPU se torna um fator a ser considerado, como pode ser visto na Figura 56. Contudo, em ambos os computadores o uso da GPU aumenta o tempo de processamento da imagem 92, conforme pode ser verificado respectivamente na Figura 54 e Figura 56.

Figura 56. Comparação de tempo relativa à aplicação da metodologia em GPU no BD2 utilizando o computador 2.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Além da análise do tempo de processamento, foi realizada uma análise da complexidade dos algoritmos CRI e CRN. A mesma foi realizada com o intuito de averiguar se o ganho de tempo obtido com o CRN, em relação ao CRI, pode ser explicada pela complexidade dos algoritmos envolvidos. Os cálculos da complexidade dos algoritmos foram baseados nos princípios da análise pessimista (TOSCANI; VELOSO, 2002). Seguindo esses princípios, a complexidade de um algoritmo pode ser obtida pela complexidade do pior caso em cada parte do algoritmo. Por isso, os algoritmos CRI e CRN foram divididos em suas respectivas partes independentes, as quais foram avaliadas separadamente. Assim, para o algoritmo CRI foi obtido a complexidade na ordem de $O(n^5)$, enquanto que para o algoritmo CRN a complexidade obtida é na ordem de $O(n^2)$. Sendo assim, a menor ordem de complexidade obtida para o algoritmo CRN corrobora com a análise de tempo de processamento realizada anteriormente para ambos os algoritmos.

6. CONCLUSÕES

As malhas viárias são alvos de grande importância para o mapeamento cartográfico e, conseqüentemente, estudos que automatizem esse processo se tornam de grande relevância na literatura possibilitando a atualização cartográfica e planejamento urbano. Por outro lado, os avanços tecnológicos possibilitaram a aquisição de imagens de sensoriamento remoto com altas resoluções espaciais, espectrais e temporais, aumentando consideravelmente o custo computacional para o processamento de metodologias de extração de malhas viárias e, conseqüentemente, fazendo com que soluções em software e hardware dedicados fossem avaliadas. Neste sentido, este trabalho teve como objetivo principal propor uma metodologia para extração de diferentes tipos de malhas viárias em uma solução *co-design* entre software e hardware dedicado para a obtenção dos resultados com alto desempenho computacional. Dessa forma, foi proposta uma metodologia semiautomática para extração de malhas viárias baseada no algoritmo de crescimento por região e em morfologia matemática. A vantagem do algoritmo CR consiste no fato dele ser capaz de segmentar a imagem baseado em poucas informações sobre o alvo de interesse obtidas por amostras cedidas pelo usuário. Enquanto o algoritmo CR realiza a segmentação da imagem com base nas amostras do alvo de interesse cedidas pelo usuário, operadores morfológicos são utilizados para aperfeiçoar o resultado da segmentação e obter a via detectada.

A metodologia proposta foi avaliada a partir de métricas estatísticas definidas na literatura e obteve resultados satisfatórios nos testes iniciais com índices de qualidade superiores a 90% de pixels coincidentes entre a imagem resultante do processo de extração e da imagem de referência. Contudo, foi verificado a existência de segmentos da via desconectados durante o processo de segmentação devido a existência de obstrução na visualização da via. Por isso, etapas adicionais foram propostas para casos com características semelhantes ao exemplificado, o qual obteve um aumento no índice de qualidade superior a 6%, o que o elevou a aproximadamente 97% de pixels coincidentes entre a imagem resultante da extração e da imagem de referência. As etapas adicionais também foram testadas e avaliadas em outras imagens com características semelhantes ao

que ocorre na imagem de exemplo e os resultados também demonstraram melhora na delimitação e reconstrução das áreas obstruídas na via de interesse.

Sendo assim, a metodologia de extração de malhas viárias proposta demonstrou capacidade e eficiência em delimitar determinadas vias de interesse presentes em imagens de sensoriamento remoto de alta resolução espacial. No entanto, se tornou necessário uma avaliação mais completa com diferentes imagens e tipos de malhas viárias além da comparação dos resultados com outras metodologias já definidas na literatura.

É notório a grande quantidade de metodologias presentes na literatura com o objetivo de extrair malhas viárias a partir de imagens de sensoriamento remoto. Apesar disso, geralmente os resultados apresentados são aplicados em uma determinada área e imagem, além de serem comparados com outras metodologias apenas pelo valor estatístico apresentado pelos próprios autores. Assim, para realizar uma avaliação mais completa e mais direta da metodologia proposta, foi definido um conjunto de imagens BD1 contendo noventa e uma imagens com diferentes tipos de malhas viárias e características de aquisição. A partir da definição do BD1, pode-se aplicar a metodologia de extração proposta e outras duas metodologias definidas na literatura no mesmo conjunto de imagens. O conjunto de imagens definido se mostrou de grande utilidade, possibilitando uma comparação direta de metodologias de extração de malhas viárias em imagens de alta resolução espacial e permitindo que futuras metodologias também sejam comparadas com os resultados apresentados.

Na comparação utilizando o BD1, a metodologia de extração proposta obteve maiores valores na análise estatística do que os obtidos com a aplicação das outras duas metodologias avaliadas, comprovando sua eficiência ao aplicá-la em um grande conjunto de imagens. Para algumas imagens do BD1, os valores estatísticos de *completeness* e *correctness* obtidos para a metodologia proposta se aproximam de 100%, demonstrando a viabilidade do uso da metodologia proposta para determinados casos. Apesar disso, é notório que os valores obtidos não representam resultados satisfatórios em todos os casos do BD1, principalmente quando a via de interesse é do tipo urbana. A complexidade existente em cenas urbanas dificulta consideravelmente a execução da metodologia proposta, sendo que novas abordagens devem ser estudadas e comparadas com os resultados apresentados.

Vale ressaltar que a tendência é que ao longo dos anos o avanço tecnológico possibilite a aquisição de imagens cada vez maiores, em termos de dimensões e área imageada, e com maiores resoluções espaciais, espectrais e temporais, gerando cada vez mais dados a serem processados e analisados. Dessa forma, para obter melhores desempenhos e proporcionar que imagens de SR de grandes dimensões fossem utilizadas como dados de entrada na metodologia de extração proposta, uma nova abordagem para o algoritmo de CR também foi proposta. Utilizando o algoritmo CRN a metodologia de extração proposta não teve os resultados alterados, mantendo-se os níveis de qualidade alcançados e citados anteriormente. No entanto, com o uso do CRN foi possível obter os resultados com um desempenho superior ao uso do algoritmo de CR inicial, com tempos de processamento inferior a 20% para a grande maioria das imagens testadas.

