

RENAN FURLAN DE OLIVEIRA

**DETECÇÃO AUTOMÁTICA DE CRATERAS DE IMPACTO
EM IMAGENS DE ALTA RESOLUÇÃO ESPACIAL DA
SUPERFÍCIE DE MARTE**



**Presidente Prudente
2019**

RENAN FURLAN DE OLIVEIRA

**DETECÇÃO AUTOMÁTICA DE CRATERAS DE IMPACTO
EM IMAGENS DE ALTA RESOLUÇÃO ESPACIAL DA
SUPERFÍCIE DE MARTE**

Tese de doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas da Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” - UNESP, Campus de Presidente Prudente/SP, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Doutor em Ciências Cartográficas.

Linha de Pesquisa: Computação de Imagens.

Orientador: Prof. Dr. Erivaldo Antonio da Silva
Coorientador: Prof. Dr. Pedro Miguel Berardo Duarte
Pina

**Presidente Prudente
2019**

O48d

Oliveira, Renan Furlan de

Detecção automática de crateras de impacto em imagens de alta resolução espacial da superfície de Marte / Renan Furlan de Oliveira. -- Presidente Prudente, 2019

113 p.

Tese (doutorado) - Universidade Estadual Paulista (Unesp), Faculdade de Ciências e Tecnologia, Presidente Prudente

Orientador: Erivaldo Antonio da Silva

Coorientador: Pedro Miguel Berardo Duarte Pina

1. Superfície de Marte. 2. Detecção de crateras de impacto. 3. Morfologia matemática. 4. Processamento digital de imagens. 5. Sensoriamento remoto. I. Título.

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

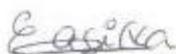
TÍTULO DA TESE: Detecção automática de crateras de impacto em imagens de alta resolução espacial da superfície de Marte

AUTOR: RENAN FURLAN DE OLIVEIRA

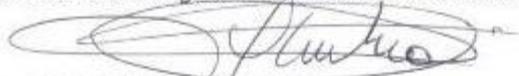
ORIENTADOR: ERIVALDO ANTONIO DA SILVA

COORDENADOR: PEDRO MIGUEL BERARDO DUARTE PINA

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. ALMIR OLIVETTE ARTERO
Departamento de Matemática e Computação / Faculdade de Ciências e Tecnologia de Presidente Prudente



Prof. Dr. JOSÉ ROBERTO NOGUEIRA
Departamento de Matemática e Computação / Faculdade de Ciências e Tecnologia de Presidente Prudente



Prof. Dr. WALLACE CORREA DE OLIVEIRA CASACA
Coordenadoria de Curso de Engenharia de Energia / Câmpus de Rosana



Profa. Dra. MIRIAM MARIA PEDROSA
Esquadrão de Comando / Academia da Força Aérea

Presidente Prudente, 19 de junho de 2019

Dedico este trabalho aos meus pais, Luiz e Regina,
irmão, Rafael, e namorada, Débora.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus pela vida e pelas oportunidades, por me fazer acreditar na superação dos desafios que encontrei durante este período.

À agência de fomento pela bolsa concedida em parte do período dedicado a realização da tese: “O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001”.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Erivaldo Antonio da Silva, pela oportunidade e confiança durante a realização deste trabalho. Agradeço pela orientação, paciência, amizade, apoio e por me fazer acreditar que eu seria capaz de conquistar esse objetivo. Ao meu coorientador, Prof. Dr. Pedro Pina, por toda atenção e orientação diária durante a realização do estágio de pesquisa no Instituto Superior Técnico (IST). Agradeço pelos ensinamentos, amizade, paciência, por me fazer enxergar os pontos positivos e limitações da tese, bem como por ter me passado confiança e segurança para lidar com os problemas encontrados durante a implementação do algoritmo.

Aos membros da banca examinadora, Prof. Dr. Almir Olivette Artero, Prof. Dr. José Roberto Nogueira, Prof. Dr. Wallace Correa de Oliveira Casaca e Profa. Dra. Miriam Maria Pedrosa, pelas sugestões e contribuições visando o aprimoramento da tese.

Ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas (PPGCC) e à Universidade Estadual Paulista (UNESP), pela infraestrutura e oportunidades durante o curso de graduação, mestrado e doutorado. Aos professores do Departamento de Cartografia pelos ensinamentos e contribuições na minha formação profissional.

Agradeço aos amigos do grupo de pesquisa, em especial Samara Calçado e Guilherme Cardim, por terem me acolhido e me ajudado no momento em que mais precisei. Aos amigos do PPGCC, pela parceria, discussões e confraternizações, em especial Vinicius Stuani, Fabricio Prol, Gabriel, Mariana, Guilherme Gomes, Luiz Eduardo e Raquel. Ao Centro Universitário Antônio Eufrásio de Toledo de Presidente Prudente, pela compreensão e liberação durante o período do estágio no IST em Lisboa, para a realização do aprimoramento da pesquisa.

Agradeço imensamente à minha família, pai, mãe e irmão, e à minha namorada, por todo apoio durante essa desafiadora trajetória, seja na compreensão ou incentivo, com muito amor, me fazendo acreditar até mesmo nos momentos em que eu mais duvidava. Toda essa luta diária, conciliando as atividades da tese com a docência, só foi possível graças ao apoio de vocês.

A todos que de alguma forma participaram da minha vida durante essa caminhada, muito obrigado!

*“A grande glória da vida não está em nunca cair,
mas em se levantar a cada vez que caímos”*

(Nelson Mandela)

RESUMO

Crateras de impacto são as estruturas mais estudadas na área de ciências planetárias, devido à grande quantidade de informações que podem revelar sobre o passado, a geologia e os processos físicos de um corpo planetário. Apesar de haver várias propostas de algoritmos para automatizar o processo de detecção de crateras, esta tarefa ainda não é realizada de maneira completamente automatizada. A necessidade de investigações por métodos eficientes para detecção automática dessas estruturas é cada vez maior, visto que muitas missões estão sendo enviadas ao espaço e com os dados adquiridos cada vez mais ricos em detalhes e mais abundantes, o trabalho manual tem se tornado inviável. Nesse sentido, a presente pesquisa propõe o desenvolvimento de uma abordagem para detectar e delinear automaticamente crateras de impacto em imagens de alta resolução espacial da superfície de Marte. A abordagem baseia-se nos princípios da morfologia matemática e na utilização de técnicas e estratégias de processamento morfológico de imagens, com foco na detecção de crateras de impacto subquilométricas. Do ponto de vista metodológico, quatro etapas principais são realizadas: i) pré-processamento visando a remoção de ruídos e o realce de bordas das estruturas presentes nas cenas; ii) detecção e delineamento das estruturas candidatas a crateras de impacto, a partir da transformação *watershed* e estratégias da dinâmica dos contornos; iii) pós-processamento com foco no refinamento da detecção das crateras de impacto e na remoção das estruturas irrelevantes; e iv) avaliação do desempenho da detecção. Dois experimentos são realizados, o primeiro para imagens HRSC com resolução espacial de 12,5 m/pixel e o segundo para imagens HiRISE com resolução espacial de 1 m/pixel. No caso das imagens HRSC, foram detectadas crateras com raio entre 500 e 1000 metros, enquanto que no caso das imagens HiRISE, foram detectadas crateras de impacto com raio entre 30 e 500 metros. Os resultados mostram uma boa performance da detecção de crateras subquilométricas em imagens de alta resolução espacial. Para as imagens HRSC, a taxa de detecção verdadeira foi de 83,51% e a taxa de detecção falsa foi de 13,11%. Por outro lado, para as imagens HiRISE, a taxa de detecção verdadeira foi de 81,64% e a taxa de detecção falsa foi de 10,20%. Assim, conclui-se que a aplicação de operadores morfológicos em conjunto com demais estratégias de processamento de imagens, em uma sequência bem projetada, pode contribuir diretamente na solução de um problema atual no contexto da detecção de crateras de impacto na superfície de Marte, especificamente em imagens de alta resolução espacial. Espera-se ainda que os recursos e estratégias utilizados nessa pesquisa possam contribuir, de forma geral, com outros processos de detecção de feições, visando diferentes estruturas e corpos rochosos do sistema solar.

Palavras-chave: Superfície de Marte, detecção de crateras de impacto, morfologia matemática, processamento digital de imagens, sensoriamento remoto.

ABSTRACT

Impact craters are the most studied structures in planetary sciences, due to the large amount of information they can provide about the history, geology and physical processes of a planet. Although there are several approaches to automate the crater detection, such a task is not fully automated. The need for investigations of efficient methods to automate crater detection is increasing, as many missions have been launched into space, so as to acquire rich and detailed data, thus making the manual work impossible. In this thesis, we develop approach to detect and delineate automatically impact craters in high spatial resolution images of the surface of Mars. The particular proposed is based on the principles of mathematical morphology and the use of techniques and strategies of morphological image processing, with focuses on the detection of subkilometric craters. From the methodological point of view, four main steps are performed: i) pre-processing for noise removal and edge enhancement of structures present in the images; ii) detection and segmentation of crater candidates from the watershed transformation and contour dynamic strategies; iii) post-processing focusing on the refinement of impact crater detection and the removal of irrelevant structures; and (iv) evaluation of detection performance. Two experiments are performed, the first one for the HRSC images with spatial resolution of 12.5 m/pixel and the second for the HiRISE images with spatial resolution of 1 m/pixel. Considering the HRSC case, craters with a radius between 500 and 1000 meters were detected successfully, regarding the HiRISE case, impact craters with a radius between 30 and 500 meters were detected. The results demonstrate a good performance of subkilometric craters detection in high spatial resolution images. For HRSC images, the true detection rate was 83.51% and the false detection rate was 13.11%. On the other hand, for HiRISE images, the true detection rate was 81.64%, and the false detection rate was 10.20%. Thus, we concluded that the application of morphological operators in conjunction with other image processing strategies in a well-designed framework can directly contribute to the solution of a current problem in the context of the impact crater detection of surface of Mars, specifically in high spatial resolution images. We hope that the resources and strategies used in this research can contribute, in a general way, to other processes of features detection focused on different structures and rocky bodies of the solar system.

Keywords: Surface of Mars, impact crater detection, mathematical morphology, digital image processing, remote sensing.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Detecção de crateras de impacto proposta por Barata <i>et al.</i> (2004).	24
Figura 2 - Detecção de crateras de impacto proposta por Kim <i>et al.</i> (2005).....	25
Figura 3 - Detecção de crateras de impacto proposta por Bandeira <i>et al.</i> (2007).	25
Figura 4 - Detecção de crateras de impacto proposta por Martins <i>et al.</i> (2009).	26
Figura 5 - Detecção de crateras de impacto proposta por Bandeira <i>et al.</i> (2012).	27
Figura 6 - Detecção manual de crateras de impacto proposta por Robbins e Hynek (2012). ..	27
Figura 7 - Detecção de crateras de impacto proposta por Troglio <i>et al.</i> (2012).....	28
Figura 8 - Detecção de crateras de impacto proposta por Jin e Zhang (2014).	29
Figura 9 - Delimitação de crateras de impacto proposto por Marques e Pina (2015).	29
Figura 10 - Detecção de crateras de impacto proposta por Sadhukhan e Palit (2016).....	30
Figura 11 - Detecção de crateras de impacto proposta por Xin <i>et al.</i> (2017).....	30
Figura 12 - Detecção de crateras de impacto proposta por Pedrosa <i>et al.</i> (2017).	31
Figura 13 - Regiões da superfície de Marte.....	40
Figura 14 - Cobertura de dados HRSC para a superfície de Marte.	42
Figura 15 - HRSC: (a) recorte do mapa geológico de Marte com ênfase na cratera <i>Gale</i> e (b) cobertura de imagens e MDT para a região de interesse.	43
Figura 16 - Cobertura de dados HiRISE para uma parte da superfície de Marte.	44
Figura 17 - Fluxograma com as principais etapas do método de detecção automática de crateras de impacto em imagens de alta resolução espacial da superfície de Marte.....	46
Figura 18 - Ilustração da transformação <i>watershed</i>	49
Figura 19 - Ilustração do processo de elaboração do <i>ground truth</i> para um recorte de uma imagem HRSC (h2070_0000).	58
Figura 20 - Ilustração do processo de elaboração do <i>ground truth</i> para um recorte de uma imagem HiRISE (ESP_036062_1840).	58
Figura 21 - Imagens HRSC: (a) recorte de uma imagem original e (b) resultado da filtragem pela técnica <i>toggle constast mappings</i>	60
Figura 22 - Imagens HRSC: (a) gradiente morfológico da imagem filtrada pela técnica <i>toogle contrast mappings</i> e (b) reconstrução por fechamento sobre o gradiente morfológico.....	61
Figura 23 - Imagens HRSC: (a) imagem marcadora e (b) resultado da segmentação pela transformação <i>watershed</i>	62

Figura 24 - Imagens HRSC: (a) sobreposição das linhas de <i>watershed</i> com a imagem de entrada e (b) sobreposição dos contornos das estruturas com o gradiente morfológico filtrado pela reconstrução por fechamento.....	63
Figura 25 - Imagens HRSC: (a) afinamento das linhas de <i>watershed</i> a um pixel de espessura e (b) sobreposição das linhas de <i>watershed</i> entre a imagem afinada e a imagem segmentada...64	64
Figura 26 - Imagens HRSC: (a) identificação dos vértices (pontos múltiplos), sobrepostos as linhas de <i>watershed</i> , para uma cratera (b) parte da imagem com foco na identificação dos vértices para outras estruturas.....	64
Figura 27 - Imagens HRSC: (a) identificação das arestas isoladas após a remoção dos vértices para uma cratera e (b) visualização de uma parte da imagem com foco nas arestas isoladas para outras estruturas.....	65
Figura 28 - Imagens HRSC: (a) rotulação das estruturas detectadas e (b) resultado da dinâmica da <i>watershed</i>	66
Figura 29 - Imagens HRSC: (a) binarização do resultado da dinâmica e (b) união dos vértices, removidos anteriormente, com a binarização.....	66
Figura 30 - Imagens HRSC: (a) remoção dos segmentos não conectados na imagem e (b) visualização da sobreposição das linhas restantes com a imagem de entrada.....	67
Figura 31 - Imagens HRSC: (a) preenchimento das estruturas detectadas e (b) resultado da eliminação das linhas de conexão restantes.....	67
Figura 32 - Imagens HRSC: (a) finalização do preenchimento das estruturas detectadas e (b) sobreposição dos contornos das estruturas com a imagem de entrada.....	68
Figura 33 - Imagens HRSC: (a) Índice de circularidade das estruturas detectadas e (b) identificação dos centros para cada estrutura candidata a cratera de impacto.....	69
Figura 34 - Imagens HRSC: resultado da detecção de crateras de impacto com base na comparação com os dados do <i>ground truth</i>	70
Figura 35 - Métricas globais de verdadeiro positivo (TP), falso positivo (FP) e falso negativo (FN) para as imagens HRSC.....	71
Figura 36 - Métricas de verdadeiro positivo (TP), falso positivo (FP) e falso negativo (FN) para as imagens HRSC.....	71
Figura 37 - Taxas globais de detecção verdadeira (TDR), detecção falsa (FDR) e percentual de qualidade (Q) para as imagens HRSC.....	72
Figura 38 - Taxas de detecção verdadeira (TDR) e taxas de detecção falsa (FDR) para as imagens HRSC.....	73
Figura 39 - Fator de ramificação (B) para as imagens HRSC.....	73

Figura 40 - Taxas de detecção verdadeira (TDR) e percentual de qualidade (Q) para as imagens HRSC.....	73
Figura 41 - Taxas de detecção verdadeira (TDR), detecção falsa (FDR) e percentual de qualidade (Q) para as imagens HRSC.	74
Figura 42 - HRSC: imagens com altas taxas de detecção verdadeira (TDR > 90%).	75
Figura 43 - HRSC: imagens com baixas taxas de detecção falsa (FDR < 10%).	76
Figura 44 - HRSC: imagens com taxas razoáveis de detecção verdadeira e de detecção falsa (TDR < 80% e FDR > 10%).	77
Figura 45 - Imagens HiRISE: (a) recorte de uma imagem original e (b) resultado da filtragem pela técnica <i>toggle contrast mappings</i>	79
Figura 46 - Imagens HiRISE: (a) gradiente morfológico da imagem filtrada pela técnica <i>toggle contrast mappings</i> e (b) reconstrução por fechamento sobre o gradiente morfológico.	79
Figura 47 - Imagens HiRISE: (a) Imagem marcadora e (b) resultado da segmentação pela transformação <i>watershed</i>	80
Figura 48 - Imagens HiRISE: (a) sobreposição das linhas de <i>watershed</i> com a imagem de entrada e (b) sobreposição dos contornos das estruturas com o gradiente morfológico filtrado pela reconstrução por fechamento.	81
Figura 49 - Imagens HiRISE: (a) resultado da subtração das linhas da <i>watershed</i> com a borda da imagem e (b) resultado da eliminação das linhas isoladas.	81
Figura 50 - Imagens HiRISE: (a) afinamento das linhas de <i>watershed</i> a um pixel de espessura e (b) sobreposição das linhas de <i>watershed</i> entre a imagem afinada e a imagem segmentada.	82
Figura 51 - Imagens HiRISE: (a) identificação dos vértices (pontos múltiplos), sobrepostos as linhas de <i>watershed</i> , para uma cratera e (b) parte da imagem com foco na identificação dos vértices para outras estruturas.	83
Figura 52 - Imagens HiRISE: (a) identificação das arestas isoladas após a remoção dos vértices para uma cratera e (b) visualização de uma parte da imagem com foco nas arestas isoladas para outras estruturas.	83
Figura 53 - Imagens HiRISE: (a) rotulação das estruturas detectadas e (b) resultado da dinâmica da <i>watershed</i>	84
Figura 54 - Imagens HiRISE: (a) binarização do resultado da dinâmica e (b) união dos vértices, removidos anteriormente, com a binarização.	85
Figura 55 - Imagens HiRISE: (a) remoção dos segmentos não conectados na imagem, e (b) visualização da sobreposição das linhas restantes com a imagem de entrada.	85

Figura 56 - Imagens HiRISE: (a) preenchimento das estruturas detectadas e (b) resultado da eliminação das linhas de conexão restantes.....	86
Figura 57 - Imagens HiRISE: (a) finalização do preenchimento das estruturas detectadas e (b) sobreposição dos contornos das estruturas com a imagem de entrada.....	86
Figura 58 - Imagens HiRISE: (a) Índice de circularidade das estruturas detectadas e (b) identificação dos centros para cada estrutura candidata a cratera de impacto.....	87
Figura 59 - Imagens HiRISE: resultado da detecção de crateras de impacto com base na comparação com os dados do <i>ground truth</i>	88
Figura 60 - Métricas globais de verdadeiro positivo (TP), falso positivo (FP) e falso negativo (FN) para as imagens HiRISE.....	89
Figura 61 - Métricas de verdadeiro positivo (TP), falso positivo (FP) e falso negativo (FN) para as imagens HiRISE.....	89
Figura 62 - Taxas globais de detecção verdadeira (TDR), detecção falsa (FDR) e percentual de qualidade (Q) para as imagens HiRISE.....	90
Figura 63 - Taxas de detecção verdadeira (TDR) e falsa (FDR) para as imagens HiRISE.....	91
Figura 64 - Fator de ramificação (B) para as imagens HiRISE.....	91
Figura 65 - Taxas de detecção verdadeira (TDR) e percentual de qualidade (Q) para as imagens HiRISE.....	91
Figura 66 - Taxas de detecção verdadeira (TDR), detecção falsa (FDR) e percentual de qualidade (Q) para as imagens HiRISE.....	92
Figura 67 - HiRISE: imagens com altas taxas de detecção verdadeira ($TDR > 90\%$).....	93
Figura 68 - HiRISE: imagens com baixas taxas de detecção falsa ($FDR < 10\%$).....	94
Figura 69 - HiRISE: imagens com taxas razoáveis de detecção verdadeira e de detecção falsa ($TDR < 80\%$ e $FDR > 10\%$).....	95
Figura 70 - Imagens HRSC em função da taxa de detecção verdadeira (TDR).....	97
Figura 71 - Imagens HiRISE em função da taxa de detecção verdadeira (TDR).....	98
Figura 72 - Imagens HRSC em função da taxa de detecção falsa (FDR).....	99
Figura 73 - Imagens HiRISE em função da taxa de detecção falsa (FDR).....	100
Figura 74 - Imagens HRSC em função do percentual de qualidade (Q).....	101
Figura 75 - Imagens HiRISE em função do percentual de qualidade (Q).....	101

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Características das imagens originais HRSC selecionadas.	59
Tabela 2 - HRSC: taxas de desempenho com TDR > 90%.	75
Tabela 3 - HRSC: taxas de desempenho com FDR < 10%.	76
Tabela 4 - HRSC: taxas de desempenho com TDR < 80% e FDR > 10%.	77
Tabela 5 - Características das imagens originais HiRISE selecionadas.	78
Tabela 6 - HiRISE: taxas de desempenho com TDR > 90%.	93
Tabela 7 - HiRISE: Taxas de desempenho com FDR < 10%.	94
Tabela 8 - HiRISE: Taxas de desempenho com TDR < 80% e FDR > 10%.	95
Tabela 9 - Análise da taxa de detecção verdadeira (TDR) para as imagens HRSC.	97
Tabela 10 - Análise da taxa de detecção verdadeira (TDR) para as imagens HiRISE.	98
Tabela 11 - Análise da taxa de detecção falsa (FDR) para as imagens HRSC.	99
Tabela 12 - Análise da taxa de detecção falsa (FDR) para as imagens HiRISE.	99
Tabela 13 - Análise do percentual de qualidade (Q) para as imagens HRSC.	100
Tabela 14 - Análise do percentual de qualidade (Q) para as imagens HiRISE.	101

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

B	<i>Branching Factor</i>
CDA	<i>Crater Detection Algorithm</i>
CRISM	<i>Compact Reconnaissance Imaging Spectrometer for Mars</i>
CTX	<i>Context Camera</i>
ESA	<i>European Space Agency</i>
ESRI	<i>Environmental Systems Research Institute</i>
FDR	<i>False Detection Rate</i>
FN	<i>False Negative</i>
FP	<i>False Positive</i>
HiRISE	<i>High Resolution Imaging Science Experiment</i>
HRSC	<i>High Resolution Stereo Camera</i>
IAU	<i>International Astronomical Union</i>
IC	<i>Índice de Circularidade</i>
ISRO	<i>Indian Space Research Organisation</i>
JAXA	<i>Japan Aerospace Exploration Agency</i>
MARCI	<i>Mars Color Imager</i>
MARSIS	<i>Sub-Surface Sounding Radar Altimeter</i>
MATLAB	<i>Matrix Laboratory</i>
MAVEN	<i>Mars Atmosphere and Volatile Evolution Mission</i>
MDT	<i>Modelo Digital de Terreno</i>
MEX	<i>Mars Express</i>
MGS	<i>Mars Global Surveyor</i>
MOC	<i>Mars Orbiter Camera</i>
MOLA	<i>Mars Orbiter Laser Altimeter</i>
MRO	<i>Mars Reconnaissance Orbiter</i>
NASA	<i>National Aeronautics and Space Administration</i>
OMEGA	<i>Visible and Infrared Mineralogical Mapping Spectrometer</i>
PDI	<i>Processamento Digital de Imagens</i>
Q	<i>Quality Percentage</i>
RANSAC	<i>RANdom SAmple Consensus</i>
TDR	<i>True Detection Rate</i>
THEMIS	<i>Thermal Emission Imaging System</i>
TP	<i>True Positive</i>

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	16
1.1 Contextualização da pesquisa.....	16
1.2 Delimitação do problema	18
1.3 Objetivos.....	20
1.4 Justificativa.....	21
1.5 Estrutura da tese.....	22
2 ESTADO DA ARTE	23
3 DETECÇÃO AUTOMÁTICA DE CRATERAS DE IMPACTO	32
3.1 Aspectos teóricos.....	32
3.2 Materiais	38
3.2.1 Imagens HRSC	41
3.2.2 Imagens HiRISE	44
3.3 Método de detecção	45
3.3.1 Pré-processamento: remoção de ruídos e realce de bordas	46
3.3.2 Detecção e delineamento de crateras de impacto	49
3.3.3 Pós-processamento: refinamento da detecção	55
3.3.4 Avaliação do desempenho da detecção	56
3.3.5 Elaboração do <i>ground truth</i>	57
4 EXPERIMENTOS, RESULTADOS E ANÁLISES	59
4.1 Experimentos com as imagens HRSC	59
4.2 Experimentos com as imagens HiRISE.....	78
4.3 Comparação dos resultados: HRSC x HiRISE.....	96
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS	103
REFERÊNCIAS	105

1 INTRODUÇÃO

1.1 Contextualização da pesquisa

O sensoriamento remoto com foco na exploração de superfícies planetárias vem sendo alvo de investigações por parte de diversas agências espaciais internacionais, como a *National Aeronautics and Space Administration* (NASA), a *European Space Agency* (ESA), a Agência Espacial Federal Russa (*Roscosmos*), a *Indian Space Research Organisation* (ISRO) e a *Japan Aerospace Exploration Agency* (JAXA). Essas agências, por meio de seus inúmeros programas, missões e sondas têm demonstrado fundamental importância na descoberta e no entendimento dos processos planetários ao longo do tempo, contribuindo com o desenvolvimento das ciências planetárias, aliado aos desafios da humanidade (STACK *et al.*, 2016; WORDSWORTH *et al.*, 2018; PILLES *et al.*, 2019).

Os dados adquiridos por sensoriamento remoto possibilitam analisar as propriedades das atmosferas e das superfícies planetárias, o que envolve, por exemplo, as complexas análises de componentes geofísicos e geomorfológicos dos corpos rochosos presentes no sistema solar (MUSTARD, 2017). Essas análises permitem compreender a estrutura, composição, mudanças físicas, químicas e biológicas tanto da superfície quanto do seu interior. Além disso, a detecção remota torna possível compreender a deposição, as rochas, os minerais e componentes do solo (GUPTA, 2013), bem como entender a forma do relevo e todos os seus aspectos, incluindo as investigações relacionadas a atividades vulcânicas, placas tectônicas, meteoritos, erosões, entre outras (RAO, 2002; SMITH; PAIN, 2009; SALVATORE *et al.*, 2016).

Nas últimas décadas, a comunidade científica tem evidenciado o grande interesse por investigações sobre o planeta Marte, por ser um dos corpos planetários rico em geomorfologias terrestres, caracterizando-o como uma das maiores prioridades das pesquisas sobre esse planeta (XIAO *et al.*, 2017). Além disso, esta superfície é considerada como um dos poucos locais do sistema solar onde ainda há a possibilidade de encontrar indícios de vida, seja na sub-superfície ou no registro fóssil (MCKAY *et al.*, 1996; DAVILA; SCHULZE-MAKUCH, 2016). Aliando os interesses da comunidade científica aos dados e aplicações do sensoriamento remoto torna-se possível contribuir, significativamente, com o entendimento das composições geológicas de Marte, seja em termos da interpretação da origem da superfície planetária ou de seus processos formativos, os quais auxiliam na compreensão da formação e evolução do planeta Terra, devido às características geomorfológicas semelhantes.

Atualmente, a superfície de Marte tem sido explorada por diversas missões espaciais, das quais muitas encontram-se em órbita e outras na superfície. Dentre as missões em órbita,

destacam-se as seguintes: *Mars Global Surveyor* (MGS), *Mars Odyssey*, *Mars Express* (MEX), *Mars Reconnaissance Orbiter* (MRO), *Mars Atmosphere and Volatile Evolution Mission* (MAVEN), *Mars Orbiter Mission* e *ExoMars Trace Gas Orbiter*. Enquanto que na superfície, encontram-se missões como *Mars Exploration Rover Opportunity* e *Mars Science Laboratory Curiosity*. Das missões desativadas, mas que merecem ser citadas, têm-se a sonda *Spirit* e os rovers, como a *Phoenix*, que completou sua missão em 2008. Além disso, novas missões estão sendo preparadas para um novo ciclo de pesquisas em Marte (PILLES *et al.*, 2019), como é o caso da *Mars 2020 Rover* da NASA (WILLIFORD *et al.*, 2018).

Os sensores de imageamento que contribuem com o sensoriamento remoto de Marte se diferenciam em relação a diversos aspectos, por exemplo, a *Mars Orbiter Camera* (MOC) e o *Mars Orbiter Laser Altimeter* (MOLA) pertencem a missão MGS. A MOC é capaz de adquirir imagens ópticas com resolução espacial de aproximadamente 240 m/pixel (MALIN; EDGETT, 2001), enquanto que a partir do MOLA foi possível gerar um Modelo Digital de Terreno (MDT) global para a superfície. A *Thermal Emission and Imaging Spectrometer* (THEMIS), da missão *Mars Odyssey*, é capaz de coletar imagens com resolução espacial de aproximadamente 100 m/pixel (CHRISTENSEN *et al.*, 2004). Por outro lado, a *High Resolution Stereo Camera* (HRSC), da missão MEX, captura imagens com resoluções espaciais que podem alcançar até 10 m/pixel (JAUMANN *et al.*, 2007). A *Context Camera* (CTX) e *High Resolution Imaging Science Experiment* (HiRISE) pertencem a missão MRO. A CTX adquire imagens com resoluções espaciais que variam entre 4 e 6,5 m/pixel (MALIN *et al.*, 2007), já a HiRISE captura imagens com resoluções espaciais que podem chegar até 25 cm/pixel (MCEWEN *et al.*, 2007).

A partir dos dados adquiridos por meio dos diferentes sensores a bordo das variadas missões espaciais enviadas ao planeta Marte, diversos elementos e estruturas presentes nessa superfície foram e ainda são alvos de investigação. Esses elementos compõem as características relacionadas a geologia da superfície, solo, hidrologia, geografia, atmosfera, além do contínuo interesse na investigação em termos de habitabilidade e procura por vida. Diante desse contexto, pesquisadores da área de sensoriamento remoto aplicado a ciências planetárias têm concentrado esforços na investigação de diversos fenômenos, os quais podem ser analisados a partir de imagens e por meio de diferentes técnicas de Processamento Digital de Imagens (PDI). Dentre esses fenômenos, destacam-se: os vales (MOLLOY; STEPINSKI, 2007), *slope streaks* (PUGA *et al.*, 2016), rastros de *dust devils* (STATELLA *et al.*, 2012), dunas de areia (BANDEIRA *et al.*, 2011) ou *gullies* (LI *et al.*, 2015), bem como as crateras de impacto (BANDEIRA *et al.*, 2012, PEDROSA *et al.*, 2017).

1.2 Delimitação do problema

Pesquisadores do mundo todo têm proposto diferentes metodologias com o intuito de detectar e extrair diversas feições em corpos planetários (BANDEIRA *et al.*, 2011; STATELLA *et al.*, 2012; PALAFOX *et al.*, 2017; WARDLAW *et al.*, 2017). Dentre as feições de interesse e as superfícies que vêm sendo alvo de investigações pela comunidade científica, destacam-se as crateras de impacto em Marte (BANDEIRA *et al.*, 2012; DI *et al.*, 2014; JIN; ZHANG, 2014; SADHUKHAN; PALIT, 2016; PEDROSA *et al.*, 2017; XIN *et al.*, 2017). As metodologias de detecção e extração encontradas na literatura se divergem em três pontos principais. O primeiro está relacionado aos tipos de dados, os quais podem ser imagens ópticas ou dados de topografia, extraídos de modelos digitais de terreno. O segundo ponto diz respeito à utilização de diferentes técnicas de processamento digital de imagens. Enquanto que o terceiro ponto se refere ao processo de detecção de crateras, podendo ser caracterizado como manual, semiautomático ou automático.

O interesse pela geração de catálogos de crateras de impacto começou bem antes do que as pesquisas sobre o desenvolvimento de algoritmos para detecção dessas feições. Sendo a maioria com foco no estudo das superfícies de Marte e da Lua, devido à maior quantidade de imagens disponíveis para estes corpos planetários. Em relação à superfície marciana, a maioria dos catálogos de crateras foi elaborada manualmente, como mostram as abordagens de Barlow (1988), Rodionova *et al.* (2000) e Robbins e Hynek (2012). Com exceção do catálogo de Robbins e Hynek (2012), o qual contempla crateras de impacto com diâmetros acima de 1 km, os demais possuem crateras com diâmetros acima de 5 km. Para superar essa limitação, a automatização da detecção de crateras de impacto torna-se uma alternativa fortemente recomendada, uma vez que identificar, manualmente, uma infinidade de crateras com diâmetros subquilométricos, em imagens planetárias, consiste em uma prática inviável (URBACH; STEPINSKI, 2009).

A tarefa de automatização do processo de detecção de crateras de impacto em imagens de superfícies planetárias não é simples, pois a aparência dessas estruturas, em uma imagem, depende do seu nível de degradação, da sua morfologia, da sobreposição com outras crateras, dos diferentes tamanhos, da qualidade das imagens, do ângulo de iluminação e das condições atmosféricas durante a aquisição das imagens. Os algoritmos de detecção de crateras, os *Craters Detection Algorithm* (CDAs), se dividem em duas frentes principais: os que fazem a detecção a partir de imagens, e os que utilizam dados de topografia. Os CDAs que utilizam imagens adotam dois tipos de abordagens: as não supervisionadas ou as supervisionadas.

No primeiro caso, os pesquisadores utilizam técnicas de reconhecimento de padrões para detectar as crateras (BARATA *et al.*, 2004; BANDEIRA *et al.*, 2007; SALAMUNIĆCAR; LONČARIĆ, 2010). Neste tipo de abordagem, inicialmente são aplicadas técnicas de filtragem e realce para destacar as feições de interesse, e em seguida, são utilizadas técnicas de detecção de feições circulares. No segundo caso, os pesquisadores utilizam técnicas de aprendizagem de máquina para realizar a identificação das crateras (WETZLER *et al.*, 2005; MARTINS *et al.*, 2009; BANDEIRA *et al.*, 2012). Neste tipo de abordagem, o especialista define um conjunto de treino, contendo exemplos de crateras e não crateras. Na fase de detecção, o algoritmo utiliza os dados fornecidos na fase de treino para prever e classificar os novos dados.

Em relação aos algoritmos que utilizam dados de topografia, as técnicas empregadas se baseiam em curvaturas topográficas obtidas a partir de MDT em conjunto com estratégias de segmentação e detecção. Além disso, esses algoritmos utilizam características morfométricas das crateras de impacto, como profundidade, diâmetro, volume de preenchimento e aspectos do material ejetado devido ao impacto (BUE; STEPINSKI, 2007). Porém, a principal desvantagem destes algoritmos se deve ao fato de não haver disponibilidade de MDT com alta resolução espacial para toda a superfície planetária. Uma vez que os modelos são gerados a partir de dados *laser* com valores interpolados, muitas vezes um dado valor nos modelos não corresponde ao valor de elevação real, visto que a medida *laser* não apresenta uma cobertura uniforme para todo o planeta (SALAMUNIĆCAR; LONČARIĆ, 2010).

Embora muitos trabalhos com o objetivo de detectar crateras de impacto em superfícies planetárias já foram desenvolvidos, nota-se a necessidade de mais investigações e integrações de técnicas para sanar os problemas encontrados nos métodos desenvolvidos até o momento (SALAMUNIĆCAR *et al.*, 2011; BANDEIRA *et al.*, 2012; PALAFOX *et al.*, 2015; PEDROSA *et al.*, 2017). As dificuldades se referem, principalmente, ao fato das crateras serem feições de difícil distinção em relação às demais estruturas. Na maioria das vezes, as crateras têm as suas bordas erodidas devido ao tempo da sua formação; raramente há uniformidade nas superfícies nas quais estão inseridas; as imagens das superfícies são adquiridas sob diferentes condições de iluminação, diferentes resoluções e qualidade; e os tamanhos das crateras se diferem em ordens de magnitude (KIM *et al.*, 2005; BANDEIRA *et al.*, 2011).

Apesar de ser uma alternativa, os modelos digitais de terreno da superfície marciana têm resolução espacial inferior comparado as imagens, o que reflete diretamente na capacidade de detecção dos algoritmos quanto ao tamanho das crateras possíveis de serem identificadas. No que se refere às imagens, para algumas regiões do planeta, têm-se resoluções espaciais que alcançam 25 cm - 1 m/*pixel*, sendo mais recomendadas para propostas de detecção de crateras

com dimensões subquilométricas. Quanto aos CDAs, em sua maioria, promovem a detecção de crateras por meio de formas circulares perfeitas, o que os tornam suficientes para investigações e estudos cronoestratigráficos (HARTMANN; NEUKUM, 2001), mas não para caracterizações completas destas feições. Para realizar estas caracterizações, é necessária uma análise completa da cratera e do seu entorno, englobando não apenas parâmetros relacionados à sua forma ou material ejetado, mas também os descritores da irregularidade do contorno e a identificação de partes quebradas ou ausentes do contorno (MARQUES; PINA, 2015).

Os fatores mencionados anteriormente apontam algumas das principais deficiências dos algoritmos existentes. Diante disso, a presente pesquisa aborda as dificuldades e problemas encontrados na proposição de algoritmos de detecção e extração de feições, especificamente as crateras de impacto, em imagens de alta resolução espacial da superfície de Marte. Uma vez que as crateras de impacto são uma das estruturas mais estudadas em ciências planetárias, a comunidade científica tem concentrado esforços no desenvolvimento de novos algoritmos que detectem automaticamente essas estruturas. O fato dos especialistas continuarem catalogando crateras manualmente reflete pouco avanço na fronteira do conhecimento, o que significa ainda a necessidade de mais investigações. Sendo assim, pesquisadores têm procurado por algoritmos mais eficientes, capazes de detectar pequenas crateras em grandes quantidades de imagens, de maneira robusta e com a mínima intervenção de um analista, uma vez que ainda não foi encontrado um CDA que possa substituir, por completo, o trabalho manual de um especialista.

1.3 Objetivos

O objetivo principal da presente pesquisa é desenvolver uma metodologia para detectar automaticamente crateras de impacto subquilométricas em imagens de alta resolução espacial da superfície de Marte. Os objetivos específicos são:

- Detectar e delinear crateras de impacto em imagens com diferentes resoluções espaciais da superfície de Marte;
- Definir os parâmetros para a automatização do método de detecção e determinar características das crateras, como a posição do centro e a dimensão do raio;
- Avaliar a metodologia a partir de indicadores que quantifiquem e qualifiquem o processo de detecção desenvolvido;
- Contribuir para a automatização de processos de detecção e extração de feições em imagens de superfícies planetárias.

1.4 Justificativa

Os estudos sobre as crateras de impacto na superfície de Marte têm contribuído para a compreensão de processos geológicos e, conseqüentemente, para o entendimento da história da superfície planetária. A partir do conhecimento da geomorfologia das crateras de impacto, bem como das suas morfologias, várias informações podem ser reveladas, as quais são importantes tanto para a compreensão do processo natural de degradação destas feições (SODERBLOM *et al.*, 1974; MALIN *et al.*, 1992), quanto para o conhecimento da exploração espacial em geral. Uma vez que o homem tem se preparado para o envio de missões espaciais tripuladas à Marte, conhecer essa superfície, bem como as crateras de impacto quanto à localização, morfologia e demais características, pode auxiliar futuras missões espaciais no que se refere, por exemplo, à determinação de locais seguros para aterrissagem. Nas ciências planetárias, as crateras são as estruturas mais estudadas, devido a quantidade de informação que uma análise detalhada de sua distribuição e morfologia pode revelar. As estatísticas sobre o tamanho das crateras de impacto formaram a base para a estratigrafia da Lua e de Marte (CRATER ANALYSIS TECHNIQUES WORKING GROUP, 1979; TANAKA, 1986). Além disso, essas estruturas ainda representam a única possibilidade para inferir, remotamente, a idade relativa de formações geológicas dos corpos planetários (WERNER, 2014).

Devido à grande relevância das crateras, diversos catálogos vêm sendo construídos, em sua maioria, por processos manuais, com limitações principalmente quanto ao tamanho das crateras (RODIONOVA *et al.*, 2000; SALAMUNIĆCAR *et al.*, 2011; ROBBINS; HYNEK, 2012). O fato de não haver catálogos globais com crateras subquilométricas deve-se a existência de uma grande quantidade destas feições com diâmetros menores que 1 km, o que torna inviável a identificação manual das crateras (URBACH; STEPINSKI, 2009). Além disso, quanto menor o diâmetro, mais simples é a cratera. Crateras simples, por exemplo, possuem a forma de uma “tigela”, enquanto que as grandes crateras de impacto, complexas, contêm vários anéis e picos centrais (MELOSH; IVANOV, 1999). As transições estão diretamente relacionadas ao tamanho e ao estado de degradação das crateras. As mais recentes possuem características morfométricas mais preservadas, enquanto as crateras mais antigas muitas vezes são erodidas, parcialmente ou completamente, por outras crateras ou por outros processos geológicos (SALAMUNIĆCAR; LONČARIĆ, 2010). Esses fatores também contribuem com a complexidade na proposição de algoritmos capazes de detectar, de maneira eficiente, pequenas crateras de impacto em grandes quantidades de imagens.

O desenvolvimento de CDAs para a superfície de Marte não é recente. No entanto, a maioria dos algoritmos convencionais de detecção de bordas falha na operação de delineamento real das crateras de impacto, detectando contornos não confiáveis (MARQUES; PINA, 2015). Diante disso, entende-se que as investigações científicas ainda podem preencher várias lacunas de maneira a responder questões do tipo: “Como desenvolver um algoritmo capaz de delinear crateras de impacto subquilométricas em imagens de alta resolução espacial e obter uma alta taxa de detecção verdadeira e baixa taxa de detecção falsa?”; e ainda “É possível substituir o trabalho manual de um especialista por uma tarefa completamente realizada pela máquina?”. Este contexto reflete a necessidade de continuidade em relação ao desenvolvimento de novos algoritmos para promover o mapeamento de crateras de impacto em Marte, bem como exige da comunidade científica maiores investigações em termos da automatização da detecção dessas feições para todos os corpos rochosos do sistema solar.

1.5 Estrutura da tese

O presente relatório de pesquisa encontra-se estruturado em 5 capítulos. No capítulo 1 são destacados temas como a contextualização sobre as pesquisas que utilizam dados e imagens de sensoriamento remoto com foco no mapeamento e monitoramento de superfícies planetárias, especificamente a superfície de Marte, bem como são apresentadas as motivações e objetivos da pesquisa. No capítulo 2, é apresentado o estado da arte, contendo os principais métodos de detecção de crateras de impacto encontrados na literatura, bem como é destacado o potencial de contribuição da presente pesquisa. No capítulo 3, destaca-se o método de detecção proposto, enfatizando ainda os aspectos teóricos envolvidos, as imagens e softwares utilizados, bem como o detalhamento das etapas necessárias para promover o delineamento automático de crateras de impacto subquilométricas em imagens de alta resolução espacial da superfície marciana. No capítulo 4, são apresentados os principais experimentos, resultados e análises, envolvendo cada uma das etapas do método de detecção proposto. Além disso, são apresentadas comparações, principalmente no que se refere ao desempenho do processo de detecção desenvolvido. Por fim, no capítulo 5, é apresentada uma síntese da pesquisa, em função dos objetivos e contribuições, bem como são feitas conclusões sobre os resultados mais relevantes, potencialidades do método proposto e limitações. Adicionalmente, são apresentadas ideias e recomendações para trabalhos futuros, com intuito de aprimorar o método desenvolvido e explorar possibilidades de pesquisa envolvendo o sensoriamento remoto, o PDI e as ciências planetárias.

