



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

CAMPUS DE PRESIDENTE PRUDENTE

FACULDADE DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIA

Programa de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas

MIRIAM MARIA PEDROSA

**DETECÇÃO DE CRATERAS DE IMPACTO EM
IMAGENS DIGITAIS.**

ESTUDO DE CASO: SUPERFÍCIE DE MARTE



DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Presidente Prudente

2011



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

CAMPUS DE PRESIDENTE PRUDENTE

FACULDADE DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIA

Programa de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas

MIRIAM MARIA PEDROSA

**DETECÇÃO DE CRATERAS DE IMPACTO EM
IMAGENS DIGITAIS.**

ESTUDO DE CASO: SUPERFÍCIE DE MARTE

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

Orientador: Prof. Dr. Erivaldo Antônio da Silva

Coorientador: Prof. Dr. Pedro Miguel Berardo Duarte Pina

Presidente Prudente
2011

FICHA CATALOGRÁFICA

P414d Pedrosa, Miriam Maria.
Detecção de Crateras de Impacto em Imagens Digitais. Estudo de caso :
Superfície de Marte / Miriam Maria Pedrosa. - Presidente Prudente: [s.n],
2011
99 f.

Orientador: Erivaldo Antônio da Silva
Coorientador: Pedro Miguel Berardo Duarte Pina
Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista, Faculdade de
Ciências e Tecnologia
Inclui bibliografia

1. Morfologia matemática. 2. Template Matching. 3. Crateras de
Impacto. I. Silva, Erivaldo Antônio. II. Pina, Pedro Miguel Berardo Duarte.
III. Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Ciências e Tecnologia. IV.
Título.

BANCA EXAMINADORA

Erivaldo

Prof. Dr. ERIVALDO ANTONIO DA SILVA
Orientador

Ana Lucia Bezerra Candeias

Profa. Dra. ANA LUCIA BEZERRA CANDEIAS
Universidade Federal de Pernambuco-UFPE

Maurício Araújo Dias

Prof. Dr. MAURICIO ARAÚJO DIAS
Departamento de Matemática, Estatística e Computação-FCT/UNESP

Miriam Maria Pedrosa

MIRIAM MARIA PEDROSA

PRESIDENTE PRUDENTE (SP), 20 DE MAIO DE 2011

RESULTADO: APROVADO

Dedico o resultado do meu esforço aos meus pais, irmãos e sobrinho que sempre me apoiaram, me incentivaram nos momentos de dificuldades, compreenderam os de ausência e que além de tudo sempre acreditam em mim.

Minhas conquistas se devem a vocês!

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, pela vida, pela minha família e por ter me guiado pelos melhores caminhos, sempre me dando força para que eu pudesse passar por todos os obstáculos.

Ao meu orientador Dr. Erivaldo Antonio da Silva, pela paciência, confiança, incentivo e contribuições no desenvolvimento deste trabalho. Ao Pedro Pina, meu coorientador, pelo auxílio, parceria e por dividir seus conhecimentos e experiências que foram primordiais para o desenvolvimento deste trabalho.

Aos docentes do PPGCC e do departamento de Matemática, em especial ao professor Dr. José Roberto Nogueira, por confiar em meu trabalho e por ter me convidado para fazer parte do grupo de pesquisa em morfologia matemática. Ao professor Dr. Aylton Pagamisse que me auxiliou na parte da transformada de Fourier e sempre me recebeu de braços abertos em sua sala.

Ao Lourenço Bandeira, pelas sugestões para realização deste trabalho, por ter cedido o Ground Truth, o programa para a aplicação da técnica de *template matching* e criação do volume de probabilidades e pela disposição de ajudar na utilização do mesmo.

Aos colegas do PPGCC, pelas ajudas e momentos de descontração, em especial as meninas: Ariane, Chaenne, Fernanda, Hérica, Juliane, Samara e Tayná, pelas conversas, companheirismo e, sobretudo amizade. Ao Guilherme Cardim, por estar sempre disponível para ajudar na parte de programação. E, a todos que de alguma forma me ajudaram no decorrer deste curso de mestrado.

Aos membros da banca examinadora: Ana Lúcia Candeias e Mauricio Dias, pelas contribuições.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Nível Superior (CAPES) pelo auxílio financeiro.

Em especial, aos meus pais, Marta e Francisco, que me ensinaram os valores da vida, e que sempre me apoiaram e incentivaram nas minhas escolhas. Aos meus preciosos irmãos, Aline e Bruno, pela amizade e por sempre me ajudarem nas minhas decisões. Ao meu sobrinho, Guilherme, pelo amor incondicional e por me fazer acreditar em um mundo melhor. Ao meu namorado, Fábio, pelo companheirismo e incentivo.

RESUMO

Atualmente, o estudo da superfície de Marte é de interesse de muitos programas de exploração espacial, o que justifica o número relevante de sondas enviadas ao planeta com o intuito de coletar amostras e produzir imagens da superfície. Com a melhora gradual dos sistemas sensores, os dados coletados pelas sondas podem produzir imagens com riqueza de detalhes que facilitam a identificação de alvos presentes nessas imagens. Consequentemente, existe um grande arquivo de imagens digitais da superfície marciana, sendo que esse arquivo cresce a uma taxa maior do que a capacidade do ser humano em extrair dados relevantes dessas imagens. Dentre os alvos presentes nas superfícies planetárias e lunar, as crateras de impacto se destacam, não só na superfície de Marte, mas na maioria delas. A identificação e contagem dessas crateras têm importância crucial no estudo dos planetas, devido à grande quantidade de informações que uma análise detalhada de sua distribuição e morfologia podem trazer. As crateras de impacto representam a única ferramenta disponível para medir, remotamente, a idade relativa de formações geológicas em planetas. Além disso, elas são importantes para a exploração espacial, visto que o homem tem se preparado para o envio de uma futura missão espacial, tripulada, para o planeta Marte. Dadas essas relevâncias, foi desenvolvida nesta dissertação uma metodologia que inclui técnicas de processamento digital de imagens e reconhecimento de padrões, com o objetivo de realizar a detecção de crateras de impacto na superfície de Marte. Para tanto, a metodologia adotada foi dividida em três etapas principais: a primeira foi a fase de seleção dos candidatos, na qual foi utilizada a Morfologia Matemática, seguida da fase de reconhecimento de padrões, na qual se empregou técnicas de *Template Matching* via Transformada Rápida de Fourier. Nesta segunda fase foi associado um volume de probabilidade, gerado a partir da correlação de *templates* com a cena da imagem. A terceira e última etapa, constituiu-se da análise do volume de probabilidade, na qual se adotou certo valor de probabilidade, em seguida aplicou-se a medida de circularidade e novamente operadores morfológicos para completar a identificação de crateras de impacto. Esse método adotado baseou-se no trabalho de Bandeira, Saraiva e Pina (2007), no qual o processo de detecção de crateras também consistiu de três fases. No entanto, esse trabalho se diferencia na primeira etapa, na qual os candidatos às crateras foram selecionados por meio de um algoritmo de detecção de contornos. As outras duas fases seguem como citado acima. Como áreas de estudo, foram selecionadas imagens digitais obtidas pela câmera THEMIS – *Thermal Emission Imaging System*, a bordo da sonda *Mars Odyssey*. Essa sonda foi lançada em 2001 e

orbita o planeta até os dias atuais. Foram utilizadas três imagens da superfície do planeta. Devido à baixa eficiência do Matlab em processar imagens de grandes dimensões, foi necessário recortar essas imagens em 48 subimagens. Desta forma, a metodologia teve que ser eficiente na detecção das crateras de impacto nas 48 subimagens. Os resultados alcançados comprovaram a viabilidade do uso conjunto da Morfologia Matemática e *Template Matching* via Transformada Rápida de Fourier, com vistas à detecção de crateras de impacto na superfície de Marte, a partir de imagens digitais. Os resultados obtidos podem apoiar projetos em diversas áreas do conhecimento que têm interesse na exploração da superfície marciana, tais como cartografia, geologia, física, astronomia, dentre outras.

Palavras-chave: Sensoriamento Remoto, Morfologia Matemática, *Template Matching* via FFT, Processamento Digital de Imagens, Marte, Crateras de Impacto.