O CRN também possibilitou que a metodologia de extração fosse executada por meio de uma plataforma GPU, uma vez que a ideia recursiva, existente no conceito do algoritmo de CR, foi eliminada no algoritmo CRN proposto. Para avaliar o uso da plataforma GPU na metodologia de extração proposta, um segundo conjunto de imagens, o BD2, foi definido. Esse segundo conjunto de imagens foi definido contendo imagens de grandes dimensões, o que facilita a avaliação do uso da GPU e contribui na literatura com a possibilidade de executar metodologias de extração em imagens de sensoriamento remoto completas, sem a necessidade de efetuar recortes nas imagens, como é comumente encontrado na literatura.

A aplicação da metodologia de extração foi efetuada em duas plataformas GPUs diferentes para avaliar o comportamento da metodologia nesse tipo de plataforma. Utilizando-se do computador 1, a aplicação da metodologia de extração na GPU se tornou vantajosa quando se utiliza imagens de grandes dimensões que contenham grandes alvos a serem detectados, como o caso da imagem 97 do BD2. Quando as imagens ou as vias presentes são de pequenas dimensões e, portanto, o processamento ocorre em um menor número de dados, o custo da transferência dos dados entre a memória principal do computador e da plataforma GPU se sobressai em relação a vantagem obtida com o processamento dos dados na GPU. Nestes casos, o uso da GPU não se mostrou viável.

Ao utilizar o computador 2, o qual é equipado com uma plataforma GPU mais potente, em termos de capacidade de processamento, os resultados de desempenho da metodologia de extração proposta sugerem que o uso da GPU se

torna viável para grande parte das imagens testadas. É possível averiguar que o uso da GPU se torna viável quando a quantidade de dados presentes na imagem e a quantidade de pixels detectado pela metodologia proposta são grandes.

Desse modo, como mencionado anteriormente, o uso de um sistema *co-design*, unindo soluções em software e hardware dedicados a algum tipo específico de processamento, no caso a plataforma GPU, não se torna viável para a aplicação da metodologia de extração proposta quando a imagem analisada não contenha uma grande quantidade de dados ou uma grande malha viária a ser detectada. No entanto, o uso do sistema *co-design*, processando grande quantidade de informações em GPU, se torna viável ao aplicar a metodologia de extração proposta em imagens contendo grandes quantidade de dados.

Apesar dos resultados apresentados pela metodologia de extração proposta tenham sido satisfatórios em muitos casos, ainda há a necessidade de aprimorá-los, principalmente em cenas urbanas que possuem maior complexidade e dificuldade na delimitação das vias de interesse. Neste sentido, o uso de imagens multiespectrais pode ser de grande relevância, pois alvos que possam ser semelhantes nas imagens pancromáticas utilizadas podem conter grandes diferenças em outros espectros e, portanto, serem diferenciados pelo processo de extração. Além disso, a automatização da metodologia proposta com etapas de pré-processamento para reconhecimento de amostras pode ser de grande importância na literatura.

REFERÊNCIAS

- ALALI, M. I.; MHAIDAT, K. M.; ALJARRAH, I. A. **Implementing Image Processing Algorithms in FPGA Hardware**. IEEE Jordan Conference on Applied Electrical Engineering and Computing Technologies. **Anais...Amman**: 2013
- ALI, M.; CLAUSI, D. Using The Canny Edge Detector for Feature Extraction and Enhancement of Remote Sensing Images. **IEEE 2001 International Geoscience and Remote Sensing Symposium**, v. 00, n. C, p. 2298–2300, 2001.
- ALSHEHHI, R.; MARPU, P. R. Hierarchical Graph-Based Segmentation for Extracting Road Networks from High-Resolution Satellite Images. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 126, p. 245–260, 2017.
- BARTOVSKY, J.; HOLIK, M.; KRAUS, V.; KRUTINA, A.; SALOM, R.; GEORGIEV, V. **Overview of Recent Advances in Hardware Implementation of Mathematical Morphology**. 20th Telecommunications Forum TELFOR 2012. **Anais...Belgrade**: IEEE, 2012
- BELLENS, R.; GAUTAMA, S.; MARTINEZ-FONTE, L.; PHILIPS, W.; CHAN, J. C.; CANTERS, F. Improved Classification of VHR Images of Urban Areas Using Directional Morphological Profiles. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 46, n. 10, p. 2803–2813, 2008.
- BENKRID, K.; CROOKES, D.; SMITH, J.; BENKRID, A. **High Level Programming for FPGA Based Image and Video Processing using Hardware Skeletons**. Proceedings of the 9th Annual IEEE Symposium on Field-Programmable Custom Computing Machines. **Anais...Rohnert Park**: IEEE, 2001
- BIOUCAS-DIAS, J. M.; PLAZA, A.; CAMPS-VALLS, G.; SCHEUNDERS, P.; NASRABADI, N. M.; CHANUSSOT, J. Hyperspectral Remote Sensing Data Analysis and Future Challenges. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine**, v. 1, n. 2, p. 6–36, 2013.
- CARDIM, G. P. **Desenvolvimento do Sistema Computacional CARTOMORPH para Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto**. [s.l.] Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Ciências e Tecnologia, 2015.
- CARDIM, G. P.; AZEVEDO, S. C.; SILVA, E. A. DA; DIAS, M. A.; BRAVO, I. **Improvement of Semiautomatic Methodology for Cartographic Features Extraction Using High-Resolution Remote Sensing Images**. Proceedings of XVII Simposio Internacional Selper 2016. **Anais...Puerto Iguazú**: XVII Simposio Internacional Selper 2016, 2016
- CARDIM, G. P.; SILVA, E. A. DA; DIAS, M. A.; BRAVO, I.; GARDEL, A. Statistical Evaluation and Analysis of Road Extraction Methodologies Using a Unique Dataset from Remote Sensing. **Remote Sensing**, v. 10, p. 620, 2018.
- CARDIM, G. P.; DA SILVA, E. A.; DIAS, M. A. Algorithm Development for Analysis of Statistical Accuracy of the Extraction of Cartographic Features in Digital Images. **Transactions on Machine Learning and Artificial Intelligence**, v. 2, n. 2, p. 36–51, 10 abr. 2014.
- CHEN, C.; GUO, B.; WU, X.; SHEN, H. **An Edge Detection Method for**

Hyperspectral Image Classification Based on Mean Shift. 2014 7th International Congress on Image and Signal Processing (CISP). **Anais...**Dalian: IEEE, 2014

CHENG, G.; HAN, J.; LU, X. Remote Sensing Image Scene Classification: Benchmark and State of the Art. **Proceedings of the IEEE**, v. 105, n. 10, p. 1865–1883, 2017.