2 ESTADO DA ARTE

As primeiras observações das crateras de impacto foram feitas por Galileu Galilei em 1610, quando o pesquisador apontou o seu primeiro telescópio para a Lua (KOEBERL, 1999). Galileu Galilei observou e reconheceu, principalmente, as bordas e o pico central das crateras, porém descreveu as estruturas observadas como sendo pontos circulares e não realizou qualquer discussão sobre a possível origem dessas feições. Três séculos depois, os astrônomos ainda investigavam sobre o que eram, de fato, as feições circulares na superfície da Lua. Somente no início da década de 1970, a partir da análise de imagens e por meio de investigações *in situ*, do programa *Apollo 11*, foi comprovado que a maioria das crateras possuíam origem de impacto (MELOSH, 2011).

A investigação das crateras de impacto, por meio de imagens de sensoriamento remoto, teve início em 1965, com a sonda *Mariner 4*. A partir das imagens, pesquisadores revelaram uma grande quantidade dessas estruturas na superfície de Marte (MELOSH, 2011). Com isso, trabalhos relacionados com essas feições, não só na superfície de Marte, mas também em outros corpos do sistema solar, ganharam destaque pela comunidade científica. A partir de inúmeras observações dos sensores remotos, bem como por meio de investigações *in situ*, foi possível verificar que as crateras representam uma das principais estruturas que mais se sobressaem, visualmente, em uma superfície planetária, sendo os principais escultores de corpos rochosos do sistema solar.

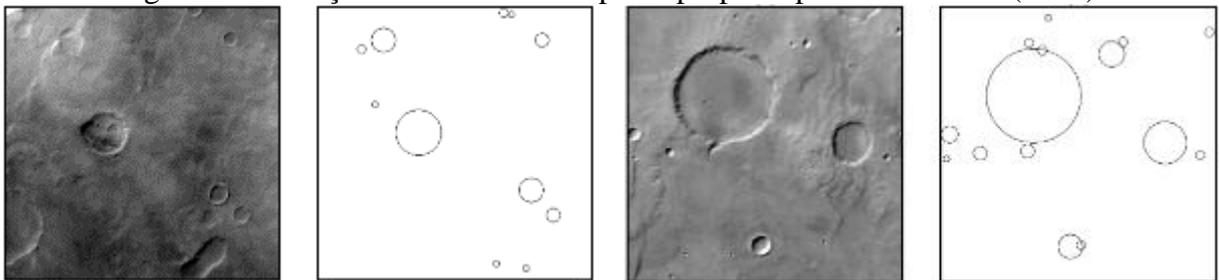
O uso de imagens no estudo de crateras de impacto em superfícies planetárias tem sido amplamente considerado, impulsionando pesquisas sobre a detecção de crateras na superfície de Marte, e assim, contribuindo com o mapeamento dessa superfície planetária. Tais pesquisas se diferem quanto às imagens e sensores considerados, às técnicas de PDI utilizadas, bem como ao tipo de processo de detecção, manual, semiautomático ou automático. Diante desse contexto, alguns dos trabalhos mais relevantes são apresentados na sequência, em ordem cronológica.

Barlow (1988) foi a pesquisadora responsável por fazer o primeiro catálogo de crateras de impacto para a superfície marciana, considerando crateras com diâmetros superiores a 5 km. A pesquisadora utilizou imagens da missão *Viking*, e a partir de processos manuais, mediu e registrou cerca de 42.284 crateras de impacto. Rodionova *et al.* (2000) elaboraram um catálogo, manualmente, com crateras de impacto da superfície marciana, considerando diâmetros acima de 10 km. Diversas informações foram registradas sobre 19.308 crateras, tais como coordenadas do centro, diâmetro, altitude, bem como diferentes características morfológicas, como grau de degradação das bordas, pico central e albedo.

Barlow (2003) realizou uma revisão do seu próprio catálogo (BARLOW, 1988) e fez algumas atualizações, principalmente no que se refere à correção da localização das crateras de impacto e seus respectivos diâmetros. Além disso, a pesquisadora determinou e registrou novas características das crateras, como profundidade, altura do pico central, entre outras. O catálogo atualizado manualmente pela pesquisadora passou a ter 1.280 crateras a mais comparado com a sua primeira versão. Para isso, foram utilizados dados e imagens de diferentes sensores, tais como as imagens MOC da missão MSG e as imagens THEMIS da missão *Mars Odyssey*.

Barata *et al.* (2004) desenvolveram uma metodologia baseada nas seguintes técnicas: segmentação de imagens por meio de medida de textura, reconhecimento por meio de *template matching*, e ajustamento das bordas das crateras de impacto pela transformação *watershed*. Os resultados mostram um total de 64,77% de detecções verdadeiras e 62,25% de detecções falsas, considerando um conjunto de imagens MOC com resolução espacial média de 240 m/pixel. Dois exemplos da detecção de crateras, realizada pelos pesquisadores, em imagens MOC, são apresentados na Figura 1.

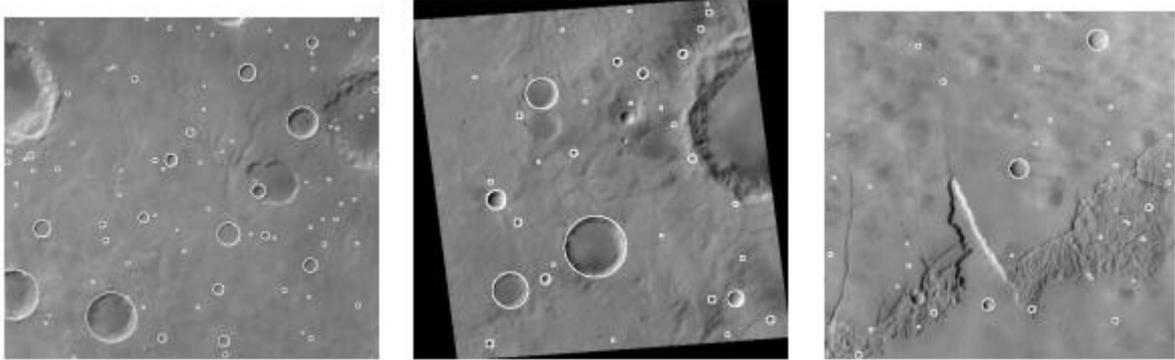
Figura 1 - Detecção de crateras de impacto proposta por Barata *et al.* (2004).



Fonte: Adaptado de Barata *et al.* (2004).

Kim *et al.* (2005) desenvolveram um algoritmo composto por uma etapa que define os segmentos de borda das crateras de impacto como sendo regiões de interesse. Em seguida, os autores utilizaram uma função de ajuste e a técnica de *template matching* para encontrar círculos ou elipses ótimas e, por fim, realizaram a remoção de detecções falsas por meio de redes neurais. Para isso, foram utilizados dados de topografia adquiridos pelo sensor MOLA (256 m/pixel), imagens MOC (~200 m/pixel) e HRSC (12,5 m/pixel), bem como imagens da *Viking Orbiter Camera*. A partir do algoritmo desenvolvido, os autores alcançaram um fator de qualidade que varia, aproximadamente, entre 60% e 90%, o qual depende diretamente dos dados utilizados e da região geomorfológica considerada. Alguns exemplos de detecção de crateras de impacto, por meio da rotina desenvolvida pelos pesquisadores, são apresentados na Figura 2.

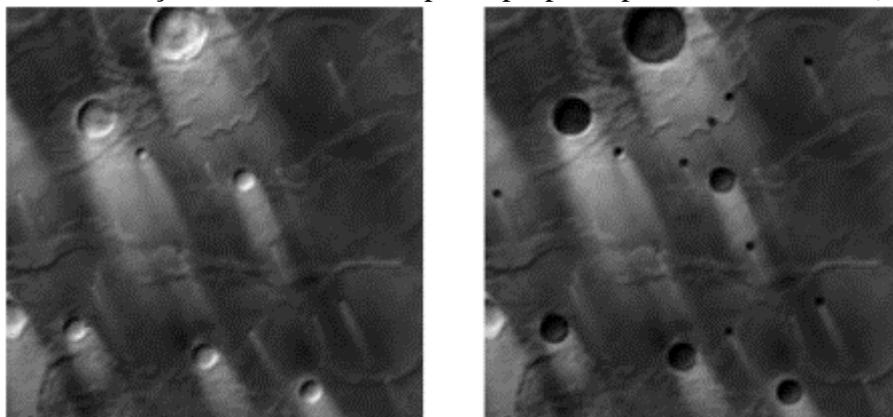
Figura 2 - Detecção de crateras de impacto proposta por Kim *et al.* (2005).



Fonte: Adaptado de Kim *et al.* (2005).

Bandeira *et al.* (2007) apresentaram uma metodologia composta por três etapas. Na primeira, os autores realizaram a seleção das candidatas, onde áreas correspondentes às bordas das crateras foram identificadas e os ruídos eliminados. Na segunda etapa, as candidatas foram submetidas a técnica de *template matching* a partir da transformada rápida de *Fourier*, o qual produziu um volume de probabilidade, a partir de um procedimento analítico, projetado para determinar a localização e a dimensão das crateras de impacto presentes em uma determinada imagem. Na terceira etapa, a partir do volume de probabilidade gerado, formas circulares são procuradas em uma matriz de três dimensões. Os autores utilizaram, em seus experimentos, um conjunto de imagens MOC, com resolução espacial entre 200 e 300 m/pixel, e os resultados mostram uma taxa de 86,57% para as detecções verdadeiras e 15,95% para as detecções falsas, as quais variam conforme a probabilidade considerada. Exemplos de detecções, considerando crateras com diversos tamanhos, conforme a metodologia proposta pelos pesquisadores, são apresentados na Figura 3.

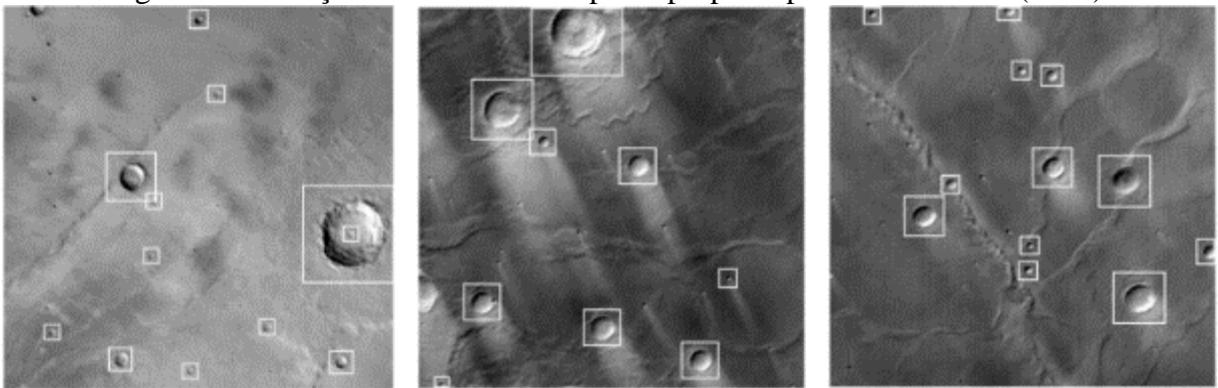
Figura 3 - Detecção de crateras de impacto proposta por Bandeira *et al.* (2007).



Fonte: Adaptado de Bandeira *et al.* (2007).

Martins *et al.* (2009) aplicaram algoritmos de aprendizagem, baseados em *boosting* e características *Haar-like*, em um conjunto composto por imagens MOC, com resolução espacial de aproximadamente 240 m/pixel. Os métodos utilizados pelos pesquisadores foram baseados nas abordagens de Viola e Jones (2004), as quais estão inseridas no contexto de detecção facial. As estratégias desenvolvidas pelos pesquisadores resultaram em taxas de detecções verdadeiras entre 67,03% e 81,07%, e taxas de detecções falsas entre 1,91% e 8,93%. Alguns exemplos de detecção são apresentados na Figura 4.

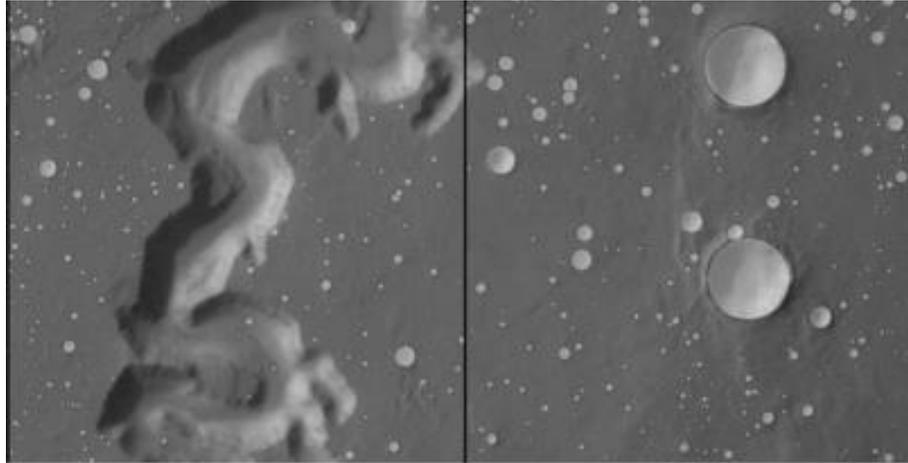
Figura 4 - Detecção de crateras de impacto proposta por Martins *et al.* (2009).



Fonte: Adaptado de Martins *et al.* (2009).

Ding *et al.* (2011) adotaram uma metodologia a partir da morfologia matemática, com o intuito de identificar candidatas a crateras. Os autores extraíram e selecionaram características de textura de imagem e integraram informações a partir de técnicas de *boosting* e algoritmos de aprendizagem. As crateras alvo de estudo possuem diâmetros menores que 5 km, as quais foram detectadas em imagens HRSC com resolução espacial de 12,5 m/pixel, podendo alcançar um *F1 score* acima de 85%. Bandeira *et al.* (2012) também propuseram uma abordagem baseada nos conceitos de forma e textura para identificar crateras de impacto subquilométricas em um conjunto de imagens HRSC com resolução espacial de 12,5 m/pixel. Primeiramente, as imagens foram analisadas por meio da aplicação de operadores morfológicos, com a finalidade de buscar regiões na imagem com características das crateras. Posteriormente, as características de textura combinadas com o algoritmo *boosting* foram utilizadas para classificar previamente candidatas identificadas como crateras, bem como para feições identificadas como não crateras. De forma geral, a proposta apresenta uma taxa de 81% para as detecções verdadeiras e um percentual de qualidade igual a 72%. Alguns exemplos de detecção de crateras, resultante da metodologia desenvolvida por Bandeira *et al.* (2012), são apresentados na Figura 5.

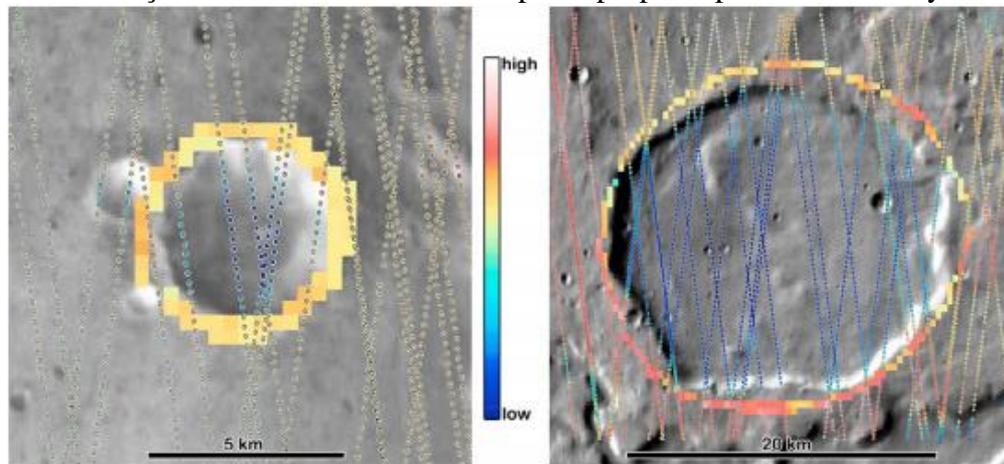
Figura 5 - Detecção de crateras de impacto proposta por Bandeira *et al.* (2012).



Fonte: Adaptado de Bandeira *et al.* (2012).

Robbins e Hynek (2012) elaboraram manualmente um catálogo de crateras de impacto com diâmetro acima de 1 km. Para isso, os autores utilizaram um mosaico de imagens THEMIS, com resolução espacial de 232 m/pixel, e dados de topografia provenientes do sensor MOLA, com resolução espacial de 463 m/pixel. O catálogo em questão apresenta localização e tamanho das crateras, além de informações sobre a morfologia do interior dessas feições e do material ejetado, estado de degradação, e se a cratera é ou não uma cratera secundária. Este catálogo contempla 380.540 crateras de impacto, sendo considerado um dos catálogos mais completos da superfície de Marte. Alguns exemplos que mostram o registro de crateras, feito manualmente pelos pesquisadores, são apresentados na Figura 6. Cabe ressaltar que as marcações coloridas, indicam a altura da borda da cratera, bem como permite realizar uma análise topográfica local, a partir dos dados provenientes do sensor MOLA.

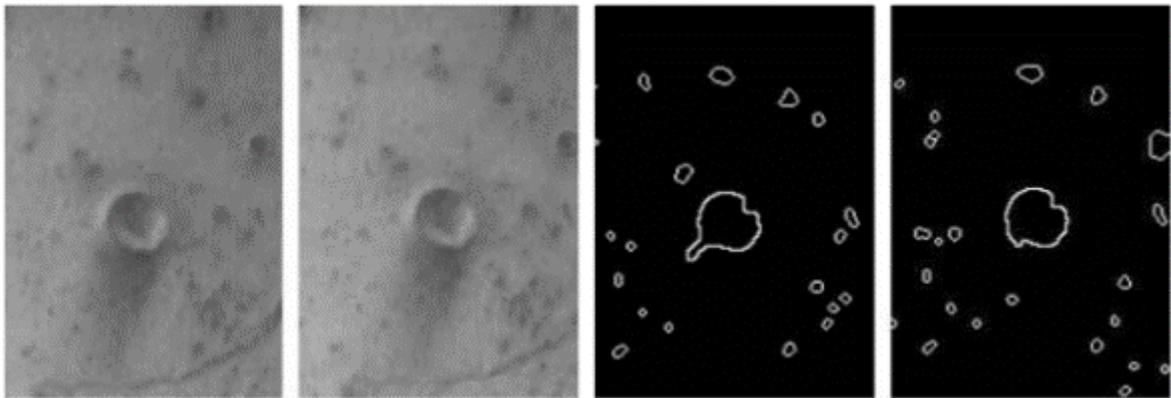
Figura 6 - Detecção manual de crateras de impacto proposta por Robbins e Hynek (2012).



Fonte: Adaptado de Robbins e Hynek (2012).

Troglio *et al.* (2012) propuseram um método para realizar a detecção e a extração de feições com formas elípticas e geometricamente compactas, para fins de registro de imagens. O método é baseado em combinações de técnicas de PDI como a transformação *watershed* e a aplicação da transformada generalizada de *Hough*. Os autores adotaram como dados de entrada, imagens THEMIS com resolução espacial de 100 m/pixel e imagens HiRISE com resolução espacial de aproximadamente 30 cm/pixel. As taxas de detecção verdadeira alcançadas foram da ordem de 81% e o percentual de qualidade obtido foi de 77%. Exemplos que mostram os resultados da detecção de crateras, a partir da metodologia proposta pelos pesquisadores, são apresentados na Figura 7.

Figura 7 - Detecção de crateras de impacto proposta por Troglio *et al.* (2012).

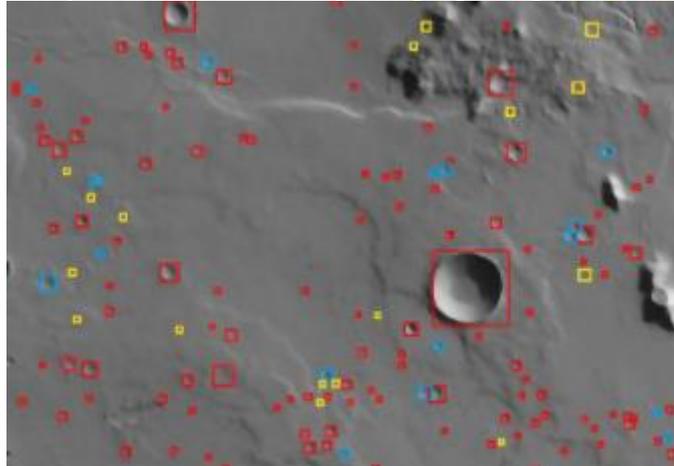


Fonte: Adaptado de Troglio *et al.* (2012).

Cheng *et al.* (2013) utilizaram um método iterativo baseado no algoritmo *RANdom SAMple Consensus* (RANSAC), sob a restrição de crateras de impacto, com foco principal na correspondência de características invariantes afim. O objetivo dos pesquisadores foi utilizar tal abordagem para encontrar um limiar apropriado e a partir desse limiar maximizar a retenção de correspondências corretas, bem como a rejeição das correspondências incorretas. Os autores utilizaram imagens da câmera HiRISE, de altíssima resolução espacial, em seus experimentos. Cabe ressaltar que o algoritmo RANSAC, proposto por Fischler e Bolles (1981), é utilizado para estimar parâmetros de tal forma a lidar com volume de dados com uma grande quantidade de observações incorretas. As correspondências corretas encontradas pelos pesquisadores, na detecção das crateras, variaram de 69% a 72%, enquanto que as correspondências incorretas variaram de 28% a 31%. Jin e Zhang (2014) usaram uma abordagem *adaboosting* ou *boosting* modificada, que foi desenvolvida para detectar crateras de pequenas dimensões na superfície de Marte, por Martins *et al.* (2009). Os autores ajustaram os limiares na fase de treinamento do algoritmo e conseguiram alcançar uma taxa de detecções verdadeiras entre 85,2% e 97,3%, e

uma taxa de detecções falsas entre 10,1% e 40,3%. Os pesquisadores utilizaram imagens HRSC, com resolução espacial de 12,5 m/pixel. Exemplos de detecção são apresentados na Figura 8.

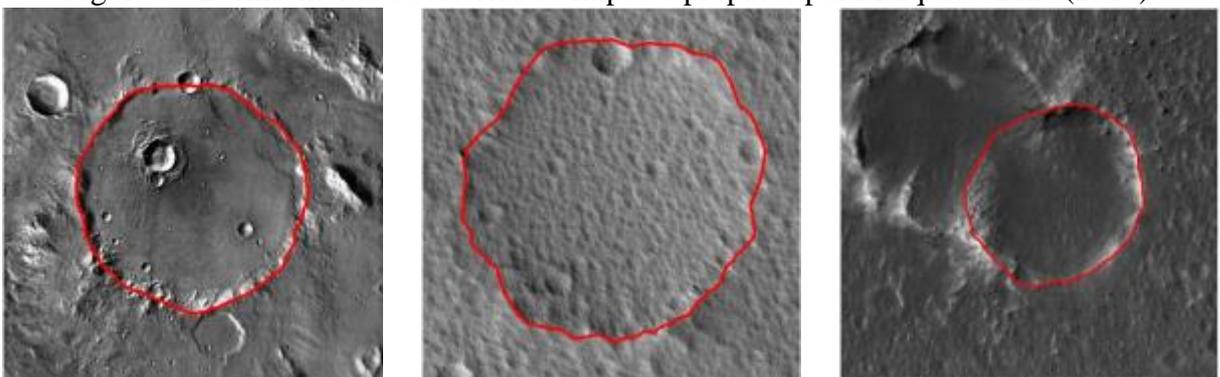
Figura 8 - Detecção de crateras de impacto proposta por Jin e Zhang (2014).



Fonte: Adaptado de Jin e Zhang (2014).

Marques e Pina (2015) utilizaram um algoritmo para delinear automaticamente crateras de impacto em imagens THEMIS com resolução espacial de 100 m/pixel e em imagens HiRISE, com resolução espacial entre 25 e 50 cm/pixel. Esta abordagem tem como base os princípios da programação dinâmica e é realizada a partir de operações estratégicas. Em geral, a primeira operação está relacionada à definição de um mapa de borda contínuo, capaz de medir a variação da intensidade direcional na vizinhança de cada ponto. A segunda operação consiste no cálculo do contorno fechado que minimiza uma função de energia, semelhante ao recurso utilizado em algoritmos *snakes* (KASS *et al.*, 1988). Os resultados indicam um alto desempenho no delineamento de crateras com diversas dimensões, com um erro médio de aproximadamente 4%. Exemplos de delineamento de crateras são apresentados na Figura 9.

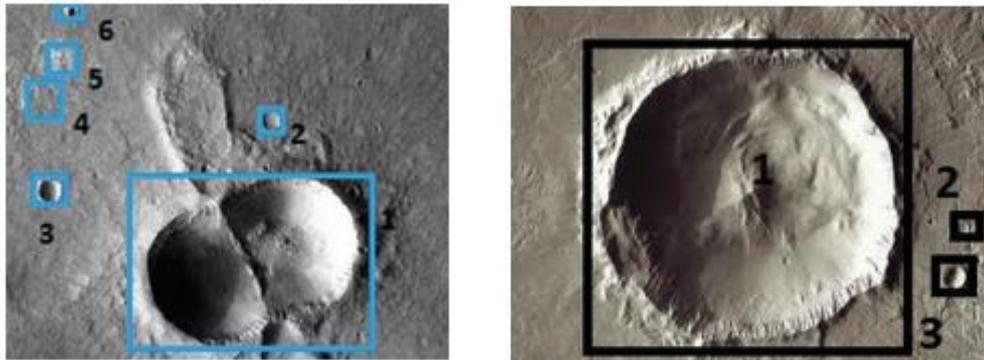
Figura 9 - Delineamento de crateras de impacto proposto por Marques e Pina (2015).



Fonte: Adaptado de Marques e Pina (2015).

Sadhukhan e Palit (2016) propuseram uma metodologia baseada em técnicas de PDI, como a filtragem por desvio-padrão e a aplicação de operadores morfológicos. Além disso, os pesquisadores fizeram a validação do processo de detecção por meio da extração de textura. Os resultados mostram uma taxa de detecção verdadeira que varia entre 79% a 84% considerando crateras com grandes dimensões, bem como apresentam uma taxa de aproximadamente 79 % para crateras com pequenas dimensões. Por outro lado, as taxas de detecção falsa variaram entre 21% e 22% para crateras de impacto com grandes dimensões e se comportaram próximas a 18% para crateras com pequenas dimensões. Os pesquisadores utilizaram imagens THEMIS em seus experimentos. Alguns exemplos de detecção são apresentados na Figura 10.

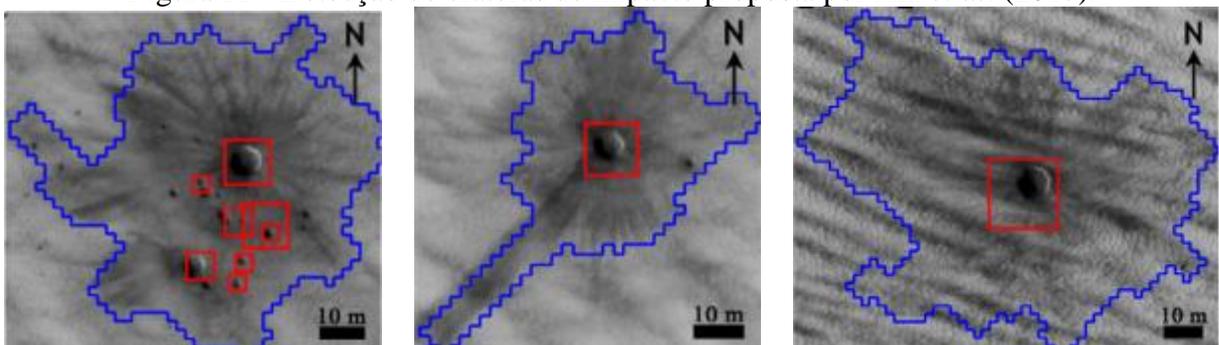
Figura 10 - Detecção de crateras de impacto proposta por Sadhukhan e Palit (2016).



Fonte: Adaptado de Sadhukhan e Palit (2016).

Xin *et al.* (2017) propuseram uma abordagem que utiliza a combinação de padrões binários locais e amostras treinadas por um algoritmo de aprendizagem de máquina, a qual foi aplicada em imagens HiRISE, com resolução espacial de 25 cm/pixel. Os resultados mostraram taxas de detecções verdadeiras entre 77,5% e 86,9%, e taxas de detecções falsas entre 7% e 24%. Alguns exemplos de detecção de crateras são apresentados na Figura 11.

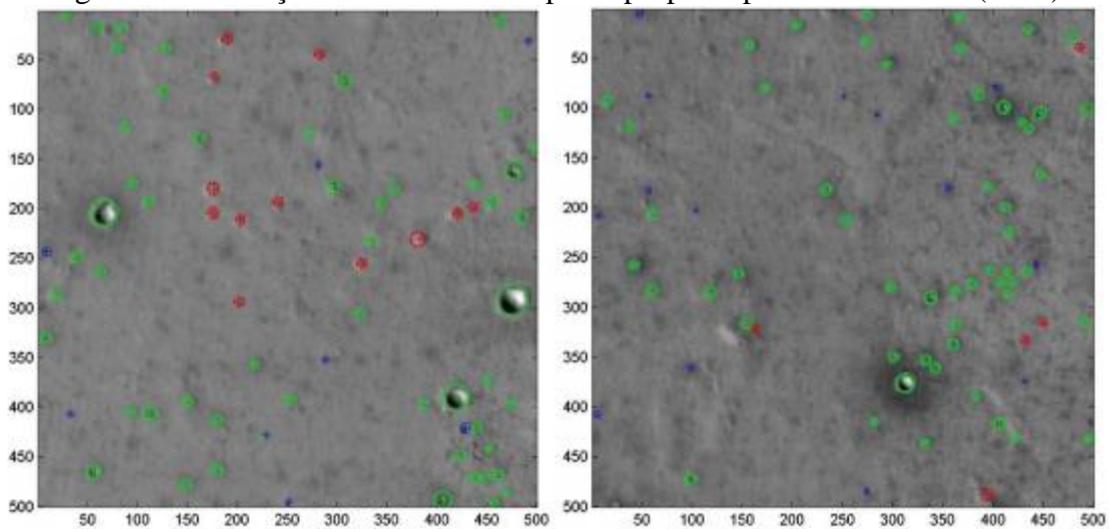
Figura 11 - Detecção de crateras de impacto proposta por Xin *et al.* (2017).



Fonte: Adaptado de Xin *et al.* (2017).

Pedrosa *et al.* (2017) propuseram adaptações em uma metodologia existente, proposta por Bandeira *et al.* (2007). Os pesquisadores utilizaram recursos do processamento morfológico de imagens, além de técnicas de *template matching* baseadas na transformada rápida de *Fourier*. A metodologia proposta foi aplicada em imagens THEMIS, com resolução espacial de 100 m/pixel. Os resultados alcançaram uma taxa global de detecções verdadeiras correspondente a 92,23%, e uma taxa global de detecções falsas igual a 12,86%. Alguns exemplos da detecção são apresentados na Figura 12.

Figura 12 - Detecção de crateras de impacto proposta por Pedrosa *et al.* (2017).



Fonte: Adaptado de Pedrosa *et al.* (2017).

As abordagens mencionadas anteriormente apresentam muitas estratégias em comum, porém se diferem em relação às imagens utilizadas e resoluções espaciais, além do processo de detecção considerado, se manual ou automático, bem como a forma como as crateras de impacto são consideradas no processo de detecção, círculos, elipses, etc. Dessa forma, entende-se que novas pesquisas devam focar em meios de superar as limitações encontradas nas abordagens apresentadas, promovendo a detecção automática de crateras de impacto subquilométricas, em imagens da superfície marciana. Nesse sentido, a principal contribuição dessa pesquisa consiste em desenvolver um algoritmo eficiente e robusto, capaz de detectar e delinear automaticamente crateras de impacto em imagens de alta resolução espacial da superfície de Marte. Considera-se ainda que o algoritmo seja capaz de detectar e delinear crateras de impacto com dimensões de até 1 km de raio, em regiões onde há imagens com resoluções espaciais da ordem de 1 a 15 m/pixel. Além disso, o potencial de contribuição está na proposta de um método automático de detecção e extração de feições que possa ser utilizado visando outras estruturas e demais corpos rochosos do sistema solar.

3 DETECÇÃO AUTOMÁTICA DE CRATERAS DE IMPACTO

3.1 Aspectos teóricos

Segundo Meneses *et al.* (2012), as principais etapas do sensoriamento são: aquisição de dados, processamento, realização de medidas, interpretação e elaboração de produtos. No que se refere ao processamento, a sua principal finalidade é fornecer ferramentas para facilitar a identificação e a extração de informações contidas nas imagens, para a posterior interpretação (GONZALEZ; WOODS, 2010). A partir desse objetivo, são realizados procedimentos e etapas como: pré-processamento, filtragem, identificação de estruturas e classificação (SOILLE, 2004; MENESES *et al.*, 2012). Independentemente da etapa de processamento, diferentes técnicas e algoritmos são utilizados, os quais estão voltados para duas áreas de aplicação: a melhoria na informação visual para a posterior interpretação humana; e o processamento de dados para o reconhecimento automático das estruturas de interesse (GONZALEZ; WOODS, 2010). Dentre as diversas abordagens de processamento digital de imagens, a morfologia matemática é uma das mais utilizadas para realizar a detecção e extração de feições em imagens de sensoriamento remoto, e tem alcançado um bom desempenho ao considerar diferentes estruturas e aplicações (SERRA, 1983; DOUGHERTY; LOTUFO, 2003; SOILLE, 2004).

A morfologia matemática surgiu como uma prática de análise espacial de estruturas, baseada em uma série de teorias, tais como: teoria de conjuntos, topologia, teoria de reticulados, funções randômicas etc. (SERRA, 1983; FACON, 1996). O seu princípio básico consiste em extrair estruturas relativas à geometria e à topologia, de conjuntos desconhecidos de uma imagem, a partir de um conjunto perfeitamente definido e conhecido, denominado elemento estruturante (SERRA, 1983; SOILLE, 2004), fundamental para o processamento morfológico de imagens.

Um elemento estruturante é definido pelos pixels que o formam e pode ser considerado como uma máscara totalmente conhecida, em termos de origem, forma, orientação e tamanho, permitindo avaliar o conjunto desconhecido. As transformações entre os conjuntos consideram a vizinhança do pixel analisado da imagem de entrada e a conectividade configurada pelo elemento estruturante, cujo resultado é atribuído ao pixel correspondente na imagem de saída. O elemento estruturante deve ser o mais simples possível e a escolha mais apropriada para esse elemento depende principalmente da aplicação, podendo ter características de disco, segmento de linha, cruz e quadrado (GOUTSIAS; HEIJMANS, 2000; SOILLE, 2004).

Erosão e Dilatação

Além do elemento estruturante, dois outros pilares da morfologia matemática são a erosão e a dilatação, caracterizadas como operações básicas das quais derivam-se a maioria dos operadores morfológicos. Portanto, a extração de informações relativas à estrutura geométrica de uma entidade na imagem é obtida a partir de transformações que envolvem tanto o elemento estruturante, quanto a imagem e os operadores morfológicos (FACON, 1996). Segundo Soille (2004), a erosão de uma imagem f por um elemento estruturante B é denotada por $\varepsilon_b(f)$ e definida como o mínimo das translações de f pelos valores $-b \in B$, conforme apresenta a Equação 1:

$$\varepsilon_b(f) = \bigwedge_{b \in B} f_{-b}, \quad (1)$$

em que o valor de $\varepsilon_b(f)$ em um pixel x é dado pela Equação 2, a seguir:

$$[\varepsilon_b(f)](x) = \min_{b \in B} f(x + b). \quad (2)$$

A erosão promove o escurecimento da imagem, sendo capaz de alargar e aumentar os padrões escuros, conectar os padrões escuros próximos, reduzir e eliminar padrões claros, bem como separar os padrões claros próximos (FACON, 1996). Por outro lado, a dilatação de uma imagem f por um elemento estruturante B , a qual é denotada por $\delta_b(f)$, pode ser definida como o máximo das translações de f pelos valores $b \in B$ (SOILLE, 2004), conforme apresenta a Equação 3:

$$\delta_b(f) = \bigvee_{b \in B} f_b, \quad (3)$$

em que o valor de $\delta_b(f)$ em um pixel x é dado pela Equação 4, a seguir:

$$[\delta_b(f)](x) = \max_{b \in B} f(x + b). \quad (4)$$

O operador de dilatação promove o clareamento da imagem, sendo capaz de alargar os padrões claros, conectar os padrões claros próximos, reduzir ou até eliminar padrões escuros, bem como separar os padrões escuros próximos (FACON, 1996). Na morfologia matemática,

aplicada a imagens em tons de cinza, utiliza-se a teoria dos reticulados, em que transformações ocorridas nas imagens consideram os valores de intensidade do pixel mais escuro (mínimo) e os valores de intensidade do pixel mais claro (máximo) (SOILLE, 2004). Sendo assim, padrões claros correspondem aos picos e padrões escuros aos vales.

Abertura e Fechamento

Os operadores elementares, erosão e dilatação, auxiliam na elaboração de operadores como os filtros morfológicos, os quais podem ser utilizados para restaurar imagens corrompidas por algum tipo de ruído ou para remover determinados objetos na imagem, preservando outros (SOILLE, 2004). Durante a filtragem, são realizadas operações de vizinhanças, cujo resultado mostra como os objetos da imagem interagem com o elemento estruturante definido. Os filtros morfológicos consistem em transformações, idempotente e crescente, nas imagens. De acordo com Soille (2004), uma transformação Ψ é idempotente se ao aplicá-la duas vezes em qualquer imagem, o resultado é equivalente ao aplicá-la uma única vez: Ψ é idempotente $\Leftrightarrow \Psi\Psi = \Psi$. Enquanto que uma transformação Ψ é crescente quando preserva a relação de ordem entre as imagens: Ψ é crescente $\Leftrightarrow \forall f, g, f \leq g \Rightarrow \Psi(f) \leq \Psi(g)$.

A propriedade de idempotência é capaz de garantir que a perda de informação causada pela filtragem seja controlada e, a propriedade de crescimento preserva as relações de contraste, bem como a relação de ordem das cenas filtradas. Os filtros morfológicos, considerados como a base para a construção de demais filtros, são a abertura e o fechamento (GONZALEZ *et al.*, 2009). A abertura de uma imagem f por um elemento estruturante B é definida como a erosão de f por B , seguida da dilatação com o elemento estruturante transposto \check{B} (SOILLE, 2004), de acordo com a Equação 5:

$$\gamma_B(f) = \delta_{\check{B}} [\varepsilon_B(f)]. \quad (5)$$

A abertura morfológica é capaz de separar os padrões claros próximos, eliminar os padrões claros menores que a dimensão do elemento estruturante e conservar os padrões escuros distantes (FACON, 1996). Por outro lado, o fechamento de uma imagem f por um elemento estruturante B consiste na dilatação de f por B , seguido da erosão com o elemento estruturante transposto \check{B} (SOILLE, 2004), conforme apresenta a Equação 6:

$$\phi_B(f) = \varepsilon_{\check{B}} [\delta_B(f)]. \quad (6)$$

A partir do fechamento morfológico é possível recuperar a forma inicial das estruturas da imagem previamente dilatada. Além disso, este filtro morfológico é capaz de separar padrões escuros próximos, preencher buracos no interior dos objetos, bem como conectar padrões claros próximos (FACON, 1996).

De forma geral, os filtros clássicos possuem dificuldades para recuperar a informação de interesse e ao mesmo tempo eliminar a heterogeneidade e o ruído na imagem. Segundo Facon (1996), uma alternativa para superar estas limitações consiste em aplicar uma subtração entre a imagem original e a imagem aberta, ou entre a imagem fechada e a imagem original. A partir dessas operações aritméticas são elaborados, por exemplo, os *top-hats*: *top-hat* por abertura, e *top-hat* por fechamento, respectivamente (SOILLE, 2004). Maiores detalhes sobre os *top-hats* e suas equações podem ser encontradas em Facon (1996) e Soille (2004).

Além da filtragem, outra importante etapa considerada no processamento de imagens é a segmentação, principalmente na etapa de identificação de objetos ou estruturas da imagem, sendo, portanto, uma operação que divide uma imagem em partes ou objetos/estruturas. O nível dessa divisão deve ser dependente do objetivo a ser alcançado e interrompida no momento em que os objetos de interesse se tornarem isolados (GONZALEZ; WOODS, 2010). Em geral, os algoritmos e operadores de segmentação têm como base as propriedades de descontinuidade e similaridade. No primeiro caso, a abordagem se baseia na partição da imagem com relação às mudanças bruscas nos níveis de cinza, com aplicações relacionadas a detecção de pontos, linhas e bordas presentes nas imagens. Enquanto que na abordagem de similaridade, as aplicações são baseadas, por exemplo, em limiarização, crescimento de regiões, divisão de regiões e fusão de regiões (GONZALEZ; WOODS, 2010).

No que se refere ao crescimento de regiões, as bordas das regiões são criadas quando duas regiões de crescimento se encontram (SOILLE, 2004). Por outro lado, no caso das técnicas de detecção de bordas, se assume que os objetos da imagem apresentam pequenas variações de níveis de cinza, portanto as bordas são caracterizadas por altas variações de níveis de cinza em sua vizinhança. Nesse sentido, as técnicas de detecção de bordas têm como objetivo realçar e detectar essas variações. Por exemplo, as variações locais de intensidade de níveis de cinza podem ser realçadas por um operador de gradiente. Sendo assim, a imagem gradiente torna-se importante na determinação de um mapa de bordas, o qual pode dar suporte as mais variadas técnicas de segmentação de imagens, encontradas nas abordagens de processamento digital de imagens (GONZALEZ *et al.*, 2009). Operações de gradientes morfológicos são apresentados a seguir.

Gradiente Morfológico

Erosão e dilatação, além de serem os operadores elementares e a base para a construção de filtros morfológicos, também são considerados a base para a construção de demais funções e operadores de extrema importância no PDI, como o gradiente morfológico e a segmentação. Gradientes morfológicos são operadores que estimulam as variações de intensidade de pixel em uma vizinhança determinada por um elemento estruturante. De forma geral, esses operadores são utilizados para realçar as variações de níveis de cinza em locais de ocorrência de bordas. Segundo Soille (2004), o gradiente morfológico por erosão consiste na diferença aritmética entre a imagem original f e a sua imagem erodida $\varepsilon_b(f)$ por um elemento estruturante B , conforme apresenta a Equação 7:

$$\rho_B^-(f) = f - \varepsilon_b(f). \quad (7)$$

O operador de gradiente morfológico por erosão permite identificar as bordas internas de um objeto mais claro que o fundo. Por outro lado, o gradiente morfológico por dilatação consiste na diferença aritmética entre a imagem dilatada $\delta_b(f)$ pelo elemento estruturante B e a imagem original f (SOILLE, 2004), apresentado na Equação 8:

$$\rho_B^+(f) = \delta_b(f) - f. \quad (8)$$

A aplicação do gradiente morfológico por dilatação permite, por exemplo, identificar as bordas externas de objetos. Uma outra opção se refere ao gradiente morfológico por dilatação e erosão, também denominado de gradiente de *Beucher*, o qual considera a diferença aritmética entre a erosão e a dilatação pelo mesmo elemento estruturante B (SOILLE, 2004), como mostra a Equação 9:

$$\rho_B(f) = \delta_b(f) - \varepsilon_b(f). \quad (9)$$

Conforme apresentado nas equações (7), (8) e (9), o gradiente morfológico, seja por erosão, dilatação, ou o gradiente de *Beucher*, depende da forma e da dimensão do elemento estruturante. Uma vez que a dilatação e a erosão representam filtragens máximas e mínimas, cada ponto do gradiente morfológico consiste na diferença entre os valores máximos e mínimos do ponto determinado pelo elemento estruturante (DOUGHERTY; LOTUFO, 2003).