ABSTRACT

Currently, the study of Mars' surface has been interesting to a sort of space exploration programs which justify the relevant number of probes launched to this planet. Consequently, there's a huge orbital image file from Martian surface. With sensors whose spatial resolution has been getting better and better, the amount of information contained on these images grows on a rate higher than the capability of human being on extracting relevant data from these images. Among the present targets on planetary and lunar surface, impact craters stand out, not only on the surface of Mars, but on most of them. Identifying and counting these craters have a crucial significance on the study of planets, due the great amount of information available on a detailed analysis of them. They represent the only available tool to make remote measures about the relative age from geological formations on planets. Besides, they are important to space exploration since man has been prepared to send a future manned space mission to Mars. Given these relevancies, it had been developed on this dissertation a methodology that includes techniques for digital image processing and pattern recognition, aiming to detect impact craters on the surface of Mars. In order to that, the methodology was divided into three main steps. The first phase is the selection of candidates, which was used Mathematical Morphology, followed by the pattern recognition phase, applying Template Matching techniques by way of Fast Fourier Transform. In this second phase, a volume of probability was associated, which was generated from correlation of templates with the scene of image. Finally, the analysis of the volume of probability, which was applied the measure of circularity and again morphological operators to fulfill the identification of impact craters. This methodology was based on the works of Bandeira, Saraiva and Pina (2007), whose craters detection process has been also into three phases. However, this work differs on the first phase, in which candidates has been selected through an edge detection algorithm. The other phases follow the same. As study areas were selected digital images obtained from THEMIS camera – Thermal Emission Imaging System, aboard the Mars Odyssey probe. This probe was launched in 2001 and orbits the planet up until now. Three surface planet images were used, which form an image mosaic. Due to the low efficiency of Matlab to process images with large dimensions, it was necessary to cut these images in 48 sub images. Thus, methodology must be efficient on impact craters detection on these 48 sub images. The achieved results proved the feasibility of joint use of Mathematical Morphology and Template Matching by way of Fast Fourier Transform, aiming to detect

impact craters on Mars' surface using digital images. These results may give support projects in several areas of the knowledge interested on Martian surface exploration, such as cartography, geology, physics, astronomy, among others.

Keywords: Remote Sensing, Mathematical Morphology, Template Matching by FFT, Digital Image processing, Mars, Impact Craters.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1: PRIMEIRA IMAGEM DA LUA.	21
FIGURA 2: MISSÕES DE EXPLORAÇÃO A MARTE.	22
FIGURA 3: CONVENÇÃO DOS EIXOS PARA REPRESENTAÇÃO DE IMAGENS DIGITAIS.	23
FIGURA 4: QUANTIZAÇÃO DE IMAGENS.	24
FIGURA 5: SOMA DE MINKOWSKI ENTRE DOIS SUBCONJUNTOS.....	27
FIGURA 6: SUBTRAÇÃO DE MINKOWSKI ENTRE DOIS SUBCONJUNTOS.....	28
FIGURA 7: FORMA GEOMÉTRICA DE ALGUNS ELEMENTOS ESTRUTURANTES.	29
FIGURA 8: EROÇÃO BINÁRIA A PARTIR DO ELEMENTO CRUZ.	31
FIGURA 9: RESULTADO DA APLICAÇÃO DO OPERADOR EROÇÃO BINÁRIA.	31
FIGURA 10: DILATAÇÃO BINÁRIA A PARTIR DO ELEMENTO CRUZ.....	32
FIGURA 11: RESULTADO DA APLICAÇÃO DO OPERADOR DILATAÇÃO EM UMA IMAGEM BINÁRIA.	33
FIGURA 12: RESULTADO DA APLICAÇÃO DA EROÇÃO EM NÍVEIS DE CINZA.....	34
FIGURA 13: RESULTADO DA DILATAÇÃO EM NÍVEIS DE CINZA.	35
FIGURA 14: EXEMPLO NUMÉRICO DE DILATAÇÃO.....	35
FIGURA 15: RESULTADO DO GRADIENTE POR EROÇÃO.	37
FIGURA 16: RESULTADO DO GRADIENTE POR DILATAÇÃO.	37
FIGURA 17: RESULTADO DO GRADIENTE POR DILATAÇÃO-EROÇÃO.	38
FIGURA 18: RESULTADO DA ABERTURA DE UM CONJUNTO X POR UM DISCO 3 x 3.....	40
FIGURA 19: RESULTADO DO FECHAMENTO DE UM CONJUNTO X POR UM DISCO 7 x 7.	41
FIGURA 20: TRANSFORMAÇÃO <i>WATERSHED</i>	42
FIGURA 21: TRANSFORMAÇÃO DISTÂNCIA.....	43
FIGURA 22: ESPECTRO DE FOURIER.	50
FIGURA 23: ESPECTRO DE FOURIER.	50
FIGURA 24: TRANSFORMADA DE FOURIER PLOTADA COMO FUNÇÃO.	51
FIGURA 25: ESPECTRO DE FOURIER DE UMA IMAGEM EM NÍVEIS DE CINZA.....	51
FIGURA 26: LOCALIZAÇÃO DA REGIÃO SELECIONADA COMO ÁREA DE ESTUDO.	54
FIGURA 27: IMAGEM ARTÍSTICA DE <i>MARS ODYSSEY</i>	55
FIGURA 28: IMAGENS UTILIZADAS COMO ÁREAS TESTE.	56
FIGURA 29: IMAGENS ILUSTRANDO AS DIFICULDADES NA TAREFA DE DETECÇÃO.....	57
FIGURA 30: ESTÁGIO DE COMPRESSÃO.	58

FIGURA 31: ESTÁGIO DE ESCAVAÇÃO.	59
FIGURA 32: ESTÁGIO DE MODIFICAÇÃO.	59
FIGURA 33: INVERSÃO DA SEQUÊNCIA ESTRATIGRÁFICA DURANTE A FORMAÇÃO DO EJETA.	60
FIGURA 34: FLUXOGRAMA CONTENDO AS ETAPAS DESENVOLVIDAS NO TRABALHO.	62
FIGURA 35: QUATRO DAS 48 SUBIMAGENS.	66
FIGURA 36: RESULTADO DA APLICAÇÃO DO OPERADOR <i>MMVMAX</i>	67
FIGURA 37: RESULTADO DA APLICAÇÃO DO OPERADOR <i>MMVMIN</i>	68
FIGURA 38: RESULTADO DA APLICAÇÃO DO GRADIENTE MORFOLÓGICO.	69
FIGURA 39: BINARIZAÇÃO DAS IMAGENS COM LIMIAR 16.	70
FIGURA 40: RESULTADO DA OPERAÇÃO DE FECHAMENTO POR ÁREA.	71
FIGURA 41: RESULTADO DA ABERTURA MORFOLÓGICA.	72
FIGURA 42: RESULTADO DA OPERAÇÃO DE FECHAMENTO.	73
FIGURA 43: RESULTADO DO OPERADOR <i>MMDIST</i>	74
FIGURA 44: REGIÕES MÁXIMAS.	75
FIGURA 45: FUNÇÃO DISTÂNCIA INVERTIDA.	76
FIGURA 46: RESULTADO DA APLICAÇÃO DA TRANSFORMAÇÃO <i>WATERSHED</i>	77
FIGURA 47: RESULTADO DA ROTINA MORFOLÓGICA.	78
FIGURA 48: SOBREPOSIÇÃO DO RESULTADO DA ROTINA MORFOLÓGICA NAS IMAGENS ORIGINAIS.	79
FIGURA 49: IMAGENS E ESPECTROS.	82
FIGURA 50: TRANSFORMADA INVERSA DE FOURIER.	84
FIGURA 51: RESULTADO DA FFT DE UMA IMAGEM COM TEMPLATES DE DIFERENTES RAIOS, NO CUBO DE PROBABILIDADES.	85
FIGURA 52: CUBO DE PROBABILIDADES OBTIDO A PARTIR DO PROCESSO DE <i>TEMPLATE MATCHING</i> VIA FFT.	86
FIGURA 53: LOCALIZAÇÃO DE MÁXIMOS REGIONAIS.	88
FIGURA 54: MÁXIMOS REGIONAIS E BINARIZAÇÃO.	89
FIGURA 55: RESULTADO FINAL.	92