CHONG, W.; HONG, Z.; ZHEN, L. **Hardware/Software Co-design of Embedded Image Processing System Using SystemC Modeling Platform.** International Conference on Image Analysis and Signal Processing. **Anais...**Hubei: IEEE, out. 2011

COURTRAI, L.; LEFÈVRE, S. Morphological Path Filtering at the Region Scale for Efficient and Robust Road Network Extraction from Satellite Imagery. **Pattern Recognition Letters**, v. 83, p. 195–204, 2016.

CRAMER, M. The DGPF-Test on Digital Airborne Camera Evaluation - Overview and test design. **Photogrammetrie - Fernerkundung - Geoinformation**, v. 2010, n. 2, p. 73–82, 2010.

CROMMELINCK, S.; BENNETT, R.; GERKE, M.; NEX, F.; YANG, M. Y.; VOSELMAN, G. Review of Automatic Feature Extraction from High-Resolution Optical Sensor Data for UAV-Based Cadastral Mapping. **Remote Sensing**, v. 8, p. 1–28, 2016.

DAL POZ, A. P.; ZANIN, R. B.; DO VALE, G. M. Extração Automática de Feições Rodoviárias em Imagens Digitais. **Sba Controle & Automação**, v. 18, n. 1, p. 44–54, 2007.

DAS, S.; MIRNALINEE, T. T.; VARGHESE, K. Use of Salient Features for the Design of a Multistage Framework to Extract Roads from High-Resolution Multispectral Satellite Images. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 49, n. 10 PART 2, p. 3906–3931, 2011.

FACON, J. **Morfologia Matemática: teoria e exemplos.** XII ed. Curitiba: Editora Universitária Champagnat da Pontifícia Universidade Católica do Paraná, 1996.

GAJIĆ, D. B. **Introduction to Parallel Computing on GPUs using CUDA** Alcalá de Henares, 2017.

GALLIS, R. B. DE A. **Extração Semi-Automática da Malha Viária em Imagens Aéreas Digitais de Áreas Rurais Utilizando Otimização por Programação Dinâmica no Espaço Objeto.** [s.l.] Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” Faculdade de Ciências e Tecnologia (FCT/UNESP), 2006.

GONZÁLEZ, C.; SÁNCHEZ, S.; PAZ, A.; RESANO, J.; MOZOS, D.; PLAZA, A. Use of FPGA or GPU-Based Architectures for Remotely Sensed Hyperspectral Image Processing. **Integration, the VLSI Journal**, v. 46, p. 89–103, 2013.

GOUR, P. N.; NARUMANCHI, S.; SAURAV, S.; SINGH, S. **Hardware Accelerator for Real-Time Image Resizing.** 18th International Symposium on VLSI Design and Test. **Anais...**Coimbatore: IEEE, jul. 2014

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

HERUMURTI, D.; UCHIMURA, K.; KOUTAKI, G.; UEMURA, T. **Grid Seeded**

Region Growing with Mixed ART for Road Extraction On DSM Data. 2012 IEEE International Conference on Signal Processing, Communication and Computing (ICSPCC 2012). **Anais...**Hong Kong: IEEE, 2012

HERUMURTI, D.; UCHIMURA, K.; KOUTAKI, G.; UEMURA, T. **Urban Road Extraction Based on Hough Transform and Region Growing.** The 19th Korea-Japan Joint Workshop on Frontiers of Computer Vision. **Anais...**Incheon: IEEE, 2013

HINZ, S.; BAUMGARTNER, A. Road Extraction in Urban Areas Supported by Context Objects. **International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. XXXIII, p. 405–412, 2000.

IBTISSAM, Z.; CHAOUKI, B. E. K.; MASMOUDI, L. Road Extraction in a Very High Resolution Image Based on Hough Transformation and Local Binary Patterns. **Journal of Theoretical and Applied Information Technology**, v. 91, n. 1, p. 94–100, 2016.

ISHIKAWA, A. S. **Detecção de Rodovias em Imagens Digitais de Alta Resolução com o Uso da Teoria de Morfologia Matemática.** [s.l.] Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” Faculdade de Ciências e Tecnologia (FCT/UNESP), 2008.

ISHIKAWA, A. S.; SILVA, E. A. DA; NÓBREGA, R. A. DE A. Extração de Rodovias em Imagens Digitais de Alta Resolução com o Uso da Teoria de Morfologia Matemática. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 63, n. 1, p. 131–140, 2010.

JAIN, R.; KASTURI, R.; SCHUNCK, B. G. **Machine Vision.** San Diego: McGraw-Hill, 1995.

KAUR, A.; SINGH, R. Various Methods of Road Extraction from Satellite Images A Review. **International Journal of Research**, v. 2, n. 2, p. 1025–1032, 2015.

KAUR, D.; KAUR, Y. Various Image Segmentation Techniques: A Review. **International Journal of Computer Science and Mobile Computing**, v. 3, n. 5, p. 809–814, 2014.

KILTS, S. **Advanced FPGA Design: architecture , implementation , and optimization.** New Jersey: John Wiley & Sons, 2006.

LEONARDI, F.; SANTIAGO, V. S.; CHAVES, C. D.; SILVA, E. A. DA. Application of PDE and Mathematical Morphology in the Extraction Validation of the Roads. **Journal of Signal and Information Processing**, v. 4, p. 308–313, 2013.

LI, P.; ZANG, Y.; WANG, C.; LI, J.; CHENG, M.; LUO, L.; YU, Y. **Road Network Extraction Via Deep Learning and Line Integral Convolution.** International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). **Anais...**Beijing: IEEE, 2016

LOPEZ, S.; VLADIMIROVA, T.; GONZALEZ, C.; RESANO, J.; MOZOS, D.; PLAZA, A. The Promise of Reconfigurable Computing for Hyperspectral Imaging Onboard Systems: a review and trends. **Proceedings of the IEEE**, v. 101, n. 3, p. 698–722, 2013.