Segmentação

A segmentação tem como principal função extrair das imagens informações relevantes juntamente com as irrelevantes, a partir da divisão da imagem em diferentes regiões. Em uma imagem segmentada, os elementos de imagem elementares não são mais os pixels, mas um conjunto de pixels conectados, todos pertencentes a mesma região. Com a imagem segmentada, as medições podem ser realizadas em cada região e relações vizinhas entre regiões adjacentes podem ser analisadas. A segmentação de imagens é, portanto, uma operação fundamental para a interpretação quantitativa dos dados da imagem (SOILLE, 2004; GONZALEZ *et al.*, 2009), independentemente da aplicação.

As técnicas de segmentação se apoiam, basicamente, em duas ideias. Uma delas se refere à determinação dos contornos dos objetos presentes na imagem, enquanto que a outra consiste em agrupar pontos que tenham características semelhantes até que o objeto de interesse seja reconstruído (GONZALEZ *et al.*, 2009). Nesse contexto, uma das técnicas de segmentação que mais se destaca em morfologia matemática é a baseada na transformação *watershed*, a qual é eficiente para resolver problemas de identificação de contornos. Na transformação *watershed*, a segmentação é gerada pela quantidade de bacias de retenção criadas no processo (BEUCHER; MEYER, 1992).

Um problema que pode surgir, a partir da aplicação do operador *watershed* e demais técnicas, trata-se da segmentação excessiva, a qual deriva principalmente pelo fato das imagens capturadas por sensores remotos possuírem uma diversidade de alvos que se misturam, podendo gerar uma grande quantidade de informações irrelevantes, além de dificultar a identificação de estruturas de interesse (SOILLE, 2004). Nesse sentido, para alcançar um resultado satisfatório na segmentação, diferentes técnicas de pré-processamento são utilizadas, com o objetivo de eliminar, ao máximo, ruídos e informações irrelevantes. Além disso, demais estratégias para remover os segmentos em excesso devem ser consideradas após a segmentação. Dentre as estratégias de processamento de imagens que auxiliam na resolução do problema em questão, destaca-se a utilização de operadores morfológicos, como afinamento (*thinning*), espessamento (*thickening*) e *pruning*, os quais fazem uso da transformação *hit-or-miss* (SOILLE, 2004).

Segundo Soille (2004), a ideia básica da transformação *hit-or-miss* consiste em extrair todos os pixels da imagem em função de uma dada configuração de vizinhança, definida por dois conjuntos, o primeiro considerando os pixels do primeiro plano e o segundo para os pixels de segundo plano. Esses conjuntos formam um elemento estruturante composto que tem origem única, configurado para todas as posições possíveis da imagem. A transformação *hit-or-miss* é

utilizada para encontrar configurações específicas de pixels, como pixels isolados (não possuem qualquer outro pixel pertencente a sua vizinhança); pontos finais (possuem no máximo um pixel entre sua vizinhança); pontos múltiplos (possuem mais que dois pixels entre sua vizinhança); pontos de contorno (têm ao menos um pixel de fundo entre sua vizinhança).

Como se trata de uma etapa fundamental no processo de detecção e delineamento de crateras de impacto, a segmentação por meio da transformação *watershed* e todas as estratégias utilizadas nesse processo são detalhadas na seção que aborda o método de detecção proposto (3.3.2). Sendo assim, a próxima seção relata os materiais utilizados para a realização da presente pesquisa, bem como o método e as estratégias adotadas para alcançar os objetivos propostos. Inicialmente, os materiais são apresentados e, em seguida, é feita uma descrição sobre o uso e finalidade dos *softwares* e ferramentas computacionais, bem como sobre os conjuntos de imagens considerados. Posteriormente, uma abordagem detalhada do método empregado é apresentada, com destaque para cada uma das etapas e estratégias necessárias para promover a detecção automática de crateras de impacto em imagens de alta resolução espacial da superfície de Marte.

3.2 Materiais

Equipamentos, *softwares* e conjuntos de dados foram necessários para a realização da presente pesquisa, conforme evidenciado a seguir:

- Equipamentos:
 - Computador com processador Intel Core i7, 8 GB de memória RAM e disco rígido de 500 MB.
- *Softwares* e ferramentas computacionais:
 - MATLAB R2017b.
 - Caixa de ferramentas de morfologia matemática, *SDC Morphology Toolbox for MATLAB*.
 - ArcGIS 10.2.2 (ArcCatalog e ArcMap).
 - CraterHelper.
- Dados:
 - Imagens HRSC.
 - Imagens HiRISE.

MATLAB e Toolbox de Morfologia Matemática:

O MATLAB (*Matrix Laboratory*) é um *software* de alta performance capaz de integrar análise numérica, cálculo com matrizes, processamento de sinais e construção de gráficos, onde problemas e soluções são expressos como são escritos matematicamente, o que o torna diferente de outras linguagens de programação tradicionais. Em sua plataforma de desenvolvimento, um conjunto de ferramentas para resolução de problemas específicos, as *toolboxes*, podem ser desenvolvidas e aplicadas conforme a necessidade do usuário (GONZALEZ *et al.*, 2009). Na presente pesquisa, o uso do MATLAB se justifica pela implementação do algoritmo de detecção automática de crateras, que utiliza diversas funções da *toolbox* de Morfologia Matemática da SDC *Information Systems*. Esta *toolbox* permite a manipulação e o tratamento de imagens por meio da aplicação de vários operadores relacionados à filtragem, realce, segmentação, detecção de bordas, análise de formas, além de outras funções morfológicas.

ArcGIS e CraterHelper:

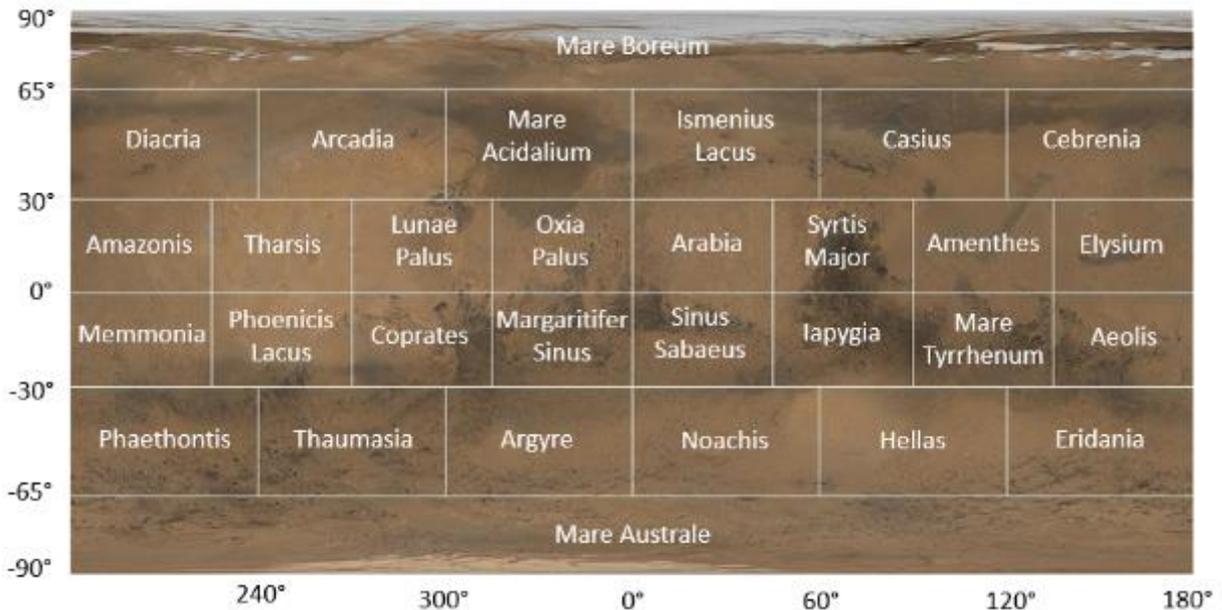
O ArcCatalog e o ArcMap são os principais componentes da plataforma ArcGIS do *Environmental Systems Research Institute* (ESRI), os quais permitem criar, editar, visualizar e analisar uma grande quantidade de dados geoespaciais voltados para diversas aplicações. Na presente pesquisa, o ArcMap foi utilizado para visualizar as imagens HRSC e HiRISE, extrair informações a partir dessas imagens georreferenciadas, identificar os metadados, entre outras operações. Além disso, utilizou-se o CraterHelper, que se trata de um conjunto de ferramentas de extensão do ArcMap, para vetorizar as crateras nas imagens, procedimento essencial para a construção do *ground truth*. Neste procedimento, o ArcCatalog foi utilizado para a criação dos arquivos *shapefiles* correspondentes aos centros das crateras vetorizadas, bem como na inserção de atributos referentes às feições alvo de estudo. Maiores detalhes sobre essa *toolbox* de livre acesso encontram-se em Kneissl *et al.* (2011) e em Nava (2011).

Imagens HRSC e HiRISE:

A procura por imagens de alta resolução espacial, contendo crateras de impacto, sobre a superfície de Marte foi realizada em função das missões mais recentes e que apresentassem uma maior cobertura de dados sobre o planeta vermelho. Dessa forma, foram selecionadas imagens provenientes das câmeras HRSC e HiRISE. Ambas as câmeras, embora pertencentes

a missões diferentes, apresentam uma ampla cobertura de dados sobre a superfície de Marte, abrangendo diversas regiões do planeta, as quais são nomeadas conforme mostra a Figura 13.

Figura 13 - Regiões da superfície de Marte.



Fonte: Adaptada de <https://astrogeology.usgs.gov/search?pmi-scope=MRCTR#expand> (acesso: dezembro/2017).

Independentemente da região da superfície de Marte, a referência espacial dos dados, imagens ou modelos digitais de terreno, deve ser destacada. De acordo com as convenções da *International Astronomical Union (IAU)*, diferentes sistemas de referência geodésicos têm sido adotados no mapeamento da superfície marciana, sendo os principais o sistema planetocêntrico e o planetográfico. A partir desses sistemas é possível determinar a posição das estruturas sobre a superfície, como por exemplo, com base na latitude e longitude das feições (ALBERTZ *et al.*, 2004). Em relação às projeções cartográficas, ou sistemas de projeção, as mais utilizadas são a equirretangular e a sinusoidal.

Especificamente em relação à utilização de uma determinada projeção, vários fatores e parâmetros são importantes, dentre os quais destaca-se o sensor utilizado na aquisição dos dados, o qual varia conforme a missão espacial considerada (DUXBURY *et al.*, 2002). Maiores detalhes sobre os sistemas de referência e projeção da superfície de Marte, bem como os seus respectivos parâmetros definidores, podem ser encontrados nas abordagens de Seidelmann *et al.* (2002) e Greeley e Batson (2007). As particularidades das imagens HRSC e HiRISE e suas respectivas missões espaciais são apresentadas a seguir.

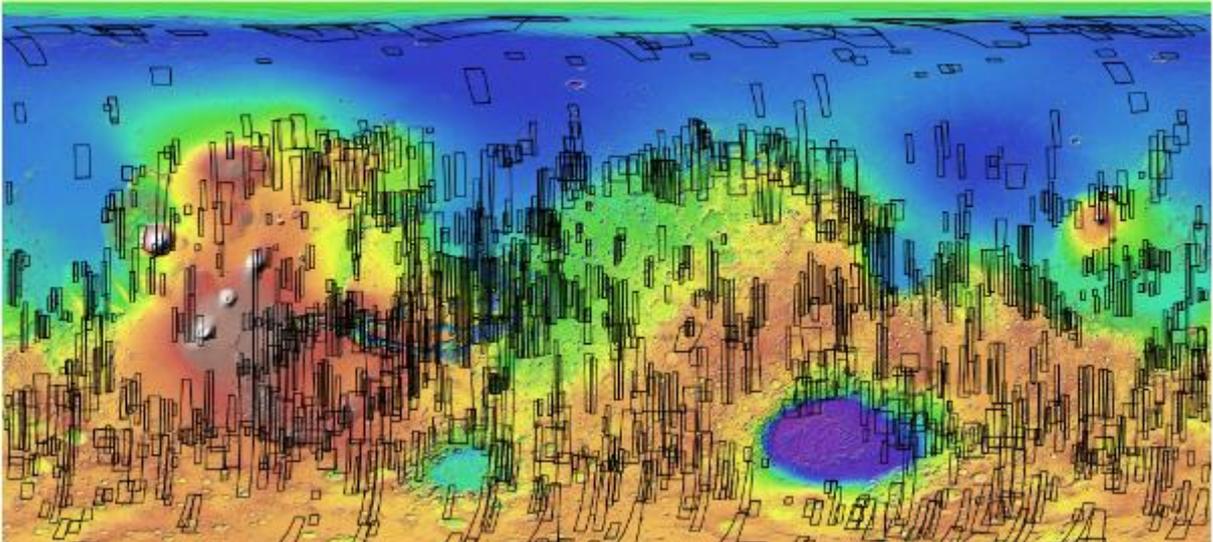
3.2.1 Imagens HRSC

A missão *Mars Express* (MEX), desenvolvida pela ESA, foi lançada em junho de 2003 e entrou em operação no ano de 2004. Os objetivos dessa missão estão relacionados a diversos estudos, com foco principal na investigação da atmosfera, geologia, caracterização de estruturas da subsuperfície e composição da superfície (CHICARRO *et al.*, 2004). Dentre os instrumentos a bordo da MEX, os quais são utilizados para o monitoramento e mapeamento da superfície de Marte, destacam-se alguns sensores e câmeras, principalmente: *High Resolution Stereo Camera* (HRSC), *Visible and Infrared Mineralogical Mapping Spectrometer* (OMEGA) e *Sub-Surface Sounding Radar Altimeter* (MARSIS).

No que diz respeito à câmera HRSC, o seu sistema operacional envolve, basicamente, dois complexos principais. O primeiro tem como objetivo realizar o processamento sistemático de dados brutos, enquanto o segundo é voltado para processamento fotogramétrico das imagens, para a elaboração de ortoimagens e produtos tridimensionais (SCHOLTEN *et al.*, 2005). Neste sentido, esta câmera de alta resolução espacial aborda diretamente dois dos principais objetivos científicos da MEX: a exploração da superfície fotogeológica tridimensional de alta resolução espacial e a investigação de interações entre a superfície e a atmosfera ao longo do tempo. Além disso, fornece suporte para o estudo dos fenômenos atmosféricos e mapeamento mineralógico (JAUMANN *et al.*, 2007).

Do ponto de vista do monitoramento e mapeamento da superfície marciana, a câmera de alta resolução espacial HRSC é capaz de capturar imagens ópticas com resoluções espaciais entre 10 m/pixel e 50 m/pixel ou mais, dependendo da resolução do *grid* (JAUMANN *et al.*, 2007; GWINNER *et al.*, 2010). Além disso, essa câmera contribui com a disponibilização de modelos digitais de terreno com resoluções espaciais de 50 m/pixel até 100 m/pixel ou mais, dependendo da qualidade das imagens ópticas e da orientação dos dados. O que mostra o potencial da HRSC na geração de modelos digitais de terreno de alta resolução espacial, quando comparado aos dados MOLA (HEIPKE *et al.*, 2007; JAUMANN *et al.*, 2014), sendo este um diferencial da missão MEX. Por esses e outros motivos, tanto os modelos digitais de terreno e as imagens ópticas, obtidos pela câmera HRSC vêm sendo adotados em diversas pesquisas, e encontram-se disponíveis para consulta, visualização e *download* em <http://maps.planet.fu-berlin.de/>. As imagens são disponibilizadas no formato *.jp2* e os modelos digitais de terreno no formato *.tiff*. A Figura 14 ilustra a cobertura de imagens e dos modelos digitais de terreno, adquiridos pela HRSC, para as regiões da superfície de Marte.

Figura 14 - Cobertura de dados HRSC para a superfície de Marte.



Fonte: <http://maps.planet.fu-berlin.de/> (acesso: junho/2017).

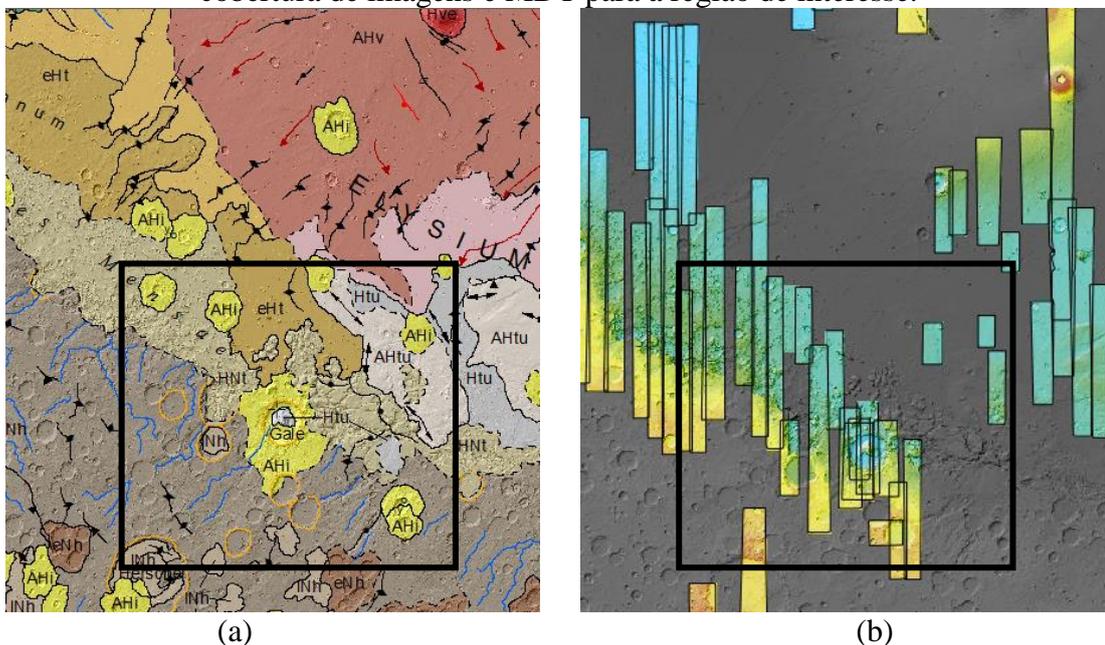
Com o objetivo de permitir a identificação de feições presentes na superfície de Marte, a HRSC gera imagens pancromáticas a partir de um canal nadir, dois canais estéreos (*forward- and back-looking*) e dois canais fotométricos. As imagens também são adquiridas nas faixas do espectro eletromagnético: azul ($\sim 0,44 \pm 0,045 \mu\text{m}$), verde ($\sim 0,53 \pm 0,045 \mu\text{m}$), vermelho ($\sim 0,75 \pm 0,020 \mu\text{m}$) e infravermelho próximo ($\sim 0,97 \pm 0,045 \mu\text{m}$) (NEUKUM; JAUMANN, 2004). Os nomes atribuídos às imagens HRSC seguem o padrão “*hoooo_mmmm_ddl.img*”.

A partir desse padrão, verifica-se que os caracteres “*oooo*” indicam o número da órbita; “*mmm*” indicam o número da imagem; “*dd*” representam os identificadores (IDs) do detector, “*l*” corresponde ao nível de processamento, podendo ser 2, 3 ou 4. Quanto aos IDs do detector, podem ser: “*nd*” (canal nadir), “*s1*” (canal estéreo 1), “*s2*” (canal estéreo 2), “*p1*” (fotometria, 1 canal), “*p2*” (fotometria, 2 canais), “*re*” (canal vermelho), “*ir*” (canal infravermelho), “*gr*” (canal verde), “*bl*” (canal azul) e “*sr*” (canal de super resolução). Por exemplo, a imagem HRSC “*h1949_0000.nd4*” foi adquirida na órbita 1949, canal nadir, a um nível de processamento igual 4, o qual corresponde a imagens ortorretificadas. Maiores detalhes sobre a MEX e os aspectos técnicos da HRSC encontram-se disponíveis nos seguintes sites: <http://sci.esa.int/mars-express/> e <http://sci.esa.int/mars-express/34826-design/?fbodylongid=1597>.

Na presente pesquisa foram utilizadas imagens de regiões da superfície de Marte que despertassem maior interesse da comunidade científica. Com isso, a região *Aeolis* foi escolhida como área teste. Esta região possui uma cobertura de imagens suficiente para a realização dos experimentos, além de abranger estruturas muito importantes que vêm sendo consideradas em diversas pesquisas na área de ciências planetárias, como a cratera *Gale* (THOMSON *et al.*,

2011; RAPIN *et al.*, 2018; MINITTI *et al.*, 2019). Para a seleção das imagens aos arredores da cratera *Gale* foram consultados o mapa geológico de Marte, bem como o endereço eletrônico <http://maps.planet.fu-berlin.de/>, com o objetivo de verificar a disponibilidade de dados para a região de interesse. Outro fator considerado na seleção da região de estudo consistiu no fato de haver disponibilidade de imagens e modelos digitais de terreno. Tal fato permitirá, por exemplo, o uso integrado de dados e imagens em futuras pesquisas. A Figura 15 ilustra um recorte do mapa geológico de Marte, bem como a sobreposição de imagens e modelos digitais de terreno, da câmera HRSC, em torno da região da cratera *Gale*.

Figura 15 - HRSC: (a) recorte do mapa geológico de Marte com ênfase na cratera *Gale* e (b) cobertura de imagens e MDT para a região de interesse.



Fonte: (a) Tanaka *et al.* (2014) e (b) <http://maps.planet.fu-berlin.de/> (acesso: dezembro/2017).

Devido à grande dimensão das imagens adquiridas pela HRSC, as imagens originais foram recortadas em sub-imagens com dimensões de 2.500 x 2.500 pixels. Este procedimento foi adotado devido à limitação do *MATLAB*, no que diz respeito ao tempo de processamento de um grande volume de imagens com grandes dimensões. Dessa forma, 85 recortes de imagens, pertencentes a região *Aeolis* e próximas a cratera *Gale* (Figura 15b), foram considerados. As imagens possuem resolução espacial de 12,5 m/pixel e estão associadas a projeção sinusoidal e ao sistema de referência *GCS Mars 2000*, os quais constam nos metadados. O *download* das imagens ortorretificadas foi realizado na plataforma <http://maps.planet.fu-berlin.de/>.

3.2.2 Imagens HiRISE

A missão *Mars Reconnaissance Orbiter* (MRO), lançada em agosto de 2005, entrou em operação no ano de 2006. Dentre os principais objetivos da missão, destacam-se: estimar variações sazonais e diárias do conteúdo de água, poeira e dióxido de carbono na atmosfera, caracterizar a estrutura global da atmosfera e mudanças na superfície, procurar regiões com evidências de água ou atividade hidrotermal, examinar a estratigrafia, estruturas geológicas e composições de feições da superfície, examinar camadas do subsolo, reservatórios de água ou gelo e estrutura interna das calotas polares, identificar e caracterizar áreas com grande potencial para novas descobertas em missões futuras (ZUREK; SMREKAR, 2007).

Os principais instrumentos científicos a bordo da MRO são: *High Resolution Imaging Science Experiment* (HiRISE), *Context Camera* (CTX), *Compact Reconnaissance Imaging Spectrometer for Mars* (CRISM), *Mars Color Imager* (MARCI) e *Shallow Subsurface Radar* (SHARAD). Especificamente em relação à HiRISE, esta câmera foi construída com a finalidade de permitir a identificação de feições da superfície de Marte a uma resolução espacial de até 25 cm/pixel (MCEWEN *et al.*, 2007), sendo também capaz de produzir pares estereoscópicos. As imagens HiRISE são obtidas em três faixas do espectro eletromagnético: azul/verde ($\sim 0,4 - 0,6 \mu\text{m}$), vermelho ($\sim 0,55 - 0,85 \mu\text{m}$) e infravermelho próximo ($\sim 0,8 - 1 \mu\text{m}$). Os dados capturados e gerados por esta câmera, como as imagens e os modelos digitais de terreno, encontram-se disponíveis para consulta, visualização e *download* no seguinte site: <https://www.uahirise.org/>. A Figura 16 ilustra a cobertura de dados, imagens e MDT, adquiridos pela HiRISE, para uma parte da região *Aeolis* na superfície de Marte.



Fonte: <https://www.uahirise.org/hiwish/browse> (acesso: dezembro/2017).

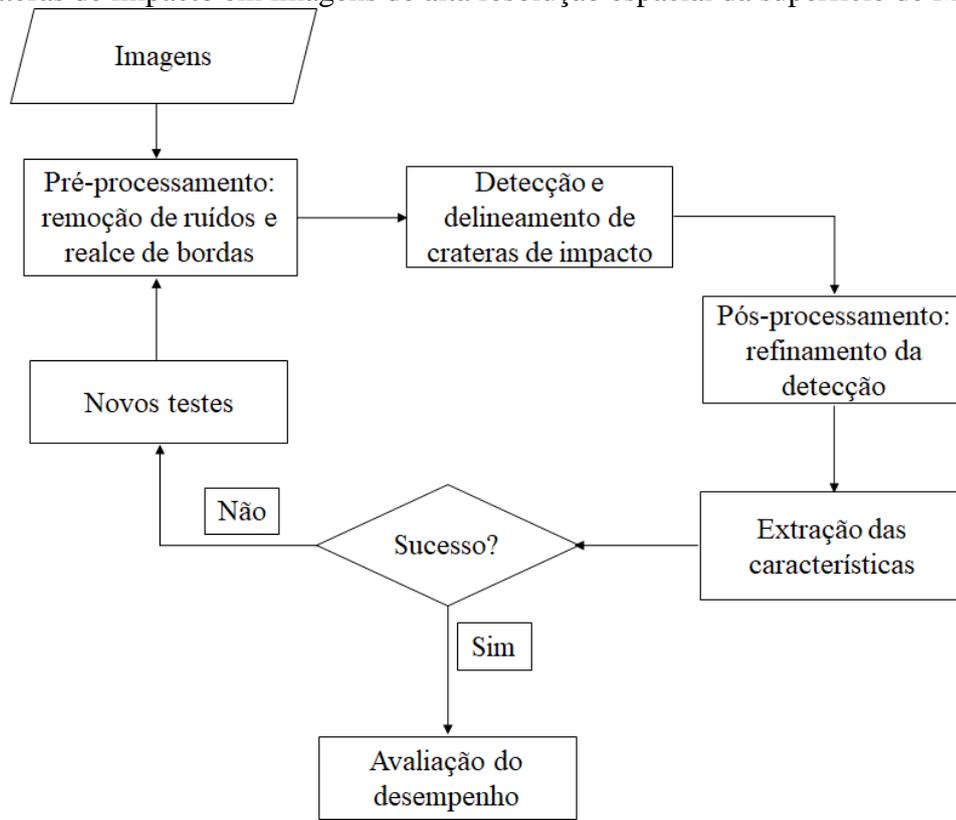
Os nomes atribuídos às imagens seguem o padrão: “*ppp_ooooo_ttt_fff_c.img*”. Os caracteres “*ppp*” indicam a fase e sub-fase da missão; “*ooooo*” correspondem ao número da órbita da MRO; “*ttt*” indicam a posição do alvo imageado, variando de 0° a 359°, com origem no equador (considerando uma casa decimal de precisão); “*fff*” correspondem ao filtro utilizado e “*c*” é o número do canal do sensor CCD, sendo 0 ou 1. Adicionalmente, os caracteres “*ppp*” indicam valores correspondentes ao AEB (*aerobraking*), PSP (*primary science orbit*), dentre outros. Enquanto que os caracteres “*fff*” podem corresponder ao RED0-RED9 (considerando filtros vermelhos), IR10-IR11 (filtros infravermelhos) e BG12-BG13 (filtros azul/verde). Por exemplo, a imagem “*PSP_010639_1755_RED_C_01_ORTHO.img*” foi adquirida na primeira fase científica de observação, na órbita 10639 (a partir do equador, em que “*ttt*” é igual a 0000), na banda vermelha, canal número 1, sendo uma imagem ortorretificada. Informações adicionais e mais detalhadas sobre a missão MRO encontram-se disponíveis em <http://mars.nasa.gov/mro/>.

De maneira semelhante ao procedimento realizado com as imagens HRSC, as imagens HiRISE com grandes dimensões, também foram recortadas em sub-imagens, com dimensões de 2.500 x 2.500 pixels. Dessa forma, 31 recortes de imagens foram utilizados. Todas as imagens possuem resolução espacial de 1 m/pixel e estão associadas a projeção equirretangular. O *download* das imagens ortorretificadas foi efetuado na plataforma <https://www.uahirise.org/>, o que justifica a não correção radiométrica e geométrica em uma fase de pré-processamento, assim como considerado para as imagens HRSC.

3.3 Método de detecção

Para superar os desafios científicos e tecnológicos da presente pesquisa e alcançar os objetivos supracitados, o método foi conduzido em quatro principais etapas sequenciais. A primeira consiste no pré-processamento das imagens, no que se refere ao uso de técnicas de filtragem e realce de bordas das estruturas presentes nas cenas. A segunda etapa diz respeito à detecção e ao delineamento das estruturas candidatas a crateras de impacto. A terceira se refere ao pós-processamento, no qual é realizado o refinamento da detecção automática, bem como a extração de características das crateras. A quarta e última etapa está relacionada à avaliação do método de detecção proposto, em função do desempenho. A Figura 17 mostra um fluxograma contendo as principais etapas do método de detecção automática de crateras de impacto em imagens de alta resolução espacial da superfície de Marte. Cabe ressaltar que a implementação do algoritmo foi realizada com auxílio do *software* MATLAB e da *toolbox* de Morfologia Matemática da *SDC Information Systems*.

Figura 17 - Fluxograma com as principais etapas do método de detecção automática de crateras de impacto em imagens de alta resolução espacial da superfície de Marte.



Cabe ressaltar que para a realização da última etapa, a qual consiste na avaliação do desempenho do método de detecção proposto, foi necessária a construção do *ground truth*. Este procedimento foi conduzido manualmente e é detalhado na seção 3.3.5.

3.3.1 Pré-processamento: remoção de ruídos e realce de bordas

De posse das imagens, o primeiro procedimento consistiu na aplicação de operadores morfológicos para remover os ruídos indesejados, bem como para realçar as bordas das crateras. O grande desafio desta primeira etapa foi encontrar uma técnica ou uma sequência de operações que promovesse o equilíbrio entre a remoção da maioria dos ruídos e a preservação das bordas dos objetos de interesse. Nesse sentido, diversas técnicas de filtragem, baseadas nos *connected operators* (SALEMBIER; WILKINSON, 2009) da *toolbox* de morfologia matemática da *SDC Information Systems*, foram testadas e avaliadas. Dentre as principais operações, destacam-se: abertura e fechamento por área (*mmareaopen* e *mmareaclose*), abertura e fechamento por reconstrução (*mmopenrec* e *mmcloserec*), remoção de picos e bacias a partir de um limiar de contraste (*mmhbasin* e *mmhdome*) e remoção de bacias e cúpulas a partir de um limiar baseado em um critério de volume (*mmvbasin* e *mmvdome*).

Além das técnicas baseadas nos *connected operators*, foram testadas e avaliadas as aplicações de filtros morfológicos como a abertura e fechamento (*mmopen* e *mmclose*), bem como a técnica *toggle contrast mappings*, introduzida por Serra (1988), com o propósito de melhorar o contraste das estruturas de interesse. O elemento estruturante utilizado durante todas as etapas do processamento foi do tipo disco, definido de acordo com as características das estruturas de interesse a serem detectadas nas imagens. Assim, a partir de testes e avaliações considerando diferentes técnicas de filtragem e combinações de operadores morfológicos, o operador que apresentou melhor desempenho conforme os objetivos desta etapa foi o *toggle contrast mappings*. Esta técnica é baseada em operações de erosões e dilatações, o que permite realçar as bordas das estruturas, respeitando a dimensão do elemento estruturante (SERRA, 1988). A aplicação do *toggle contrast mappings* consiste, por exemplo, na utilização de um limiar (*threshold*), onde o critério *toggle* deve ser definido para otimizar a redução de ruído ou melhora do contraste das estruturas presentes na imagem, de acordo com a Equação 10:

$$(f_1[f]f_2) = \begin{cases} f_1(x), & \text{se } (f - f_1)(x) \leq (f_2 - f)(x) \\ f_2(x), & \text{caso contrário} \end{cases}, \quad (10)$$

em que f é a imagem original, f_1 é a imagem original erodida e f_2 é a imagem original dilatada.

A partir da imagem de entrada, filtrada pela técnica *toggle contrast mappings*, foi aplicado o gradiente morfológico por dilatação e erosão, o qual permite estimular as variações de intensidade do pixel em uma vizinhança determinada por um elemento estruturante (RIVEST *et al.*, 1993). Este operador foi utilizado com o objetivo de realçar os locais de ocorrência de bordas e consiste no resultado da subtração entre a dilatação da imagem de entrada $\delta_{b_{dil}}(f)$ e a erosão da mesma imagem $\varepsilon_{b_{ero}}(f)$ (SOILLE, 2004), conforme apresenta a Equação 11:

$$\Psi_{b_{dil}, b_{ero}}(f) = \delta_{b_{dil}}(f) - \varepsilon_{b_{ero}}(f). \quad (11)$$

Na sequência, com a finalidade de suprimir estruturas com baixo contrastes e preservar as bordas dos alvos, aplicou-se o filtro de reconstrução morfológica por fechamento. Os filtros morfológicos por reconstrução são considerados ótimas abordagens para realçar as bordas das estruturas e filtrar alguns ruídos, tendo como propriedade a simplificação das imagens enquanto preserva as bordas das estruturas (SALEMBIER; SERRA, 1995). Os operadores mais comuns são a abertura e o fechamento por reconstrução.

A reconstrução por abertura remove os pixels do primeiro plano de uma imagem por um dado critério estabelecido e reconstrói todos os componentes conectados da imagem que não foram totalmente removidos. De acordo com Soille (2004), a reconstrução por abertura de tamanho n de uma imagem f pode ser definida como a reconstrução de f sobre a erosão ε de tamanho n , como mostra a Equação 12:

$$\gamma_R^{(n)}(f) = R_f^\delta[\varepsilon^{(n)}(f)], \quad (12)$$

em que a reconstrução R de uma função de marcador g em uma máscara f (sendo o domínio de definição de ambas as funções o mesmo, $f \leq g$), é definida pela dilatação geodésica de g até que a estabilidade (ou idempotência i) seja alcançada: $R_f^\varepsilon = \delta_f^{(i)}(g)$.

Por outro lado, a reconstrução por fechamento é a transformação dual da abertura por reconstrução. Dessa forma, o fechamento por reconstrução de tamanho n de uma imagem f pode ser definido como a reconstrução de f sobre a dilatação δ de tamanho n (SOILLE, 2004), conforme apresenta a Equação 13:

$$\phi_R^{(n)}(f) = R_f^\varepsilon[\delta^{(n)}(f)], \quad (13)$$

em que a reconstrução R de uma função de marcador g em uma máscara f (sendo o domínio de definição de ambas as funções o mesmo, $f \leq g$), é definida pela erosão geodésica de g até que a estabilidade (ou idempotência i) seja alcançada: $R_g^\varepsilon = \varepsilon_g^{(i)}(f)$.

Após a aplicação do operador de fechamento por reconstrução, os padrões escuros da imagem, completamente preenchidos pelo fechamento morfológico, permanecem fechados e as bordas das estruturas são realçadas e mantidas. A dimensão adotada do elemento estruturante do tipo disco para realizar esta operação foi determinada a partir de muitos testes e avaliações, em função do operador utilizado e seus efeitos, e com base no objetivo dessa primeira etapa.

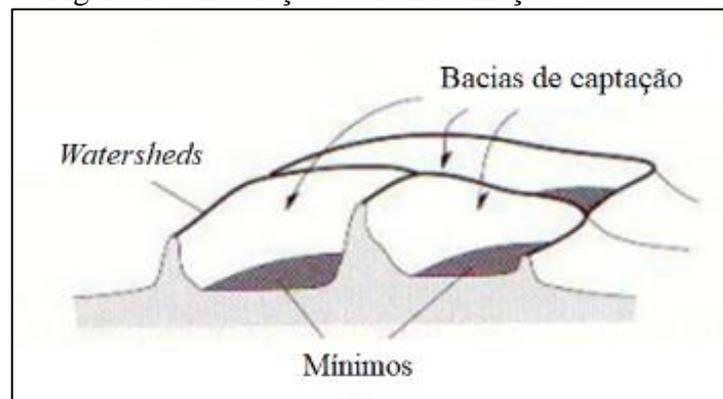
Cabe ressaltar que para a proposição desta combinação de operadores morfológicos, diversas sequências foram testadas e avaliadas. Portanto, a sequência apresentada nessa etapa de pré-processamento foi a que apresentou melhor desempenho se destacando das demais, principalmente no que se refere à remoção de ruídos indesejados nas imagens e ao realce das bordas das estruturas, fornecendo o suporte necessário para a realização da próxima etapa do método, a detecção e delineamento das crateras de impacto, descrita a seguir.

3.3.2 Detecção e delineamento de crateras de impacto

As técnicas e estratégias utilizadas no processo de detecção e delineamento automático das crateras de impacto foram baseadas nas abordagens propostas por Najman e Schmitt (1996) e, Marques e Pina (2015). Dessa forma, a partir do pré-processamento, esta etapa se inicia com a segmentação de imagens, realizada pela transformação *watershed*. Segundo Soille (2004), esta técnica se baseia no princípio de inundação de relevos topográficos. Sendo assim, a imagem em tons de cinza pode ser entendida, analogamente, como uma superfície topográfica, na qual cada pixel representa as coordenadas planimétricas e os tons de cinza representam a altura do relevo, onde os tons mais escuros correspondem aos vales e os mais claros às montanhas.

A inundação ocorre a partir dos mínimos da imagem, como se o relevo fosse perfurado nos pontos de altitude mínima e fosse imerso em um lago. Com isso, a medida que as bacias de captação vão sendo inundadas, águas de diferentes bacias se encontram formando as linhas divisórias, ou também denominadas linhas de *watershed*. Quando a água atinge o pico mais alto do relevo, correspondente ao maior valor de intensidade da imagem, o processo é encerrado (ROERDINK; MEIJSTER, 2000; SOILLE, 2004). A Figura 18 ilustra a segmentação por meio da transformação *watershed*.

Figura 18 - Ilustração da transformação *watershed*.



Fonte: Adaptado de Soille (2004).

Segundo Beucher e Meyer (1992), a transformação *watershed* WS de uma imagem f é definida como as linhas divisórias (esqueletos) das zonas de influência $SKIZ$ de seus mínimos MIN , de acordo com a Equação 14:

$$WS(f) = SKIZ_f[MIN(f)]. \quad (14)$$

Abordagens detalhadas sobre a transformação *watershed* podem ser encontradas em Beucher e Meyer (1992), e Bleau e Leon (2000). Uma opção adotada para determinar os pontos pelos quais são iniciados o alagamento ou inundação, na transformação *watershed*, consiste no uso de marcadores (SOILLE, 2004). Sendo assim, foi criado um marcador a partir da função mínimo regional, isto é, um mínimo cuja extensão não é necessariamente restrita a um único pixel da imagem. Segundo Soille (2004), um mínimo regional de uma imagem f na elevação t ($RMIN_t(f)$) é um componente conectado de pixels com o valor t , no qual os pixels de limite externos têm um valor estritamente maior que t . Dessa forma, o conjunto de todos os mínimos regionais é denotado por $RMIN$ e definido por um limiar de superposição, conforme apresenta a Equação 15:

$$RMIN(f) = R_f^{\infty}(f + 1) - f. \quad (15)$$

Para a aplicação da função mínimo regional, a imagem de entrada utilizada consistiu no resultado da operação de fechamento por reconstrução sobre o gradiente morfológico, obtido na etapa de pré-processamento, o qual foi filtrado pelo operador *mmhmin* da *toolbox* da *SDC Information System*. Este operador permite remover bacias conectadas com contrastes menores que um limiar. Segundo Soille (2004), o operador *mmhmin* reconstrói a imagem de entrada f a partir do marcador criado com a adição do valor inteiro positivo h , o qual se refere ao valor de corte para o nível de eliminação dos objetos, usando a conectividade do elemento estruturante. Portanto, o *mmhmin* foi aplicado para simplificar as bacias de *watershed*, contribuindo com a redução do efeito de segmentação excessiva causada pela transformação *watershed*.

A partir dessa filtragem, alguns mínimos não são reconstruídos, fazendo com que a imagem segmentada apresente uma maior aproximação no que se refere ao delineamento das estruturas da imagem. Cabe ressaltar que o valor inteiro positivo h foi testado e avaliado visando encontrar um melhor desempenho para a transformação *watershed*. Portanto, para a definição deste valor, foram consideradas as particularidades das imagens HRSC e das imagens HiRISE, assumindo valores diferentes entre os conjuntos de imagens. O critério de avaliação se baseou na análise visual das imagens segmentadas, obtendo na medida do possível, um maior número de detecções e delineamento das estruturas de interesse e poucos ruídos detectados.

Embora o número de bacias tenha reduzido consideravelmente com a filtragem, ainda restou um grande número de contornos que não correspondem ao delineamento das estruturas de interesse. Portanto, após a realização da transformação *watershed*, o objetivo consistiu em

mitigar o problema da segmentação excessiva, e também aprimorar o delineamento das crateras de impacto, a fim de manter somente os contornos relevantes. Nesse sentido, foi utilizado o recurso da dinâmica dos contornos, ou dinâmica da *watershed* (NAJMAN; SCHMITT, 1996), através de um critério de contraste que mede a diferença de nível de cinza entre um pico e seus mínimos circunvizinhos. Dessa forma, um padrão pode, de fato, ser encontrado no contraste local entre cada contorno e os dois mínimos de suas bacias adjacentes.

Seja o conjunto de bacias de captação designado por $\{B_i\}$ e um contorno da *watershed* por C . Entre o conjunto de x pontos que constituem cada contorno, designa-se aquele com o nível mais baixo por s , sendo o seu valor dado por $I(s) = \min_{x \in C} [I(x)]$. Este ponto s é denominado ponto de sela. Seja $Bas(C)$ o conjunto de pontos das bacias de captação que podem ser alcançados a partir de s , seguindo um caminho com todos os valores menores que $I(s)$ e m_i , seu mínimo, $m_i = \min_{x \in B_i \cap C} [I(x)]$. A dinâmica do contorno $dyn(C)$ uma vez definida, pode, portanto, ser obtida através da Equação 16 (NAJMAN; SCHMITT, 1996):

$$dyn(C) = \min[I(S) - m_i]. \quad (16)$$

A $dyn(C)$ tem um intervalo de valores entre 0 e $+\infty$. Para medir a dinâmica de cada contorno é necessário individualizar cada contorno ou aresta. A remoção dos vértices ou pontos múltiplos das linhas de *watershed* permite obter todos os contornos ou arestas. Cada contorno possui duas bacias vizinhas, cada uma com um mínimo local. Assim, o cálculo da dinâmica de cada contorno é realizado a partir da Equação 16. Diante disso, e a fim de garantir uma maior eficiência na detecção e delineamento de crateras de impacto reais, a sequência apresentada a seguir se refere à rotina de operações desenvolvida a partir da segmentação de imagens pela transformação *watershed*, combinado com os recursos e estratégias da dinâmica dos contornos.