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	CONSIDERAÇÕES INICIAIS	15
1.2	OBJETIVO	17
1.3	JUSTIFICATIVA	17
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	19
2.1	ESTADO DA ARTE.....	19
2.2	PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS.....	20
2.2.1	<i>Conceito de Imagem e Imagem Digital</i>	<i>22</i>
2.2.2	<i>Imagem Binária</i>	<i>24</i>
2.2.3	<i>Imagem em Tons de Cinza.....</i>	<i>25</i>
2.2.4	<i>Processamento Morfológico de Imagens</i>	<i>25</i>
2.2.4.1	Operações de Minkowski	26
2.2.4.2	Elemento Estruturante	28
2.2.4.3	Operadores Morfológicos	29
2.2.4.4	Morfologia Binária	30
2.2.4.4.1	Erosão Binária	30
2.2.4.4.2	Dilatação Binária	32
2.2.4.5	Morfologia em Níveis de Cinza	33
2.2.4.5.1	Erosão em níveis de cinza	33
2.2.4.5.2	Dilatação em níveis de cinza	34
2.2.4.6	Gradiente Morfológico	36
2.2.4.7	Filtros Morfológicos	39
2.2.4.7.1	Abertura	39
2.2.4.7.2	Fechamento.....	40
2.2.4.8	Transformação Watershed.....	41
2.2.4.9	Transformação Distância.....	42
2.2.4.10	Reconstrução Morfológica	43
2.2.4.10.1	Reconstrução por Dilatação.....	43
2.2.4.10.2	H-Extrema	44
2.2.4.10.3	Máximo Regional	44

2.2.5	<i>Template Matching</i>	45
2.2.5.1	Números Complexos	45
2.2.5.2	Fórmula de Euler	46
2.2.6	<i>Transformada de Fourier</i>	46
2.2.6.1	Transformada Discreta de Fourier	48
2.2.6.2	Espectro de Fourier	49
2.2.6.3	Correlação por meio da FT	52
2.2.6.4	Transformada Rápida de Fourier	52
3	MATERIAIS E METODOLOGIA PROPOSTA	54
3.1	MATERIAIS	54
3.1.1	Áreas Teste	54
3.1.2	Definição do Problema	56
3.1.2.1	Crateras de Impacto	57
3.1.3	Software Utilizado	60
3.1.3.1	Matlab	60
3.1.3.1.1	Toolbox de Morfologia Matemática	61
3.2	METODOLOGIA PROPOSTA	61
4	RESULTADOS	65
4.1	MORFOLOGIA MATEMÁTICA	65
4.2	TEMPLATE MATCHING	80
4.3	DETECÇÃO DE CRATERAS	87
4.4	GROUND TRUTH	90
4.5	ANÁLISE DOS RESULTADOS	90
4.5.1	Avaliação dos Resultados	90
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	94
5.1	CONCLUSÕES	94
5.2	RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	95
	REFERÊNCIAS	97

1 INTRODUÇÃO

1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

Marte é um planeta geologicamente muito diverso, com terrenos altamente craterados, vulcões gigantes, enormes cânions, extensivos campos de dunas, e numerosos e diferentes tipos de canais supostamente escavados por água líquida. Estão em Marte, o maior vulcão do sistema solar: o Monte Olimpo, o “grand canyon”: o Valles Marineris, e a maior cratera: a bacia de Hellas, que possui 3300 km de extensão (CARVALHO e GUILHEN, 2000).

Atualmente, o estudo da superfície de Marte é de interesse de muitos programas de exploração espacial, o que justifica o grande número de sondas enviadas ao planeta. Consequentemente, um número relevante de imagens da superfície do planeta tem sido obtido. Por meio dessas imagens, é possível a identificação e contagem de crateras de impacto, as quais têm importância crucial no estudo do planeta.

As crateras de impacto são estruturas geológicas formadas pela colisão de meteoritos com a superfície de um planeta. Elas são uma das características que mais sobressaem visualmente numa superfície planetária, sendo a sua formação um processo geológico que ocorre em todo o sistema solar (HEAD, 2007). E por ser o principal escultor das superfícies planetárias, justifica-se o motivo de vários estudos realizados pela comunidade científica.

O estudo das crateras de impacto em superfícies planetárias possui vários fins, tais como: o da compreensão do próprio processo de craterismo, o do conhecimento da natureza dos terrenos que foram alvo dos impactos e o da análise e compreensão dos processos de degradação (MALIN et al., 1992). É através do estudo do tamanho e da frequência das crateras de impacto na superfície, que é possível estimar a idade do terreno em questão. Aliás, as crateras de impacto são a única ferramenta disponível que permite estimar, remotamente, a idade relativa de superfícies planetárias.

A identificação de crateras em superfícies planetárias também assume importância crucial para a exploração espacial, visto que o homem tem se preparado para o envio de uma futura missão espacial tripulada para o planeta Marte. Recentemente, os centros de pesquisa da ESA (*European Space Agency*) e da Roscosmos (Agência Espacial Federal Russa) lançaram um projeto para uma futura missão tripulada a Marte. O projeto denominado

MARS500, prepara uma missão para a exploração do planeta com um grupo de seis pesquisadores que explorarão a superfície marciana por 30 dias. O tempo total da simulação será de 520 dias, que é o tempo necessário para uma viagem de ida e volta a Marte, com os trinta dias de exploração na superfície. A equipe permanecerá trancada em uma capsula de aproximadamente 550 metros cúbicos que somam os quatro módulos cilíndricos que formam o simulador (ESA, 2011).

De acordo com o pesquisador da NASA, Williams (2010), Marte, dentre os satélites e planetas do sistema solar, é o planeta que mais apresenta condições favoráveis para os seres humanos e é atualmente o único candidato real para a futura exploração humana e sua colonização. Mercúrio está muito perto do sol, portanto com radiação e temperaturas extremas, além de quase não apresentar atmosfera. Vênus é muito quente (temperatura média de 500°C) e as pressões da superfície são extremas. Os planetas Júpiter, Saturno, Urano e Netuno são gasosos, portanto, não fornecem uma superfície apropriada para exploração humana. E Plutão é muito fria e distante.

Portanto, conhecer o terreno do planeta, bem como as crateras em termos de localização, morfologia, profundidade e frequência de impactos em determinadas regiões, poderá ser importante também para a elaboração de uma ferramenta de navegação espacial, a ser utilizada para definir um local seguro de aterragem em missões espaciais futuras.

Atualmente, o processo de identificação de crateras é feito por operadores humanos, os quais empregam grande parte do seu tempo para a realização desse trabalho (STEPINSKI et. al., 2009). Esta operação se torna cada vez mais exigente, em termos de tempo, visto que são enviados instrumentos a bordo de sondas cada vez mais eficientes capazes de capturar maior quantidade de imagens, com resolução espacial melhorada que permitem detectar crateras com várias dimensões.

Diversos métodos para identificação de crateras têm sido desenvolvidos, no entanto, nenhum é suficientemente satisfatório de forma a substituir o trabalho atualmente feito manualmente pelo homem.

Nesse sentido, esta pesquisa propõe uma metodologia para detecção de crateras de impacto na superfície de Marte, através do processamento morfológico de imagens e da técnica de *Template Matching* utilizando a Transformada Rápida de Fourier (FFT).

A MM está presente em diversos trabalhos das mais variadas áreas do conhecimento científico, tais como, biologia, metalografia, medicina, visão robótica, controle de qualidade, reconhecimento de padrões etc. De acordo com Haralick et al. (1987 apud

SHIH, 2009) a MM tem um papel fundamental na identificação e decomposição de objetos, características, defeitos de superfície e defeitos relacionados diretamente com forma. Ela tem um papel estrutural essencial para desempenhar a função de visão de máquina.

A escolha da técnica de *Template Matching* via FFT se justifica pelo fato dessa técnica permitir a busca por determinados padrões na imagem e devido essa busca ser feita no domínio da frequência, o que torna o processo mais rápido do que se fosse feito no domínio espacial. Isso faz com que esse método tenha baixa demanda computacional, tornando-o essencial quando se trabalha com um grande número de imagens.

1.2 OBJETIVO

Este trabalho tem como objetivo principal desenvolver uma metodologia para detecção de crateras de impacto na superfície de Marte, em imagens THEMIS. Para tanto, integrou-se dados de sensoriamento remoto e processamento digital de imagens. As técnicas utilizadas foram Processamento Morfológico de Imagens e *Template Matching* via Transformada Rápida de Fourier.