LU, P.; DU, K.; YU, W.; WANG, R.; DENG, Y.; BALZ, T. A New Region Growing-Based Method for Road Network Extraction and Its Application on Different Resolution SAR Images. **IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth**

Observations and Remote Sensing, v. 7, n. 12, p. 4772–4783, 2014.

MA, H.; CHENG, X.; WANG, X.; YUAN, J. **Road Information Extraction from High Resolution Remote Sensing Images Based on Threshold Segmentation and Mathematical Morphology**. 6th International Congress on Image and Signal Processing (CISP 2013). **Anais...**Hangzhou: 2013

MABOUDI, M.; AMINI, J.; HAHN, M.; SAATI, M. Road Network Extraction from VHR Satellite Images Using Context Aware Object Feature Integration and Tensor Voting. **Remote Sensing**, v. 8, p. 1–19, 2016.

MATHERON, G. **Random Sets and Integral Geometry**. New York: John Wiley, 1974.

MATHERON, G.; SERRA, J. **The Birth of Mathematical Morphology**. (J. Goutsias, L. M. Vicent, D. S. Bloomberg, Eds.)Proceedings of the 5th International Symposium on Mathematical Morphology and its Applications to Image and Signal Processing. **Anais...**Palo Alto: Springer, 2000

MELO, M. J.; DIAS, M. A.; ARTERO, A. O.; SILVA, E. A. DA. Mathematical Morphology and Artificial Intelligence Applied to Help Golf-Balls Collection in Driving Ranges. **International Journal of Applied Mathematics**, v. 27, n. 1, p. 73–88, 2014.

MOHAMMADZADEH, A.; TAVAKOLI, A.; ZOEJ, M. J. V. Road Extraction Based on Fuzzy Logic Pan-Sharpned IKONOS Images. **The Photogrammetric Record**, v. 21, n. 113, p. 44–60, 2006.

PARKER, J. R. **Algorithms for Image Processing and Computer Vision**. [s.l.] John Wiley & Sons, 1996.

PEDRINI, H.; SCHWARTZ, W. R. **Análise de Imagens Digitais: princípios, algoritmos e aplicações**. São Paulo: Thomson Learning, 2008.

PÉTERI, R.; CELLE, J.; RANCHIN, T. **Detection and Extraction of Road Networks from High Resolution Satellite Images**. IEEE International Conference on Image Processing. **Anais...**Barcelona: ICIP2003 Proceedings, 2003

PLAZA, A.; DU, Q.; CHANG, Y.-L.; KING, R. L. High Performance Computing for Hyperspectral Remote Sensing. **IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, v. 4, n. 3, p. 528–544, 2011.

RAMESH, N.; PURDY, G.; PURDY, C.; SMITH, J. **A Hardware Implementation of Hough Transform Based on Parabolic Duality**. 2014 IEEE 57th International Midwest Symposium on Circuits and Systems (MWSCAS). **Anais...**IEEE, ago. 2014

RODRIGUES, T. G.; SILVA, E. A. DA; LEONARDI, F. O Uso de Morfologia Matemática na Detecção de Pistas em Autódromo. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 2, p. 337–343, 2010.

SANTIAGO, V. S.; SILVA, E. A. DA; NOGUEIRA, J. R.; LEONARDI, F. Application of PDE and Mathematical Morphology in the Extraction of Cartographic Features. **Journal of Earth Science and Engineering**, v. 2, p. 287–291, 2012.

SENTHILKUMAR, B.; UMAMAHESWARI, G.; KARTHIK, J. **A Novel Region Growing Segmentation Algorithm for the Detection of Breast Cancer**. 2010 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research.

Anais...Coimbatore: IEEE, 2010

SERRA, J. **Image Analysis and Mathematical Morphology: theoretical advances**. 2. ed. San Diego: Academic Press, 1988.

SERRA, J. P.; CRESSIE, N. A. C. **Image Analysis and Mathematical Morphology: vol. 1**. London: Academic Press, 1984.

SGHAIER, M. O.; LEPAGE, R. Road Extraction From Very High Resolution Remote Sensing Optical Images Based on Texture Analysis and Beamlet Transform. **IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, v. 9, n. 5, p. 1946–1958, 2016.

SILVA, E. A. DA; CARDIM, G. P.; BEST, R. DE. Semiautomatic Algorithm to Extraction of Cartographic Features in Digital Images. **Journal of Communication and Computer**, v. 9, p. 1247–1251, 2012.

SOILLE, P. **Morphological Image Analysis: principles and applications**. 2. ed. Berlin: Springer, 2003.

TOSCANI, L. V.; VELOSO, P. A. S. **Complexidade de Algoritmos: análise, projeto e métodos**. 1. ed. Porto Alegre: Editora Sagra Luzzatto, 2002.

TUPIN, F.; MAITRE, H.; MANGIN, J.-F.; NICOLAS, J.-M.; PECHERSKY, E. Detection of Linear Features in SAR Images : application to road network extraction. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 36, n. 2, p. 434–453, 1998.

VALERO, S.; CHANUSSOT, J.; BENEDIKTSSON, J. A.; TALBOT, H.; WASKE, B. Advanced Directional Mathematical Morphology for the Detection of the Road Network in Very High Resolution Remote Sensing Images. **Pattern Recognition Letters**, v. 31, n. 10, p. 1120–1127, 2010.

VEGA-RODRIGUEZ, M. A.; SANCHEZ-PÉREZ, J. M.; GÓMEZ-PULIDO, J. A. **Real Time Image Processing With Reconfigurable Hardware**. The 8th IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems. **Anais...Malta: IEEE, 2001**

VELTEN, J.; KUMMERT, A. **Implementation of a High-Performance Hardware Architecture for Binary Morphological Image Processing Operations**. The 47th Midwest Symposium on Circuits and Systems. **Anais...Hiroshima: IEEE, 2004**

VOURVOULAKIS, J. V.; LYGOURAS, J.; KALOMIROS, J. A. **Acceleration of Image Processing Algorithms Using Minimal Resources of Custom Reconfigurable Hardware**. 16th Panhellenic Conference on Informatics. **Anais...Piraeus: IEEE, out. 2012**

WANG, J.; SHAN, C. **Extract Different Types of Roads Based on Mathematical Morphology**. 2012 5th International Congress on Image and Signal Processing, CISP 2012. **Anais...Chongqing: 2012**

WANG, W.; YANG, N.; ZHANG, Y.; WANG, F.; CAO, T.; EKLUND, P. A Review of Road Extraction from Remote Sensing Images. **Journal of Traffic and Transportation Engineering (English Edition)**, v. 3, n. 3, p. 271–282, 2016.