A partir da imagem resultante da segmentação pela transformação *watershed*, utilizou-se um operador para realizar uma transformação desta imagem por espessamento. Este operador de espessamento (*thickening*) adiciona pixels de fundo com uma configuração específica ao conjunto de pixels do primeiro plano, considerando as transformações *hit-or-miss*, as quais são compostas por um par de elementos estruturantes que compartilham a mesma origem (SOILLE, 2004). Por definição, o espessamento de uma imagem f por um elemento estruturante B é denotado por $THICK_B(f)$ e definido como a soma entre f e a transformada *hit-or-miss* de f por B (SOILLE, 2004), como mostra a Equação 17:

$$THICK_B(f) = f + HMT_B(f). \quad (17)$$

Na sequência, sobre o resultado da operação de espessamento, aplicou-se o afinamento (*thinning*) das linhas de *watershed* a um pixel de espessura, gerando um eixo minimamente conectado e equidistante às bordas das estruturas presentes na imagem. A transformação de uma imagem por afinamento consiste em extrair todos os pixels correspondentes a uma dada configuração de vizinhança, de tal forma que o primeiro elemento estruturante define o conjunto de pixels que deve coincidir com o primeiro plano (elemento a ser afinado), enquanto o segundo define o conjunto de pixels que corresponde ao fundo da imagem de entrada (SOILLE, 2004). De acordo com Soille (2004), o operador de afinamento (*thinning*) aplicado a uma imagem f , considerando um elemento estruturante B é denotado por $THIN_B(f)$ e definido como a diferença aritmética entre f e a transformada *hit-or-miss* de f por B , de acordo com a Equação 18:

$$THIN_B(f) = f - HMT_B(f). \quad (18)$$

No caso da aplicação do operador de afinamento, iterações sequenciais, compostas por elementos estruturantes específicos, são capazes de originar um eixo médio (ou esqueleto) do conjunto de entrada. Portanto, um esqueleto obtido por afinamento sequencial homotópico consiste em uma imagem submetida a um afinamento iterativo por uma sequência de elementos estruturantes homotópicos, até se obter uma estabilidade (GOLAY, 1969). Uma transformação homotópica não modifica o número de conectividade, ou seja, a imagem de entrada e a imagem transformada possuem o mesmo número de partes (FACON, 1996). Dessa forma, o processo de afinamento foi realizado, de forma iterativa, até alcançar a estabilidade desejada, garantindo o esqueleto das linhas de *watershed*.

Os esqueletos obtidos apresentam uma espessura unitária e cada um de seus pontos possui, em sua vizinhança, dois pontos para o caso de um esqueleto normal ou mais pontos para casos onde há ramificações. Uma estratégia para amenizar o efeito de ramificação é realizar o *pruning* do esqueleto. O *pruning* tem como finalidade extrair, a partir de uma imagem afinada, os pontos extremos (FACON, 1996). Dessa forma, após a realização do afinamento (*thinning*) foi dado início ao processo de determinação dos vértices que unem as linhas de *watershed*, denominados também de pontos múltiplos na dinâmica dos contornos.

Tendo os vértices detectados para cada contorno, na sequência, foi feita a determinação das arestas isoladas, ou seja, fez-se a remoção dos vértices, restando somente as linhas de *watershed* sem os pontos das extremidades. Com isso, fez-se a subtração dos vértices a partir da imagem no qual foi realizada o *pruning* do esqueleto. Paralelamente, aplicou-se a rotulação

dos objetos, por meio do operador “*mmlabel*” da *toolbox* de morfologia matemática, em função do negativo da imagem contendo os contornos e os vértices dos mesmos, conforme a Equação 19:

$$\Lambda_{BC}(f)(x) = \begin{cases} \min \left\{ \left(y_1 + H_{y_2} : y \in \gamma_{B_c, \{x\}}(f) \right) \right\} & \text{se } \gamma_{B_c, \{x\}}(f) \neq \emptyset, \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (19)$$

em que H é o número de linhas de imagem, e y_1 e y_2 são as coordenadas de linha e coluna, respectivamente.

Em seguida, o objetivo consistiu em determinar os pontos de sela e as bacias, que serão consideradas enfim, na realização do cálculo da dinâmica dos contornos. Dessa forma, para a determinação das bacias, utilizou-se a função “*mmgrain*” da *toolbox* de morfologia matemática, a qual permite determinar estatísticas de escala de cinza para cada região rotulada. Para isso, foram utilizadas a imagem anterior rotulada, o gradiente morfológico da imagem de entrada, e a medida a ser calculada foi o mínimo. De forma análoga, para a determinação dos pontos de sela, a partir da mesma operação, foram utilizadas a rotulação da imagem contendo as arestas isoladas provenientes da *watershed*, o gradiente morfológico da imagem de entrada e a medida calculada também foi o mínimo.

Após este procedimento, as bacias foram dilatadas de tal forma a encherem as arestas com o maior valor dos mínimos das bacias, a partir da operação de dilatação, apresentada na Equação 3. Por fim, com os mínimos calculados, tanto para os pontos de sela quanto para as bacias, as quais foram dilatadas, foi feito efetivamente o cálculo da dinâmica dos contornos, a partir da Equação 16, que considera a subtração entre os mínimos dos pontos de sela e os mínimos das bacias de *watershed*.

A partir do cálculo da dinâmica da *watershed*, verificou-se os níveis de cinza, mínimo e máximo, da imagem resultante a partir do histograma. Com isso, foi aplicado o operador para realizar a binarização, a qual permite separar as regiões pertencentes a imagem em duas classes: a classe do objeto e o fundo da imagem, com base em um limiar determinado em função da análise do histograma. Segundo Soille (2004), a binarização de uma imagem por um limiar que separa os pixels do objeto e do fundo em uma imagem é dada pela Equação 20:

$$(f_1 \leq f \leq f_2)(x) = \begin{cases} 1, & \text{se } f_1(x) \leq f(x) \leq f_2(x), \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (20)$$

em que $f(x)$ é a imagem de entrada resultante da dinâmica, $f_1(x)$ e $f_2(x)$ correspondem aos níveis de cinza da imagem, mínimo e máximo, respectivamente, definidos como um intervalo a partir da análise do histograma.

O nível de cinza mínimo considerado para a realização da binarização foi definido a partir de experimentos e análises, assumindo valores diferentes entre os conjuntos de imagens HRSC e HiRISE. Portanto, a partir de muitos testes, foi definido um nível de cinza mínimo considerado adequado para a binarização, preservando os contornos das estruturas de interesse. Enquanto que o valor máximo adotado respeitou o maior nível de cinza da imagem de entrada no processo de detecção, independentemente do conjunto de imagens. Em seguida, realizou-se a união dos vértices (ou pontos múltiplos), definidores dos contornos de *watershed*, com o resultado da binarização. A união para o caso binário é dada pela Equação 21 (SOILLE, 2004):

$$(f_1 \vee f_2)(x) = \max \{f_1(x), f_2(x)\}, \quad (21)$$

em que $f_1(x)$ é a imagem binária contendo os vértices (ou pontos múltiplos) dos contornos de *watershed* e $f_2(x)$ é a binarização sobre o resultado da dinâmica.

Na sequência, tendo a reconstrução das linhas de *watershed* juntamente com os seus vértices definidores, o objetivo consistiu em reduzir a espessura dos contornos sobre o resultado da binarização da dinâmica. Para isso, foi aplicado o operador de afinamento $THIN_B(f)$ o qual já foi destacado e apresentado na equação (18). A partir do resultado do afinamento da imagem binarizada, utilizou-se o operador “*mmclohole*” da *toolbox* de morfologia matemática para fechar os buracos na imagem, promovendo o preenchimento das estruturas detectadas e delineadas, candidatas a crateras de impacto.

Após o preenchimento das estruturas, com o intuito de remover as linhas de *watershed* restantes que não fazem parte do delineamento das crateras, aplicou-se a operação de subtração entre a imagem com as estruturas preenchidas $f_1(x)$ e o resultado do afinamento sobre a binarização da dinâmica $f_2(x)$, a qual contém as linhas a serem removidas. A operação de subtração é apresentada na Equação 22:

$$(f_1 - f_2)(x) = \begin{cases} f_1(x) - f_2(x), & \text{se } f_2(x) \leq f_1(x) \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}. \quad (22)$$

Em seguida, aplicou-se o fechamento morfológico para finalizar o preenchimento das estruturas. Este operador promoveu a recuperação de estruturas da imagem, através da erosão

da imagem dilatada, conforme já descrita e apresentada na Equação 6. Sendo assim, por meio do fechamento morfológico foi possível recuperar por erosão, as estruturas da imagem que foram previamente dilatadas, finalizando o preenchimento das estruturas candidatas a crateras de impacto. Cabe ressaltar que a rotina realizada nessa etapa foi conduzida cuidadosamente, a partir de uma série de testes e avaliações, visando um melhor desempenho para a detecção e delineamento automático das crateras de impacto. A partir disso, e com a finalidade de refinar o processo de delineamento das estruturas de interesse, uma etapa de pós-processamento foi necessária, a qual é descrita a seguir.

3.3.3 Pós-processamento: refinamento da detecção

Após realizar a detecção das estruturas de interesse e utilizar estratégias para aprimorar o delineamento, diversas crateras com variados formatos e dimensões fazem parte do conjunto de objetos detectados, além de outras estruturas que não correspondem aos alvos de interesse. Para identificar as feições que realmente são crateras, duas condições foram consideradas. A primeira está relacionada ao tamanho, enquanto a segunda condição se refere à circularidade das estruturas. Portanto, para filtrar as estruturas detectadas, com pequenas dimensões, que não correspondem às crateras, foi utilizado o operador de abertura por área, o qual consiste em uma ferramenta poderosa para filtrar componentes conectados conforme um parâmetro de área. Para isso, utiliza-se de uma análise flexível sobre as zonas planas da imagem (VINCENT, 1994). A abertura por área γ_λ é equivalente à união (ou supremo) de todas as aberturas com elementos estruturantes conectados B , cujo tamanho em número de pixel é igual a λ (SOILLE, 2004), conforme apresenta a Equação 23:

$$\gamma_\lambda = \bigvee_i \{\gamma_{B_i}(f)\}. \quad (23)$$

O resultado da filtragem por abertura por área contém todas regiões conectadas por B_i que possuem área igual ou maior que λ . Dessa forma, a aplicação deste operador resultou na remoção de todas as estruturas conectadas, consideradas não candidatas a crateras de impacto. A decisão pelo limiar adotado foi baseada em testes e avaliações, considerando as dimensões proporcionais aos raios das crateras de interesse, tanto para imagens HRSC quanto para imagens HiRISE, assumindo diferentes valores para os dois conjuntos de imagens.

Na sequência, as circularidades das estruturas detectadas foram analisadas. Uma vez que os objetos de interesse apresentam formas aproximadamente circulares, foi calculado para cada estrutura um Índice de Circularidade (IC), com o intuito de filtrar as estruturas com formas que não correspondem a crateras. O índice de circularidade é calculado pela Equação 24:

$$IC = \frac{4 \pi \cdot \text{Área}}{\text{Perímetro}^2}. \quad (24)$$

As estruturas cujo índice de circularidade permaneceram abaixo de um limiar, igual a 0,5, determinado conforme as características das feições, foram eliminadas do conjunto de estruturas detectadas, pois não constituem fortes candidatas às crateras de impacto. Esse limiar foi adotado tanto para o conjunto de imagens HRSC quanto para as imagens HiRISE. Assim, ao final desta sequência de operações, as características das feições filtradas foram extraídas, como as posições dos centros para cada cratera de impacto detectada na imagem, bem como o seu respectivo raio. As posições do centro e os raios foram armazenados para, posteriormente, realizar a validação do método, a partir da análise do desempenho do algoritmo, conforme apresentado na etapa a seguir.

3.3.4 Avaliação do desempenho da detecção

Após o refinamento do método proposto e a extração das características das estruturas de interesse, foi efetuada a avaliação do desempenho da detecção das crateras de impacto. Dessa forma, esta etapa foi realizada por meio do cálculo de métricas, quantitativas e qualitativas, baseadas em *pixels*, propostas por Shufelt (1999). Embora esta abordagem, inicialmente, foi proposta para trabalhos de detecção de edifícios, nos últimos anos tem sido muito utilizada em pesquisas de detecção de crateras (BANDEIRA *et al.*, 2012; PEDROSA *et al.*, 2017). Com isso, foram consideradas as seguintes métricas: *True Detection Rate* (TDR) ou taxa de detecção verdadeira, *False Detection Rate* (FDR) ou taxa de detecção falsa, *Branching Factor* (B) ou fator de ramificação e *Quality Percentage* (Q) ou percentual de qualidade, as quais são obtidas por meio das Equações 25, 26, 27 e 28, respectivamente:

$$TDR = \frac{TP}{(TP+FN)} \cdot 100, \quad (25)$$

$$FDR = \frac{FP}{(TP+FP)} \cdot 100, \quad (26)$$

$$B = \frac{FP}{TP}, \quad (27)$$

$$Q = \frac{TP}{(TP+FP+FN)} \cdot 100, \quad (28)$$

em que TP (*True Positive* ou Verdadeiro Positivo), FP (*False Positive* ou Falso Positivo) e FN (*False Negative* ou Falso Negativo) correspondem, respectivamente, ao número de crateras de impacto detectadas corretamente, ao número de detecções falsas, e ao número de crateras não detectadas na imagem.

Cabe ressaltar que para o cálculo das métricas mencionadas anteriormente, necessita-se de um conjunto de dados de comparação que representem fielmente as estruturas de interesse, ou seja, as crateras de impacto, presentes nas imagens da superfície de Marte. Este conjunto de dados é denominado *ground truth*, e a sua elaboração é descrita na etapa seguinte.

3.3.5 Elaboração do *ground truth*

O *ground truth* ou conjunto de dados que representa a verdade fundamental em relação à informação obtida no local é muito utilizado em pesquisas de PDI para checar os resultados obtidos com os algoritmos, considerando a precisão em relação ao mundo real. Dessa forma, a partir da verdade de campo é possível verificar se o pesquisador está assumindo que a estrutura detectada na imagem, por meio de um algoritmo, é de fato uma cratera de impacto. Sendo assim, o *ground truth* torna-se de extrema importância na etapa de validação do método proposto, bem como para auxiliar no processo de refinamento do algoritmo, com intuito de torná-lo, cada vez mais preciso e eficiente, na detecção de feições em imagens de superfícies planetárias.

O processo de elaboração do *ground truth* foi conduzido manualmente. Para isso, utilizou-se a *toolbox* CraterHelper, instalada no *software* ArcMap da plataforma ArcGIS. Esta *toolbox* possibilita vetorizar feições de interesse presentes nas imagens, bem como medir os seus atributos para posterior armazenamento e comparação com as medidas obtidas pelo algoritmo de detecção proposto. Dessa forma, as crateras de impacto foram vetorizadas e os valores de posição do centro e raio foram medidas, e conseqüentemente armazenadas. Durante a construção do *ground truth*, procurou-se vetorizar crateras com características bem definidas. Sendo assim, algumas estruturas que geraram incertezas não foram incluídas no conjunto de crateras vetorizadas.

Ressalta-se ainda que durante a marcação das crateras, manualmente, foram tomados cuidados relacionados ao georreferenciamento das imagens, principalmente em termos do sistema de referência e projeção adotados, uma vez que as coordenadas armazenadas foram transformadas em coordenadas do sistema imagem (coluna, linha), devido ao processamento com o *software* MATLAB. A Figura 19 ilustra as crateras marcadas manualmente para um recorte de imagem HRSC e a Figura 20 mostra as crateras para um recorte de imagem HiRISE.

Figura 19 - Ilustração do processo de elaboração do *ground truth* para um recorte de uma imagem HRSC (h2070_0000).

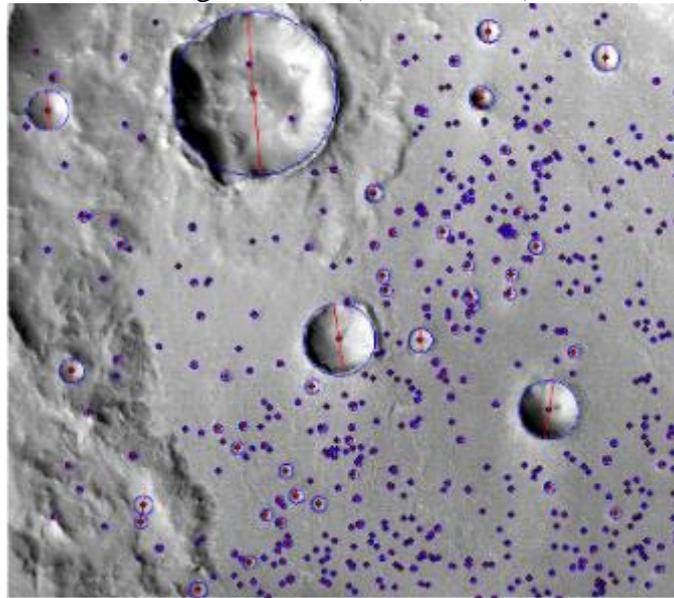
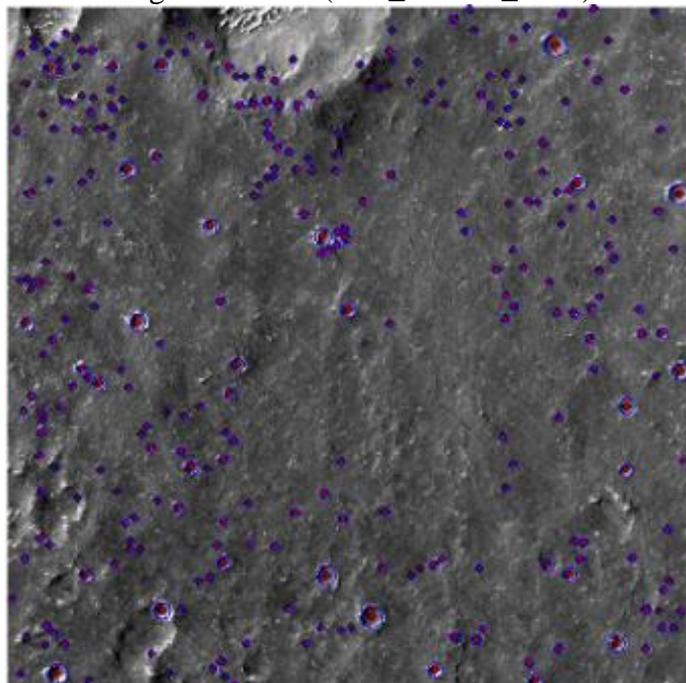


Figura 20 - Ilustração do processo de elaboração do *ground truth* para um recorte de uma imagem HiRISE (ESP_036062_1840).



4 EXPERIMENTOS, RESULTADOS E ANÁLISES

Neste capítulo são apresentados os experimentos, resultados e análises conforme cada uma das etapas descritas no método de detecção automática de crateras de impacto em imagens de alta resolução espacial da superfície de Marte. Dois grandes experimentos foram realizados, o primeiro considerando um conjunto de imagens HRSC e o segundo considerando um conjunto de imagens HiRISE. Em ambos os casos, são enfatizados os resultados para as seguintes etapas: pré-processamento com foco na remoção de ruídos e realce de bordas; detecção e delineamento das crateras de impacto; pós-processamento visando o refinamento da detecção; e avaliação do desempenho da detecção. Por fim, uma comparação entre o desempenho obtido com as imagens HRSC e HiRISE é apresentada. Cabe ressaltar que, em cada experimento, o número de recortes de imagens foi determinado em função da detecção de, no mínimo, 1.000 crateras de impacto.

4.1 Experimentos com as imagens HRSC

Inicialmente, oito imagens originais HRSC foram selecionadas, as quais deram origem a 85 recortes com dimensão de 2.500 x 2.500 pixels. As imagens HRSC são georreferenciadas e possuem resolução espacial de 12,5 m/pixel. A Tabela 1 apresenta características das imagens originais, como nome, projeção, dimensão em pixels (coluna x linha) e resolução espacial.

Tabela 1 - Características das imagens originais HRSC selecionadas.

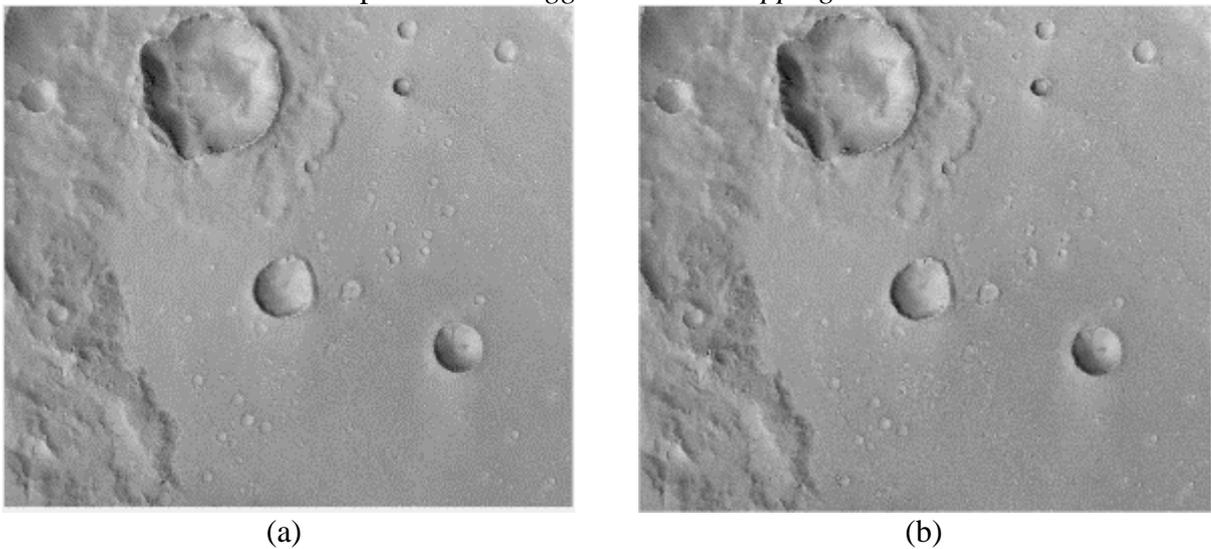
Imagem	Projeção	Dimensão (pixels)	Resolução espacial (m/pixel)
h2070_0000	Sinusoidal	5424 x 76032	12,5
h1982_0000	Sinusoidal	5856 x 65080	12,5
h2004_0000	Sinusoidal	5080 x 79824	12,5
h4191_0000	Sinusoidal	5664 x 43344	12,5
h2037_0000	Sinusoidal	5192 x 74016	12,5
h1960_0000	Sinusoidal	6808 x 58040	12,5
h2081_0000	Sinusoidal	5680 x 74208	12,5
h2059_0000	Sinusoidal	5176 x 49800	12,5

Pré-processamento: remoção de ruídos e realce de bordas

A partir das imagens HRSC recortadas, a primeira manipulação realizada consistiu no pré-processamento. Nessa etapa, foi possível remover a maioria dos ruídos indesejados e realçar as bordas das estruturas presentes nas cenas, especificamente as crateras de impacto. Para isso,

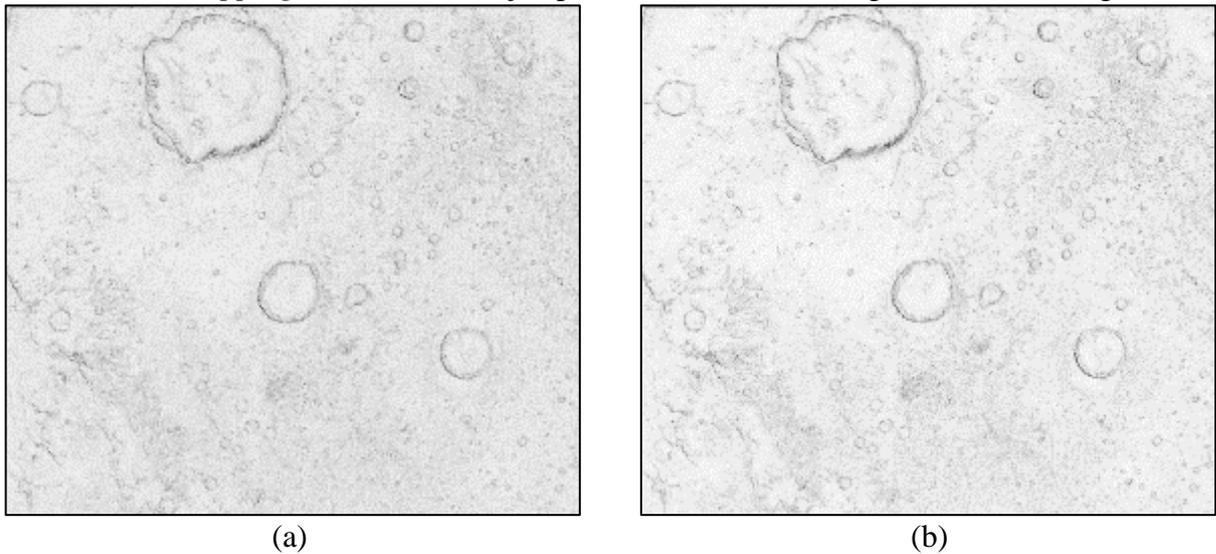
foi utilizada a técnica *toggle contrast mappings*, sendo necessária para a aplicação desta técnica, a imagem de entrada erodida, bem como a imagem de entrada dilatada. O elemento estruturante do tipo disco, com dimensão igual a 2, foi utilizado. A Figura 21a mostra a imagem de entrada na etapa de pré-processamento, enquanto que a Figura 21b ilustra o resultado da aplicação da técnica *toggle contrast mappings*. As operações aplicadas e os resultados foram exemplificados para um recorte de imagem HRSC com dimensão de 2.500 x 2.500 pixels.

Figura 21 - Imagens HRSC: (a) recorte de uma imagem original e (b) resultado da filtragem pela técnica *toggle contrast mappings*.



A Figura 21a ilustra um recorte da imagem original “h2070_0000”, pertencente a região da cratera *Gale*. O resultado alcançado por meio da técnica *toggle contrast mappings* (Figura 21b), ilustra uma imagem com menos ruídos, comparado a imagem de entrada, além de ter contribuído com a preservação das bordas das estruturas. A partir da filtragem (Figura 21b), aplicou-se a função do gradiente morfológico por dilatação e erosão para realçar os locais de ocorrência de bordas das estruturas. Para a aplicação do gradiente morfológico (ou gradiente de *Beucher*), utilizou-se o elemento estruturante do tipo disco, com dimensão igual a 2. A Figura 22a mostra o resultado do gradiente morfológico sobre a imagem filtrada pela técnica *toggle contrast mappings*. A partir do resultado proveniente do gradiente morfológico (Figura 22a), aplicou-se a operação de reconstrução por fechamento visando suprimir estruturas com baixo contrastes e preservar as bordas das estruturas de interesse, candidatas a crateras de impacto. O resultado da filtragem pela reconstrução por fechamento, sobre o gradiente morfológico (Figura 22a), é apresentado na Figura 22b. Para fins de visualização, foi aplicado o operador negativo, invertendo as imagens, para ambos os resultados apresentados na Figura 22.

Figura 22 - Imagens HRSC: (a) gradiente morfológico da imagem filtrada pela técnica *toogle contrast mappings* e (b) reconstrução por fechamento sobre o gradiente morfológico.



A imagem resultante da operação do gradiente morfológico seguida da sua filtragem a partir da reconstrução por fechamento (Figura 22b) auxiliou no processo de remoção de ruídos indesejados e garantiu, ainda mais, o realce das bordas das estruturas presentes na imagem. A dimensão do filtro adotada para a aplicação dessa operação foi testada e avaliada, de tal forma a contribuir com um melhor desempenho da operação de reconstrução por fechamento. Após diversos testes, verificou-se que para as imagens HRSC, os melhores resultados foram obtidos a partir de um filtro de reconstrução com dimensão igual a 4. Sendo assim, este parâmetro foi fixado e aplicado para todos os 85 recortes de imagens utilizados. Uma vez que as operações desenvolvidas sequencialmente, nessa etapa de pré-processamento, foram conduzidas a fim de preparar as imagens para a etapa seguinte, a segmentação de imagens, o parâmetro da filtragem de reconstrução por fechamento foi definido e fixado visando, também, um melhor desempenho para a etapa de detecção e delineamento das estruturas candidatas a crateras de impacto.

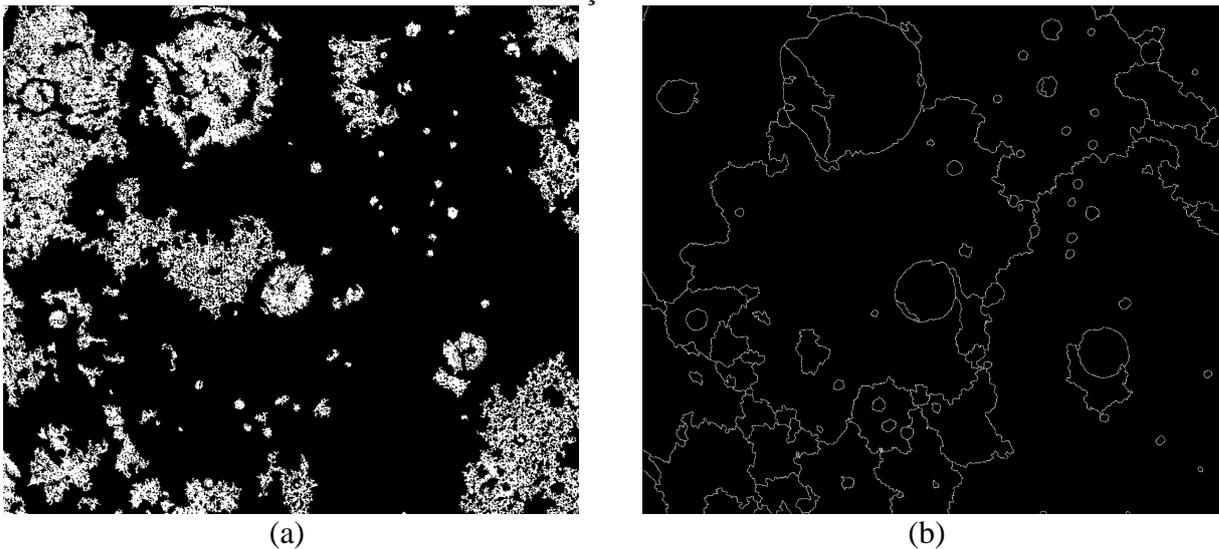
Detecção e delineamento de crateras de impacto

Após a realização do pré-processamento com foco na remoção dos ruídos indesejados e no realce dos objetos, a etapa seguinte consistiu na detecção e delineamento das estruturas candidatas a crateras. Para isso, utilizou-se a técnica de segmentação por meio da transformação *watershed*. Inicialmente, foram criados marcadores a partir da função mínimo regional. Para a aplicação dessa função, foi utilizado o resultado da reconstrução por fechamento do gradiente morfológico (Figura 22b), o qual foi ainda filtrado pelo operador “*mmhmin*”, considerando uma

dimensão igual a 5. A dimensão adotada para a filtragem com o operador “*mmhmin*”, necessária na aplicação do mínimo regional, foi testada e avaliada para obter, à priori, imagens com poucos ruídos e muitas detecções, fornecendo suporte à segmentação pela transformação *watershed*. A imagem marcadora resultante, a partir da função mínimo regional, para um recorte da imagem “h2070_0000” é apresentada na Figura 23a.

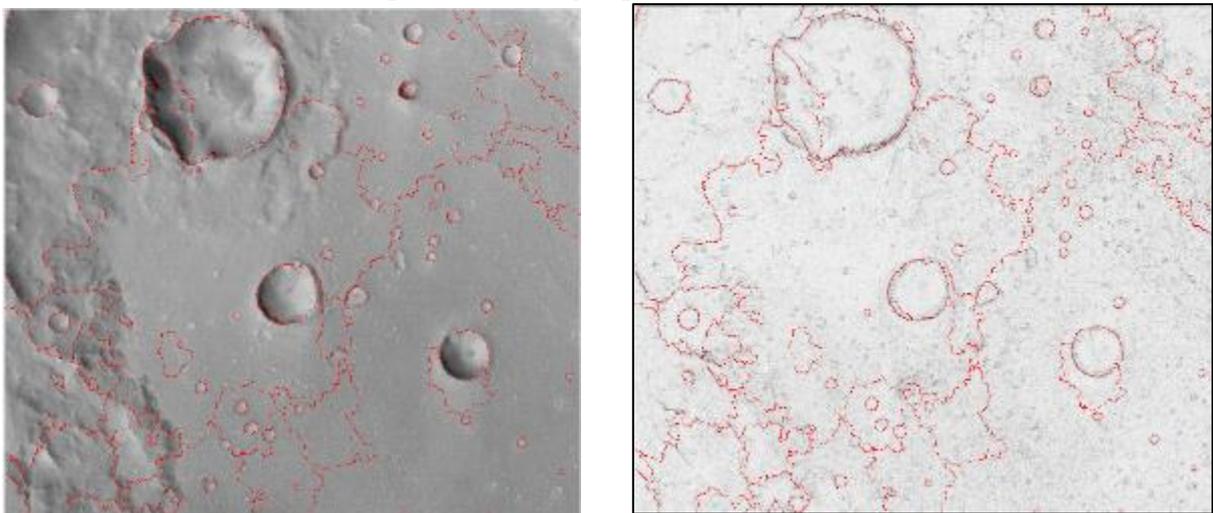
A partir da imagem marcadora (Figura 23a), aplicou-se a técnica de segmentação pela transformação *watershed*. Nesta operação, a segmentação da imagem foi realizada a partir da imagem em tons de cinza correspondente ao gradiente morfológico filtrado pela técnica *toggle contrast mappings* (Figura 22a), a imagem marcadora (Figura 23a) e um elemento estruturante do tipo disco com dimensão igual a 2. O resultado da transformação *watershed* é apresentado na Figura 23b, evidenciando as linhas de *watershed* obtidas.

Figura 23 - Imagens HRSC: (a) imagem marcadora e (b) resultado da segmentação pela transformação *watershed*.



Como pode ser observado na Figura 23b, a segmentação pela transformação *watershed* apresenta um bom delineamento das estruturas, contornando os objetos presentes na imagem. Entretanto, verifica-se ainda um grande número de linhas que contornam as estruturas que não correspondem às crateras de impacto. Essa ocorrência é possível de ser verificada, em detalhes, a partir da visualização das linhas de *watershed* sobre a imagem de entrada, bem como a partir dos contornos das estruturas sobrepostos ao gradiente morfológico filtrado pela reconstrução por fechamento. Ambas as visualizações são apresentadas, respectivamente, na Figura 24a e na Figura 24b. Com o intuito de promover um melhor efeito na visualização, aplicou-se o operador negativo, invertendo a imagem, para o resultado apresentado na Figura 24b.

Figura 24 - Imagens HRSC: (a) sobreposição das linhas de *watershed* com a imagem de entrada e (b) sobreposição dos contornos das estruturas com o gradiente morfológico filtrado pela reconstrução por fechamento.



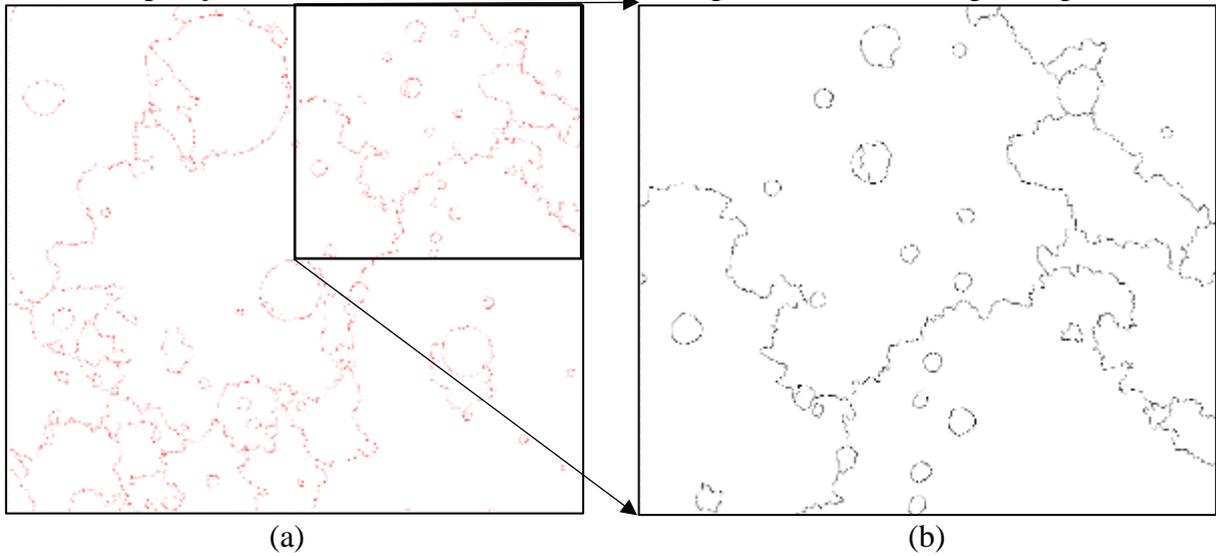
(a)

(b)

Nota-se, na Figura 24a, que embora a transformação *watershed* auxilie na detecção e no delineamento das diversas estruturas presentes na imagem, por outro lado esta operação causa o problema da segmentação excessiva, mesmo com os cuidados tomados na definição dos parâmetros dos operadores utilizados na segmentação, e até mesmo no pré-processamento das imagens. Sendo assim, a partir do resultado da transformação *watershed* (Figura 23b) e com o objetivo de mitigar o problema da segmentação excessiva e, conseqüentemente aprimorar a detecção, com a retenção somente dos contornos das estruturas detectadas na imagem, aplicou-se a dinâmica da *watershed*, ou dinâmica dos contornos.

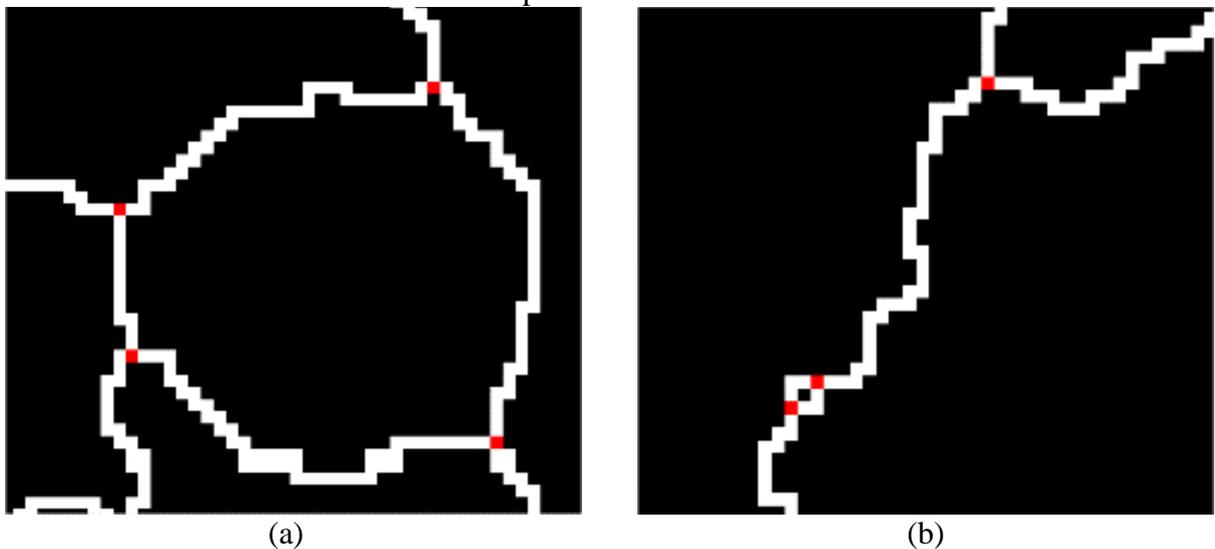
Para aplicar a dinâmica da *watershed*, ou dinâmica dos contornos, algumas estratégias foram realizadas, de tal forma que esse recurso pudesse contribuir com o método desenvolvido, no que se refere ao delineamento real das estruturas de interesse. Dessa forma, o processo da dinâmica dos contornos se inicia com a transformação da imagem segmentada (Figura 23b) por meio do operador de espessamento (*thickening*). A partir do resultado alcançado por meio dessa operação, aplicou-se o operador de afinamento (*thinning*), o qual promoveu o afinamento das linhas de *watershed* a um pixel de espessura. O resultado da aplicação do afinamento para as linhas de *watershed*, considerando o recorte da imagem HRSC “h2070_0000” com dimensão de 2.500 x 2.500 pixels, é apresentado na Figura 25a. Por outro lado, a Figura 25b apresenta a sobreposição das linhas de *watershed* obtidas para a imagem afinada com as linhas de contorno obtidas a partir da imagem segmentada. Para melhorar a visualização, aplicou-se o operador negativo, invertendo as imagens, para ambos os resultados apresentados na Figura 25.

Figura 25 - Imagens HRSC: (a) afinamento das linhas de *watershed* a um pixel de espessura e (b) sobreposição das linhas de *watershed* entre a imagem afinada e a imagem segmentada.



O resultado apresentado na Figura 25a evidencia os esqueletos com espessura unitária, onde cada um de seus pontos tem-se em sua vizinhança dois pontos, para um esqueleto normal, ou mais pontos, para casos onde há ramificações. Para amenizar o efeito das ramificações utilizou-se o *pruning*, realizando-se a extração, a partir da imagem afinada (Figura 25a), dos pontos extremos, determinando, portanto, as linhas de *watershed* isoladas. Nesse processo, os vértices que unem as linhas de *watershed* foram removidos. A Figura 26a ilustra a identificação dos vértices para estruturas pertencentes a imagem que correspondem a crateras, enquanto que a Figura 26b apresenta alguns vértices detectados para uma parte qualquer da imagem afinada.

Figura 26 - Imagens HRSC: (a) identificação dos vértices (pontos múltiplos), sobrepostos as linhas de *watershed*, para uma cratera (b) parte da imagem com foco na identificação dos vértices para outras estruturas.



Em consequência da remoção dos vértices ou pontos múltiplos, a Figura 27a apresenta a determinação das arestas isoladas, considerando as linhas de *watershed*, para as estruturas que correspondem a crateras de impacto. Por outro lado, a Figura 27b ilustra uma parte da imagem representando a eliminação dos vértices (ou pontos múltiplos), contendo somente as arestas isoladas, para os demais tipos de estruturas.

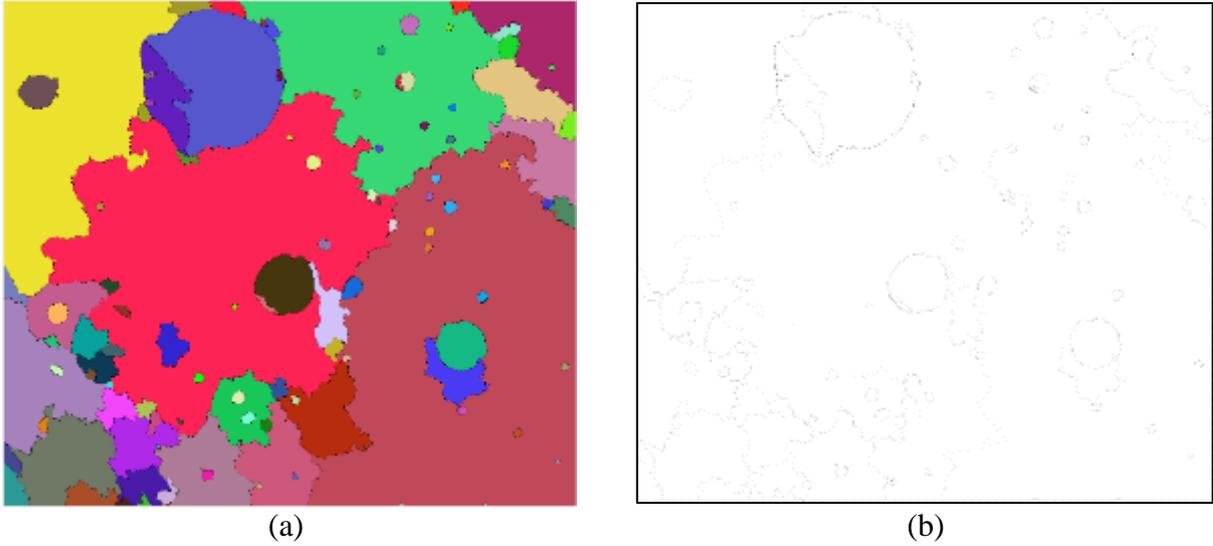
Figura 27 - Imagens HRSC: (a) identificação das arestas isoladas após a remoção dos vértices para uma cratera e (b) visualização de uma parte da imagem com foco nas arestas isoladas para outras estruturas.