1.3 JUSTIFICATIVA

O presente trabalho justifica-se pela necessidade de uma metodologia de detecção de crateras de impacto, que seja eficiente o suficiente de modo que possa substituir o trabalho de detecção de crateras, atualmente feito manualmente pelo homem, de forma lenta e muitas vezes imprecisa, em uma tarefa a ser realizada por máquina, de maneira rápida e confiável.

O estudo das crateras de impacto assume importância crucial no estudo dos planetas, devido à grande quantidade de informações que uma análise detalhada de sua distribuição e morfologia podem trazer (STEPINSKI et. al., 2006). Além disso, elas representam a única ferramenta disponível para medir, remotamente, a idade relativa de formações geológicas em planetas (URBACH e STEPINSKI, 2009). Por meio do conhecimento da geomorfologia das crateras, são possíveis estudos de uma série de questões pendentes na geomorfologia do planeta, tais como o do processo natural de degradação (SODERBLOM et al., 1974), da análise de variações regionais do material geológico (CINTALA et al., 1976), além de ter servido como base para a estratigrafia da Lua e de Marte (TANAKA, 1986).

Dessa forma, a finalidade principal desta dissertação é a detecção de crateras de impacto em Marte a fim de fornecer subsídios para que pesquisas sejam realizadas por profissionais de diversas áreas, tais como cartografia, geologia, física, astronomia, dentre outras.

Esta pesquisa faz parte da parceria científica entre a FCT/UNESP e o IST – Instituto Superior Técnico de Lisboa.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 ESTADO DA ARTE

Diversos trabalhos sobre detecção de crateras de impacto em imagens da superfície de Marte têm sido desenvolvidos. Esses trabalhos apresentam, na maioria das vezes, o objetivo comum de automatização desse processo. Algumas técnicas para detecção de crateras podem ser encontradas em Plesko, Brumby e Asphaug (2004), no qual testaram um software de aprendizagem automática, chamado GENIE (*GENetic Imagery Exploitation*). Esse software avalia o desempenho de vários algoritmos e combina os melhores de forma a classificar corretamente todo o conjunto de treinamento. Com esse software, eles atingiram uma taxa de 98% de crateras verdadeiras e de apenas 10% de crateras falsas. Nesse trabalho, é apresentada apenas uma imagem de Marte para treino, e o resultado refere-se à classificação dessa mesma imagem.

Magee et al. (2003) relatam técnicas de identificação automática de crateras marcianas utilizando processamento de imagens. Por meio de quatro técnicas, eles alcançaram um resultado positivo, detectando a maioria das crateras presentes na imagem. Entretanto, assim como no trabalho de Plesko, Brumby e Asphaug (2004), essa metodologia é aplicada em apenas uma imagem, o que não possibilita o conhecimento da eficiência do algoritmo frente a diferentes imagens. Barata et al. (2004) desenvolveram uma metodologia para reconhecimento automático de crateras de impacto na superfície de Marte. Nesse trabalho, utilizaram a análise de textura, *template matching* e transformação morfológica *watershed*. Testaram essa metodologia em 26 imagens, obtidas pelo mesmo sensor, a qual atingiu uma taxa de 64,77% de crateras verdadeiras e 62,25% de falsas detecções.

Martins et al. (2009) propôs um método para reconhecimento automático de crateras da superfície de Marte baseado em técnicas de *boosting*, no qual utilizaram 101 imagens de quatro regiões da superfície marciana, e alcançaram o desempenho de 88,5% para detecções verdadeiras e apenas 23,2% para falsas detecções.

Bandeira et al. (2010) propuseram uma metodologia para detecção automática de crateras sub-km, usando a informação da forma e da textura da cratera. Eles obtiveram um resultado razoável para detecção de crateras verdadeiras (83%). Kim et al. (2005) desenvolveram também uma nova ferramenta para a cartografia e a cronologia de Marte. Um ponto importante na pesquisa, que a diferencia das demais, foi terem testado a metodologia

para diferentes sensores e em diferentes zonas da superfície marciana. Entretanto, o algoritmo apresenta algumas deficiências, pois detecta um número elevado de crateras falsas, enquanto que crateras sobrepostas não são detectadas.

Bandeira, Saraiva e Pina (2007) apresentaram uma metodologia de reconhecimento de crateras de impacto em Marte. Neste trabalho, o reconhecimento de crateras é composto por três fases: seleção de candidatos (através de detecção de contornos), criação de um volume de probabilidade criado a partir da correlação com *templates* de diversos tamanhos utilizando a FFT, e detecção de crateras através da análise de máximos locais e cálculo da circularidade. Para tanto, eles trabalharam com imagens obtidas pela câmera MOC (*Mars Orbiter Camera*), com resolução de 200-300m/pixel. Com a metodologia desenvolvida, eles alcançaram uma taxa de 87% de detecção de crateras verdadeiras e de 16% de crateras falsas.

2.2 PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS

A área de Processamento Digital de Imagens vem apresentando, ao longo dos anos, um aumento significativo no desenvolvimento tecnológico, estando presente na solução de aplicações em diversas áreas do conhecimento humano.

De acordo com Gonzalez e Woods (2000), o interesse em métodos de processamento de imagens digitais decorre de duas áreas principais de aplicação: melhoria de informação visual para interpretação humana e o processamento de dados de cena para percepção automática através de máquinas.

O processamento digital de imagens teve seu início, propriamente dito, na década de sessenta, quando um número limitado de pesquisadores começou a analisar dados espectrais aerotransportados e fotografias aéreas digitalizadas. Entretanto, só após o lançamento do Landsat-1, em 1972, é que os dados de imagens digitais orbitais se tornaram extensamente disponíveis para aplicações de sensoriamento remoto.

O emprego de técnicas de computação para o melhoramento de imagens produzidas por uma sonda espacial iniciou-se no *Jet Propulsion Laboratory* (Pasadena, California) em 1964, quando imagens da Lua, transmitidas pelo Ranger 7, foram processadas por um computador para corrigir vários tipos de distorção de imagem inerentes à câmera de televisão a bordo. Essas técnicas serviram de base para métodos melhorados no realce e restauração de imagens das missões *Surveyor* para a Lua, série *Mariner* de missões para

Marte, voos tripulados da Apollo para a Lua e outros (GONZALEZ & WOODS, 2000). Na Figura 1, apresenta-se a primeira imagem da Lua, tirada pelo veículo espacial U.S. Ranger 7, obtida em 31 de julho de 1964, às 9:09 a.m.

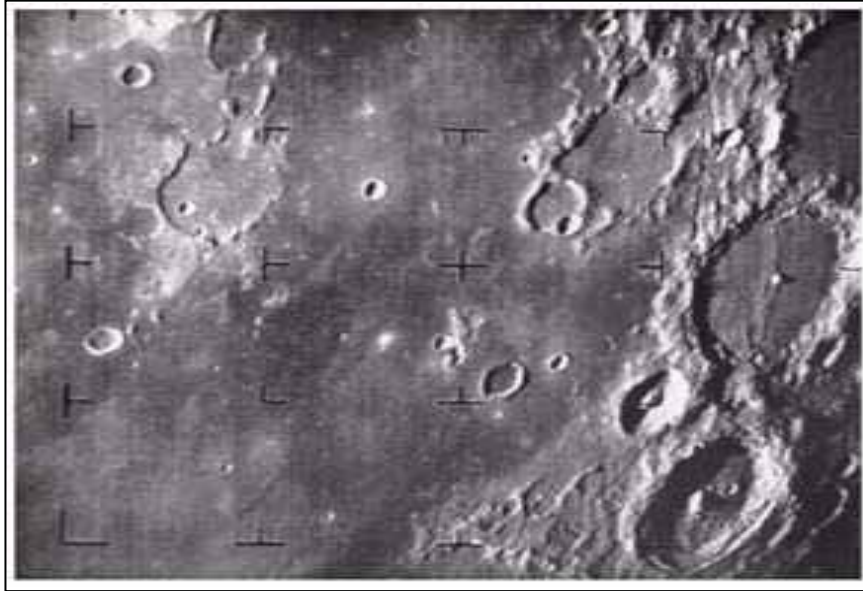


Figura 1: Primeira imagem da Lua.

Fonte: GONZALEZ E WOODS (2000).