WIEDEMANN, C. External Evaluation of Road Networks. **ISPRS Archives**, v. XXXIV, n. 3, p. 93–98, 2003.

XIAOLIN, L.; YUFENG, J.; YAN, G.; XIAOXUE, F.; WEIXING, L. **Unstructured Road Detection Based on Region Growing**. 2018 Chinese Control And Decision Conference (CCDC). **Anais...**Shenyang: IEEE, 2018

YAN, D.; ZHAO, Z. **Road Detection From Quickbird Fused Image Using IHS Transform and Morphology**. International Geoscience and Remote Sensing Symposium. **Anais...**Toulouse: Proceedings, IGARSS 2003, 2003

ZHONG, Y.; FEI, F.; LIU, Y.; ZHAO, B.; JIAO, H.; ZHANG, L. SatCNN: Satellite Image Dataset Classification Using Agile Convolutional Neural Networks. **Remote Sensing Letters**, v. 8, n. 2, p. 136–145, 2017.

ANEXO I – PUBLICAÇÕES

• CARDIM, G. P.; SILVA, E. A.; DIAS, M. A.; BRAVO, I.; GARDEL, A. **Diferente Abordagem do Algoritmo de Crescimento por Região Aplicado em Extração de Feições Cartográficas**. In: Décima Octava Conferencia Iberoamericana en Sistemas, Cibernética e Informática – CISCi 2019, Orlando. Memorias de la Décima Octava Conferencia en Sistemas, Cibernética e Informática, 2019.

Memorias de la Décima Octava Conferencia Iberoamericana en Sistemas, Cibernética e Informática (CISCi 2019)

Diferente Abordagem do Algoritmo de Crescimento por Região Aplicado em Extração de Feições Cartográficas

Guilherme P. CARDIM

Departamento de Cartografia, Universidade Estadual Paulista - UNESP
Presidente Prudente, SP, 19060-900, Brasil

Erivaldo A. SILVA

Departamento de Cartografia, Universidade Estadual Paulista - UNESP
Presidente Prudente, SP, 19060-900, Brasil

Maurício A. DIAS

Departamento de Matemática e Computação, Universidade Estadual Paulista - UNESP
Presidente Prudente, SP, 19060-900, Brasil

Ignacio BRAVO

Departamento de Electrónica, Universidad de Alcalá - UAH
Alcalá de Henares, Madrid, 28801, España

Alfredo GARDEL

Departamento de Electrónica, Universidad de Alcalá - UAH
Alcalá de Henares, Madrid, 28801, España

RESUMO

A extração e/ou detecção de malhas viárias a partir de imagens de sensoriamento remoto de alta resolução espacial é um tópico de bastante interesse na comunidade científica. Neste sentido, é possível encontrar diversas pesquisas e algoritmos desenvolvidos com o objetivo de detectar malhas viárias que estejam presentes em imagens de sensoriamento remoto. Dentre as metodologias disponíveis na literatura, verifica-se que o algoritmo de crescimento por região vem sendo amplamente utilizado devido ao seu conceito simples e aos resultados que estão sendo obtidos. Esse algoritmo realiza uma busca recursiva por pixels que pertençam a um determinado intervalo de aceitação, o qual é calculado a partir de amostras do alvo de interesse. Esse conceito pode ser considerado como simples e eficiente na detecção de alvos de interesse, porém sua busca recursiva eleva o custo computacional e faz com que sua aplicação seja inviável em muitos casos. Neste sentido, o presente trabalho apresenta uma metodologia desenvolvida para aplicação do algoritmo de crescimento por região sem a aplicação de recursão. Os resultados apresentaram que houve melhora no desempenho, sugerindo a eficiência da abordagem proposta.

Palavras chaves: Crescimento por Região, Extração de Feições Cartográficas, Malhas Viárias e GPU.

1. INTRODUÇÃO

O mapeamento da superfície terrestre é um tema historicamente de grande importância para a humanidade. Dentre as diversas ferramentas e abordagens desenvolvidas ao longo dos anos para estudos de mapeamento, atualmente a detecção e identificação de feições de interesse a partir de imagens de sensoriamento remoto se tornou um grande foco de pesquisas.

A utilização das imagens de sensoriamento remoto, obtidas por satélites artificiais em órbita terrestre e/ou sensores aerotransportados, juntamente com técnicas de processamento digital de imagens (PDI) contribuem para o processo de mapeamento da superfície terrestre e, consequentemente, da atualização constante de produtos cartográficos.

Dentre a grande quantidade de algoritmos de processamento digital de imagens utilizados para detecção de alvos de interesse, o algoritmo de crescimento por regiões (CR) é comumente visto como uma solução para este problema [1]–[3]. No entanto, o algoritmo CR é baseado em uma ideia recursiva o que possui um alto custo computacional durante sua aplicação. Por esse motivo, é possível encontrar na literatura diferentes abordagens para a implementação do algoritmo CR com o intuito de obter melhores desempenhos durante sua execução [3], [4].

Ainda que não apliquem diretamente a recursão na implementação do algoritmo, as abordagens citadas ainda se baseiam na ideia recursiva, o que prejudica o paralelismo e, consequentemente, o desempenho do algoritmo. Dessa forma, tendo como intenção aplicar o algoritmo de CR com melhor desempenho, uma abordagem alternativa para o algoritmo de CR, a qual não se baseia na ideia recursiva, foi estudada e implementada.

O restante do artigo está organizado da seguinte forma. A Seção 2 apresenta o algoritmo de crescimento por região. A metodologia aplicada no algoritmo proposto é apresentada na Seção 3. Na Seção 4 é apresentado os resultados obtidos com o desenvolvimento do algoritmo. Por fim, a Seção 5 apresenta as conclusões do trabalho.