Após a remoção dos vértices e, consequentemente a determinação das arestas isoladas, aplicou-se a rotulação das estruturas detectadas na transformação *watershed*. O resultado dessa rotulação é apresentado na Figura 28a. Na sequência, foram determinados os pontos de sela e as bacias a serem consideradas no cálculo da dinâmica dos contornos. Nesse processamento, a função utilizada foi a “*mmgrain*” da *toolbox* de morfologia matemática. Para a determinação das bacias, foram utilizadas a imagem rotulada (Figura 28a), o gradiente morfológico da imagem de entrada (Figura 22a), e a medida calculada foi o mínimo.

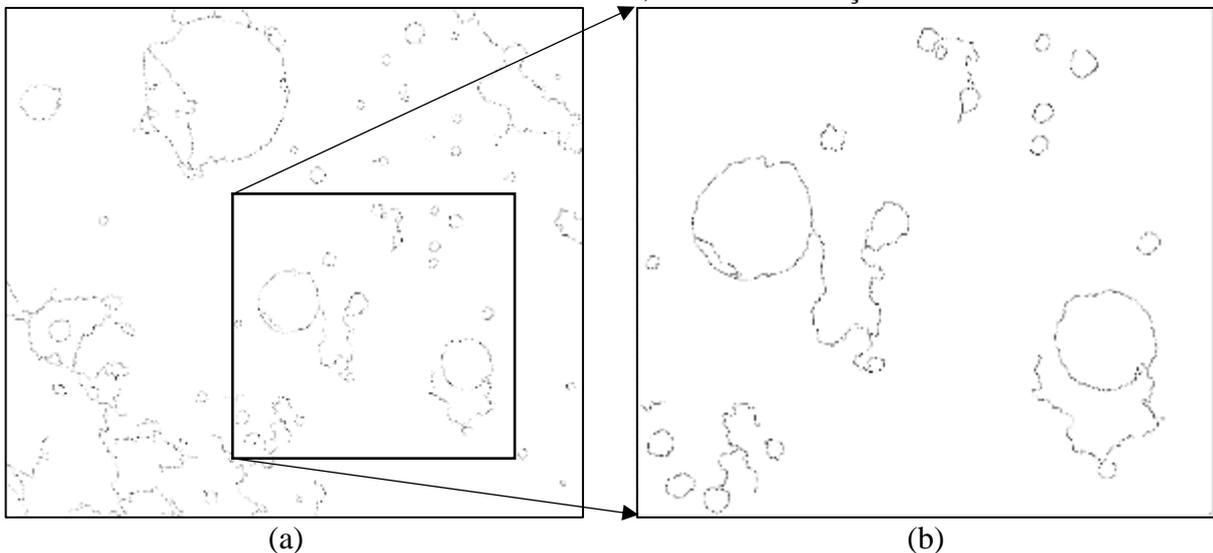
Para a determinação dos pontos de sela, a partir da mesma operação, a “*mmgrain*”, foram utilizadas a rotulação da imagem contendo as arestas isoladas da *watershed*, o gradiente morfológico da imagem de entrada (Figura 22a), e a medida calculada foi o mínimo. Após o processamento, as bacias foram dilatadas, de tal forma a encherem as arestas com o maior valor dos mínimos das bacias. Por fim, a partir dos mínimos calculados, para os pontos de sela e para as bacias, as quais foram dilatadas, realizou-se efetivamente o cálculo da dinâmica da *watershed* ou dinâmica dos contornos. A Figura 28b ilustra a imagem resultante do cálculo da dinâmica dos contornos, cujo operador negativo foi aplicado na tentativa de melhorar a visualização.

Figura 28 - Imagens HRSC: (a) rotulação das estruturas detectadas e (b) resultado da dinâmica da *watershed*.



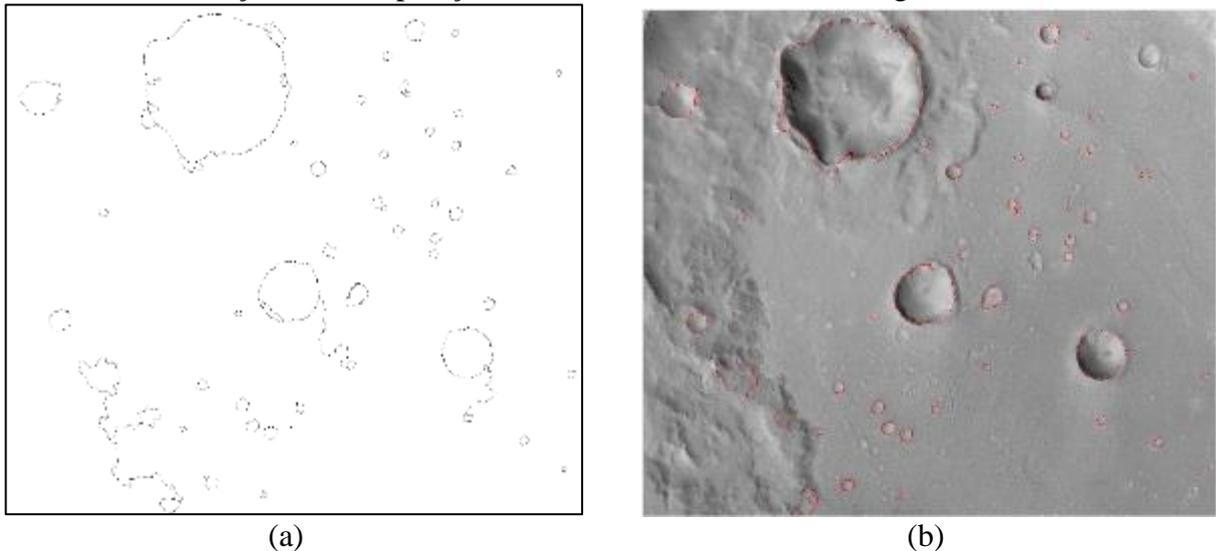
Na sequência, o resultado da dinâmica dos contornos (Figura 28b), foi binarizado. Esta operação foi realizada com base nos níveis de cinza da imagem, mínimo e máximo, a partir da análise do histograma. O valor mínimo foi definido após muitos testes e avaliações, visando a preservação dos contornos das estruturas. Portanto, o valor mínimo, igual a 8, foi definido para as imagens HRSC, mantendo-se fixo. Para o valor máximo, respeitou-se o maior nível de cinza da imagem. A partir disso, aplicou-se a união dos vértices dos contornos com a binarização. A Figura 29a ilustra a binarização do resultado da dinâmica, enquanto a Figura 29b apresenta a união dos vértices com a binarização, garantindo o contorno completo das estruturas detectadas na imagem. Aplicou-se o operador negativo em ambos os resultados apresentados na Figura 29.

Figura 29 - Imagens HRSC: (a) binarização do resultado da dinâmica e (b) união dos vértices, removidos anteriormente, com a binarização.



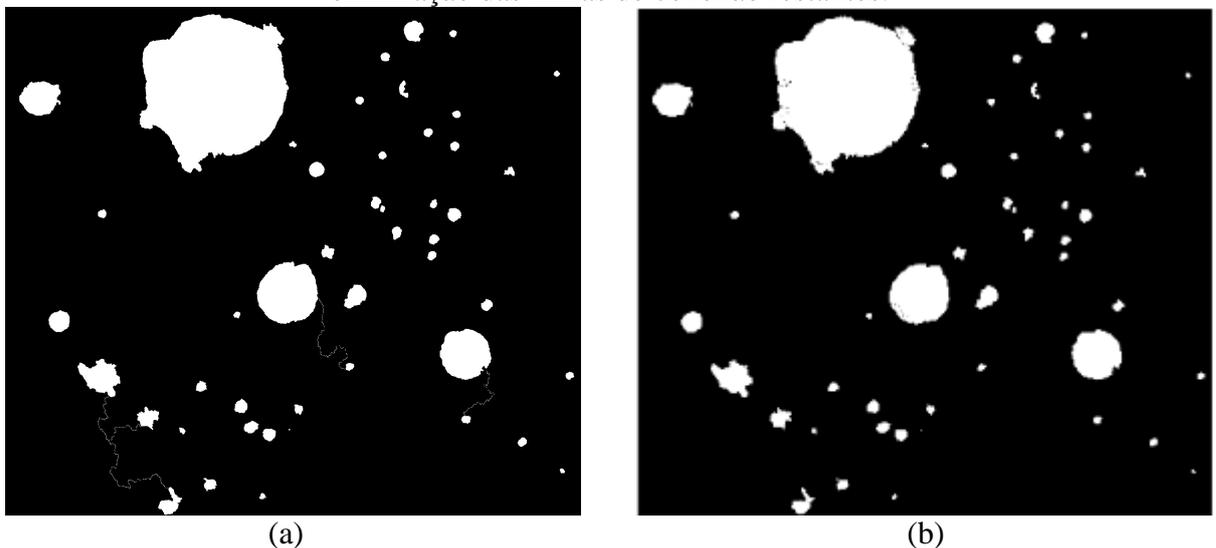
A partir da reconstrução das linhas de *watershed*, por meio da adição dos seus vértices definidores (Figura 29b), realizou-se a remoção dos segmentos não conectados, apresentada na Figura 30a (imagem invertida com o operador negativo). A Figura 30b ilustra as linhas de *watershed* restantes sobrepostas a imagem de entrada, após a remoção dos segmentos isolados.

Figura 30 - Imagens HRSC: (a) remoção dos segmentos não conectados na imagem e (b) visualização da sobreposição das linhas restantes com a imagem de entrada.



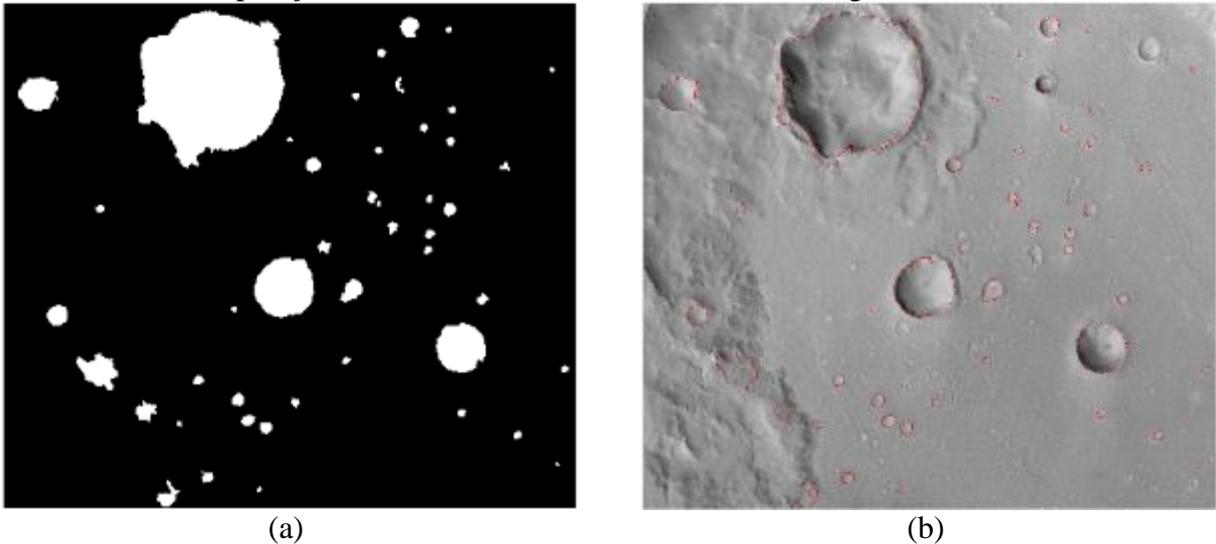
Na Figura 30b, nota-se que somente os delineamentos das estruturas se mantiveram. Com isso, realizou-se o preenchimento das estruturas, como mostra a Figura 31a, e as linhas de *watershed* que não fazem parte do delineamento, mas que ainda se manifestam conectando os objetos, foram removidas por meio de uma subtração, como ilustra a Figura 31b.

Figura 31 - Imagens HRSC: (a) preenchimento das estruturas detectadas e (b) resultado da eliminação das linhas de conexão restantes.



O preenchimento das estruturas (Figura 31b) foi ainda finalizado a partir do operador de fechamento, como mostra a Figura 32a. Para visualizar o resultado final alcançado na etapa de detecção e delineamento das crateras de impacto, realizou-se a sobreposição dos contornos das estruturas detectadas com a imagem de entrada, como ilustra a Figura 32b.

Figura 32 - Imagens HRSC: (a) finalização do preenchimento das estruturas detectadas e (b) sobreposição dos contornos das estruturas com a imagem de entrada.



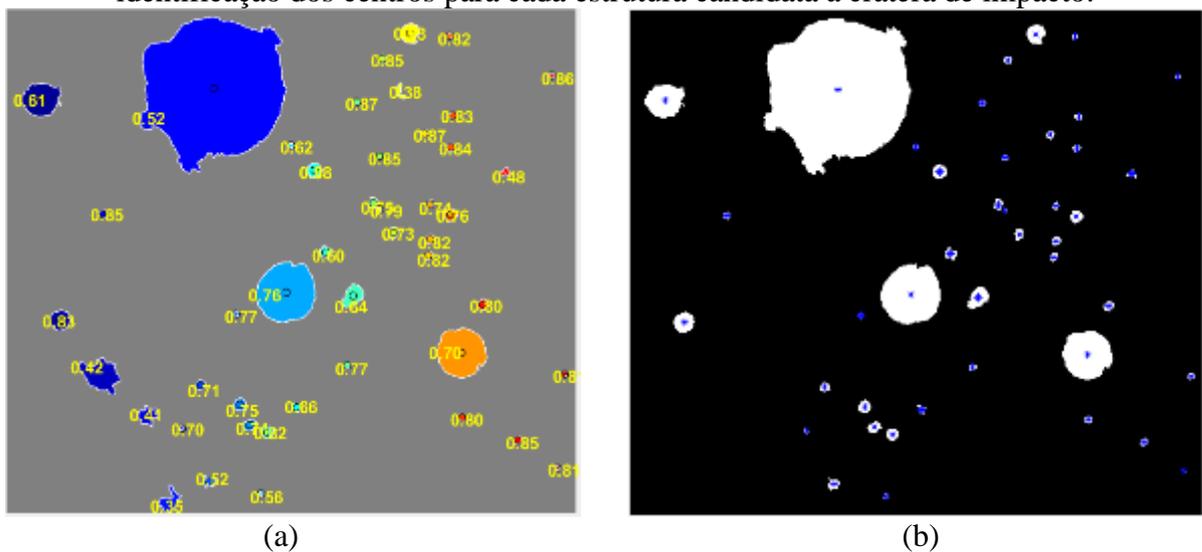
Após todo esse processamento, é possível verificar que a níveis adequados, a dinâmica dos contornos se mostrou capaz de promover uma grande melhoria na detecção e delineamento das estruturas, seguida da segmentação pela transformação *watershed*. Portanto, por meio desse recurso, foi possível aumentar a eficiência na detecção dos contornos das estruturas presentes na imagem e delinear crateras de impacto em imagens HRSC com resolução espacial de 12,5 m/pixel.

Pós-Processamento: refinamento da detecção

Na etapa de pós-processamento, foi realizado o refinamento da detecção das estruturas candidatas a crateras de impacto, bem como a remoção de estruturas irrelevantes. Dessa forma, a partir do resultado alcançado na etapa anterior (Figura 32a), o operador de abertura por área foi utilizado para remover estruturas conectadas, muito pequenas, que não representam crateras de impacto. O limiar adotado para a aplicação desta operação foi igual 30, o qual foi definido a partir de uma série de testes e avaliações, sem que houvesse qualquer perda de estruturas que se enquadram como candidatas reais a crateras de impacto.

Pode-se observar na Figura 32a, que algumas estruturas não se apresentam com formas aproximadamente circulares, tornando-as estruturas com características muito diferentes das crateras. Diante disso, os índices de circularidade das estruturas detectadas foram calculados. A Figura 33a apresenta as estruturas detectadas, candidatas a crateras, acompanhadas dos seus respectivos índices. Em seguida, aplicou-se um limiar para filtrar as estruturas, contribuindo com a redução das feições que não correspondem às crateras. O limiar adotado para o índice de circularidade foi igual a 0,5, o qual foi definido com base em avaliações visuais após verificar o comportamento da detecção para algumas imagens testes. Sendo assim, estruturas com índice de circularidade inferior a 0,5 foram eliminadas do conjunto de estruturas detectadas. A Figura 33b apresenta a imagem resultante contendo as estruturas candidatas a crateras de impacto, cujo índice de circularidade superior a 0,5.

Figura 33 - Imagens HRSC: (a) Índice de circularidade das estruturas detectadas e (b) identificação dos centros para cada estrutura candidata a cratera de impacto.

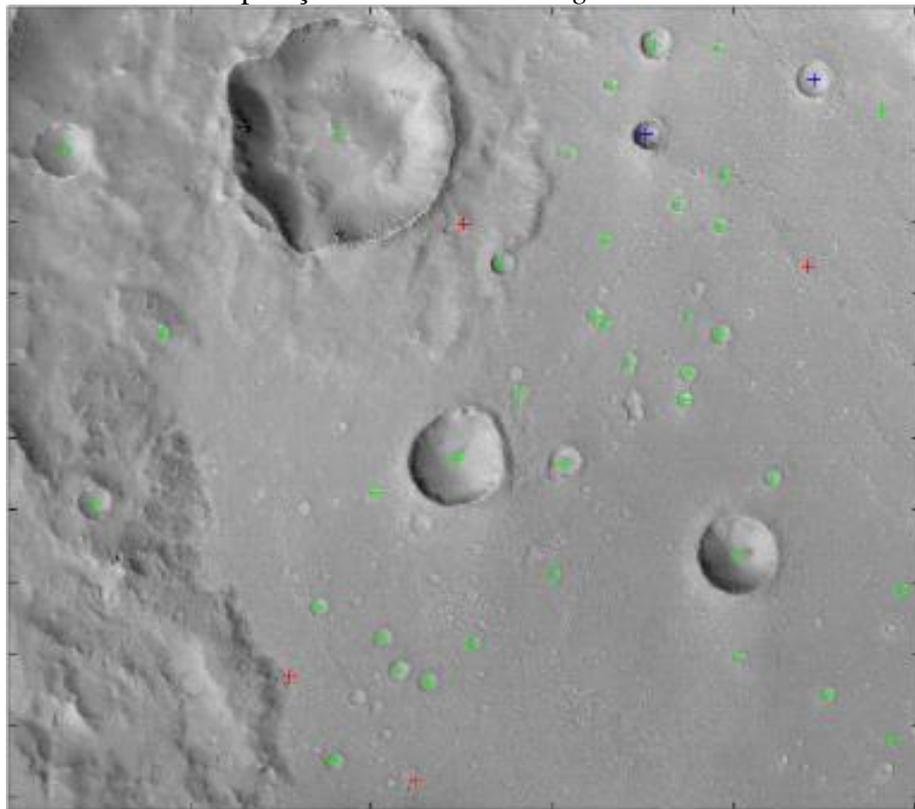


Na Figura 33a, das 46 estruturas detectadas, quatro foram removidas por apresentarem um índice de circularidade inferior a 0,5. Conseqüentemente, 42 se mantiveram como estruturas candidatas a crateras de impacto reais. Após essa filtragem, foi calculada a posição do centro para cada estrutura detectada, bem como os seus respectivos raios. Na Figura 33b, os centros das estruturas encontram-se representados por meio das marcações em azul. Cabe ressaltar que os valores de posição dos centros das estruturas detectadas, bem como os seus respectivos raios foram armazenados e utilizados para comparar com os dados do *ground truth*, com o intuito de avaliar o desempenho do método proposto.

Avaliação do desempenho da detecção

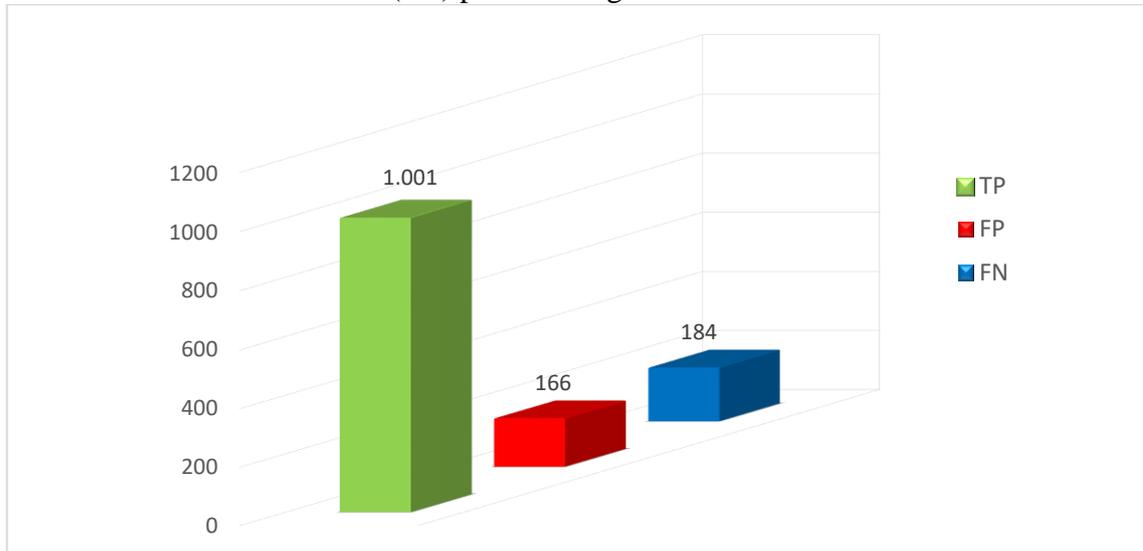
Ao final do processamento, para cada um dos 85 recortes de imagens HRSC, foi gerada uma imagem com o resultado da detecção e delineamento das crateras de impacto. A Figura 34 exemplifica a imagem resultante para um recorte da imagem “h2070_0000”. Os centros das estruturas identificados com uma cruz verde indicam as detecções verdadeiras, os identificados com uma cruz vermelha indicam as detecções falsas, enquanto que os centros identificados com uma cruz azul indicam as crateras de impacto que pertencem ao *ground truth*, mas que não foram detectadas. Para realizar a avaliação do desempenho da detecção, nas imagens HRSC, foram consideradas crateras de impacto com raio entre 500 e 1.000 metros.

Figura 34 - Imagens HRSC: resultado da detecção de crateras de impacto com base na comparação com os dados do *ground truth*.



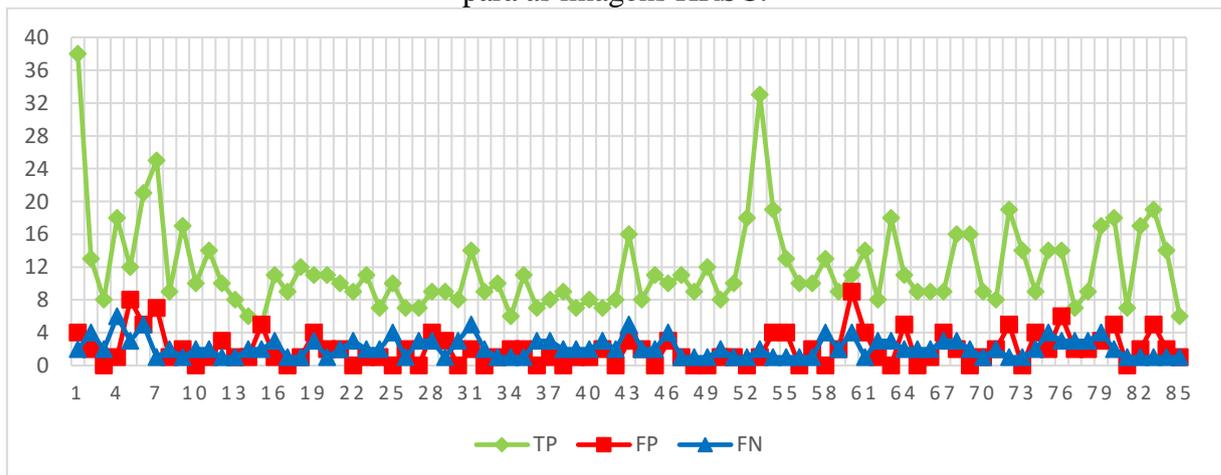
Além da representação visual obtida para as imagens HRSC, contendo as crateras de impacto que foram detectadas corretamente (ou *True Positive* - TP), as estruturas que foram detectadas erroneamente (ou *False Positive* - FP) e as crateras que não foram detectadas (ou *False Negative* - FN), as métricas globais (TP, FP e FN) obtidas considerando todos os 85 recortes de imagens HRSC também foram calculadas. A Figura 35 apresenta as métricas globais de TP, FP e FN, considerando todo o conjunto de imagens HRSC.

Figura 35 - Métricas globais de verdadeiro positivo (TP), falso positivo (FP) e falso negativo (FN) para as imagens HRSC.



Conforme apresentado na Figura 35, o conjunto composto por 85 recortes de imagens HRSC, com base na comparação de dados que compõem o *ground truth*, apresentou um total de 1.001 crateras detectadas corretamente (TP), 166 estruturas detectadas incorretamente (FP) e 184 crateras não foram detectadas (FN). A Figura 36 apresenta os valores das métricas (TP, FP e FN) para cada um dos recortes de imagens HRSC.

Figura 36 - Métricas de verdadeiro positivo (TP), falso positivo (FP) e falso negativo (FN) para as imagens HRSC.

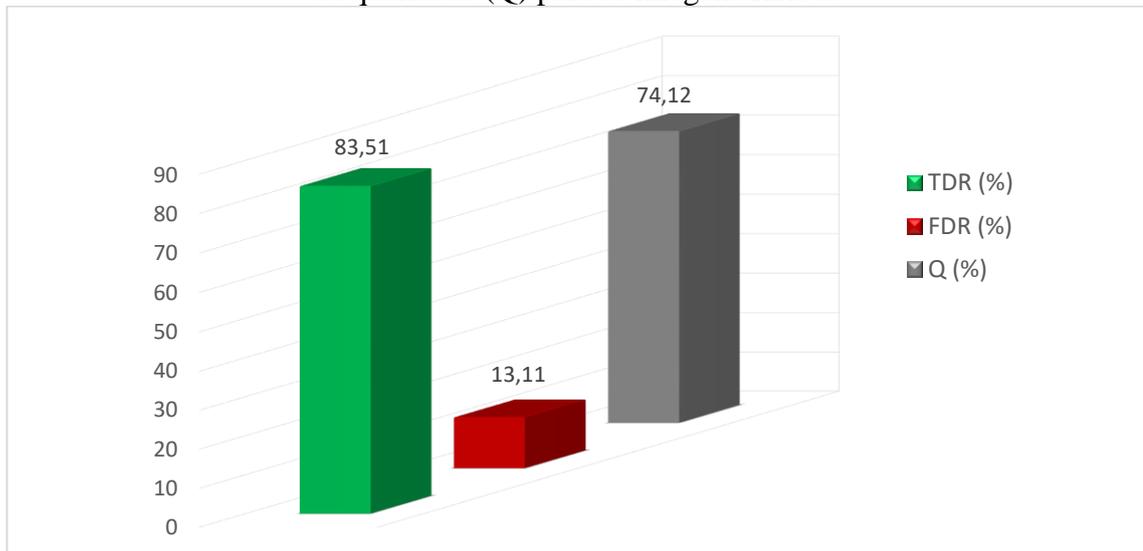


A partir dos resultados, apresentados na Figura 36, verifica-se que para a maioria dos recortes de imagens HRSC, a métrica de verdadeiro positivo (TP) se comportou na faixa entre 8 e 20 detecções, com algumas exceções para mais, como no caso dos recortes 1, 7 e 53, e para menos, como no caso dos recortes 15, 34 e 85. Em relação às métricas de falso positivo (FP),

as quantidades se mantiveram, em sua maioria, na faixa entre 0 e 4 detecções incorretas, com algumas exceções para mais, como no caso dos recortes 5, 7, 15 e 60. Quanto às métricas de falso negativo (FN), as quantidades se mantiveram, na maioria dos casos, na faixa entre 2 e 5 crateras de impacto que estão presentes no *ground truth*, mas que não foram detectadas.

O cálculo das métricas TP, FP e FN para cada um dos 85 recortes de imagens HRSC também permitiu a determinação das taxas de detecção verdadeira (ou *True Detection Rate* - TDR), de detecção falsa (*False Detection Rate* - FDR), bem como do fator de ramificação (ou *Branching Factor* - B) e do percentual de qualidade (ou *Quality Percentage* - Q). A Figura 37 apresenta as taxas globais de TDR, FDR e o percentual Q para as imagens HRSC.

Figura 37 - Taxas globais de detecção verdadeira (TDR), detecção falsa (FDR) e percentual de qualidade (Q) para as imagens HRSC.



Como pode ser verificado na Figura 37, obteve-se uma taxa de eficiência compatível a 83,51% na detecção de crateras de impacto (TDR) com raios entre 500 e 1.000 metros. Além disso, a taxa de detecção falsa (FDR) é baixa, sendo igual a 13,11%, e o percentual de qualidade (Q), em função das taxas anteriores, foi igual a 74,12%. As taxas de detecção verdadeira (TDR) e de detecção falsa (FDR), o fator de ramificação (B), além do percentual de qualidade (Q) para cada um dos 85 recortes de imagens HRSC podem ser verificados nas figuras a seguir. A Figura 38 apresenta as taxas de TDR e de FDR, a Figura 39 mostra o fator de ramificação B, a Figura 40 apresenta as taxas de TDR e o percentual de qualidade Q, enquanto a Figura 41 apresenta, simultaneamente, as taxas de TDR, de FDR e o percentual Q para as imagens HRSC.

Figura 38 - Taxas de detecção verdadeira (TDR) e taxas de detecção falsa (FDR) para as imagens HRSC.

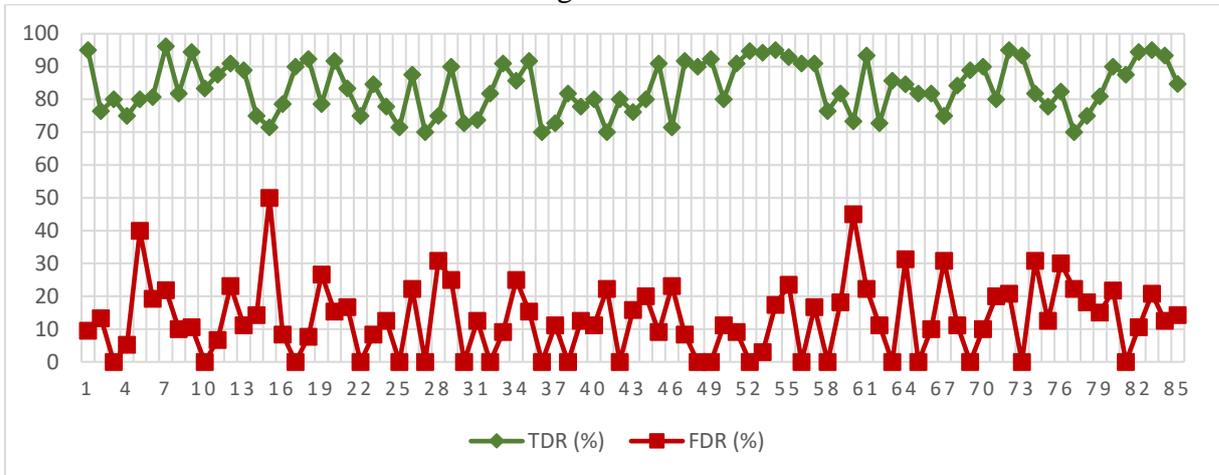


Figura 39 - Fator de ramificação (B) para as imagens HRSC.

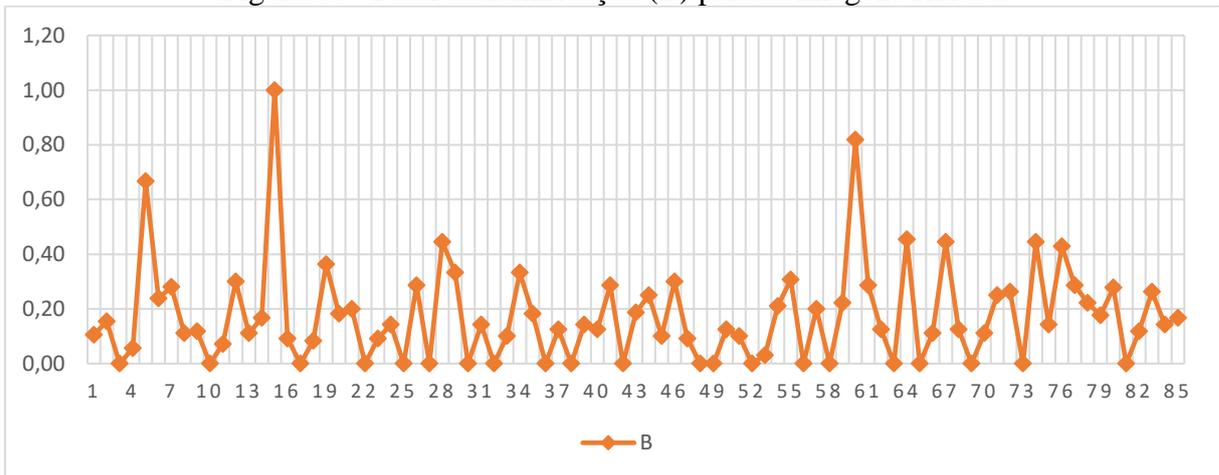


Figura 40 - Taxas de detecção verdadeira (TDR) e percentual de qualidade (Q) para as imagens HRSC.

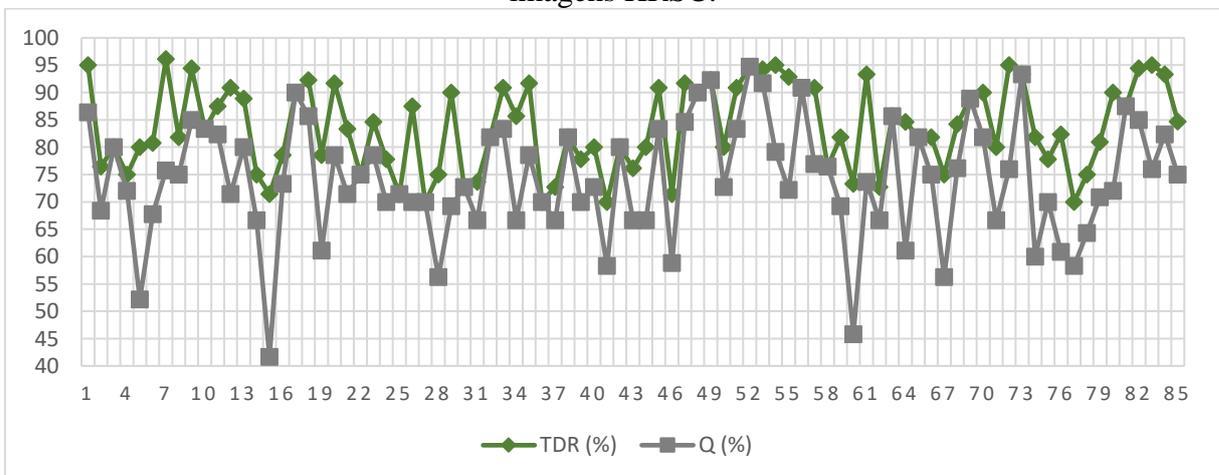
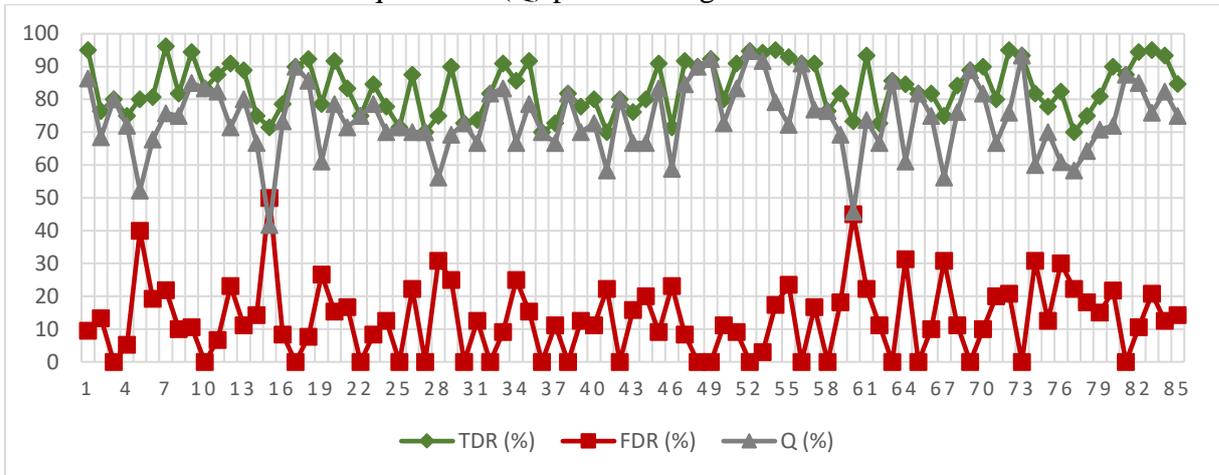


Figura 41 - Taxas de detecção verdadeira (TDR), detecção falsa (FDR) e percentual de qualidade (Q) para as imagens HRSC.



Conforme mostra a Figura 38, as taxas de detecção verdadeira (TDR), para a maioria dos recortes de imagens, se mantiveram no intervalo entre 70% e 96%, aproximadamente. No caso das taxas de detecção falsa (FDR), a maioria dos recortes apresentaram taxas entre 0% e 30%. Algumas exceções, como os recortes 5, 15 e 60, apresentaram taxas (FDR) de 40%, 50% e 45%, respectivamente. Como consequência das taxas de FDR, nota-se na Figura 39, os baixos valores para o fator de ramificação (B). Ao visualizar a Figura 40, verifica-se que as taxas de detecção verdadeira (TDR) e o percentual de qualidade (Q), considerando a maioria dos recortes de imagens, se mantêm em intervalos aproximadamente semelhantes, entre 70% e 90%. No entanto, há algumas exceções, como por exemplo, as taxas obtidas para os recortes 5, 15 e 50, os quais apresentam altas taxas de detecção falsa (FDR), o que reflete diretamente e de forma negativa, na estimativa do percentual de qualidade (Q) para estes recortes de imagens. Essas situações podem ser observadas, com mais detalhes, na Figura 41, sendo possível visualizar a relação entre a degradação do percentual de qualidade (Q) em função da alta taxa de detecção falsa (FDR), mesmo em casos onde a taxa de detecção verdadeira (TDR) se comportou de forma muito eficiente, com altas taxas.

Como pode ser observado nas figuras apresentadas anteriormente, seja em relação às métricas (Figura 36), ou às taxas (Figura 41), alguns casos específicos, tanto de forma positiva quanto negativa, se destacaram. Por exemplo, nota-se alguns casos em que se obteve uma alta taxa de detecção verdadeira (TDR) e uma baixa taxa de detecção falsa (FDR), evidenciando uma alta eficiência do método proposto. Por outro lado, há casos contrários, em que o método de detecção apresentou um desempenho razoável, com uma baixa eficiência para a detecção verdadeira (TDR) e alta taxa de detecção falsa (FDR). Além disso, casos que se enquadram em

nenhuma dessas duas situações também foram verificados. Nesse sentido, a partir da avaliação da detecção e delineamento das crateras de impacto em imagens HRSC com resolução espacial de 12,5 m/pixel, três casos específicos são apresentados. Para as imagens apresentadas nos casos a seguir, considera-se que os centros das estruturas identificados com uma cruz verde indicam as detecções verdadeiras, os centros identificados com uma cruz vermelha indicam detecções falsas, e os centros identificados com uma cruz azul indicam as crateras de impacto que pertencem ao *ground truth*, mas que não foram detectadas.

Caso 1 - TDR > 90%

O primeiro caso destaca as imagens, em que foi possível obter altas taxas de detecção verdadeira (TDR), especificamente superiores a 90%, conforme ilustra a Figura 42. A partir da Tabela 2 é possível verificar as taxas de TDR e de FDR, bem como o fator de ramificação (B) e o percentual de qualidade (Q) para dois recortes de imagens HRSC, 7 e 83, evidenciados na Figura 42.

Figura 42 - HRSC: imagens com altas taxas de detecção verdadeira (TDR > 90%).

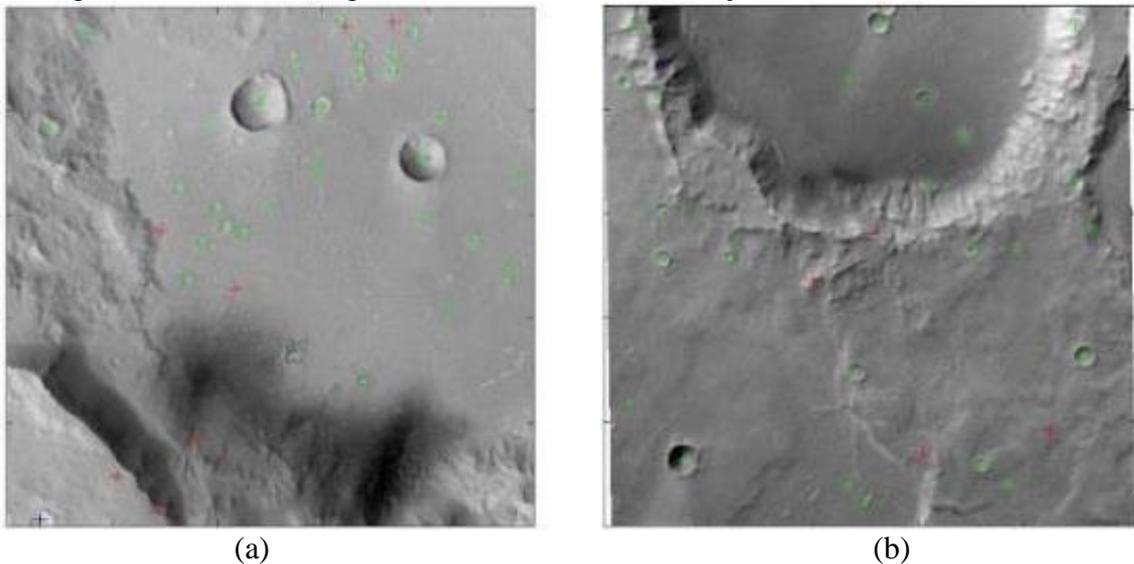


Tabela 2 - HRSC: taxas de desempenho com TDR > 90%.