A primeira imagem da superfície de Marte foi obtida na missão *Mariner 4*, em 14 de julho de 1965. Nessa missão, a média da resolução espacial das imagens obtidas foi de 3 km/pixel (WILLIAMS, 2005). Posterior ao envio dessa missão, milhares de imagens foram obtidas por outras missões, tais como: *Viking*, *Mars Global Surveyor*, *Mars Pathfinder*, *Mars Odyssey*, dentre outras. A Figura 2 exhibe as missões de exploração ao planeta Marte, até o ano de 2011.

Com o avanço tecnológico nos últimos anos, as imagens obtidas possuem a capacidade de capturar informações cada vez melhor. Consequentemente, estas adquirem informações da superfície com alto nível de detalhamento, o que permite o desenvolvimento de pesquisas de diversas áreas do conhecimento.

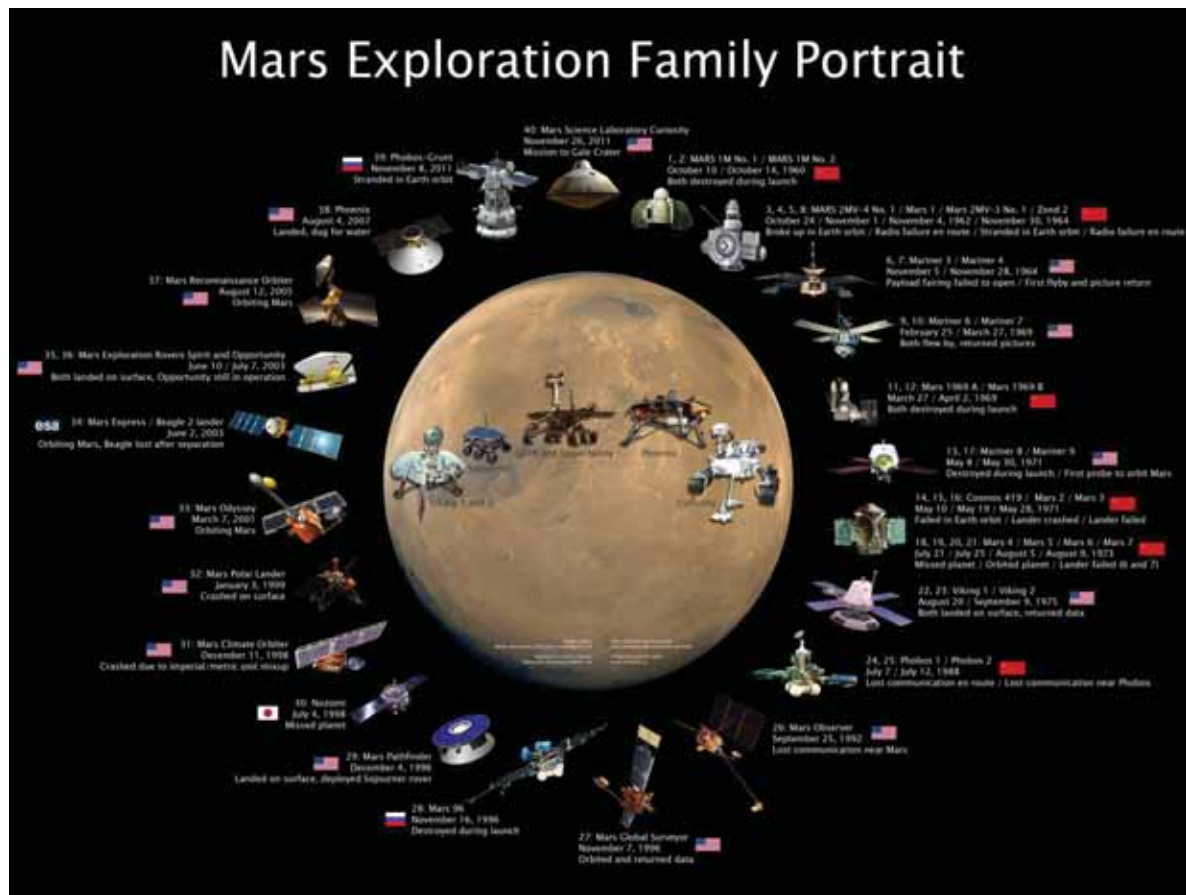


Figura 2: Missões de exploração a Marte.

Fonte: < <http://www.astrosaur.us/2011/11/24/mars-exploration-family-portrait/>>.

2.2.1 Conceito de Imagem e Imagem Digital

De acordo com Pedrini (2008), uma imagem pode ser definida como uma função de intensidade luminosa, denotada $f(x,y)$, cujo valor ou amplitude nas coordenadas espaciais (x,y) fornece a intensidade ou o brilho da imagem naquele ponto. Esse valor de intensidade, em cada coordenada espacial, consiste da luz refletida dos objetos e da quantidade de luz incidindo na cena observada. Assim, a função $f(x,y)$ pode ser representada como:

$$f(x,y) = i(x,y) * r(x,y) \quad (1)$$

para

$$0 < i(x,y) < \infty \quad \text{e} \quad 0 < r(x,y) < 1 \quad (2)$$

onde $i(x,y)$ é a *luminância* e $r(x,y)$ é *reflectância*.

A natureza de $i(x,y)$ é determinada pela fonte de luz, enquanto $r(x,y)$ é determinada pelas características dos objetos na cena.

Uma imagem digital pode ser considerada como uma função bidimensional, $f(x,y)$, sendo que todos os valores de $f(x,y)$ são discretos.

Por convenção, a origem da imagem está localizada no canto superior esquerdo da imagem. A Figura 3 representa um exemplo de imagem digital.

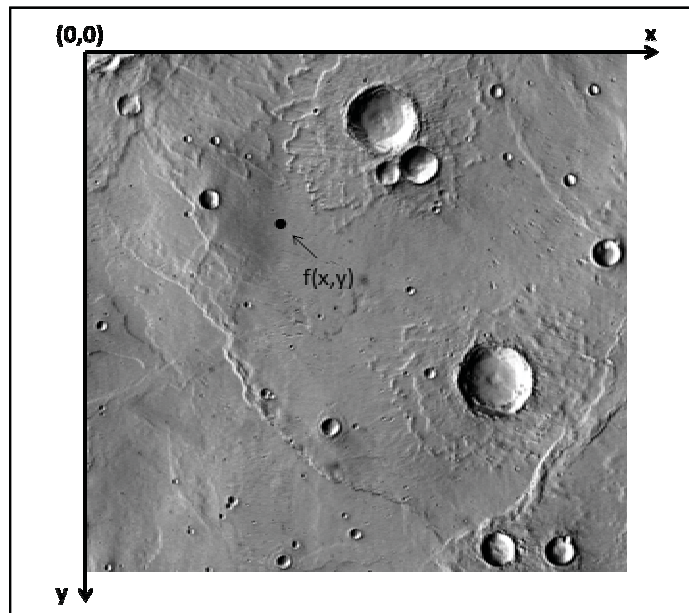


Figura 3: Convenção dos eixos para representação de imagens digitais.

Uma imagem digital pode ser considerada como sendo uma matriz de pontos amostrados de uma imagem contínua, cada ponto com um valor de brilho, de acordo com a quantização da imagem. Esses pontos são denominados de pixels (do inglês, *picture element*).

A maioria das técnicas de análise de imagem realiza o processamento dos dados em um espaço discreto, por um computador digital. Para que o processamento desses dados seja possível, é necessário realizar a conversão destes, do espaço contínuo (R, R^2, R^3) para o discreto (Z, Z^2, Z^3). A passagem do espaço contínuo para o discreto é conseguida através da obtenção de amostras do espaço contínuo. Esse processo é chamado de digitalização.

Ao processo de discretização das intensidades luminosas dá-se o nome de *quantização*. Esse processo de discretização está associado com a sensibilidade dos captadores utilizados na aquisição da imagem, que usualmente varia de 1 bit/pixel a 24 bits/pixel. Assim, imagens de 1 bit/pixel comportam 2^1 níveis, sendo então uma imagem binária. Imagens com 8 bits/pixel comportam 2^8 intensidades diferentes para cada pixel, ou seja, 256 níveis de cinza.

A Figura 4 ilustra exemplos de quantização.