•CARDIM, G. P.; OLIVEIRA, R. F.; SILVA, E. A.; DIAS, M.A.; BRAVO, I.; GARDEL, A. **Avaliação e Comparação de Metodologias de Extração de Malhas Viárias em Imagens de Sensoriamento Remoto**. In: XVIII Simposio Latinoamericano de Percepción Remoto - SELPER, 2018, Havana. Anais do XVIII Simposio Latinoamericano de Percepción Remoto - SELPER, 2018.

XVIII SIMPOSIO INTERNACIONAL DE LA SOCIEDAD LATINOAMERICANA DE
PERCEPCIÓN REMOTA Y SISTEMAS DE INFORMACIÓN ESPACIAL, LA HABANA, CUBA.
Noviembre de 2018



**AVALIAÇÃO E COMPARAÇÃO DE METODOLOGIAS DE EXTRAÇÃO DE MALHAS
VIÁRIAS EM IMAGENS DE SENSORIAMENTO REMOTO**

Guilherme Pina Cardim^{a,*}, Renan Furlan Oliveira^a, Erivaldo Antônio da Silva^a, Mauricio
Araújo Dias^a, Ignácio Bravo^b, Alfredo Gardel^b

^a FCT/Unesp, Faculdade de Ciências e Tecnologia – Universidade Estadual Paulista, 19060-
900, Presidente Prudente – SP, Brasil - gpcardim@gmail.com,
renanfurlanoliveira@hotmail.com, (erivaldo.silva, ma.dias)@unesp.br

^b Escuela Politécnica Superior, Universidad de Alcalá de Henares, 28801 – Alcalá de
Henares, España – (ignacio.bravo, alfredo.gardel)@uah.es

Comisión 2. Procesos tecnológicos, obtención de resultados y aplicaciones.

PALAVRAS-CHAVE: Sensoriamento Remoto, Extração de Malhas Viárias, Detecção de
Malhas Viárias, Extração de Rodovias, Processamento Digital de Imagens.

RESUMO:

Dentre os diversos estudos na área de Cartografia, a extração de alvos de interesse a partir de imagens de sensoriamento remoto é de grande importância para a atualização de dados. Um dos alvos mais estudados e pesquisados na literatura é a malha viária, como ruas urbanas e rodovias. Dessa forma, é possível identificar na literatura diversas metodologias desenvolvidas para detecção e/ou extração de malhas viárias, as quais normalmente avaliam seus resultados a partir de análises visuais e estatísticas calculadas sobre determinado conjunto de imagens. Neste sentido, a comparação dos resultados obtidos por diferentes metodologias de extração é dificultada. Para facilitar a comparação dos resultados obtidos por diferentes metodologias de extração de malhas viárias, este trabalho apresenta um conjunto de imagens disponível na literatura para que pesquisadores possam aplicar suas metodologias e compará-las com outros trabalhos. O conjunto de imagens é composto por imagens de rodovias, ruas urbanas e estradas rurais, para diversificar os dados, e imagens obtidas em um banco de dados público, da Sociedade Internacional de Fotogrametria e Sensoriamento Remoto - ISPRS, para garantir que não há direcionamento de resultados. Além disso, o trabalho aplica três metodologias de extração de malhas viárias, disponíveis na literatura, no conjunto de imagens apresentado e compara os resultados obtidos e avaliados estatisticamente. Dessa forma, foi possível realizar comparações mais realistas de metodologias de extração de malhas viárias ao aplicá-las a um mesmo conjunto de imagens.

* Autor correspondiente. Esto es útil para conocer la persona adecuada en casos de más de un autor.

•CARDIM, G. P.; SILVA, E. A.; DIAS, M.; BRAVO, I.; GARDEL, A. Statistical Evaluation and Analysis of Road Extraction Methodologies Using a Unique Dataset from Remote Sensing. **Remote Sensing**, v. 10, p. 620, 2018.



remote sensing



Article

Statistical Evaluation and Analysis of Road Extraction Methodologies Using a Unique Dataset from Remote Sensing

Guilherme Pina Cardim ^{1,2,*} , Erivaldo Antônio da Silva ¹, Mauricio Araújo Dias ¹ ,
Ignácio Bravo ² and Alfredo Gardel ²

¹ School of Sciences and Technology, São Paulo State University (UNESP),

Presidente Prudente 19060-900, Brazil; erivaldo@fct.unesp.br (E.A.d.S.); madias@fct.unesp.br (M.A.D.)

² Politechnic School, University of Alcalá (UAH), 28805 Alcalá de Henares, Spain; ignacio.bravo@uah.es (I.B.);
alfredo.gardel@uah.es (A.G.)

* Correspondence: gpcardim@gmail.com

Received: 6 March 2018; Accepted: 13 April 2018; Published: 18 April 2018



Abstract: In the scientific literature, multiple studies address the application of road extraction methodologies to a particular cartographic dataset. However, it is difficult for any study to perform a more reliable comparison among road extraction methodologies when their results come from different cartographic datasets. Therefore, aiming to enable a more reliable comparison among different road extraction methodologies from the scientific literature, this study proposed a statistical evaluation and analysis of road extraction methodologies using a common image dataset. To achieve this goal, we setup a dataset containing remote sensing images of three different road types, highways, cities network and rural paths, and a group of images from the ISPRS (International Society for Photogrammetry and Remote Sensing) dataset. Furthermore, three road extraction methodologies were selected from the literature, in accordance with their availability, to be processed and evaluated using well-known statistical metrics. The achieved results are encouraging and indicate that the proposed statistical evaluation and analysis can allow researchers to evaluate and compare road extraction methodologies using this common dataset extracting similar characteristics to obtain a more reliable comparison among them.

Keywords: road network extraction; remote sensing images; methodologies review; image dataset; evaluation metrics

1. Introduction

Road extraction methodologies, based on the digital processing of images from remote sensing, have been extensively studied by cartography researchers to help update important graphical representations, for example maps, for several different purposes that are useful for many research areas. Those methodologies use digital processing to extract road characteristics from remote sensing images. Remote sensing deals with information, such as images of land surface targets, that is remotely acquired by sensors placed in, for example, airplanes or satellites. The information is collected by cartography to compose cartographic datasets of multiple geographical data and earth measurements and to later be graphically represented as maps, globes, and cartograms, among other representations. In the scientific literature, many studies addressed the application of road extraction methodologies to different cartographic datasets and their respective statistical evaluations and analysis. However, it is difficult for any digital processing method to perform a more reliable comparison among road extraction methodologies when their results come from different cartographic

- CARDIM, G. P.; AZEVEDO, S. C.; SILVA, E. A.; DIAS, M. A.; BRAVO, I.; GARDEL, A. A **Road Network Extraction Methodology Applied in Remote Sensing Images of Low and Median Spatial Resolution**. In: PECORA 20, 2017, Sioux Falls. Pecora 20 - Observing a Changing Earth; Science for Decisions? Monitoring, Assessment, and Projection. Sioux Falls, 2017.