HRSC	TDR (%)	FDR (%)	B	Q (%)
Recorte 7	96,15	21,88	0,28	75,76
Recorte 83	95	20,83	0,26	76

Pode-se observar na Tabela 2 que embora os recortes de imagens HRSC destacados na Figura 42 tenham apresentado uma alta taxa de detecção verdadeira (TDR), as taxas de detecção falsa (FDR), para o recorte 7 e para o recorte 83, são superiores a 20%. Esta ocorrência reflete diretamente no aumento do fator de ramificação (B), bem como na degradação do percentual de qualidade (Q), que para ambos os recortes se apresenta em torno de 75%.

Caso 2 - FDR < 10 %

O segundo caso exemplifica as imagens que apresentaram baixas taxas de detecções falsas (FDR), especificamente inferiores a 6 %, conforme ilustra a Figura 43. A partir da Tabela 3 é possível verificar as taxas de TDR e de FDR, bem como o valor do fator de ramificação (B) e o percentual de qualidade (Q) para dois recortes de imagens HRSC, 4 e 53, em destaque na Figura 43.

Figura 43 - HRSC: imagens com baixas taxas de detecção falsa (FDR < 10%).

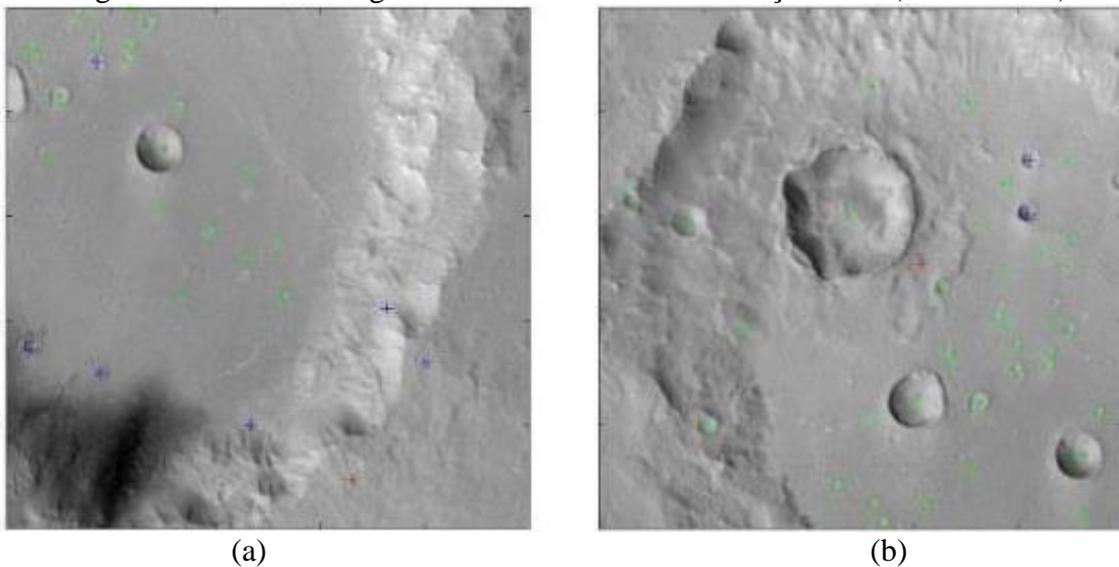


Tabela 3 - HRSC: taxas de desempenho com FDR < 10%.

HRSC	TDR (%)	FDR (%)	B	Q (%)
Recorte 4	75	5,26	0,05	72
Recorte 53	94,29	2,94	0,03	91,67

A partir dos dados apresentados na Tabela 3, verifica-se que os recortes de imagens em destaque, apresentados na Figura 43, apresentaram uma baixa taxa de detecção falsa (FDR), e consequentemente um baixo fator de ramificação (B). Além disso, o recorte 53 apresentou uma

alta taxa de detecção verdadeira (TDR), o que influenciou diretamente na obtenção de um alto percentual de qualidade (Q), igual a 91,67%. Por outro lado, o recorte 4 apresentou uma taxa de detecção verdadeira (TDR) igual a 75%, o que comprometeu o percentual de qualidade (Q), sendo este igual a 72%.

Caso 3 - TDR < 80 % e FDR > 10%

O terceiro caso apresenta as imagens, cujo desempenho não se comportou de forma muito satisfatória, com baixas taxas de detecções verdadeiras (TDR) e altas taxas de detecções falsas (FDR). Portanto, procurou-se exemplificar situações em que a TDR foi inferior a 80% e a FDR foi superior a 10%, conforme ilustra a Figura 44. A partir da Tabela 4 é possível verificar as taxas de TDR e de FDR, bem como o valor do fator de ramificação (B) e o percentual de qualidade (Q) para dois recortes de imagens HRSC, 41 e 43, evidenciados na Figura 44.

Figura 44 - HRSC: imagens com taxas razoáveis de detecção verdadeira e de detecção falsa (TDR < 80% e FDR > 10%).

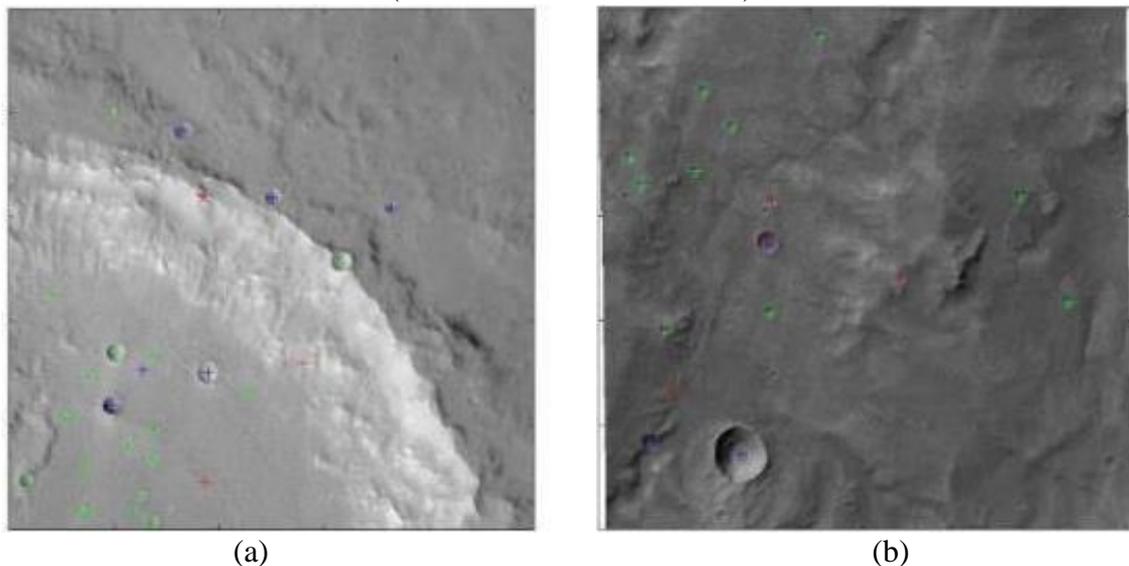


Tabela 4 - HRSC: taxas de desempenho com TDR < 80% e FDR > 10%.

HRSC	TDR (%)	FDR (%)	B	Q (%)
Recorte 41	70	22,22	0,28	58,33
Recorte 43	76,19	15,79	0,18	66,67

Verifica-se na Tabela 4 que os recortes de imagens, 41 e 43, em destaque na Figura 44 apresentaram uma baixa taxa de detecção verdadeira (TDR) e uma alta taxa de detecção falsa

(FDR), o que refletiu diretamente no aumento do fator de ramificação (B) e, conseqüentemente no baixo percentual de qualidade (Q). Neste último caso, nota-se que as taxas encontradas não condizem com o ótimo desempenho verificado nos dois primeiros casos considerados. Dessa forma, esta análise permitiu identificar algumas limitações do método proposto, as quais serão importantes para dar suporte e garantir o aprimoramento da detecção automática de crateras de impacto em imagens de alta resolução espacial da superfície de Marte, em trabalhos futuros.

4.2 Experimentos com as imagens HiRISE

Os experimentos realizados com as imagens HiRISE, seguem, em sua maior parte, a mesma rotina definida para a realização dos experimentos com as imagens HRSC. Os aspectos divergentes estão relacionados aos resultados provenientes de cada processamento, bem como à parametrização, para garantir a detecção automática de crateras de impacto em imagens com resolução espacial de 1 m/pixel. Nesse sentido, cinco imagens adquiridas pela câmera HiRISE, georreferenciadas, foram selecionadas, as quais deram origem a 31 recortes com dimensões de 2.500 x 2.500 pixels. A Tabela 5 apresenta algumas características das imagens originais, tais como nome, projeção, dimensão em pixels (coluna x linha) e resolução espacial.

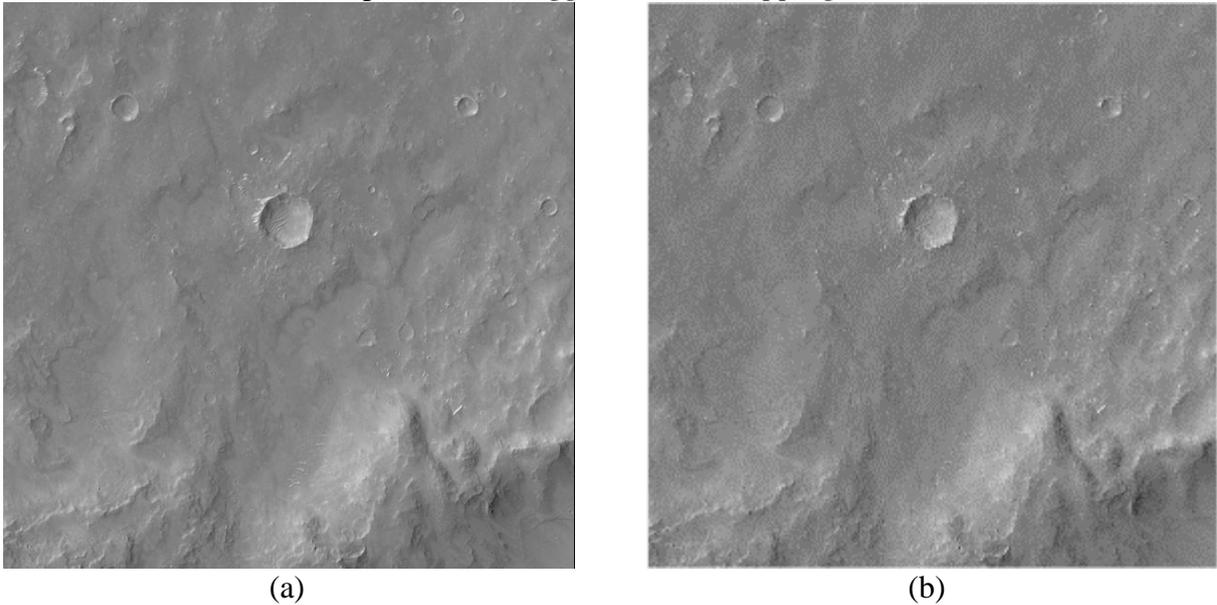
Tabela 5 - Características das imagens originais HiRISE selecionadas.

Imagem	Projeção	Dimensão (pixels)	Resolução espacial (m/pixel)
ESP_036062_1840	Equirretangular	7538 x 23256	1
ESP_041937_1920	Equirretangular	7344 x 20954	1
ESP_037196_1840	Equirretangular	7698 x 22463	1
ESP_036740_1880	Equirretangular	5595 x 16561	1
ESP_016250_1885	Equirretangular	8363 x 24943	1

Pré-Processamento: remoção de ruídos e realce de bordas

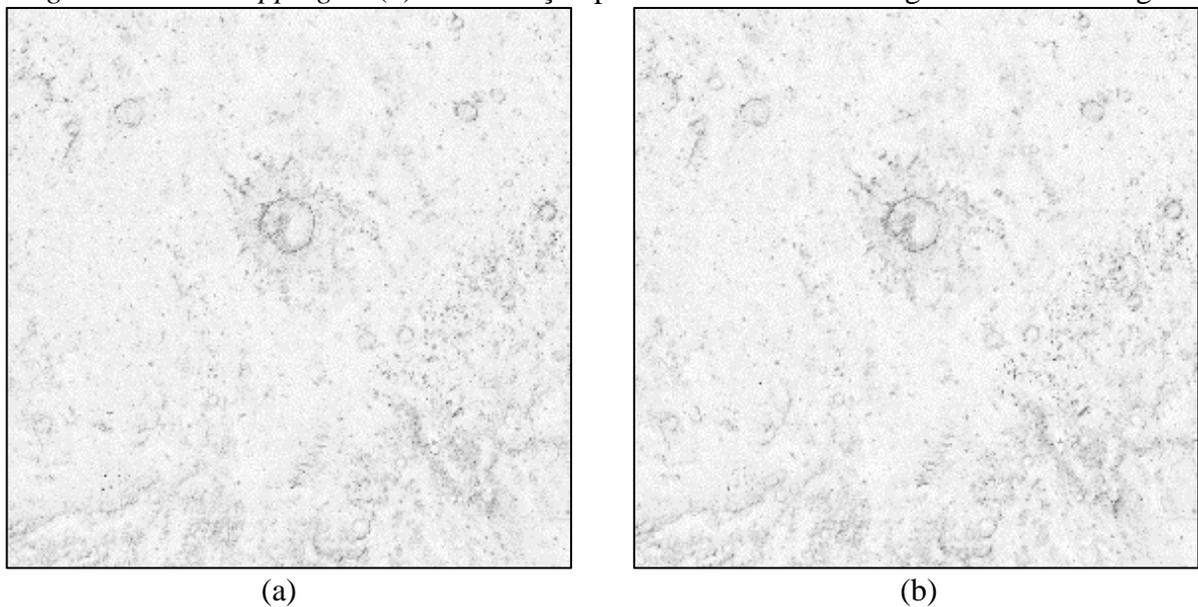
De posse dos recortes de imagens HiRISE, realizou-se o pré-processamento das cenas para remover a maioria dos ruídos e realçar as bordas das estruturas, especificamente as crateras de impacto. Portanto, aplicou-se a técnica *toggle contrast mappings*. Para as imagens HiRISE, utilizou-se um elemento estruturante do tipo disco, com dimensão igual a 2. A Figura 45a ilustra o recorte de imagem HiRISE de entrada na etapa de pré-processamento, enquanto a Figura 45b apresenta o resultado da aplicação da técnica *toggle contrast mappings*.

Figura 45 - Imagens HiRISE: (a) recorte de uma imagem original e (b) resultado da filtragem pela técnica *toggle contrast mappings*.



A Figura 45a ilustra um recorte da imagem original “ESP_036062_1840”. O resultado da aplicação do *toggle contrast mappings*, mostrado na Figura 45b, apresenta uma imagem com menos ruídos, capaz ainda de preservar as bordas das estruturas presentes na imagem. A partir da filtragem (Figura 45b), aplicou-se o gradiente morfológico por dilatação e erosão, adotando-se o elemento estruturante do tipo de disco, com dimensão igual a 2. A Figura 46a ilustra o resultado do gradiente morfológico, submetido, posteriormente, a operação de reconstrução por fechamento (Figura 46b). O operador negativo foi aplicado aos resultados da Figura 46.

Figura 46 - Imagens HiRISE: (a) gradiente morfológico da imagem filtrada pela técnica *toggle contrast mappings* e (b) reconstrução por fechamento sobre o gradiente morfológico.

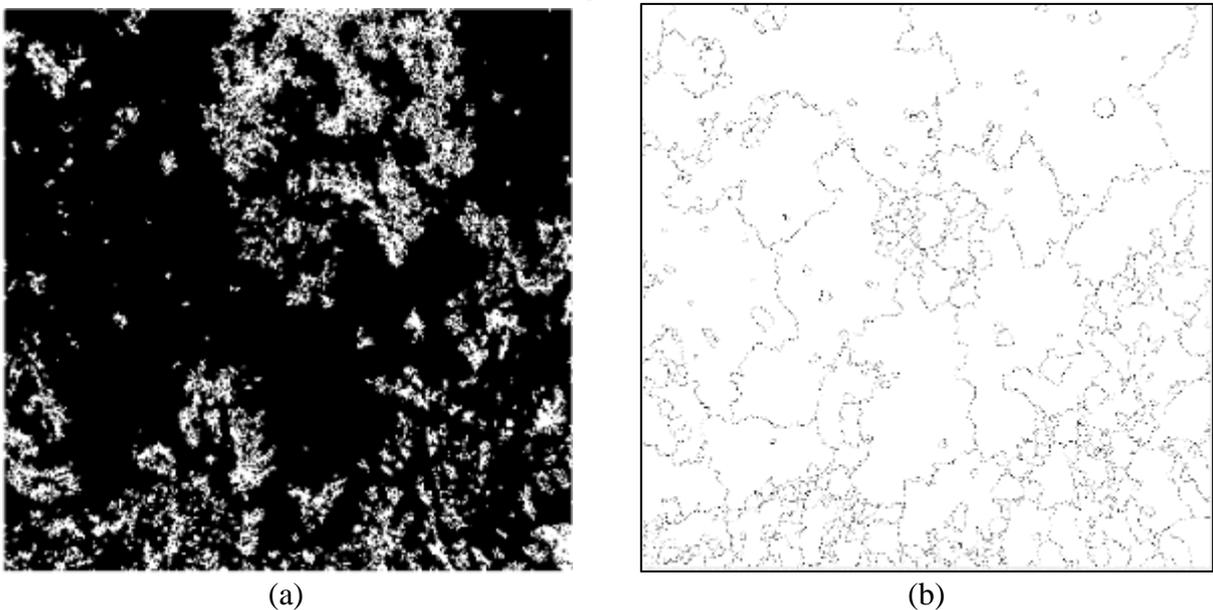


A imagem resultante, apresentada na Figura 46b, garantiu a remoção da maioria dos ruídos indesejados e auxiliou no realce das bordas das estruturas presentes na cena. A dimensão do filtro para a aplicação da reconstrução foi testada e avaliada, e os melhores resultados, para as imagens HiRISE, foram obtidos a partir da dimensão igual a 2. Portanto, este parâmetro foi fixado e aplicado considerando todos os 31 recortes de imagens utilizados.

Detecção e delineamento de crateras de impacto

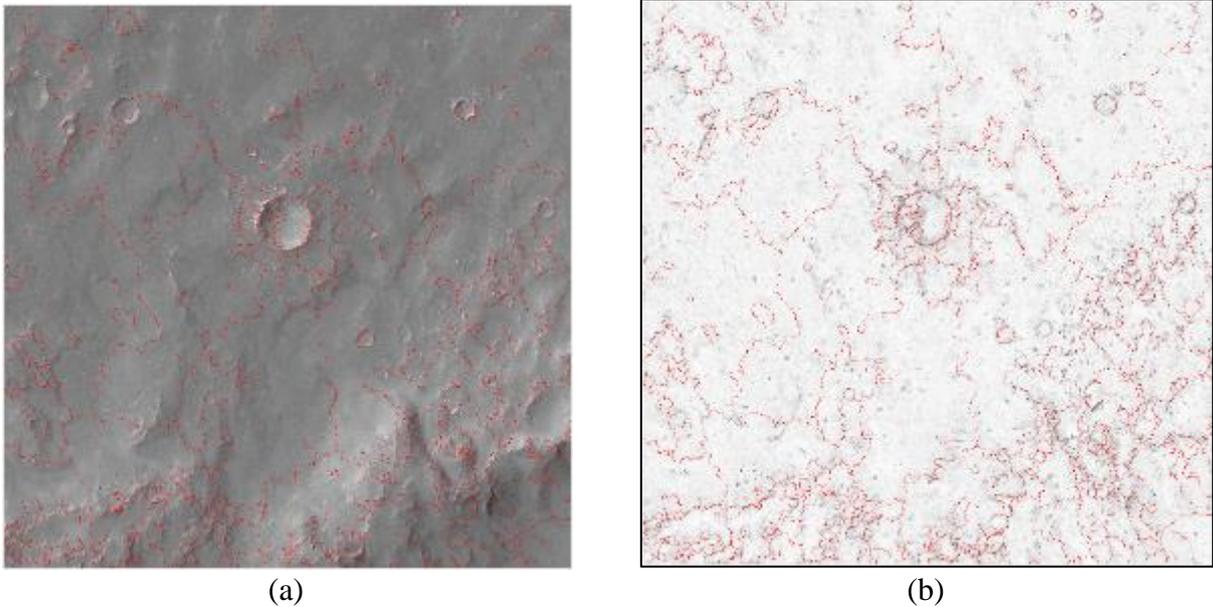
Após o pré-processamento, a etapa seguinte consistiu na detecção e delineamento das estruturas candidatas a crateras de impacto. Para isso, utilizou-se a técnica de segmentação pela transformação *watershed*. Inicialmente, foram criados marcadores a partir da função mínimo regional, com base no resultado da reconstrução do gradiente morfológico (Figura 46b), o qual foi ainda filtrado pelo operador “*mmhmin*”, com uma dimensão igual a 4. Esta dimensão para a filtragem com o operador “*mmhmin*”, necessária na aplicação do mínimo regional, foi testada e avaliada visando obter imagens com poucos ruídos e muitas detecções. A imagem marcadora gerada é apresentada na Figura 47a. Com isso, a transformação *watershed* foi realizada a partir da imagem correspondente ao gradiente morfológico filtrado pela técnica *toggle contrast mappings* (Figura 46a), a imagem marcadora (Figura 47a) e um elemento estruturante do tipo disco com dimensão igual a 1. O resultado da transformação *watershed* é apresentado na Figura 47b (imagem invertida com o operador negativo), com destaque para as linhas de *watershed*.

Figura 47 - Imagens HiRISE: (a) Imagem marcadora e (b) resultado da segmentação pela transformação *watershed*.



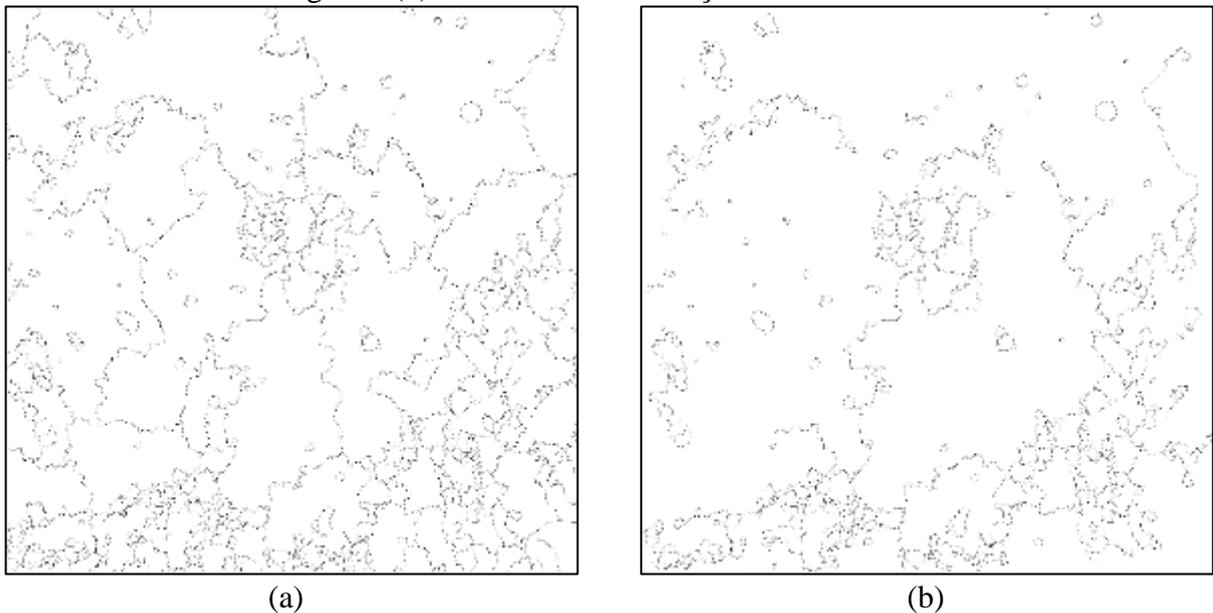
A visualização das linhas de *watershed* sobre a imagem de entrada (Figura 48a), bem como dos contornos sobrepostos a reconstrução do gradiente (Figura 48b, imagem invertida), permitem verificar muitas linhas que contornam as estruturas não correspondentes às crateras.

Figura 48 - Imagens HiRISE: (a) sobreposição das linhas de *watershed* com a imagem de entrada e (b) sobreposição dos contornos das estruturas com o gradiente morfológico filtrado pela reconstrução por fechamento.



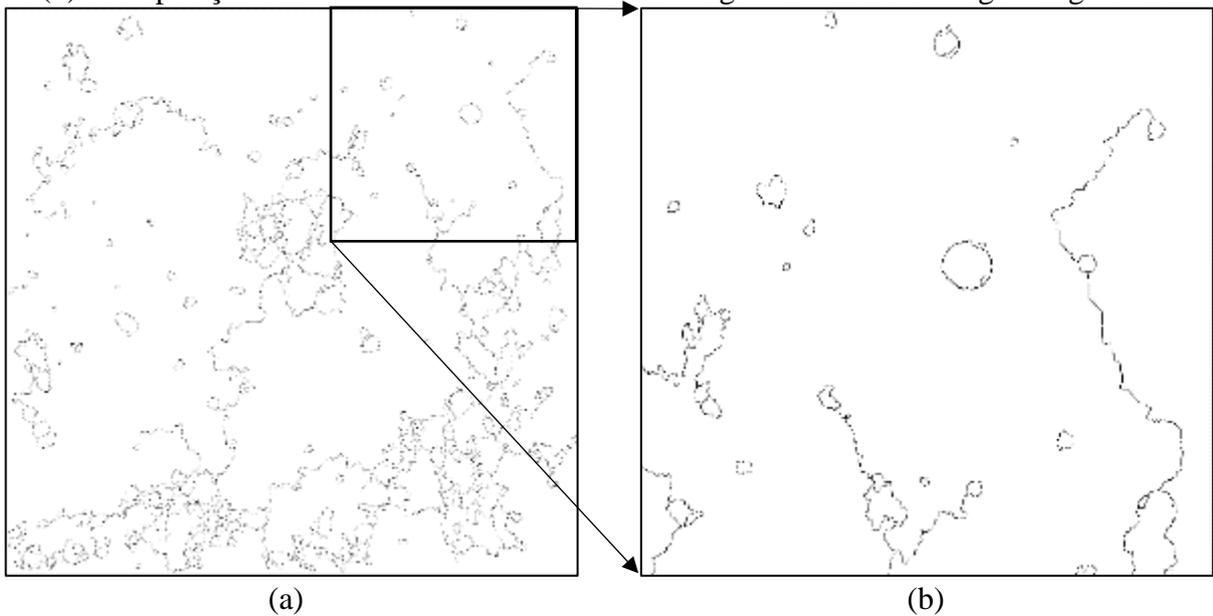
Para solucionar o caso mencionado anteriormente, as linhas de *watershed* em excesso, que tocam as bordas das imagens, foram isoladas (Figura 49a, imagem invertida) e removidas (Figura 49b, imagem invertida).

Figura 49 - Imagens HiRISE: (a) resultado da subtração das linhas da *watershed* com a borda da imagem e (b) resultado da eliminação das linhas isoladas.



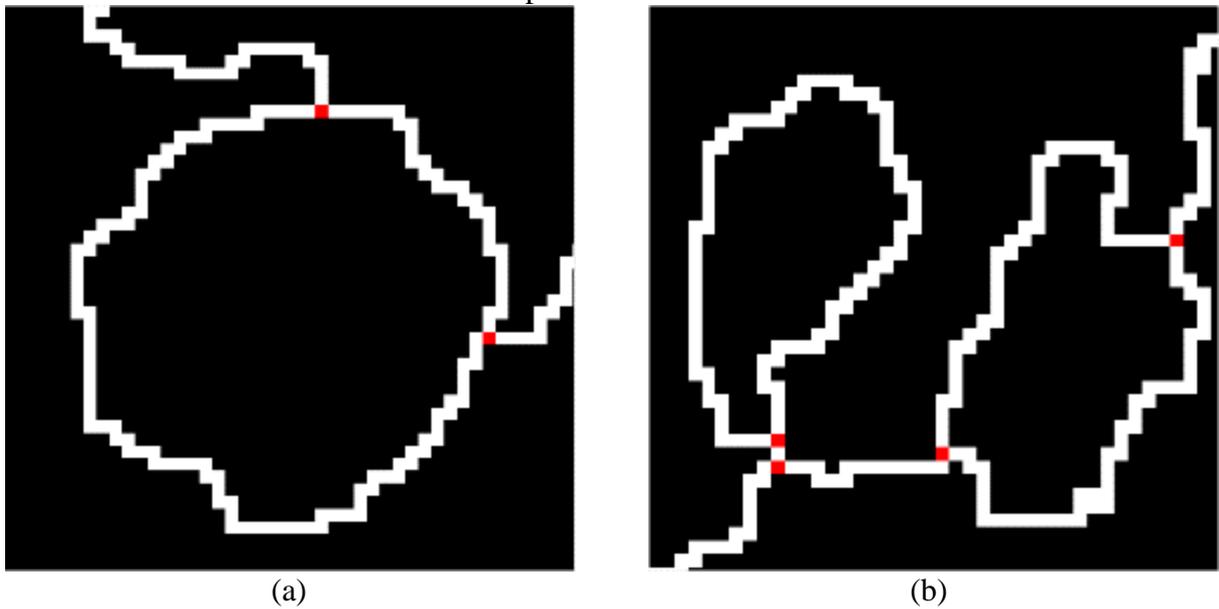
Assim como realizado para as imagens HRSC, a etapa seguinte consistiu na dinâmica dos contornos. O processo da dinâmica se inicia com a transformação da imagem segmentada refinada, a qual é ilustrada na Figura 49b, por meio do operador de espessamento (*thickening*). A partir do resultado obtido pelo espessamento, aplicou-se o operador de afinamento (*thinning*), o qual promoveu o afinamento das linhas de *watershed* a um pixel de espessura. O resultado da aplicação do afinamento para as linhas de *watershed* considerando o recorte da imagem HiRISE “ESP_036062_1840”, com dimensão de 2.500 x 2.500 pixels, é apresentado na Figura 50a. Por outro lado, a Figura 50b mostra a sobreposição das linhas de *watershed* obtidas para a imagem afinada, com as linhas de contorno geradas a partir da imagem segmentada. Com o intuito de melhorar a visualização, aplicou-se o operador negativo em ambos os resultados da Figura 50.

Figura 50 - Imagens HiRISE: (a) afinamento das linhas de *watershed* a um pixel de espessura e (b) sobreposição das linhas de *watershed* entre a imagem afinada e a imagem segmentada.



É possível verificar no resultado da aplicação do operador de afinamento (Figura 50a), os esqueletos de espessura unitária. Para amenizar o efeito de ramificação dos esqueletos da imagem foi utilizado o *pruning*, sendo possível extrair, a partir da imagem afinada (Figura 50a), os pontos extremos, determinando por consequência, as arestas isoladas ou linhas de *watershed* isoladas. Portanto, durante esse processamento, os vértices que unem as linhas de *watershed* foram removidos. A Figura 51a ilustra a identificação dos vértices, ou pontos múltiplos, na dinâmica dos contornos para estruturas pertencentes a imagem que correspondem a crateras, enquanto a Figura 51b apresenta alguns vértices detectados para uma parte qualquer da imagem afinada, com destaque para os pontos múltiplos a serem removidos durante a dinâmica.

Figura 51 - Imagens HiRISE: (a) identificação dos vértices (pontos múltiplos), sobrepostos as linhas de *watershed*, para uma cratera e (b) parte da imagem com foco na identificação dos vértices para outras estruturas.



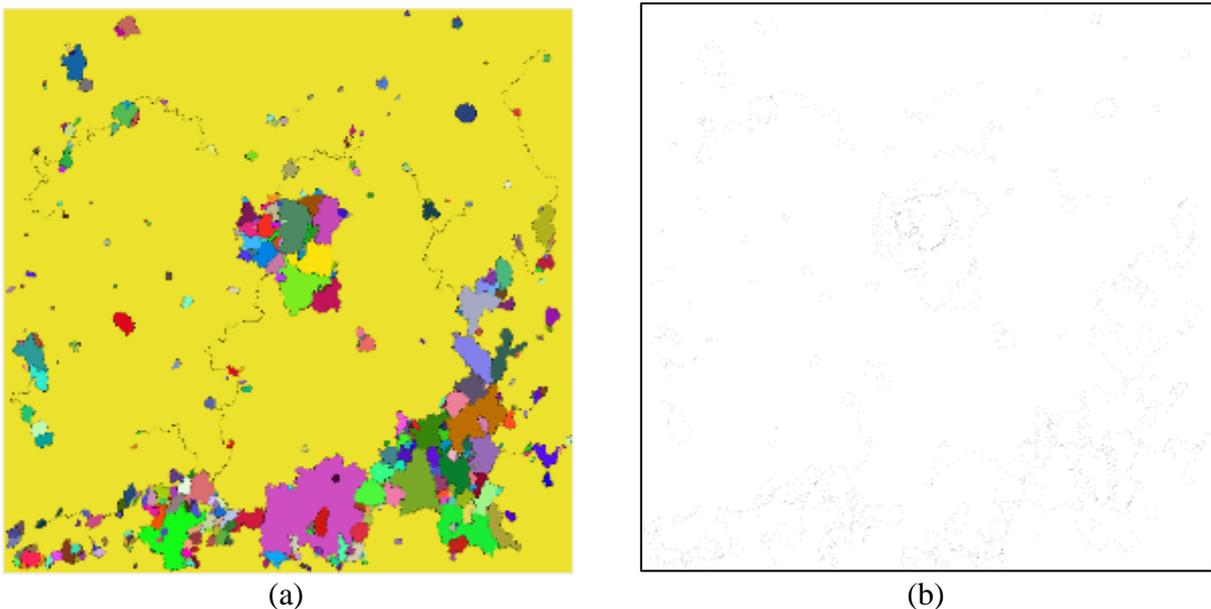
Em consequência da remoção dos vértices ou pontos múltiplos, a Figura 52a apresenta a determinação das arestas isoladas considerando as linhas de *watershed* para as estruturas que correspondem a crateras de impacto. Enquanto que a Figura 52b ilustra uma parte da imagem representando a eliminação dos vértices (ou pontos múltiplos), contendo somente as arestas isoladas, para os demais tipos de estruturas.

Figura 52 - Imagens HiRISE: (a) identificação das arestas isoladas após a remoção dos vértices para uma cratera e (b) visualização de uma parte da imagem com foco nas arestas isoladas para outras estruturas.



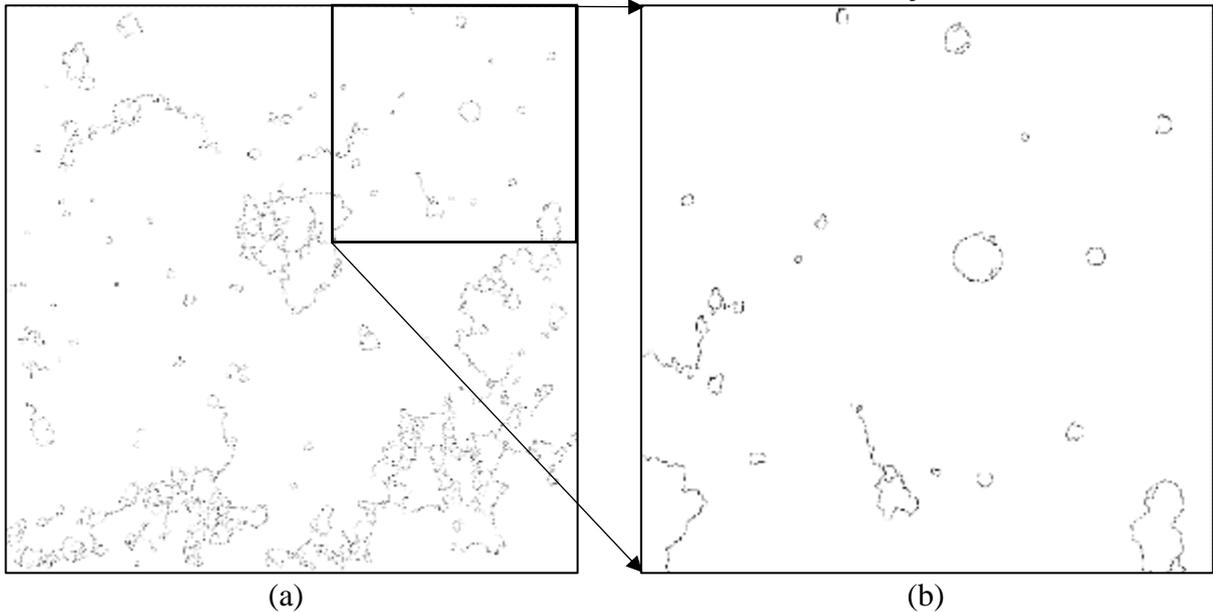
Após a determinação das arestas isoladas (Figura 52), utilizou-se a rotulação para as estruturas detectadas pela transformação *watershed*, como ilustra a Figura 53a. Além disso, na sequência, foram determinados os pontos de sela e as bacias a serem consideradas no cálculo da dinâmica. Neste processamento, a função utilizada foi a “*mmgrain*”. Para a determinação das bacias foram utilizadas a imagem rotulada (Figura 53a), o gradiente morfológico da imagem de entrada (Figura 46a), e a medida a calculada foi o mínimo. Para a determinação dos pontos de sela, a partir da mesma operação, foram utilizadas a rotulação da imagem contendo as arestas isoladas da *watershed*, o gradiente morfológico da imagem de entrada (Figura 46a), e a medida calculada foi o mínimo. Após o processamento, as bacias foram ainda dilatadas, de tal forma a encherem as arestas com o maior valor dos mínimos das bacias. Por fim, a partir dos mínimos, para os pontos de sela e para as bacias, as quais foram dilatadas, foi realizado efetivamente o cálculo da dinâmica da *watershed* ou dinâmica dos contornos. A Figura 53b (imagem invertida) ilustra a imagem resultante do cálculo da dinâmica dos contornos.

Figura 53 - Imagens HiRISE: (a) rotulação das estruturas detectadas e (b) resultado da dinâmica da *watershed*.



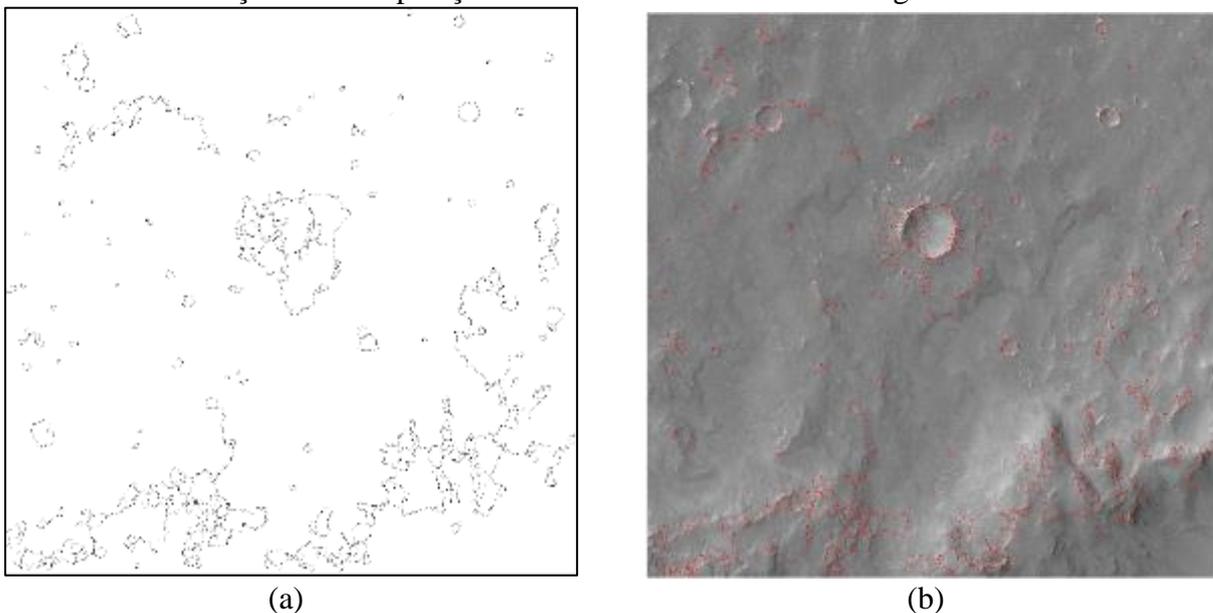
O resultado da dinâmica foi binarizado, como ilustra a Figura 54a (imagem invertida). Esta operação foi realizada com base nos níveis de cinza da imagem, mínimo e máximo, a partir da análise do histograma. O valor mínimo foi definido após muitos testes e avaliações, sendo fixado no valor igual a 2. Para a determinação do valor máximo, respeitou-se o maior nível de cinza da imagem. Diante disso, aplicou-se a união dos vértices definidores dos contornos com a binarização, como mostra a Figura 54b (imagem invertida com o operador negativo).

Figura 54 - Imagens HiRISE: (a) binarização do resultado da dinâmica e (b) união dos vértices, removidos anteriormente, com a binarização.



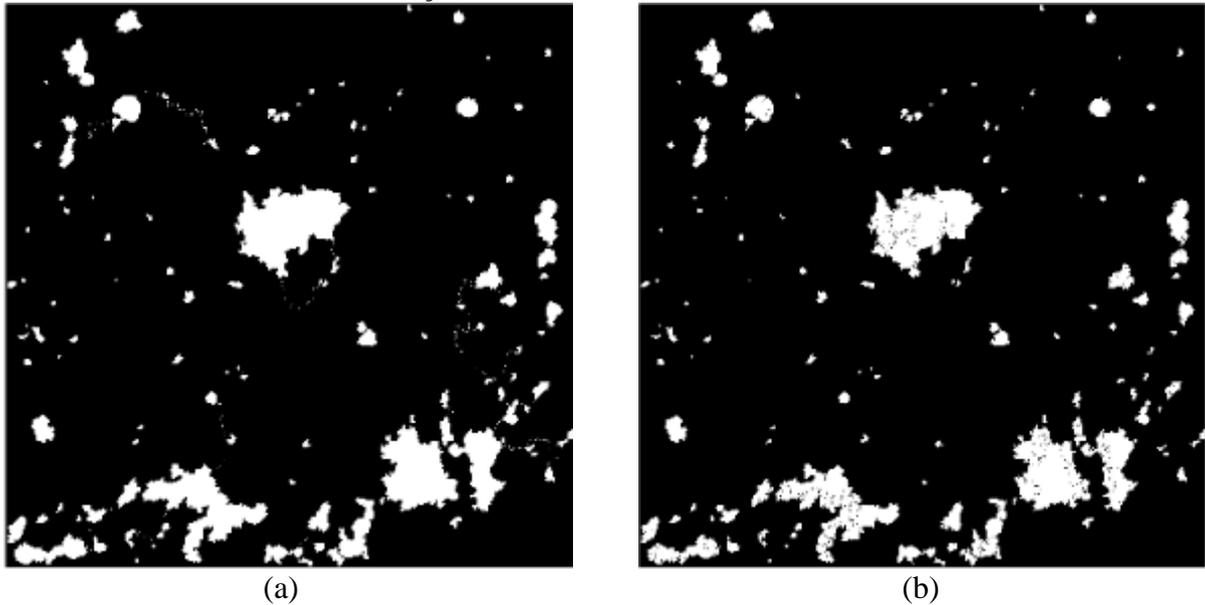
Após a binarização (Figura 54a), nota-se que a dinâmica se mostrou capaz de promover uma grande melhoria no delineamento das estruturas. A partir da reconstrução das linhas de *watershed*, juntamente com os seus vértices definidores, foi realizada a remoção dos segmentos não conectados, apresentada na Figura 55a (imagem invertida com o operador negativo). Por outro lado, a Figura 55b ilustra a visualização das linhas de *watershed* restantes sobre a imagem de entrada, após a remoção dos segmentos isolados.