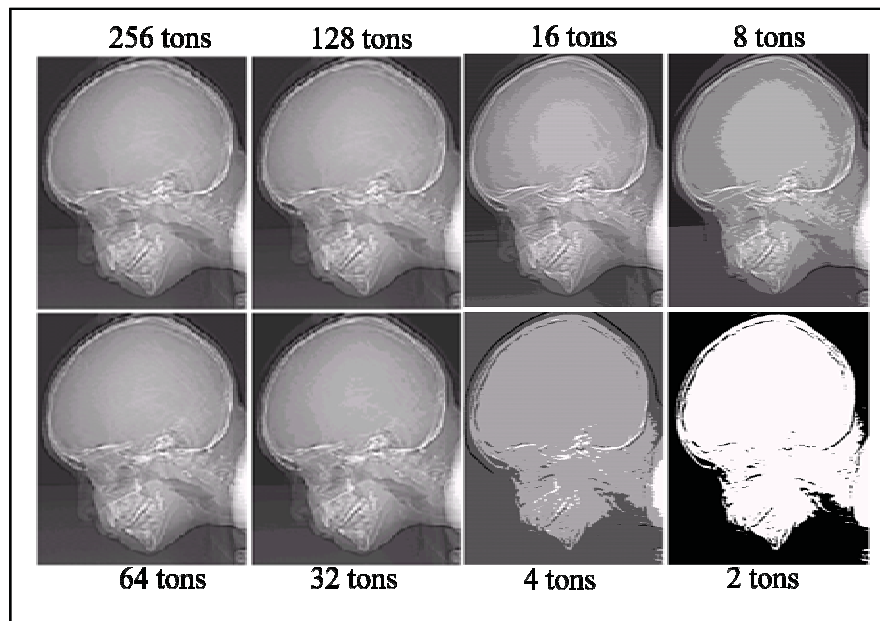


Figura 4: Quantização de imagens.
Fonte: Gonzalez e Woods (2000).

2.2.2 Imagem Binária

Imagem binária é uma imagem digital, na qual seus pixels apresentam apenas dois valores, 0 (zero) ou 1 (um), dependendo se o pixel pertence ao objeto ou ao fundo, geralmente os pixels dos objetos são brancos e os do fundo pretos.

De acordo com Soille (2003), as imagens são definidas sobre uma forma retangular chamada de domínio de definição da imagem, que é frequentemente referido como “plano da imagem”.

Uma imagem binária f é um mapeamento de um subconjunto D_f em Z^n chamado de domínio de definição de f no par $\{0,1\}$:

$$f: D_f \subset Z^n \rightarrow \{0, 1\} \quad (3)$$

Ou seja, para todos os pixels p do domínio de definição de imagem, $f(p)$ é 0 ou 1.

2.2.3 Imagem em Tons de Cinza

Uma imagem em níveis de cinza corresponde a uma representação em que cada pixel assume um determinado valor em um intervalo $[0, L-1]$ de $\mathbb{Z}$, onde o valor 0 é associado ao preto, o valor $(L-1)$ corresponde ao branco e os valores intermediários constituem diferentes tons de cinza. O caso mais frequente corresponde à estrutura de 8 bits, ou seja, 256 níveis de cinza.

Matematicamente, Soille (2003) define uma imagem tom de cinza f , como sendo o mapeamento de um subconjunto D_f em $\mathbb{Z}^n$ chamado o domínio de definição de f em um conjunto limitado de inteiros não negativos:

$$f: D_f \subset \mathbb{Z}^n \rightarrow \{0, 1, \dots, t_{max}\} \quad (4)$$

onde t_{max} é o valor máximo do tipo de dados usado para armazenar a imagem (isto é, $2^n - 1$ para valores de pixel com n bits). Ou seja, para todo pixel do domínio de definição da imagem, $f(p)$ pertencerá a $\{0, 1, \dots, t_{max}\}$.

Em imagens digitais em nível de cinza, dois componentes de cada elemento são as coordenadas do pixel e o terceiro corresponde ao valor de intensidade.

2.2.4 Processamento Morfológico de Imagens

Morfologia Matemática (MM) é o nome dado a um conjunto de métodos, desenvolvidos inicialmente por George Matheron e Jean Serra, a partir de 1964, os quais tiveram por objetivo estudar as estruturas geométricas das entidades contidas em uma imagem.

Originalmente, a teoria da MM foi desenvolvida para imagens binárias utilizando a teoria dos conjuntos e posteriormente foi estendida para imagens em níveis de cinza utilizando a teoria de reticulados, sendo a imagem vista como uma superfície de relevo (SERRA, 1982).

O processamento morfológico de imagens têm apoiado pesquisas de diversas áreas do conhecimento, tais como, medicina, biologia, metalografia, visão robótica, controle de qualidade, reconhecimento de padrões, cartografia etc.

Segundo Facon (1996), o princípio básico da MM consiste em extrair informações relativas à geometria e à topologia de um conjunto desconhecido da imagem, por meio de um conjunto completamente conhecido, tanto seu tamanho como sua forma, esse conjunto é denominado elemento estruturante. Nesse processo de deslocamento ele realiza algumas transformações na vizinhança do pixel analisado. O resultado dessa transformação é atribuído ao pixel correspondente em uma nova imagem (MEDEIROS, 2003).

O processamento morfológico de imagens pertence ao ramo de técnicas não lineares, o que permite processar imagens com objetivos de realce, segmentação, detecção de bordas, dentre outros.

No processamento morfológico de imagens, existem duas operações que são fundamentais: a erosão e a dilatação. Essas duas operações são a base para a construção dos demais operadores morfológicos.

2.2.4.1 Operações de Minkowski

Existem duas importantes operações desenvolvidas por Minkowski e Hadwiger, e são conhecidas como a adição e a subtração de Minkowski.

Definição 01. Seja $\mathcal{E}$ um grupo abeliano. Sejam dois subconjuntos A e B do conjunto $\mathcal{E}$. A adição de Minkowski de A e B é definida por Facon (1996) como sendo:

$$A \oplus B = \bigcup_{b \in B} A_b \quad (5)$$

Que também pode ser definida como:

$$A \oplus B = \{x \in \mathcal{E}: \exists a \in A \text{ e } \exists b \in B: x = a + b\} \quad (6)$$

A adição de Minkowski, denotada $\oplus$, é o mapeamento dado por:

$$(A, B) \rightarrow A \oplus B$$

A Figura 5 ilustra a construção da soma de Minkowski de dois subconjuntos A e B .

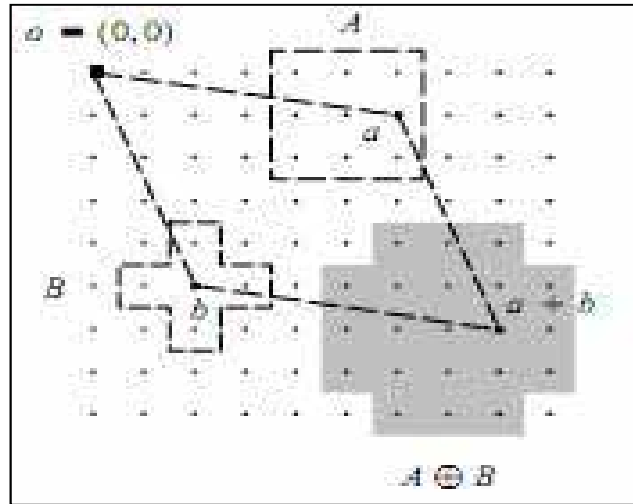


Figura 5: Soma de Minkowski entre dois subconjuntos.
Fonte: Banon e Barrera (1998).

Definição 02. Seja ε um grupo abeliano. A subtração de Minkowski do subconjunto A com o subconjunto B é denotada por (FACON, 1996):

$$A \ominus B = \bigcap_{b \in B} A_b \quad (7)$$

Da mesma forma, pode ser definida como:

$$A \ominus B = \{x \in \varepsilon: \exists a \in A \text{ e } \exists b \in B: x = a - b\} \quad (8)$$

A subtração de Minkowski, denotada $\ominus$, é o mapeamento dado por:

$$(A, B) \rightarrow A \ominus B$$

A Figura 6 ilustra a construção da diferença de Minkowski entre dois subconjuntos A e B.