A ROAD NETWORK EXTRACTION METHODOLOGY APPLIED IN REMOTE SENSING IMAGES OF LOW AND MEDIAN SPATIAL RESOLUTION

Guilherme P. Cardim, Samara C. de Azevedo, PhD Student
Graduate Program in Cartographic Sciences, São Paulo State University (UNESP)
Presidente Prudente-SP, 19060-900, Brazil
gpcardim@gmail.com; samara_calçado@hotmail.com

Erivaldo A. Silva¹, Ignácio Bravo³, Maurício A. Dias², Alfredo Gardel³, Professor

¹Department of Cartography, UNESP, Presidente Prudente, SP, 19060-900, Brazil

²Department of Mathematics and Computer Science, UNESP, Presidente Prudente, SP, 19060-900, Brazil

³Escuela Politécnica Superior, Universidad de Alcalá (UAH), Campus Universitario. Ctra. Madrid-Barcelona, Km 33.600, Alcalá de Henares, Madrid, Spain
silva.erivaldo@gmail.com; ignacio.bravo@uah.es; mdias@fct.unesp.br; alfredo.gardel@uah.es

ABSTRACT

Nowadays, there is a great demand of remote sensing images that must be processed to obtain the desired characteristics. This fact is driven by the constant increase of Geographic Information Systems (GIS) importance and the needs of acquisition and update of spatial data. Furthermore, it is essential that the spatial data are updated and accurate. In this sense, the roads networks became a very interesting cartographic feature, since it suffer updating constantly and needs an efficient and fast way to update it. There are several researches in literature containing road extraction as the main objective, which use different sets of digital image processing techniques, such as mathematical morphology, classification and growing region methods. However, there is still no agreement on the best methodology to perform this activity. It is very common to find researches applying a methodology that works in a specifically scene and with images acquired by a specific sensor. This fact restricts the methodologies developed and makes new methodologies arise frequently. This paper presents an in progress work aiming to develop a methodology to detect a road network from remote sensing images. The methodology proposed is based on the mathematical morphological theory, which has as advantage the fact to analysis the shape and structure of the objects in the image. The main idea is to perform a pre-processing step, using some mathematical morphology operators, trying to highlight the targets that have linear structures. Thus, the segmentation can be performed. Remote sensing images of low and median spatial resolution were used and the methodology was capable to detect the majority of roads presents in the scene. The experiments performed presents promising results when evaluated statistically by some literature metrics. Furthermore, we intend to apply the methodology in high resolution images to verify the results.

KEYWORDS: Road extraction methodology; road network; mathematical morphology.

INTRODUCTION

The remote sensing data have been widely used for cartographic studies. Remote sensing is the name given to the cartographic studies using data that are collected without a physical contact with the object measured. Sensors, placed in airplanes or satellites for example, are able to acquire the remote sensing data. The most common remote sensing data, used in cartographic research, is the digital image. The remote sensing images can be used for several purposes, such as urban cadastral studies and road maps updating. Considering the need to have updated road mapping, it is possible to find in the literature several researches aiming to automatic extract road networks from remote sensing images.

There are several theoretical concepts used by authors to develop and propose new extraction methodologies, such as beamlet transformation (Sghaier and Lepage, 2016), convolutional neural networks (Li et al. 2016; and Zhong et al. 2017), partial differential equations (Leonardi et al. 2013) and mathematical morphology (Ma et al. 2013; Wang and Shan 2012; Courtrai and Lefèvre 2016; Valero et al 2010; Cardim et al. 2014a). Among them, mathematical morphology theory is widely used due to its ability to maintain the geometry structure of the interest target after a processing step (Soille 2003).

Despite the high number of methodologies proposed for road network extraction, there is no ideal solution for all

Pecora 20 - Observing a Changing Earth; Science for Decisions— Monitoring, Assessment, and Projection
November 13-16, 2017 ♦ Sioux Falls, SD

- CARDIM, G. P.; AZEVEDO, S. C.; SILVA, E. A.; DIAS, M. A.; BRAVO, I. **Improvement of Semiautomatic Methodology for Cartographic Features Extraction Using High-Resolution Remote Sensing Images.** In: XVII Simposio Internacional Selper 2016, 2016, Puerto Iguazú. Anais do XVII Simposio Internacional Selper 2016, 2016. p. 231.

**IMPROVEMENT OF SEMIAUTOMATIC METHODOLOGY FOR
CARTOGRAPHIC FEATURES EXTRACTION USING HIGH-RESOLUTION
REMOTE SENSING IMAGES**

Guilherme P. Cardim¹; Samara C. Azevedo¹; Erivaldo A. da Silva¹; Maurício A. Dias¹; Ignacio Bravo²

¹UNESP – Roberto Simonsen, 305 – Presidente Prudente – São Paulo – Brazil.

²UAH – Escuela Politécnica. Campus Universitario. Ctra. Madrid-Barcelona Km 33.600- Alcalá Henares – Madrid – Spain.

{gpcardim; samaracalcado88; silva.erivaldo}@gmail.com; madias@fct.unesp.br; ibravo@depeca.uah.es

Abstract: Nowadays, the increasing necessity of acquisition and update of spatial data motivates researches in the areas of transportation, engineering and cartography about features extraction from remote sensing images. A semiautomatic methodology was found in the literature, which has, good(s) results extracting interest roads. However, there is a problem in extracting or reconstructing the road when there is some sort of overpass as the image does not contain the information under it. This paper proposes an improvement for this semiautomatic methodology of road extraction, adding some steps to reconstruct the obstructions present in the road extraction. All results obtained for the set of images tested were improved using the new methodology. For the example, the statistical metric of the extraction quality presented in this paper were improved from 90.5% to 97%. This proves the efficiency of the methodology proposed and the advantages of the new steps added in this paper.