Figura 55 - Imagens HiRISE: (a) remoção dos segmentos não conectados na imagem, e (b) visualização da sobreposição das linhas restantes com a imagem de entrada.



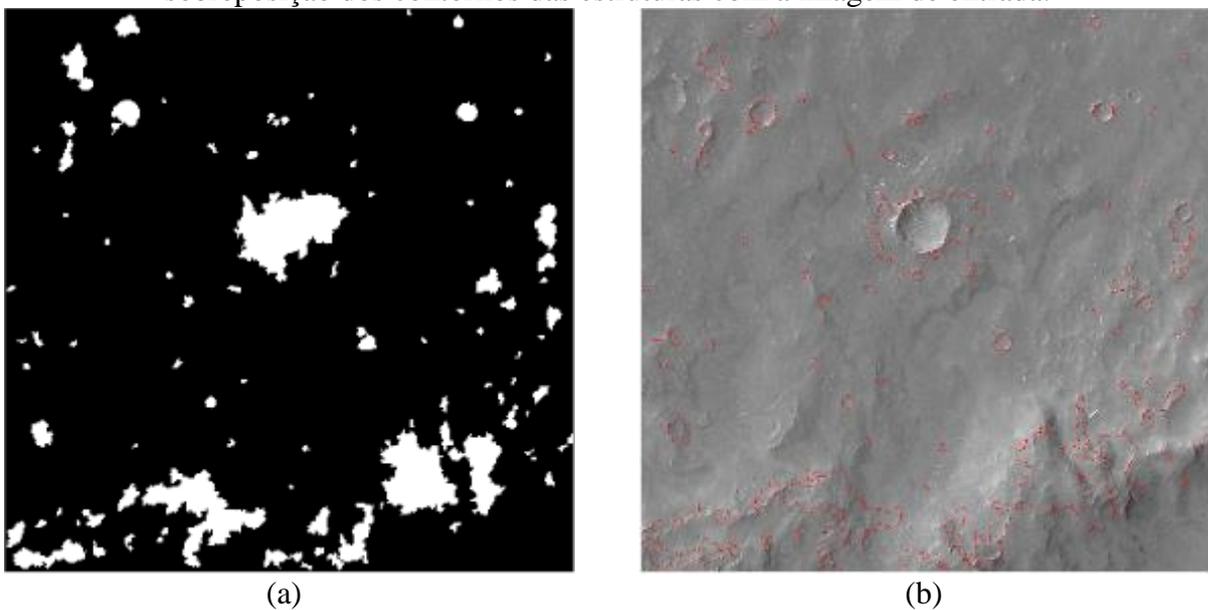
Em seguida, aplicou-se o preenchimento das estruturas, como ilustra a Figura 56a. As linhas de *watershed* restantes, que não correspondem ao delineamento das estruturas candidatas a crateras de impacto, foram removidas por meio de uma subtração, como ilustra a Figura 56b.

Figura 56 - Imagens HiRISE: (a) preenchimento das estruturas detectadas e (b) resultado da eliminação das linhas de conexão restantes.



O preenchimento das estruturas foi finalizado com o uso do operador de fechamento, como mostra a Figura 57a. Além disso, a sobreposição dos contornos das estruturas detectadas com a imagem de entrada é apresentada na Figura 57b.

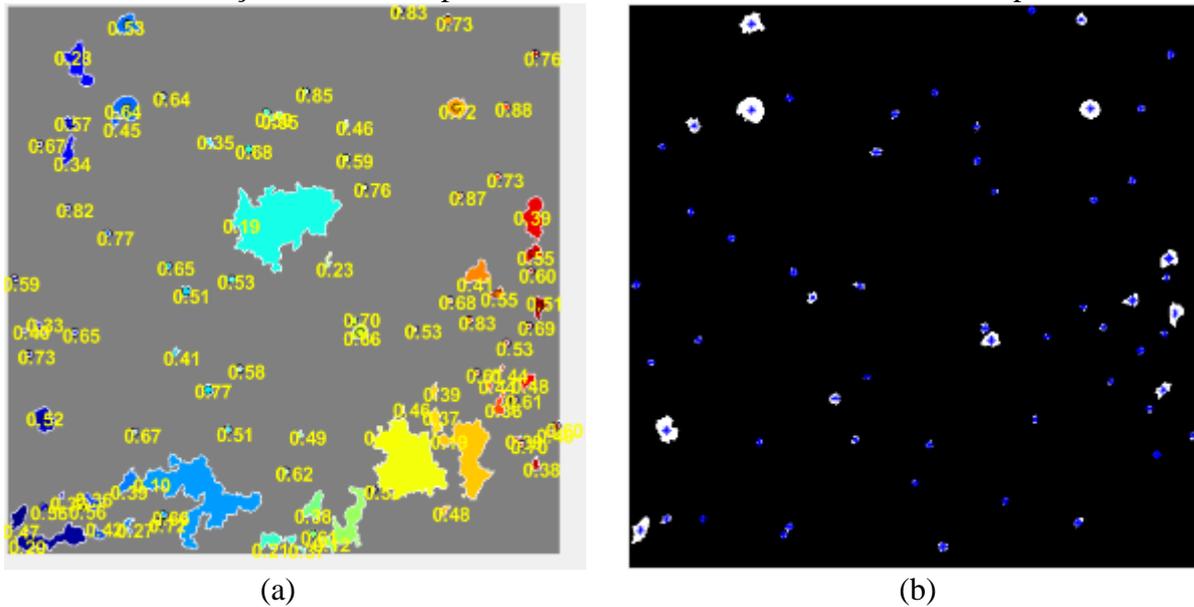
Figura 57 - Imagens HiRISE: (a) finalização do preenchimento das estruturas detectadas e (b) sobreposição dos contornos das estruturas com a imagem de entrada.



Pós-Processamento: refinamento da detecção

No pós-processamento, as estruturas com pequenas dimensões foram removidas por meio do operador de abertura por área, suprimindo as estruturas conectadas, muito pequenas, que não correspondem às crateras de impacto. Além disso, as circularidades das estruturas foram calculadas. A Figura 58a apresenta as estruturas detectadas acompanhadas dos seus índices de circularidade. Com isso, aplicou-se um limiar para filtrar as estruturas, contribuindo com a redução daquelas que não correspondem às crateras. O limiar adotado para o índice de circularidade foi igual a 0,5, o qual foi definido com base em avaliações visuais após verificar o comportamento da detecção para algumas imagens testes. Sendo assim, estruturas com índice de circularidade inferior a 0,5 foram eliminadas do conjunto de estruturas detectadas. A Figura 58b apresenta a imagem resultante contendo as estruturas filtradas pelo índice de circularidade.

Figura 58 - Imagens HiRISE: (a) Índice de circularidade das estruturas detectadas e (b) identificação dos centros para cada estrutura candidata a cratera de impacto.

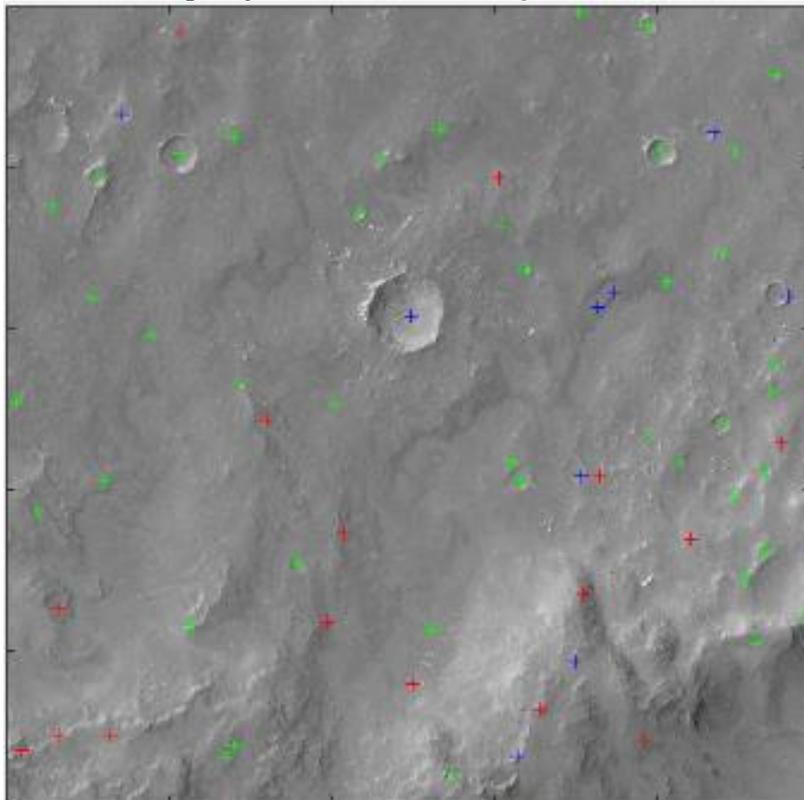


Após essa filtragem, foi calculada a posição do centro para cada estrutura detectada, bem como os seus respectivos raios. Na Figura 58b, os centros das estruturas candidatas reais a crateras estão representados por meio das marcações em azul. Cabe ressaltar que os valores de posição dos centros das estruturas detectadas, bem como os raios foram utilizados na comparação com os dados que compõem o *ground truth*, com o intuito de avaliar o desempenho do método proposto, por meio de métricas e taxas de avaliação.

Avaliação do desempenho da detecção

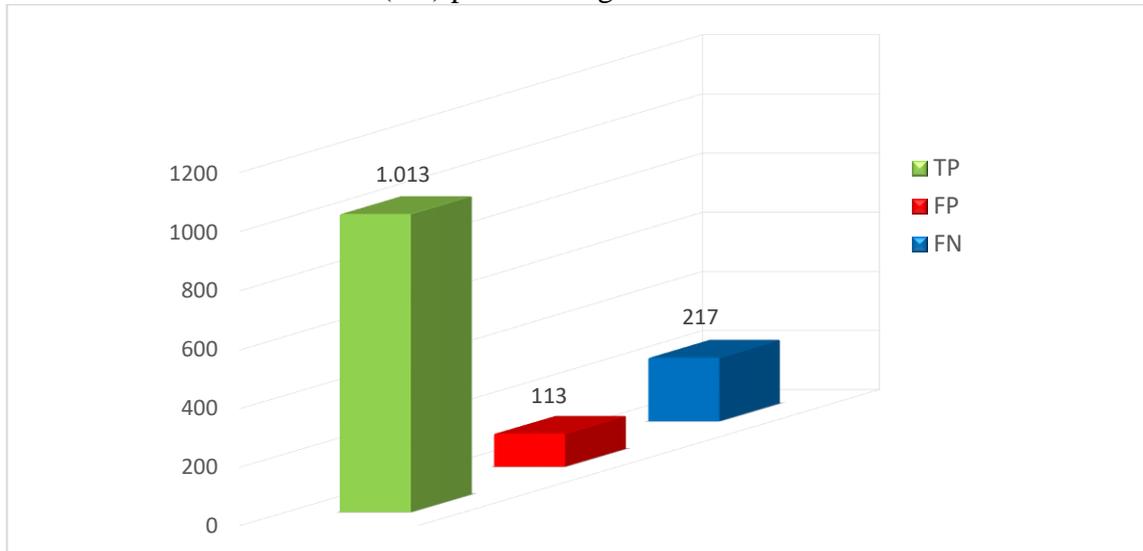
Após o processamento, para cada um dos 31 recortes de imagens HiRISE, foi gerada uma imagem com o resultado da detecção e delineamento das crateras de impacto. A Figura 59 exemplifica a imagem resultante para um recorte da imagem “ESP_036062_1840”. Os centros das estruturas identificados com uma cruz verde indicam as detecções verdadeiras, os centros identificados com uma cruz vermelha indicam as detecções falsas, e os centros identificados com uma cruz azul indicam as crateras que pertencem ao *ground truth*, mas que não foram detectadas pelo método proposto. Para realizar a avaliação do desempenho da detecção, nas imagens HiRISE, foram consideradas crateras de impacto com raio entre 30 e 500 metros.

Figura 59 - Imagens HiRISE: resultado da detecção de crateras de impacto com base na comparação com os dados do *ground truth*.



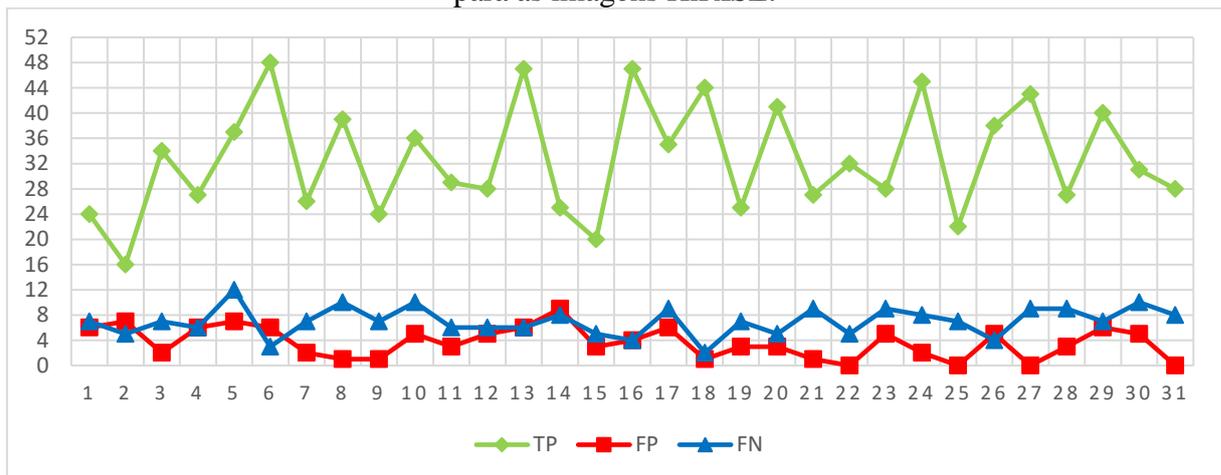
Além da representação visual obtida para cada recorte de imagens HiRISE, contendo as crateras que foram detectadas corretamente (ou *True Positive* - TP), as estruturas que foram detectadas erroneamente (ou *False Positive* - FP) e as crateras que não foram detectadas (ou *False Negative* - FN), as métricas globais (TP, FP e FN) considerando todos os 31 recortes de imagens HiRISE também foram calculadas. A Figura 60 apresenta as métricas globais de TP, FP e FN, considerando todo o conjunto de imagens HiRISE.

Figura 60 - Métricas globais de verdadeiro positivo (TP), falso positivo (FP) e falso negativo (FN) para as imagens HiRISE.



Pode-se verificar, na Figura 60, que o conjunto composto por 31 recortes de imagens HiRISE, com base na comparação de dados do *ground truth*, apresentou um total de 1.013 crateras detectadas corretamente (TP), 113 estruturas detectadas incorretamente (FP) e 217 crateras não foram detectadas (FN). A Figura 61 apresenta os valores das métricas TP, FP e FN para cada um dos recortes de imagens HiRISE.

Figura 61 - Métricas de verdadeiro positivo (TP), falso positivo (FP) e falso negativo (FN) para as imagens HiRISE.

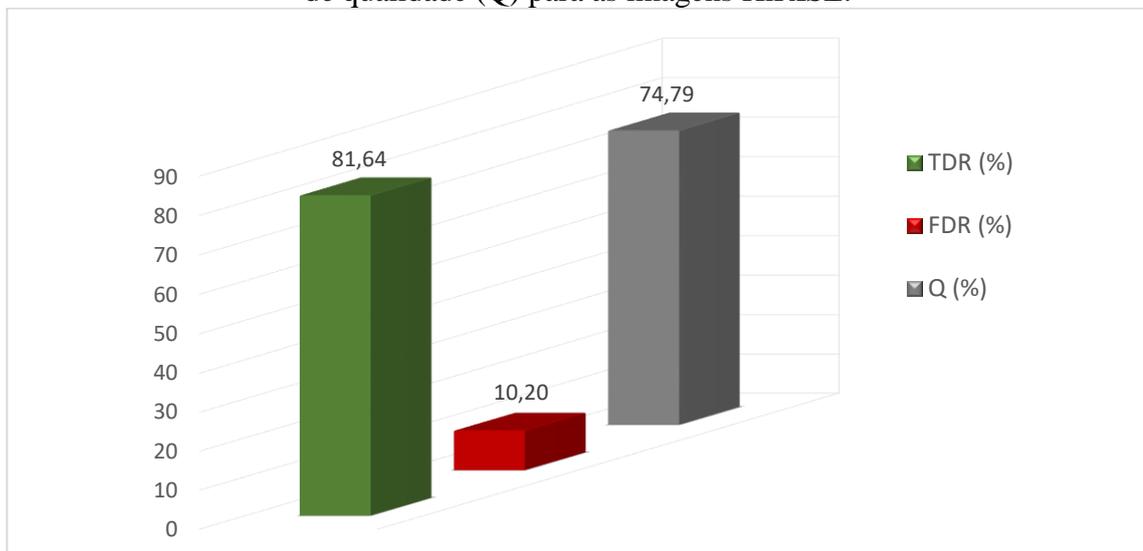


A partir dos resultados, apresentados na Figura 61, verifica-se que para a maioria dos recortes de imagens HiRISE, a métrica de verdadeiro positivo se manteve na faixa entre 24 e 47 detecções, com algumas exceções para menos, como no caso dos recortes 2, 15 e 25. Em relação às métricas de falso positivo, as quantidades se mantiveram, em sua maioria, na faixa

entre 0 e 5 detecções incorretas, com exceção, por exemplo, do recorte 14, o qual apresentou o valor de 9 detecções falsas. Quanto às métricas de falso negativo, se mantiveram, na maioria dos casos, na faixa entre 3 e 10, as quais correspondem ao número de crateras de impacto presentes no *ground truth*, mas que não foram detectadas.

O cálculo das métricas TP, FP e FN para cada um dos 31 recortes de imagens HiRISE também permitiu a determinação das taxas de detecção verdadeira (ou *True Detection Rate* - TDR), de detecção falsa (*False Detection Rate* - FDR), bem como do fator de ramificação (ou *Branching Factor* - B) e do percentual de qualidade (ou *Quality Percentage* - Q). A Figura 62 apresenta as taxas globais de TDR, FDR e o percentual Q para as imagens HiRISE.

Figura 62 - Taxas globais de detecção verdadeira (TDR), detecção falsa (FDR) e percentual de qualidade (Q) para as imagens HiRISE.



Como pode ser observado na Figura 62, obteve-se uma taxa de eficiência compatível a 81,64% na detecção de crateras de impacto (TDR) com raios entre 30 e 500 metros. Além disso, a taxa de detecção falsa (FDR) é baixa, sendo igual a 10,20%, e o percentual de qualidade (Q) foi de 74,79%. As taxas de detecção verdadeira (TDR) e de detecção falsa (FDR), o fator de ramificação (B), além do percentual de qualidade (Q) para cada um dos 31 recortes de imagens HiRISE podem ser verificados nas figuras a seguir. A Figura 63 apresenta as taxas de TDR e de FDR, a Figura 64 mostra o fator de ramificação B, a Figura 65 apresenta as taxas de TDR e o percentual de qualidade Q, enquanto a Figura 66 apresenta, simultaneamente, as taxas de TDR, de FDR e o percentual Q para as imagens HiRISE.

Figura 63 - Taxas de detecção verdadeira (TDR) e falsa (FDR) para as imagens HiRISE.

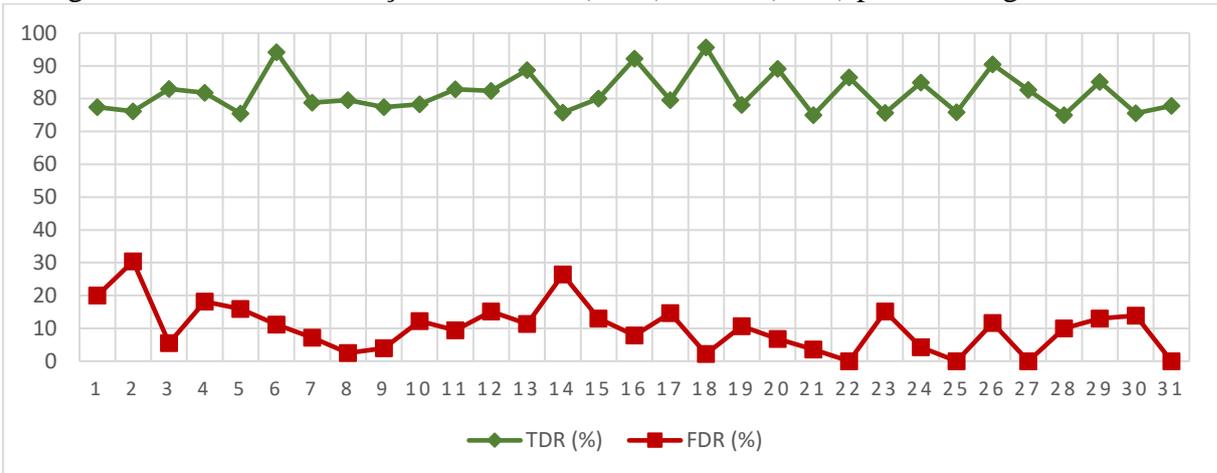


Figura 64 - Fator de ramificação (B) para as imagens HiRISE.

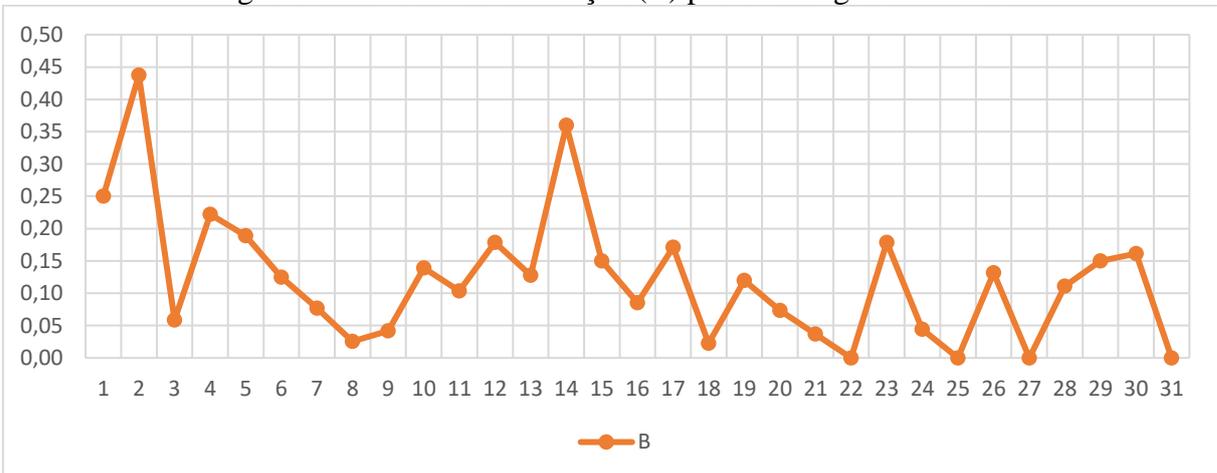


Figura 65 - Taxas de detecção verdadeira (TDR) e percentual de qualidade (Q) para as imagens HiRISE.

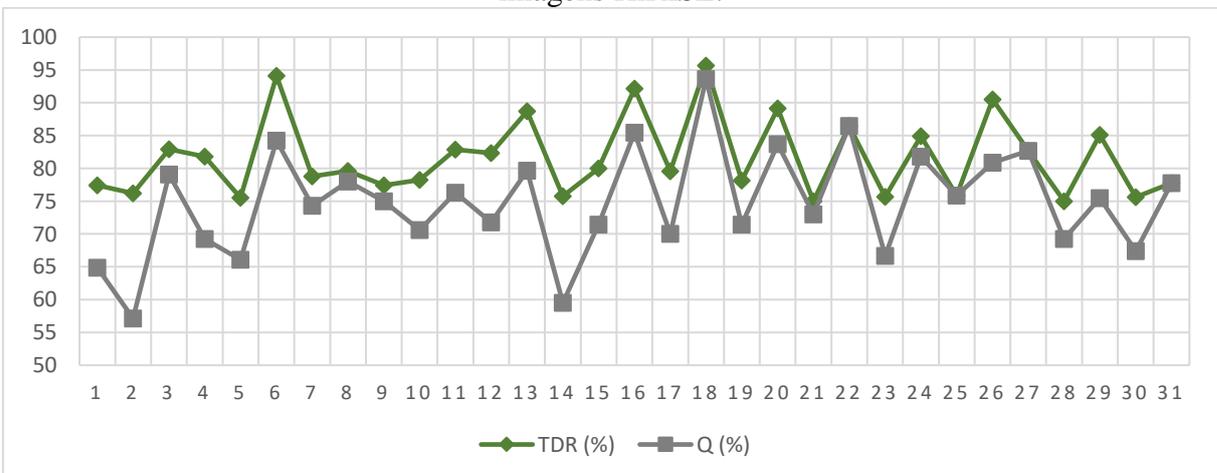
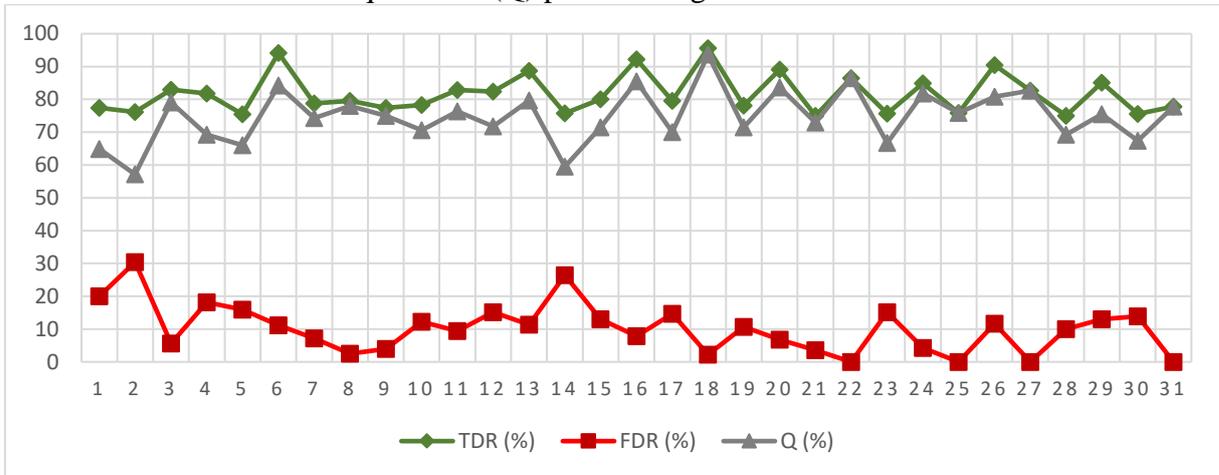


Figura 66 - Taxas de detecção verdadeira (TDR), detecção falsa (FDR) e percentual de qualidade (Q) para as imagens HiRISE.



Conforme mostra a Figura 63, as taxas de detecção verdadeira (TDR), para a maioria dos recortes de imagens, se mantiveram no intervalo entre 75% e 96%, aproximadamente. No caso das taxas de detecção falsa (FDR), a maioria dos recortes apresentaram taxas entre 0% e 20%. Algumas exceções, como os recortes 2 e 14, apresentaram taxas (FDR) de 30% e 26,47%, respectivamente. Como consequência das taxas de FDR, nota-se na Figura 64, os baixos valores para o fator de ramificação (B). Ao visualizar a Figura 65, nota-se que as taxas de detecção verdadeira (TDR) e o percentual de qualidade (Q) se mantêm em intervalos muito próximos, na maioria dos casos, entre 70% e 85%, aproximadamente. No entanto, há algumas exceções, como por exemplo, as taxas obtidas para os recortes 2 e 14, os quais apresentaram altas taxas de detecção falsa (FDR), o que refletiu diretamente na estimativa do percentual de qualidade (Q), sendo as taxas iguais 57,14% e 59,52%, respectivamente. Essas situações podem ser observadas, com mais detalhes, na Figura 66, sendo possível visualizar a relação entre a degradação do percentual de qualidade (Q) em função da taxa de detecção falsa (FDR), para os casos mencionados.

Como pode ser observado nas figuras apresentadas anteriormente, seja em relação às métricas (Figura 61), ou às taxas (Figura 66), alguns casos específicos se destacaram, tanto de forma positiva quanto negativa. Por exemplo, nota-se alguns casos em que se obteve uma alta taxa de detecção verdadeira (TDR) e uma baixa taxa de detecção falsa (FDR), evidenciando uma alta eficiência do método proposto. Por outro lado, há casos contrários, em que o método de detecção proposto apresentou um desempenho razoável, com uma baixa eficiência para a detecção verdadeira (TDR) e alta taxa de detecção falsa (FDR). Além disso, outros casos que não se enquadram nessas duas situações também foram observados. Nesse sentido, a partir da

avaliação da detecção das crateras de impacto em imagens HiRISE com resolução espacial de 1 m/pixel, três casos específicos são apresentados. Para as imagens apresentadas a seguir, os centros das estruturas identificados com uma cruz verde indicam detecções verdadeiras, os centros identificados com uma cruz vermelha indicam detecções falsas, e os centros das crateras identificados com uma cruz azul indicam crateras de impacto que pertencem ao *ground truth*, mas que não foram detectadas.

Caso 1 - TDR > 90 %

O primeiro caso destaca as imagens, em que foi possível obter altas taxas de detecção verdadeira (TDR), especificamente superiores a 90%, conforme ilustra a Figura 67. A partir da Tabela 5 é possível verificar as taxas de TDR e de FDR, bem como o fator de ramificação (B) e o percentual de qualidade (Q) para dois recortes de imagens HiRISE, 6 e 18, evidenciados na Figura 67.

Figura 67 - HiRISE: imagens com altas taxas de detecção verdadeira (TDR > 90%).

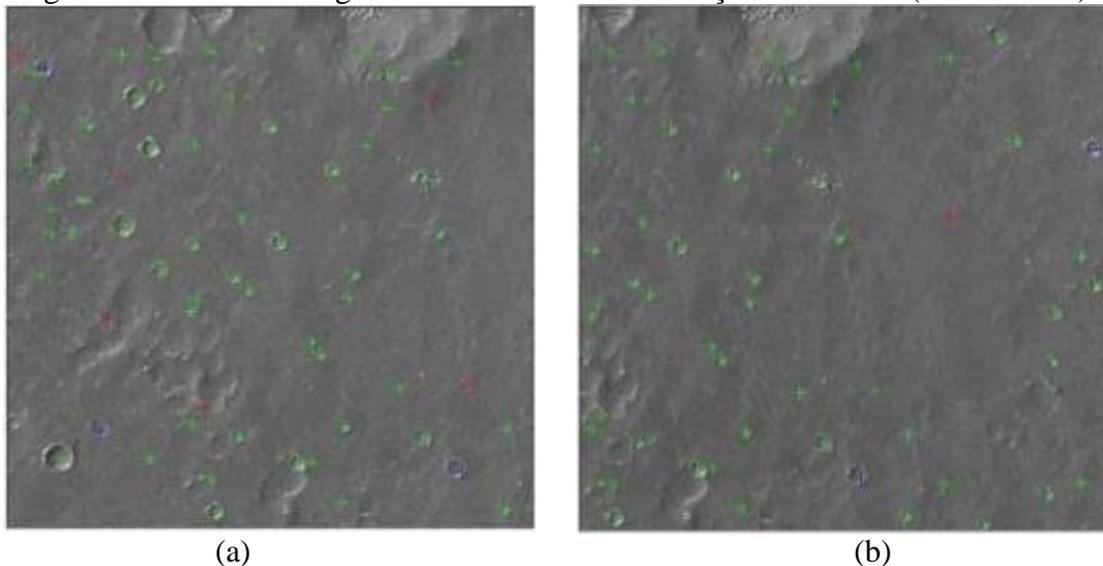


Tabela 6 - HiRISE: taxas de desempenho com TDR > 90%.

HiRISE	TDV (%)	FDR (%)	B	Q (%)
Recorte 6	94,12	11,11	0,12	84,21
Recorte 18	95,65	2,22	0,02	93,62

Pode-se observar na Tabela 6 que os recortes de imagens HiRISE destacados na Figura 67, além de apresentarem uma alta taxa de detecção verdadeira (TDR), apresentaram também uma

baixa taxa de detecção falsa (FDR), inferiores a 12%, o que reflete diretamente no baixo fator de ramificação (B), bem como no alto percentual de qualidade (Q). Sendo este igual a 84,21% para o recorte 6 e 93,62% para o recorte 18.

Caso 2 - FDR < 10 %

O segundo caso exemplifica as imagens que apresentaram baixas taxas de detecções falsas (FDR), especificamente inferiores a 6 %, conforme ilustra a Figura 68. A partir da Tabela 7 é possível verificar as taxas de TDR e de FDR, bem como o valor do fator de ramificação (B) e o percentual de qualidade (Q) para dois recortes de imagens HiRISE, 8 e 21, em destaque na Figura 68.

Figura 68 - HiRISE: imagens com baixas taxas de detecção falsa (FDR < 10%).

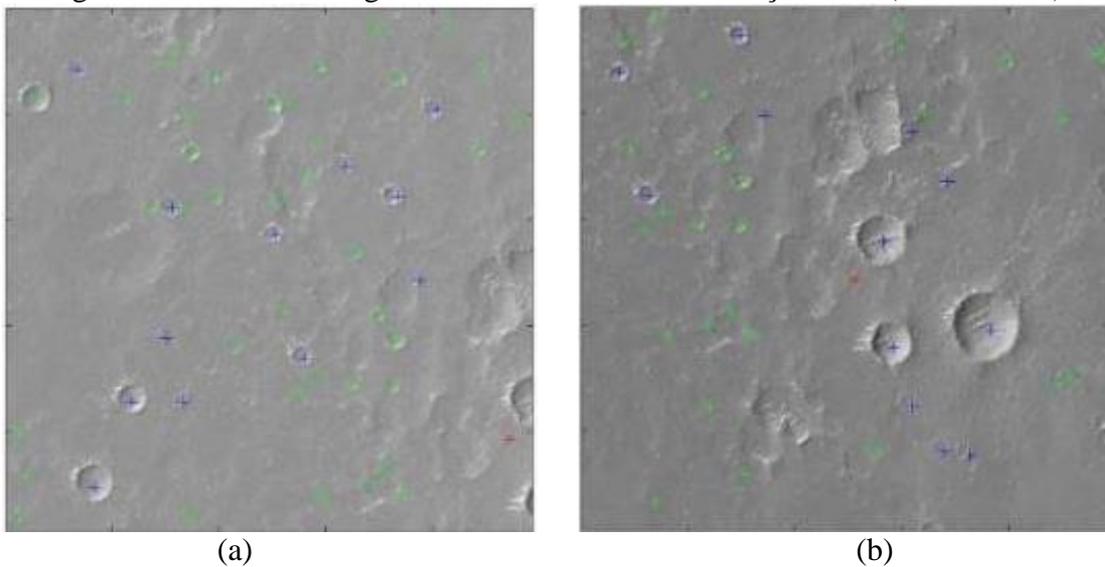


Tabela 7 - HiRISE: Taxas de desempenho com FDR < 10%.

HiRISE	TDV (%)	FDR (%)	B	Q (%)
Recorte 8	79,59	2,5	0,03	78
Recorte 21	75	3,57	0,04	72,97

A partir dos dados apresentados na Tabela 7, nota-se que os recortes de imagens em evidência, apresentados na Figura 68, além de apresentarem uma baixa taxa de detecção falsa (FDR), e um baixo fator de ramificação (B), o recorte 8 se destacou por apresentar uma razoável taxa de detecção verdadeira (TDR), o que garante também um razoável percentual de qualidade

(Q), sendo este igual 78%. De forma semelhante, o recorte 21 apresentou uma taxa de detecção verdadeira (TDR) razoável, igual a 75% e o percentual de qualidade (Q) obtido foi de 72,97%.

Caso 3 - TDR < 80 % e FDR > 10%

O terceiro caso apresenta as imagens, cujo desempenho não se comportou de forma muito satisfatória, com baixas taxas de detecções verdadeiras (TDR) e altas taxas de detecções falsas (FDR). Portanto, procurou-se exemplificar situações em que a TDR foi inferior a 80% e a FDR foi superior a 10%, conforme ilustra a Figura 69. A partir da Tabela 8 é possível verificar as taxas de TDR e de FDR, bem como o valor do fator de ramificação (B) e o percentual de qualidade (Q) para dois recortes de imagens HiRISE, 2 e 14, evidenciados na Figura 69.

Figura 69 - HiRISE: imagens com taxas razoáveis de detecção verdadeira e de detecção falsa (TDR < 80% e FDR > 10%).

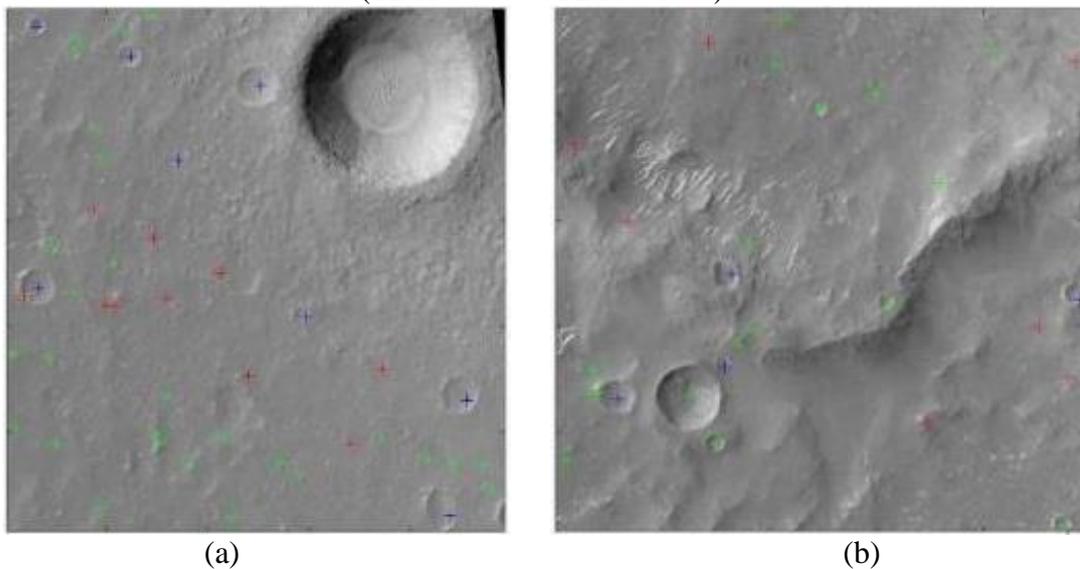


Tabela 8 - HiRISE: Taxas de desempenho com TDR < 80% e FDR > 10%.

HiRISE	TDV (%)	FDR (%)	B	Q (%)
Recorte 2	76,19	30,43	0,43	57,14
Recorte 14	75,76	26,47	0,36	59,52

Verifica-se na Tabela 8 que os recortes de imagens em destaque, mostrados na Figura 69 apresentaram uma baixa taxa de detecção verdadeira (TDR) e uma alta taxa de detecção falsa (FDR), o que refletiu diretamente no alto fator de ramificação (B) e, conseqüentemente no baixo percentual de qualidade (Q). Assim como nos casos analisados para as imagens HRSC,

neste último caso, nota-se que as taxas encontradas não condizem com o ótimo desempenho verificado nos dois primeiros casos considerados. Dessa forma, esta análise permitiu identificar algumas limitações do método proposto, as quais serão importantes para dar suporte e garantir o aprimoramento da detecção automática de crateras de impacto em imagens de alta resolução espacial da superfície de Marte, em pesquisas futuras.

4.3 Comparação dos resultados: HRSC x HiRISE

Ao analisar as métricas (TP, FP e FN), obtidas no processamento de imagens HRSC e no processamento de imagens HiRISE, verifica-se que o número de detecções verdadeiras (TP) para as imagens HRSC foi de 1.001, enquanto que para as imagens HiRISE foi de 1.013. Quanto ao número de detecções falsas (FP), este se apresenta maior para as imagens HRSC, sendo igual a 166, comparado com as imagens HiRISE, equivalente a 113. No que se refere às crateras de impacto presentes no *ground truth*, mas que não foram detectadas, ou seja, os falsos negativos (FN), os valores encontrados apontam uma maior ocorrência para as imagens HiRISE, igual a 217, comparado com as imagens HRSC, sendo igual a 184.

No que diz respeito ao ao número de recortes de imagens, necessários para se obter a detecção verdadeira (TP) de aproximadamente 1.000 crateras de impacto, para as imagens HRSC foram necessários 85 recortes, enquanto que para as imagens HiRISE, 31 recortes foram o suficiente. Tal fato, deve-se ao intervalo considerado em termos dos raios das crateras a serem detectadas, sendo de 500 a 1.000 metros para as imagens HRSC e de 30 a 500 metros para as imagens HiRISE, os quais foram determinados em função da resolução espacial de 12,5 m/pixel e 1 m/pixel, respectivamente. Independentemente dessas considerações, pode-se verificar que, preservando as características para cada conjunto de imagens, as imagens HiRISE apresentaram uma maior densidade de crateras de impacto em função dos recortes de 2.500 x 2.500 pixels.

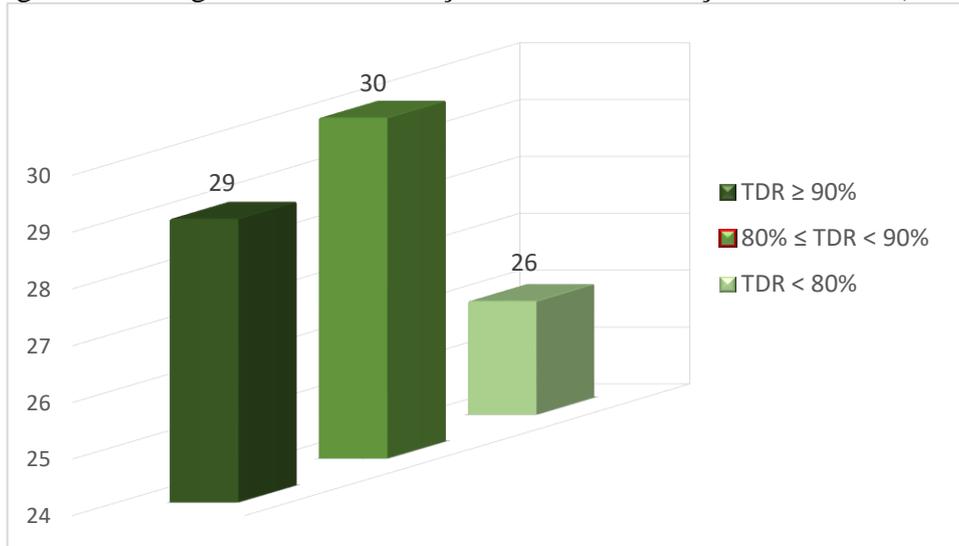
A partir da análise das taxas de TDR, FDR, e do percentual de qualidade Q, algumas observações também podem ser consideradas. Em relação à taxa de detecção verdadeira (TDR), nota-se que o desempenho para as imagens HRSC foi sutilmente melhor, sendo igual a 83,51%, comparado ao desempenho obtido para as imagens HiRISE, o qual foi igual a 81,64%. No que se refere à taxa de detecção falsa (FDR), o desempenho para as imagens HiRISE demonstraram-se melhor, sendo igual a 10,20%, enquanto que para as imagens HRSC esta taxa se comportou de forma equivalente a 13,11%. Quanto ao percentual de qualidade (Q), o desempenho para as imagens HRSC, igual a 74,12%, apresentou-se de forma semelhante ao desempenho para as imagens HiRISE, sendo este igual a 74,79%.