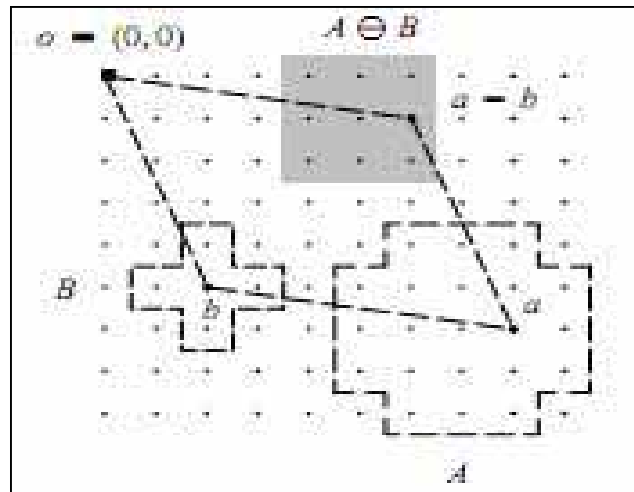


Figura 6: Subtração de Minkowski entre dois subconjuntos.
Fonte: Banon e Barrera (1998).

A dilatação e a erosão foram criadas a partir das noções de soma e subtração de Minkowski introduzidas, respectivamente, por Minkowski (1903) e Hadwig (1950, 1957).

2.2.4.2 Elemento Estruturante

Operadores morfológicos visam extrair estruturas relevantes da imagem, isto é alcançado através da sondagem na imagem com outro conjunto de forma conhecida, chamada elemento estruturante. A forma do elemento estruturante é geralmente escolhida de acordo com algum conhecimento a priori sobre a geometria das estruturas relevantes e irrelevantes presentes na imagem.

A utilização do elemento estruturante é a grande potencialidade da MM, ele é um conjunto completamente definido e conhecido, tanto o seu tamanho, quanto a sua forma, e é comparado, a partir de uma transformação, ao conjunto desconhecido da imagem. Dessa forma, ele consiste em extrair informações relativas a geometria e a topologia de um conjunto desconhecido contido em uma imagem.

O elemento estruturante pode assumir várias formas e sua origem pode ser definida em qualquer ponto. Por isso o seu uso requer cautela, pois para obter resultados satisfatórios é necessário que a escolha do mesmo seja adequada. Segundo Goutsias e Heijmans (2000), a escolha do elemento estruturante mais apropriado depende principalmente da aplicação a ser realizada. Assim, para selecionar o elemento estruturante mais adequado

pode-se considerar a forma dos objetos, ou definir um tamanho específico e para alguns elementos estruturantes considera-se uma orientação (SOILLE, 2003).

O elemento estruturante percorre toda a cena (linha a linha e coluna a coluna), descolando-se na imagem pixel a pixel. Nesse processo de deslocamento do elemento estruturante na imagem, o mesmo realiza algumas transformações com relação aos valores mínimos e máximos considerados na vizinhança do pixel analisado. O resultado dessa transformação é atribuído ao pixel correspondente da nova imagem.

A Figura 7 exemplifica algumas configurações de elementos estruturantes.

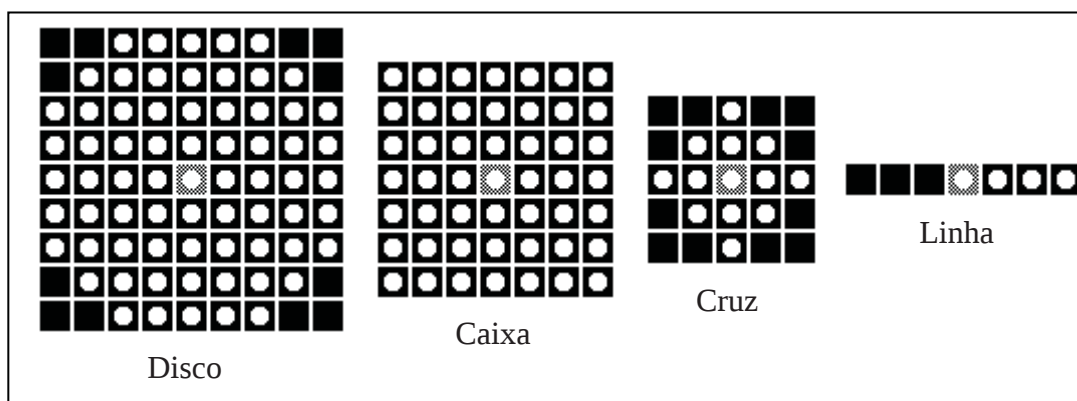


Figura 7: Forma geométrica de alguns elementos estruturantes.

Na Figura 7, o elemento estruturante disco possui tamanho 9x9, o caixa 7x7, o cruz 5x5 e o linha 1x4. O tamanho do elemento estruturante define o número de vizinhos (representados pelos quadrados contendo um círculo branco) do pixel de origem, o pixel de origem está representado com o quadrado hachurado. Nesses exemplos, o pixel de origem encontra-se no centro do elemento estruturante, porém dependendo do objetivo, a origem pode ser definida em qualquer posição dentro da janela do elemento estruturante.

Nas próximas seções serão discutidas as transformações morfológicas elementares denominadas, erosão e dilatação, sobre imagens binárias e em nível de cinza. Pode-se afirmar que a MM binária é um caso particular da morfologia em tons de cinza, portanto todo formalismo apresentado para imagens binárias é estendido para morfologia em tons de cinza.

2.2.4.3 Operadores Morfológicos

Segundo Banon e Barrera (1994, Apud SILVA 1995), o trabalho dos operadores morfológicos básicos pode ser comparado “com um jogo de armar: os operadores seriam os

objetos criados, enquanto as dilatações e as erosões seriam as peças a serem encaixadas. Assim como no jogo de armar, as peças são usadas para construir módulos e os módulos são integrados para formar objetos, na estratégia de Matheron e Serra, as dilatações e erosões são usadas para criar operadores simples e estes são compostos para produzir operadores mais complexos”.

2.2.4.4 Morfologia Binária

2.2.4.4.1 Erosão Binária

Definição 01. A erosão binária de um conjunto X por um elemento estruturante B é definida como a posição dos pontos, x , tal que B está incluído em X quando sua origem está localizada em x (SOILLE, 2003):

$$\varepsilon_B(X) = \{x \mid B_x \subseteq X\} \quad (9)$$

onde: ε representa a erosão;

B é o elemento estruturante;

B_x é o elemento estruturante centrado no pixel $x \in X$.

De acordo com a Equação 9, o elemento estruturante B desliza sobre o conjunto X , comparando cada pixel com a vizinhança de x . Se o pixel de B corresponder a mesma posição na vizinhança de x preservam-se os pixels onde as vizinhanças coincidem.

Segue na Figura 8 uma representação da aplicação da erosão binária utilizando o elemento estruturante cruz (3x3) com origem no centro do elemento, pode-se notar que essa operação subtrai pontos do conjunto X .

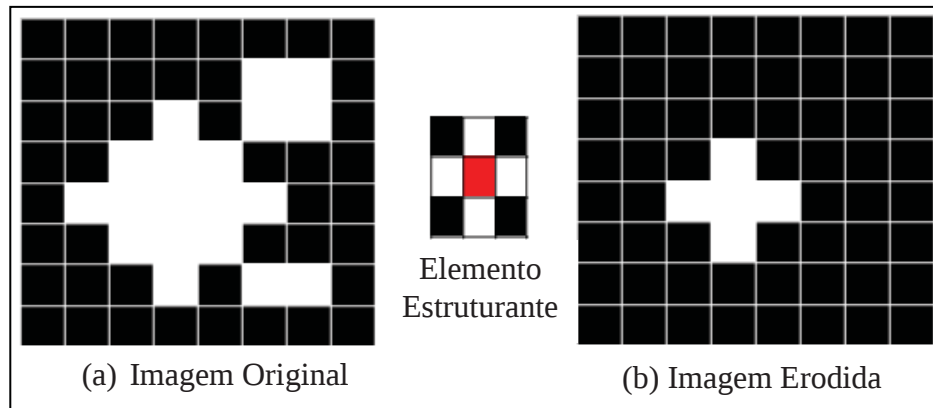


Figura 8: Erosão binária a partir do elemento cruz.
Fonte: Adaptado de Ishikawa (2008).