Keywords: Cartographic features extraction; high-resolution images; mathematical morphology.

**MEJORAMIENTO DE METODOLOGÍA SEMIAUTOMÁTICA PARA EXTRACCIÓN
DE CARACTERÍSTICAS CARTOGRÁFICAS UTILIZANDO IMÁGENES DE SENSORES
REMOTOS DE ALTA RESOLUCIÓN**

Resumen: En la actualidad, la creciente importancia de los Sistemas de Información Geográfica (SIG) y la necesidad de adquirir y actualizar los datos especiales motiva un gran trabajo de investigación en el área de Cartografía. Un tema de interés en los estudios de Cartografía es la detección y extracción de características cartográficas utilizando imágenes digitales, que se pueden derivar de los satélites de observación o sensores aerotransportados. Hay varios estudios en la literatura que proporcionan diferentes metodologías para extraer la característica de interés de la imagen digital. Un método supervisado fue encontrado en la literatura conteniendo altos índices estadísticos sobre la extracción de carreteras de interés. Dicho algoritmo se considera supervisado por la necesidad de tener muestras de la carretera de interés, que deben ser proporcionadas por el usuario, para calcular valores estadísticos antes de realizar la extracción de la característica de interés. A pesar de los resultados presentados por la metodología encontrada, hay un problema en la extracción y a reconstrucción de carreteras cuando existe la presencia de algún tipo de paso elevado, ya que la imagen no contiene la información por debajo de esta estructura. Por lo tanto, este artículo propone una mejora de la metodología supervisada de extracción de carreteras citada por la adición de pasos para reconstruir las obstrucciones que se encuentran en la extracción de la

- CARDIM, G. P.; SILVA, E. A.; DIAS, M. A.; BRAVO, I. Semiautomatic Methodology for Cartographic Features Extraction Using High-Resolution Remote Sensing Images. **Revista UD Y La Geomática**, v. 8, p. 53-58, 2014.

SEMI-AUTOMATIC METHODOLOGY FOR CARTOGRAPHIC FEATURES EXTRACTION USING HIGH-RESOLUTION REMOTE SENSING IMAGES



UNIVERSIDAD DISTRITAL
FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS

REVISTA UD Y LA GEOMÁTICA

<http://revistas.udistrital.edu.co/ojs/index.php/UDGeo/index>
 DOI: <http://dx.doi.org/10.14483/udistrital.jour.udgeo.2014.8.a07>



**UD y la
GEOMÁTICA**

INVESTIGACIÓN

Semiautomatic Methodology for Cartographic Features Extraction Using High-Resolution Remote Sensing Images

Metodología semiautomática para extracción de características cartográficas utilizando imágenes de sensores remotos de alta resolución

Guilherme P. Cardim^a, Erivaldo A. da Silva^b, Maurício A. Dias^c, Ignacio Bravo^d

Citation / Cardim G.P., da Silva E.A., Dias M.A. & Bravo I. Semiautomatic Methodology for Cartographic Features Extraction Using High-Resolution Remote Sensing Images. UD y la Geomática, (8), pp. 53 – 58.

Fecha de recepción: 30 de septiembre de 2014 / Fecha de aceptación: 20 de diciembre de 2014

ABSTRACT

One topic of interest in the cartographic area that encourages many researches is the detection of interest features from remote sensing images. This topic is a challenge for the researchers because the complexity of the image scenes. A supervised detection process delimits the features using the user's knowledge to recognize them. Normally, the user provides samples of the features for the process, which uses this information to determine the pixels that represent the interest features. Therefore, this paper proposes and presents a supervised methodology for cartographic features detection. This methodology combines the use of growth region technique to detect the main features, with mathematical morphology to enhance the extraction. The detection is based on the samples provided by a user on the original image to segment the image. After, the algorithm performs the morphological closing and finally the area closing. Both operators improve the extraction by removing small holes detected inside of the interest features obtained by the growth region methodology. The proposed methodology was validated by a statistical method established in the literature calculating the completeness and correctness, in other words, it is performed checking the percentage of false positives and false negatives obtained during the extraction process. Results have demonstrated that this methodology can be applied to extract cartographic features of interest using remote sensing images.

Keywords: cartographic features extraction, high-resolution images, mathematical morphology.

RESUMEN

Uno de los temas de interés dentro del área de la cartografía es la extracción de determinadas características de las imágenes de sensores remotos. Este tema representa un desafío para los investigadores debido a la complejidad de las escenas de las imágenes. Así, un proceso de extracción supervisado delimita las características usando el conocimiento del usuario para reconocerlas. Normalmente, el usuario proporciona muestras de las características para el proceso, en el cual se utiliza esta información para determinar los píxeles que representan dichas características. En este sentido, el presente trabajo propone una metodología supervisada para la extracción de características cartográficas. Esta metodología combina el uso de la metodología de crecimiento de región con morfología matemática para mejorar el resultado. La extracción se basa en muestras proporcionadas por un usuario para segmentar la imagen. Después, el algoritmo realiza el cierre morfológico y, finalmente, el cierre por área. Ambos operadores mejoran la extracción eliminando pequeños huecos detectados en el interior de las características de interés obtenidas en la segmentación. La metodología propuesta se validó mediante un método estadístico establecido en la literatura, en el cual se calcula el porcentaje de falsos positivos y falsos negativos. Los resultados demostraron que esta metodología puede aplicarse a la extracción de características cartográficas de interés usando imágenes de sensores remotos.

Palabras clave: extracción de características cartográficas, imágenes de alta resolución, morfología matemática.

^aUNESP. Roberto Simonsen, 305, Presidente Prudente, São Paulo, Brazil. gpcardim@gmail.com

^bUNESP. Roberto Simonsen, 305, Presidente Prudente, São Paulo, Brazil. silva.erivaldo@gmail.com

^cUNESP. Roberto Simonsen, 305, Presidente Prudente, São Paulo, Brazil. madias@fct.unesp.br

^dUAH. Escuela Politécnica, Campus Universitario, Ctra. Madrid-Barcelona, Km 33 600, Alcalá Henares, Madrid, Spain. ibravo@depeca.uah.es

UD y la Geomática • p-ISSN: 2011-4990 • e-ISSN: 2344-8407 • No 8. pp. 53 – 58

[53]