Após as observações gerais sobre as métricas e taxas alcançadas a partir da avaliação do desempenho da detecção de crateras de impacto, algumas comparações específicas foram realizadas. Nesse sentido, três situações foram consideradas, as quais são apresentadas a seguir. A primeira, teve como objetivo categorizar os recortes de imagens HRSC e HiRISE em função de três intervalos para as taxas de detecção verdadeira (TDR), tais como $TDR \geq 90\%$, $80\% \leq TDR < 90\%$ e $TDR < 80\%$. A partir da definição desses intervalos, foi verificado o número de recortes que se enquadram em cada classe, bem como a sua porcentagem de representatividade perante todo o conjunto de recortes de imagem considerados. A Tabela 9 apresenta uma análise, considerando a taxa de detecção verdadeira (TDR) em função dos intervalos definidos para as imagens HRSC e a Figura 70 representa graficamente o resultado dessa análise, para os 85 recortes de imagens.

Tabela 9 - Análise da taxa de detecção verdadeira (TDR) para as imagens HRSC.

HRSC - 85 recortes de imagens		
Critério	Quantidade	Porcentagem
$TDR \geq 90\%$	29	34,12%
$80\% \leq TDR < 90\%$	30	35,30%
$TDR < 80\%$	26	30,58%

Figura 70 - Imagens HRSC em função da taxa de detecção verdadeira (TDR).

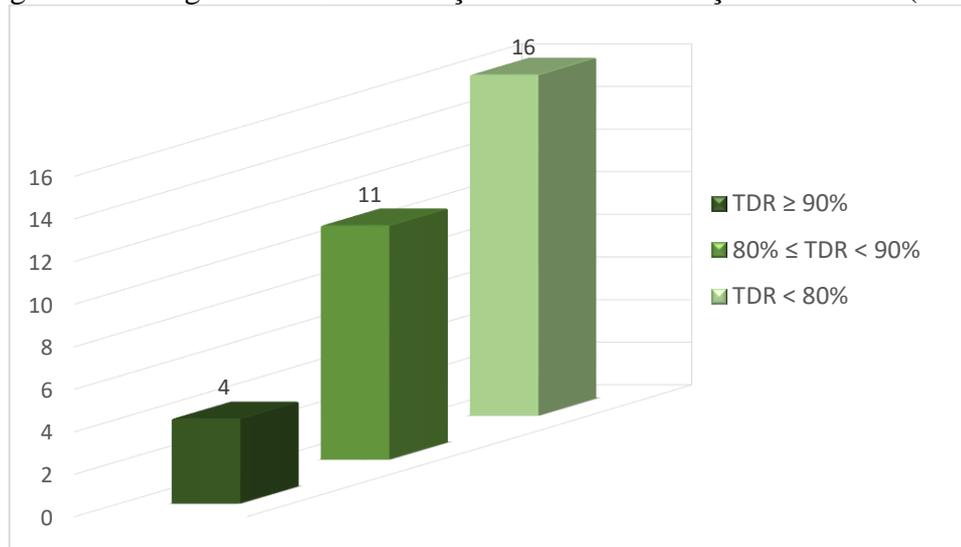


Analogamente, a Tabela 10 apresenta uma análise, conforme os intervalos de TDR, para as imagens HiRISE. A Figura 71 representa o resultado dessa análise, considerando os 31 recortes de imagens.

Tabela 10 - Análise da taxa de detecção verdadeira (TDR) para as imagens HiRISE.

HiRISE - 31 recortes de imagens		
Critério	Quantidade	Porcentagem
TDR \geq 90%	4	12,91%
80% \leq TDR < 90%	11	35,48%
TDR < 80%	16	51,61%

Figura 71 - Imagens HiRISE em função da taxa de detecção verdadeira (TDR).

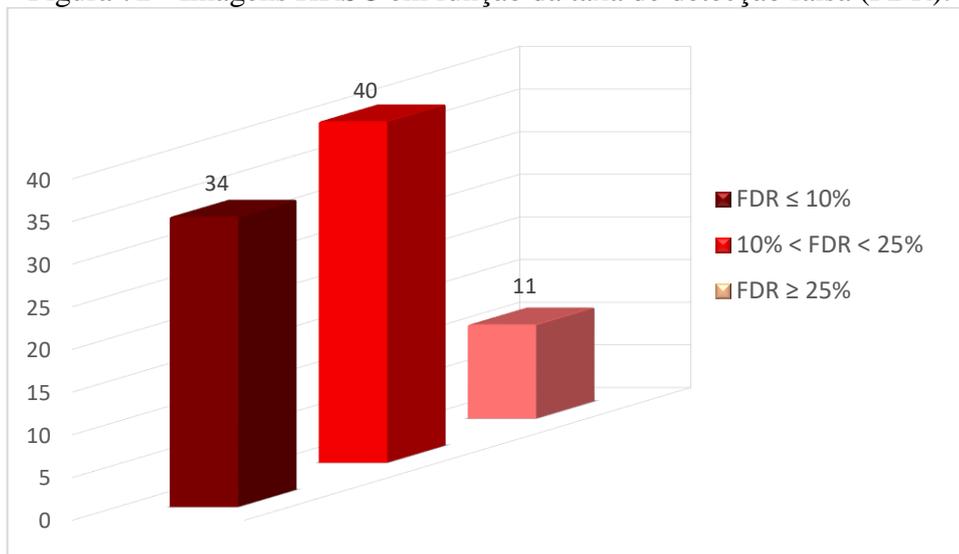


A segunda situação específica para análise entre os resultados obtidos para as imagens HRSC e HiRISE, teve como finalidade categorizar os recortes de imagens em três intervalos para as taxas de detecção falsa (FDR), tais como $FDR \leq 10\%$, $10\% < FDR < 25\%$ e $FDR \geq 25\%$. A partir da definição dos intervalos, foi verificado o número de recortes que se enquadram em cada classe, bem como a sua porcentagem de representatividade perante todo o conjunto de recortes de imagem considerados. A Tabela 11 apresenta uma análise, considerando a taxa de detecção falsa (FDR) em função dos intervalos definidos para as imagens HRSC e a Figura 72 representa graficamente o resultado dessa análise, para todos os 85 recortes de imagens.

Tabela 11 - Análise da taxa de detecção falsa (FDR) para as imagens HRSC.

HRSC - 85 recortes de imagens		
Critério	Quantidade	Porcentagem
$FDR \leq 10\%$	34	40%
$10\% < FDR < 25\%$	40	47,06%
$FDR \geq 25\%$	11	12,94%

Figura 72 - Imagens HRSC em função da taxa de detecção falsa (FDR).

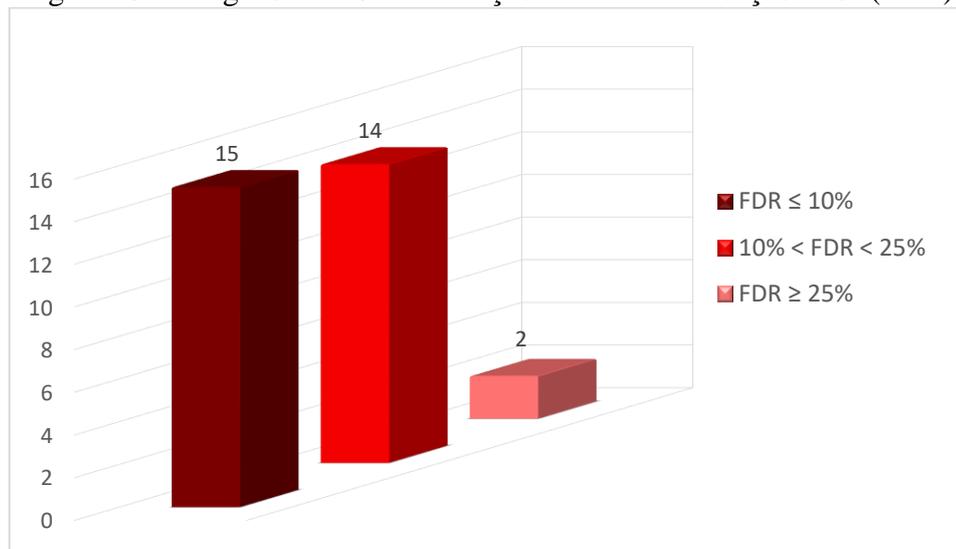


De forma semelhante à análise realizada para os recortes de imagens HRSC, a Tabela 12 apresenta uma análise, conforme os intervalos de taxa de detecção falsa (FDR), para as imagens HiRISE. A Figura 73 representa o resultado dessa análise, considerando os 31 recortes de imagens.

Tabela 12 - Análise da taxa de detecção falsa (FDR) para as imagens HiRISE.

HiRISE - 31 recortes de imagens		
Critério	Quantidade	Porcentagem
$FDR \leq 10\%$	15	48,39%
$10\% < FDR < 25\%$	14	45,16%
$FDR \geq 25\%$	2	6,45%

Figura 73 - Imagens HiRISE em função da taxa de detecção falsa (FDR).



A terceira análise teve como propósito categorizar os recortes de imagens em função de três intervalos para o percentual de qualidade (Q). Os intervalos foram $Q \geq 85\%$, $70\% \leq Q < 85\%$ e $Q < 70\%$. A partir desses intervalos, verificou-se o número de recortes de imagens que se enquadram em cada classe, bem como a porcentagem de representatividade perante todo o conjunto de recortes de imagem considerados. A Tabela 13 apresenta uma análise, considerando o percentual de qualidade (Q) em função dos intervalos definidos para as imagens HRSC e a Figura 74 representa graficamente o resultado da análise, para os 85 recortes de imagens.

De forma semelhante à análise realizada para os recortes de imagens HRSC, a Tabela 14 apresenta uma análise, conforme os intervalos de percentual de qualidade (Q), para as imagens HiRISE. A Figura 75 representa o resultado dessa análise, considerando os 31 recortes de imagens.

Tabela 13 - Análise do percentual de qualidade (Q) para as imagens HRSC

HRSC - 85 recortes de imagens		
Critério	Quantidade	Porcentagem
$Q \geq 85\%$	14	16,47%
$70\% \leq Q < 85\%$	46	54,11%
$Q < 70\%$	25	29,42%

Figura 74 - Imagens HRSC em função do percentual de qualidade (Q).

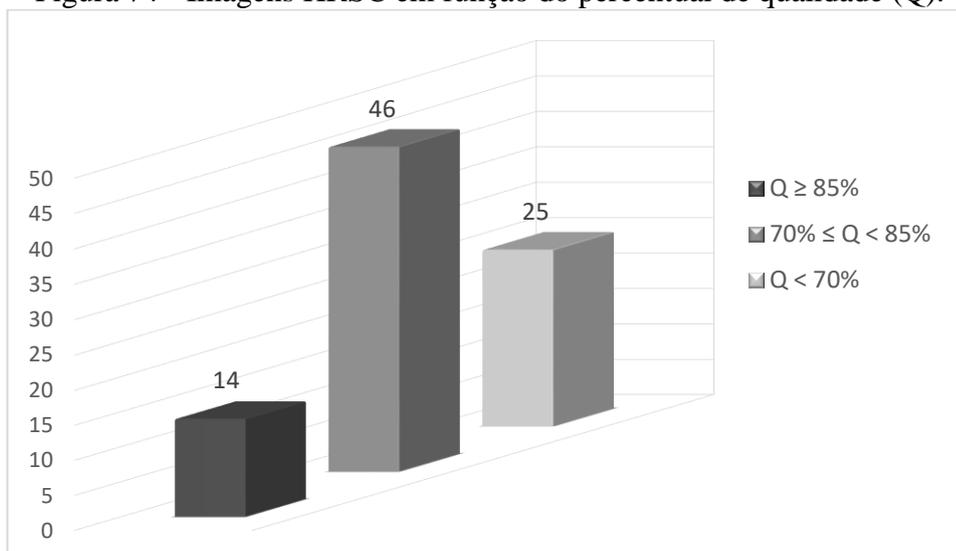
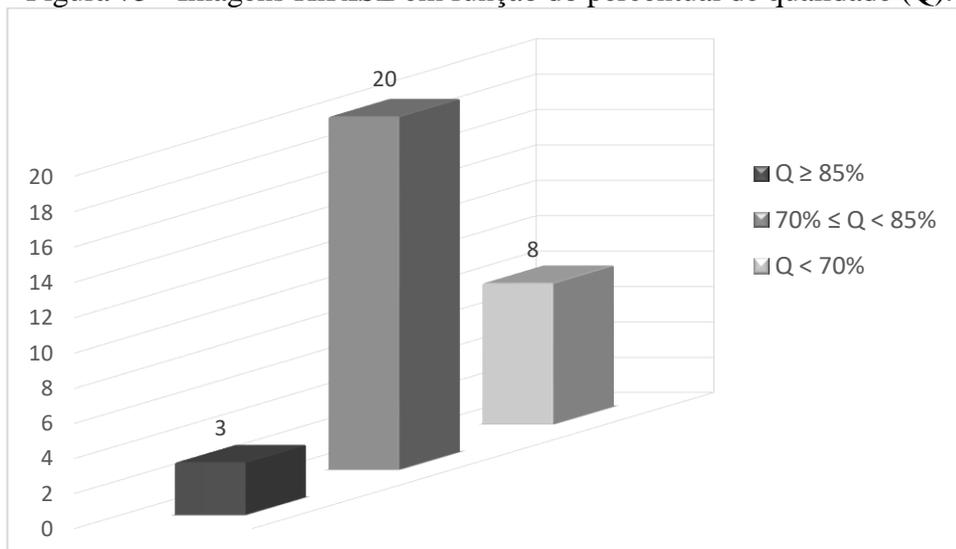


Tabela 14 - Análise do percentual de qualidade (Q) para as imagens HiRISE.

HiRISE - 31 recortes de imagens		
Critério	Quantidade	Porcentagem
$Q \geq 85\%$	3	9,68%
$70\% \leq Q < 85\%$	20	64,52%
$Q < 70\%$	8	25,80%

Figura 75 - Imagens HiRISE em função do percentual de qualidade (Q).



Do ponto de vista de uma análise detalhada, conforme apresentado para os três casos anteriores, comparando os resultados provenientes do processamento de imagens HRSC com os resultados provenientes do processamento de imagens HiRISE, algumas observações podem

ser feitas. Por exemplo, para as imagens HRSC, a maioria dos recortes obtiveram taxas de detecção verdadeira (TDR) semelhantes, sem muita oscilação, predominantemente entre 80% e 90% (30 recortes), e também superior a 90% (29 recortes), totalizando 59 recortes de imagens. Em relação às imagens HiRISE, a maioria dos recortes se comportaram com taxas de detecção verdadeira (TDR) inferiores a 80% (16 recortes) e entre 80% e 90% (11 recortes), totalizando 27 recortes de imagens.

Quanto às taxas de detecção falsa (FDR), os comportamentos das imagens HRSC e HiRISE foram bem semelhantes. Para as imagens HRSC, a maioria dos casos apresentou taxas entre 10% e 25% (40 recortes) e inferiores a 10% (34 recortes), totalizando 74 recortes de imagens. Para as imagens HiRISE, as taxas se mantiveram predominantemente inferiores a 10% (15 recortes) e entre 10% e 25% (14 recortes), totalizando 29 recortes de imagens. No que diz respeito ao percentual de qualidade (Q), as taxas se mantiveram predominantemente na faixa entre 70% e 85%, tanto para as imagens HRSC (46 recortes) quanto para as imagens HiRISE (20 recortes).

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Muitas dificuldades e problemas são encontrados nas diversas abordagens de detecção automática de crateras de impacto, seja da superfície de Marte ou dos demais corpos rochosos do sistema solar. As crateras de impacto possuem características peculiares, as quais despertam nos pesquisadores da área de sensoriamento remoto aplicado às ciências planetárias variadas motivações no que se refere às possibilidades de aplicação do PDI para garantir uma eficiente detecção de crateras reais, de tal forma a garantir as suas caracterizações completas, as quais são importantes nas investigações sobre a geologia e a geomorfologia do planeta. A superfície de Marte tem sido observada por meio das diversas missões enviadas ao espaço, as quais adquirem imagens e dados cada vez mais ricos em detalhes e mais abundantes, permitindo a realização do monitoramento e mapeamento dessa superfície tão importante para a ciência. Diante disso, a presente pesquisa teve como objetivo principal desenvolver uma metodologia para detectar automaticamente crateras de impacto subquilométricas em imagens de alta resolução espacial da superfície de Marte. A metodologia baseia-se nos princípios da morfologia matemática, bem como na utilização de técnicas e estratégias de processamento morfológico de imagens.

A primeira etapa do método consistiu no pré-processamento das imagens para remover a maioria dos ruídos indesejados, bem como para promover o realce das bordas das estruturas presentes na cena. Durante essa etapa, diversos operadores morfológicos foram combinados, de tal forma a contribuir com a segunda etapa do método de detecção, a segmentação de imagens. A segmentação de imagens foi realizada por meio da transformação *watershed* e para que o efeito de segmentação excessiva fosse reduzido, as estratégias da dinâmica dos contornos foram utilizadas, visando o delineamento das estruturas de interesse, as crateras de impacto. A terceira etapa do método consistiu no pós-processamento, para garantir o refinamento da detecção, bem como para remover as estruturas que não correspondessem às crateras de impacto. Por fim, uma avaliação do método de detecção automática foi realizada, com base em métricas qualitativas e quantitativas. Para isso, dois grandes experimentos foram realizados, o primeiro considerou um conjunto de imagens HRSC com resolução espacial de 12,5 m/pixel e o segundo um conjunto de imagens HiRISE com resolução espacial de 1 m/pixel. Para as imagens HRSC, procurou-se detectar crateras com raios entre 500 e 1.000 metros, já para as imagens HiRISE, a detecção foi realizada visando crateras com raios entre 30 e 500 metros.

Em relação aos experimentos realizados com imagens HRSC, o método foi capaz de detectar e delinear corretamente 1.001 crateras, tendo-se uma taxa de detecção correta de 83,51%. Por outro lado, 166 estruturas presentes na imagem foram identificadas como crateras de

forma incorreta, o que refletiu em uma taxa de detecção incorreta de 13,11%. Ao passo que 184 crateras não foram detectadas pelo método. Sendo assim, a estimativa do percentual de qualidade para as imagens HRSC foi de 74,12%. No que se refere aos experimentos realizados com as imagens HiRISE, o método desenvolvido foi capaz de detectar e delinear corretamente 1.013 crateras de impacto, a uma taxa de eficiência de 81,64%. Enquanto que 113 estruturas foram detectadas incorretamente, a uma taxa de erro de 10,20%. Além disso, o método não foi capaz de detectar 217 crateras, o que determinou um percentual de qualidade para as imagens HiRISE igual a 74,79%. De forma geral, os resultados indicam desempenhos muito próximos para as imagens HRSC e HiRISE, independentemente da resolução espacial e da faixa dimensional do raio das crateras detectadas pelo método desenvolvido. Mesmo a uma alta resolução espacial de 1 m/pixel, das imagens HiRISE, foi possível garantir uma baixa taxa de detecções falsas, sendo muito positivo ao comparar com os resultados encontrados para as imagens HRSC.

Quanto à avaliação do desempenho da detecção, o que limitou a quantidade de imagens consideradas no processamento foi a elaboração do *ground truth*, a qual se trata de uma tarefa extremamente necessária, porém muito trabalhosa, que demanda muito tempo por parte do operador. Visando uma maior robustez para o método proposto, sugere-se expandir o conjunto de imagens e considerar diversas regiões da superfície de Marte, a fim de verificar a o desempenho do método proposto em função de diferentes imagens e regiões do planeta. Além disso, recomenda-se a elaboração de um catálogo de crateras de impacto a partir de imagens de alta resolução espacial e crateras de impacto subquilométricas e georreferenciadas. Uma outra alternativa a ser considerada se refere à utilização de modelos digitais de terreno em uma fase de pós-processamento, na tentativa de reduzir os falsos positivos com base nos parâmetros das crateras de impacto, como por exemplo, a relação diâmetro/profundidade. Cabe ressaltar que os modelos digitais de terreno não foram utilizados nesta pesquisa durante a etapa de detecção, uma vez que os dados disponíveis se encontram em uma resolução espacial inferior em relação às imagens óticas, o que inviabilizaria a detecção de crateras de impacto subquilométricas.

Para trabalhos futuros, recomenda-se utilizar outras técnicas de processamento digital de imagens, seja na etapa de pré-processamento, detecção ou pós-processamento. Algumas opções são: a limiarização adaptativa (histerese); o uso de *template matching* com o intuito de diminuir os falsos positivos; o uso de classificadores, como o K- médias; entre outras técnicas. Além disso, devem ser consideradas demais características das crateras de impacto, assim como os aspectos quanto à iluminação da imagem e a análise de como esse fator interfere na detecção de crateras de impacto em imagens de alta resolução espacial de corpos rochosos do sistema solar.

REFERÊNCIAS

- ALBERTZ, J.; GEHRKE, S.; WÄHLISCH, M.; LEHMANN, H.; SCHUMACHER, T.; NEUKUM, G. Digital cartography with HRSC on Mars Express. **International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 35, n. B4, p. 869-874, 2004.
- BANDEIRA, L.; DING, W.; STEPINSKI, T. F. Detection of sub-kilometer craters in high resolution planetary images using shape and texture features. **Advances in Space Research**, v. 49, n. 1, p. 64-74, 2012.
- BANDEIRA, L.; MARQUES, J. S.; SARAIVA, J.; PINA, P. Automated detection of Martian dune fields. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, v. 8, n. 4, p. 626-630, 2011.
- BANDEIRA, L.; SARAIVA, J.; PINA, P. Impact Crater Recognition on Mars Based on a Probability Volume Created by Template Matching. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**. v. 45, n. 12, p. 4008 - 4015, 2007.
- BARATA, T.; ALVES, E. I.; SARAIVA, J.; PINA, P. Automatic recognition of impact craters on the surface of Mars. In: **International Conference Image Analysis and Recognition**. Springer, Berlin, Heidelberg, 2004.
- BARLOW, N. G. Crater size-frequency distributions and a revised Martian relative chronology. **Icarus**, v. 75, n. 2, p. 285-305, 1988.
- BARLOW, N. G. Revision of the “Catalog of Large Martian Impact Craters”. In: **Proceeding of VI International Conference on Mars**. Pasadena, California, 2003.
- BEUCHER, S.; MEYER, F. The morphological approach to segmentation: the watershed transformation. **Optical Engineering-New York-Marcel Dekker Incorporated-**, v. 34, p. 433-433, 1992.
- BLEAU, A.; LEON, L. J. Watershed-based segmentation and region merging. **Computer Vision and Image Understanding**, v. 77, n. 3, p. 317-370, 2000.
- BUE, B. D.; STEPINSKI, T. F. Machine Detection of Martian Impact Craters From Digital Topography Data. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 45, n. 1, 2007.
- CHENG, L.; MA, L.; YANG, K.; LIU, Y.; LI, M. Registration of Mars remote sensing images under the crater constraint. **Planetary and Space Science**, v. 85, p. 13-23, 2013.
- CHICARRO, A.; MARTIN, P.; TRAUTNER, R. The Mars Express mission: an overview. In: **Mars Express: The Scientific Payload**, p. 3-13, 2004.
- CHRISTENSEN, P. R.; JAKOSKY, B. M.; KIEFFER, H. H.; MALIN, M. C.; MCSWEEN, H. Y.; NEALSON, K.; RAVINE, M. The thermal emission imaging system (THEMIS) for the Mars 2001 Odyssey Mission. **Space Science Reviews**, v. 110, n. 1-2, p. 85-130, 2004.
- CRATER ANALYSIS TECHNIQUES WORKING GROUP. Standard techniques for presentation and analysis of crater size-frequency data. **Icarus**, v. 37, n. 2, p. 467-474, 1979.

DAVILA, A. F.; SCHULZE-MAKUCH, D. The last possible outposts for life on Mars. **Astrobiology**, v. 16, n. 2, p. 159-168, 2016.

DI, K.; LI, W.; YUE, Z.; SUN, Y.; LIU, Y. A machine learning approach to crater detection from topographic data. **Advances in Space Research**, v. 54, n. 11, p. 2419-2429, 2014.

DING, W.; STEPINSKI, T. F.; MU, Y.; BANDEIRA, L.; RICARDO, R.; WU, Y.; WU, X. Subkilometer crater discovery with boosting and transfer learning. **ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)**, v. 2, n. 4, p. 39, 2011.

DOUGHERTY, E. R.; LOTUFO, R. A. **Hands-on morphological image processing**. SPIE press, 2003.

DUXBURY, T. C.; KIRK, R. L.; ARCHINAL, B. A.; NEUMANN, G. A. Mars Geodesy/Cartography Working Group recommendations on Mars cartographic constants and coordinate systems. **International Archives of Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, v. 34, n. 4, p. 743-748, 2002.

FACON, J. **Morfologia Matemática: teoria e exemplos**. Curitiba: PUC, 295p, 1996.

FISCHLER, M. A.; BOLLES, R. C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. **Communications of the ACM**, v. 24, n. 6, p. 381-395, 1981.

GOLAY, M. J. Hexagonal parallel pattern transformations. **IEEE Transactions on computers**, v. 100, n. 8, p. 733-740, 1969.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Digital Image Processing**. 3th Edition. Prentice Hall, 624p. 2010.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E.; EDDINS, S. L. **Digital Image Processing Using MATLAB**. 2th Edition: Third New Jersey: Prentice Hall, 2009.

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

GREELEY, R.; BATSON, R. M. **Planetary mapping**. Cambridge University Press, 2007.

GUPTA, R. P. **Remote sensing geology**. Springer Science & Business Media, 2013.

GWINNER, K.; SCHOLTEN, F.; PREUSKER, F.; ELGNER, S.; ROATSCH, T.; SPIEGEL, M.; HEIPKE, C. Topography of Mars from global mapping by HRSC high-resolution digital terrain models and orthoimages: Characteristics and performance. **Earth and Planetary Science Letters**, v. 294, n. 3, p. 506-519, 2010.

HARTMANN, W. K.; NEUKUM, G. Cratering chronology and the evolution of Mars. In: **Chronology and evolution of Mars**. Springer, Dordrecht, p. 165-194. 2001.

HEIPKE, C.; OBERST, J.; ALBERTZ, J.; ATTWENGER, M.; DORNINGER, P.; DORRER, E.; KIM, J. R. Evaluating planetary digital terrain models - The HRSC DTM test. **Planetary and Space Science**, v. 55, n. 14, p. 2173-2191, 2007.

JAUMANN, R.; NEUKUM, G.; BEHNKE, T.; DUXBURY, T. C.; EICHENTOPF, K.; FLOHRER, J.; HOFFMANN, H. The high-resolution stereo camera (HRSC) experiment on Mars Express: Instrument aspects and experiment conduct from interplanetary cruise through the nominal mission. **Planetary and Space Science**, v. 55, n. 7, p. 928-952, 2007.

JAUMANN, R.; NEUKUM, G.; TIRSCH, D.; HOFFMANN, H. The High Resolution Stereo Camera (HRSC): 10 Years of Imaging Mars. In: **Eighth International Conference on Mars**, p. 1078, 2014.

JIN, S.; ZHANG, T. Automatic detection of impact craters on Mars using a modified adaboosting method. **Planetary and Space Science**, v. 99, p. 112-117, 2014.

KASS, M.; WITKIN, A.; TERZOPOULOS, D. Active contour models. **International journal of computer vision**, v. 1, n. 4, p. 321-331, 1988.

KIM, J. R.; MULLER, J. P.; VAN GASSELT, S.; MORLEY, J. G.; NEUKUM, G. Automated crater detection, a new tool for Mars cartography and chronology. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 71, n. 10, p. 1205-1217, 2005.

KNEISSL, T.; VAN GASSELT, S.; NEUKUM, G. Map-projection-independent crater size-frequency determination in GIS environments - New software tool for ArcGIS. **Planetary and Space Science**, v. 59, n. 11, p. 1243-1254, 2011.

KOEBERL, C. Craters on the Moon from Galileo to Wegener: A short history of the impact hypothesis, and implications for the study of terrestrial impact craters. **Earth, Moon, and Planets**, v. 85, p. 209-224, 1999.

LI, W.; DI, K.; YUE, Z.; LIU, Y.; SUN, S. Automated Detection of Martian Gullies from HiRISE Imagery. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 81, n. 12, p. 913-920, 2015.

MALIN, M. C.; BELL, J. F.; CANTOR, B. A.; CAPLINGER, M. A.; CALVIN, W. M.; CLANCY, R. T.; LEE, S. W. Context camera investigation on board the Mars Reconnaissance Orbiter. **Journal of Geophysical Research: Planets**, v. 112, n. E5, 2007.

MALIN, M. C.; DANIELSON, G. E.; INGERSOLL, A. P.; MASURSKY, H.; VEVERKA, J.; RAVINE, M. A.; SOULANILLE, T. A. Mars observer camera. **Journal of Geophysical Research E**, v. 97, n. E5, p. 7699-7718, 1992.

MALIN, M. C.; EDGETT, K. S. Mars global surveyor Mars orbiter camera: interplanetary cruise through primary mission. **Journal of Geophysical Research: Planets**, v. 106, n. E10, p. 23429-23570, 2001.

MARQUES, J. S.; PINA, P. Crater delineation by dynamic programming. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, v. 12, n. 7, p. 1581-1585, 2015.

MARTINS, R.; PINA, P.; MARQUES, J. S.; SILVEIRA, M. Crater detection by a boosting approach. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**. v. 6, n. 1, p. 127 - 131, 2009.

MCEWEN, A. S.; ELIASON, E. M.; BERGSTROM, J. W.; BRIDGES, N. T.; HANSEN, C. J.; DELAMERE, W. A.; KIRK, R. L. Mars reconnaissance orbiter's high resolution imaging science experiment (HiRISE). **Journal of Geophysical Research: Planets**, v. 112, n. E5, 2007.

MCKAY, D. S.; GIBSON, E. K.; THOMAS-KEPRTA, K. L.; VALI, H.; ROMANEK, C. S.; CLEMETT, S. J.; CHILLIER, X. D. F.; MAECHLING, C. R.; ZARE, R. N. Search for past life on Mars: possible relic biogenic activity in Martian meteorite ALH84001. **Science**, v. 273, n. 5277, p. 924-930, 1996.

MELOSH, H. J.; IVANOV, B. A. Impact crater collapse. **Annual Review of Earth and Planetary Sciences**, v. 27, n. 1, p. 385-415, 1999.

MELOSH, H. J. **Planetary Surface Processes**. Cambridge University Press. 500p. 2011.

MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. D.; ROSA, A. N. D. C. S.; SANO, E. E.; SOUZA, E. B. D.; BAPTISTA, G. M. D. M.; BRITES, R. S. **Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto**. Brasília: UNB/CNPq, 2012.

MINITTI, M. E.; MALIN, M. C.; VAN BEEK, J. K.; CAPLINGER, M.; MAKI, J. N.; RAVINE, M.; CALEF III, F. J.; EDGAR, L. A.; HARKER, D.; HERKENHOFF, K. E.; KAH, L. C.; KENNEDY, M. R.; KREZOSKI, G. M.; KRONYAK, R. E.; LIPKAMAN, L.; NIXON, B.; ROWLAND, S. K.; SCHIEBER, J.; SCHOREDER, J. F.; STACK, K. M.; WILLIAMS, R. M. E.; YINGST, R. A. Distribution of primary and secondary features in the Pahrump Hills outcrop (Gale crater, Mars) as seen in a Mars Descent Imager (MARDI)“sidewalk” mosaic. **Icarus**, 2019.

MOLLOY, I.; STEPINSKI, T. F. Automatic mapping of valley networks on Mars. **Computers & Geosciences**, v. 33, n. 6, p. 728-738, 2007.

MUSTARD, J. F. From planets to crops and back: Remote sensing makes sense. **Journal of Geophysical Research: Planets**, 2017.

NAJMAN, L.; SCHMITT, M. Geodesic saliency of watershed contours and hierarchical segmentation. **IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence**, v. 18, n. 12, p. 1163-1173, 1996.

NAVA, R. A. Crater Helper Tools for ArcGIS 10.0. **United States Geological Survey, Flagstaff, Ariz**, p. 1-13, 2011.

NEUKUM, G.; JAUMANN, R. HRSC: The high resolution stereo camera of Mars Express. In: **Mars Express: The Scientific Payload**, p. 17-35, 2004.

PALAFIX, L.; ALVAREZ, A.; HAMILTON, C. Automated Detection of impact craters and volcanic rootless cones in mars satellite imagery using convolutional neural networks and support vector machines. In: **46th Lunar and Planetary Science Conference**, 2015.

PALAFIX, L. F.; HAMILTON, C. W.; SCHEIDT, S. P.; ALVAREZ, A. M. Automated Detection of Geological Landforms on Mars using Convolutional Neural Networks. **Computers & Geosciences**, 2017.

PEDROSA, M. M.; AZEVEDO, S. C.; SILVA, E. A.; DIAS, M. A. Improved automatic impact crater detection on Mars based on morphological image processing and template matching. **Geomatics, Natural Hazards and Risk**, v. 8, n. 2, p. 1306-1319, 2017.

PILLES, E. A.; CROSS, M.; CAUDILL, C. M.; FRANCIS, R.; OSINSKI, G. R.; NEWMAN, J.; BOURASSA, B. M.; HALTIGIN, T.; HIPKIN, V.; KERRIGAN, M.; MCLENNAN, S.; SILBER, E. A.; WILLIFORD, K. Exploring new models for improving planetary rover operations efficiency through the 2016 CanMars Mars Sample Return (MSR) analogue deployment. **Planetary and Space Science**, v. 165, p. 250-259, 2019.

PUGA, F.; SILVA, E. A.; NOGUEIRA, J. R. Segmentação Automática de “Rastros em Encostas” na Superfície de Marte. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 68, n. 8, 2016.

RAO, D. P. Remote sensing application in geomorphology. **Tropical Ecology**, v. 43, n. 1, p. 49-59, 2002.

RAPIN, W.; CHAUVIRÉ, B.; GABRIEL, T. S. J.; MCADAM, A. C.; EHLMANN, B. L.; HARDGROVE, C.; MESLIN, P. Y.; RONDEAU, B.; DEHOUCK, E.; FRANZ, H. B.; MANGOLD, N.; CHIPERA, S. J.; WIENS, R. C.; FRYDENVANG, J.; SCHRODER, S. In situ analysis of opal in Gale crater, Mars. **Journal of Geophysical Research: Planets**, v. 123, n. 8, p. 1955-1972, 2018.

RIVEST, J. F.; SOILLE, P.; BEUCHER, S. Morphological gradients. **Journal of Electronic Imaging**, v. 2, n. 4, p. 326-337, 1993.

ROBBINS, S. J.; HYNEK, B. M. A new global database of Mars impact craters ≥ 1 km: 1. Database creation, properties, and parameters. **Journal of Geophysical Research: Planets**, v. 117, n. E5, 2012.

RODIONOVA, J. F.; DEKCHTYAREVA, K. I.; KHRAMCHIKHIN, A. A.; MICHAEL, G. G.; AJUKOV, S. V.; PUGACHEVA, S. G.; SHEVCHENKO, V. V. Morphological catalogue of the craters of Mars. **ESA-ESTEC**, Noordwijk, The Netherlands, 2000.

ROERDINK, J. B.; MEIJSTER, A. The watershed transform: Definitions, algorithms and parallelization strategies. **Fundamenta informaticae**, v. 41, n. 1, 2, p. 187-228, 2000.

SADHUKHAN, P.; PALIT, S. Fast Autonomous Crater Detection by Image Analysis—For Unmanned Landing on Unknown Terrain. In: **International Conference on Image and Signal Processing**. Springer International Publishing, p. 293-303, 2016.

SALAMUNIĆCAR, G.; LONČARIĆ, S. Method for crater detection from Martian digital topography data using gradient value/orientation, morphometry, vote analysis, slip tuning, and calibration. **IEEE transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 48, n. 5, p. 2317-2329, 2010.

SALAMUNIĆCAR, G.; LONČARIĆ, S.; PINA, P.; BANDEIRA, L.; SARAIVA, J. MA130301GT catalogue of Martian impact craters and advanced evaluation of crater detection algorithms using diverse topography and image datasets. **Planetary and Space Science**, v. 59, n. 1, p. 111-131, 2011.

SALEMBIER, P.; SERRA, J. Flat zones filtering, connected operators, and filters by reconstruction. **IEEE Transactions on image processing**, v. 4, n. 8, p. 1153-1160, 1995.

SALEMBIER, P. J.; WILKINSON, M. H. F. Connected operators: A review of region-based morphological image processing techniques. **IEEE Signal Processing Magazine**, v. 26, n. 6, p. 136-157, 2009.

SALVATORE, M. R.; KRAFT, M. D.; EDWARDS, C. S.; CHRISTENSEN, P. R. The geologic history of Margaritifer basin, Mars. **Journal of Geophysical Research: Planets**, v. 121, n. 3, p. 273-295, 2016.

SCHOLTEN, F.; GWINNER, K.; ROATSCH, T.; MATZ, K. D.; WÄHLISCH, M.; GIESE, B.; NEUKUM, G. Mars Express HRSC data processing - Methods and operational aspects. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 71, n. 10, p. 1143-1152, 2005.

SEIDELMANN, P. K.; ABALAKIN, V. K.; BURSA, M.; DAVIES, M. E.; DE BERGH, C.; LIESKE, J. H.; Thomas, P. C. **Report of the IAU/IAG working group on cartographic coordinates and rotational elements of the planets and satellites: 2000**. *Celestial Mechanics and Dynamical Astronomy*, v. 82, n. 1, p. 83-111, 2002.

SERRA, J. **Image analysis and mathematical morphology**. Academic Press, Inc., 1983.

SERRA, J. Toggle mappings. **From pixels to features**, pp. 61-72, 1988.

SHUFELT, J. A. Performance evaluation and analysis of monocular building extraction from aerial imagery. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. 21, n. 4, p. 311-326, 1999.

SMITH, M. J.; PAIN, C. F. Applications of remote sensing in geomorphology. **Progress in Physical Geography**, v. 33, n. 4, p. 568-582, 2009.

SODERBLOM, L. A.; CONDIT, C. D.; WEST, R. A.; HERMAN, B. M.; KREIDLER, T. J. Martian planetwide crater distributions: Implications for geologic history and surface processes. **Icarus**, v. 22, n.3, p. 239 - 263, 1974.

SOILLE, P. **Morphological image analysis: principles and applications**. Berlin. Springer-Verlag, 391p, 2004.

STACK, K. M.; EDWARDS, C. S.; GROTZINGER, J. P.; GUPTA, S.; SUMNER, D. Y.; CALEF III, F. J.; EDGAR, L. A.; EDGETT, K. S.; FRAEMAN, A. A.; JACOB, S. R.; LE DEIT, L.; LEWIS, K. W.; RICE, M. S.; RUBIN, D.; WILLIAMS, R. M. E.; WILLIFORD, K. H. Comparing orbiter and rover image-based mapping of an ancient sedimentary environment, Aeolis Palus, Gale crater, Mars. **Icarus**, v. 280, p. 3-21, 2016.

STATELLA, T.; PINA, P.; SILVA, E. A. Image processing algorithm for the identification of Martian dust devil tracks in MOC and HiRISE images. **Planetary and Space Science**, v. 70, n. 1, p. 46-58, 2012.

TANAKA, K. L. The stratigraphy of Mars. **Journal of Geophysical Research: Solid Earth**, v. 91, n. B13, 1986.

TANAKA, K. L.; SKINNER JR, J. A.; DOHM, J. M.; IRWIN III, R. P.; KOLB, E. J.; FORTEZZO, C. M.; PLATZ, T.; MICHAEL, G. G.; HARE, T. M. **Geologic map of Mars**. 2014.

THOMSON, B. J.; BRIDGES, N. T.; MILLIKEN, R.; BALDRIDGE, A.; HOOK, S. J.; CROWLEY, J. K.; MARION, G. M.; SOUZA FILHO, C. R.; BROWN, A. J.; WEITZ, C. M. Constraints on the origin and evolution of the layered mound in Gale Crater, Mars using Mars Reconnaissance Orbiter data. **Icarus**, v. 214, n. 2, p. 413-432, 2011.

TROGLIO, G.; LE MOIGNE, J.; BENEDIKTSSON, J. A.; MOSER, G.; SERPICO, S. B. Automatic extraction of ellipsoidal features for planetary image registration. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, v. 9, n. 1, p. 95-99, 2012.

URBACH, E. R.; STEPINSKI, T. F. Automatic detection of sub-km craters in high resolution planetary images. **Planetary and Space Science**, v. 57, n. 7, p. 880 - 887, 2009.

VINCENT, L. Morphological area openings and closings for grey-scale images. In: **Shape in Picture**. Springer, Berlin, Heidelberg, p. 197-208, 1994.

VIOLA, P.; JONES, M. J. Robust real-time face detection. **International journal of computer vision**, v. 57, n. 2, p. 137-154, 2004.

WARDLAW, J.; SPRINKS, J.; HOUGHTON, R.; MULLER, J. P.; SIDIROPOULOS, P.; BAMFORD, S.; MARSH, S. Comparing experts and novices in Martian surface feature change detection and identification. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, 2017.

WERNER, S. C. Moon, Mars, Mercury: Basin formation ages and implications for the maximum surface age and the migration of gaseous planets. **Earth and Planetary Science Letters**, v. 400, p. 54-65, 2014.

WETZLER, P. G.; HONDA, R.; ENKE, B.; MERLINE, W. J.; CHAPMAN, C. R.; BURL, M. C. Learning to detect small impact craters. In: **2005 Seventh IEEE Workshops on Applications of Computer Vision (WACV/MOTION'05)-Volume 1**. IEEE, p. 178-184, 2005.

WILLIFORD, K. H.; FARLEY, K. A.; STACK, K. M.; ALLWOOD, A. C.; BEATY, D.; BEEGLE, L. W.; BHARTIA, R.; BROWN, A. J.; JUAREZ, M. T.; HAMRAN, S. R.; HECHT, M. H.; HUROWITZ, J. A.; MANFREDI, J. A. R.; MAURICE, S.; MILKOVICH, S.; WIENS, R. C. The NASA Mars 2020 rover mission and the search for extraterrestrial life. In: **From Habitability to Life on Mars**. Elsevier, p. 275-308, 2018.

WORDSWORTH, R.; EHLMANN, B.; FORGET, F.; HABERLE, R.; HEAD, J.; KERBER, L. Healthy debate on early Mars. **Nature Geoscience**, v. 11, n. 12, p. 888, 2018.

XIAO, L.; WANG, J.; DANG, Y.; CHENG, Z.; HUANG, T.; ZHAO, J.; KOMATSU, G. A new terrestrial analogue site for Mars research: The Qaidam Basin, Tibetan Plateau (NW China). **Earth-Science Reviews**, v. 164, p. 84-101, 2017.

XIN, X.; DI, K.; WANG, Y.; WAN, W.; YUE, Z. Automated Detection of New Impact Sites on Martian Surface from HiRISE Images. **Advances in Space Research**, v. 60, n. 7, p. 1557-1569, 2017.

ZUREK, R. W.; SMREKAR, S. E. An overview of the Mars Reconnaissance Orbiter (MRO) science mission. **Journal of Geophysical Research: Planets**, v. 112, n. E5, 2007.