Na Figura 8, o pixel em vermelho indica a origem do elemento estruturante. No processamento, o pixel que estiver nessa posição receberá o novo valor, o qual é obtido pela comparação com a vizinhança.

Em geral, a erosão binária apresenta os seguintes efeitos em seus resultados (FACON, 1996):

- ✓ Diminuição de partículas;
- ✓ Eliminação dos grãos de tamanho inferior ao tamanho do elemento estruturante;
- ✓ Aumento dos buracos; e
- ✓ Separação dos grãos próximos.

Na Figura 9, é mostrado o efeito visual da aplicação do operador de erosão numa determinada imagem para um determinado elemento estruturante.

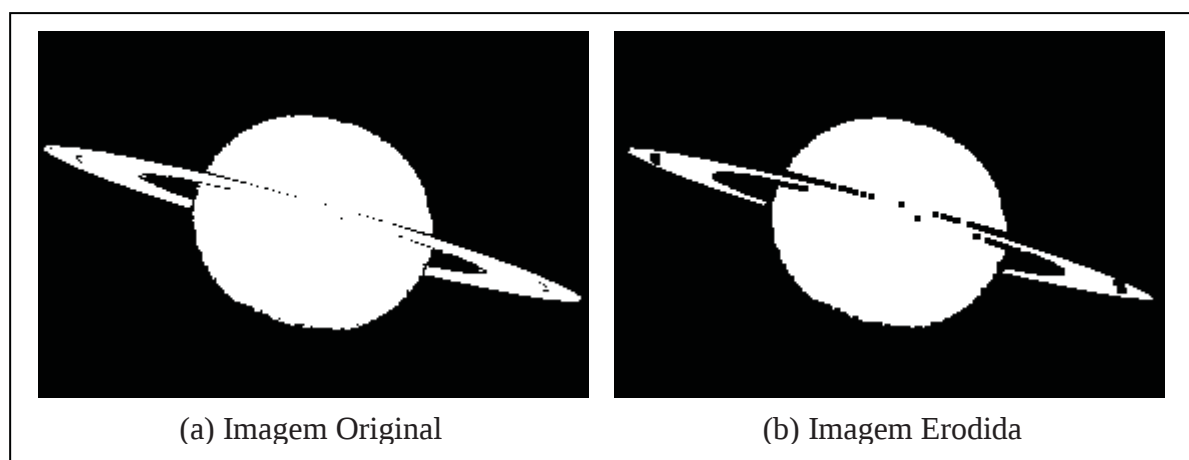


Figura 9: Resultado da aplicação do operador erosão binária.

2.2.4.4.2 Dilatação Binária

Definição 02. A dilatação binária de um conjunto X pelo elemento estruturante B é definida como a posição dos pontos x tal que B intercepta X quando sua origem coincide com x (SOILLE, 2003):

$$\delta_B(X) = \{x \mid B_x \cap X \neq \emptyset\} \quad (10)$$

onde: δ representa a dilatação;

B é o elemento estruturante;

B_x é o elemento estruturante centrado no pixel $x \in X$.

Por essa definição, o elemento estruturante B_x verifica uma possível intersecção com a vizinhança de x , caso haja intersecção, o ponto central da imagem resultante será um pixel relevante (1), caso contrário será irrelevante (0). A Figura 10 ilustra essa operação, o elemento estruturante cruz, com origem no centro do elemento, percorre a imagem, centrado em cada pixel x do conjunto X , verifica uma possível intersecção com a vizinhança de x , caso ocorra essa intersecção o pixel será considerado relevante, nesse caso a operação de dilatação acrescenta pontos ao conjunto X .

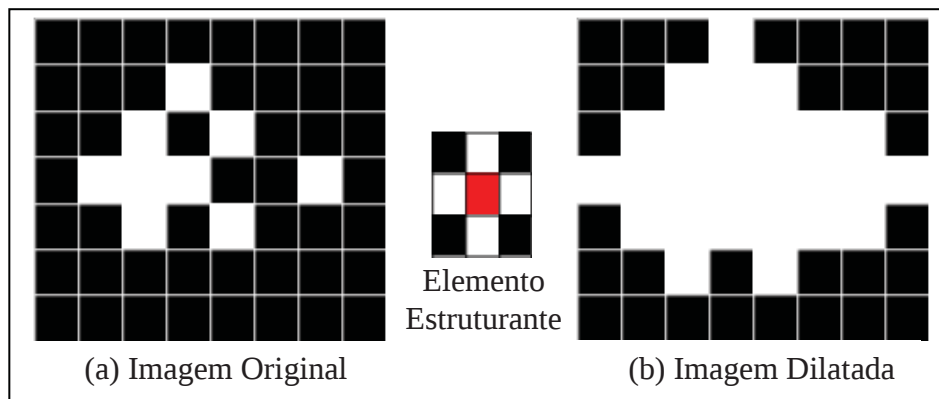


Figura 10: Dilatação binária a partir do elemento cruz.

Fonte: Adaptado de Ishikawa (2008).

A aplicação desse operador produz os seguintes efeitos visuais na imagem (FACON, 1996):

- ✓ Aumenta os objetos da imagem;

- ✓ Preenche pequenos buracos; e
- ✓ Conecta objetos próximos.

A Figura 11 ilustra o resultado da dilatação de uma imagem binária, utilizando um elemento estruturante disco de tamanho de raio 2 pixels.

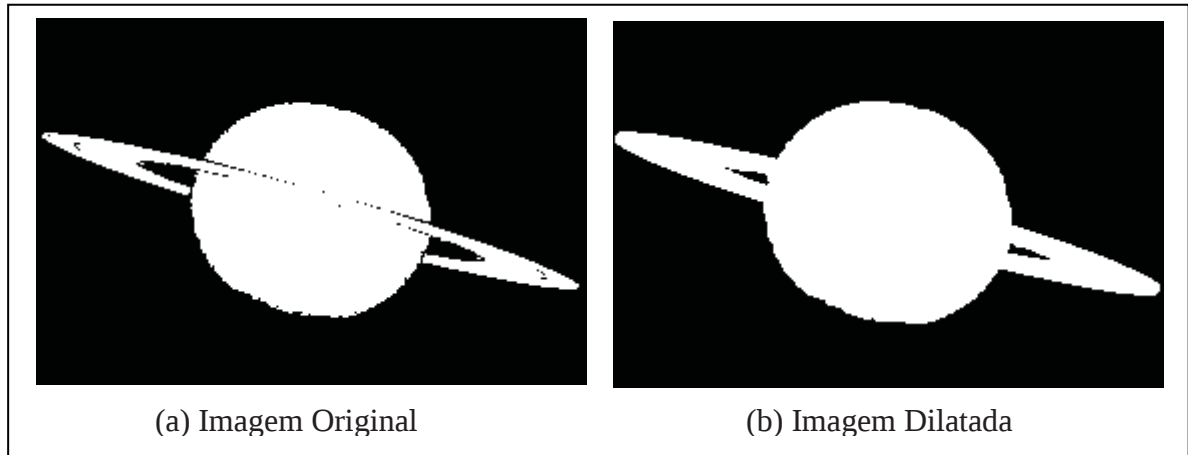


Figura 11: Resultado da aplicação do operador dilatação em uma imagem binária.

2.2.4.5 Morfologia em Níveis de Cinza

2.2.4.5.1 Erosão em níveis de cinza

Definição 03. A erosão em níveis de cinza de uma imagem f por um elemento estruturante B é definida como sendo o valor mínimo da imagem na janela definida pelo elemento estruturante quando sua origem está em x (SOILLE, 2003):

$$[\varepsilon_B(f)](x) = \min_{b \in B} (f(x + b) - B(b)) \quad (11)$$

onde: ε_B representa a erosão pelo elemento estruturante B ;

b pertence ao elemento estruturante B ;

$\min$ de $f(x + b) - B(b)$ representada a erosão.

A erosão em níveis de cinza consiste em verificar se o elemento estruturante centrado em x encontra-se abaixo do sinal f , não sendo definida num ponto onde o elemento

estruturante estiver acima do sinal f , ou seja, não haverá resposta se o elemento estruturante B não estiver contido na função f (MEDEIROS, 2003).

A Figura 12 ilustra o efeito da aplicação do operador de erosão, com o elemento estruturante disco de tamanho de raio 2 pixels.

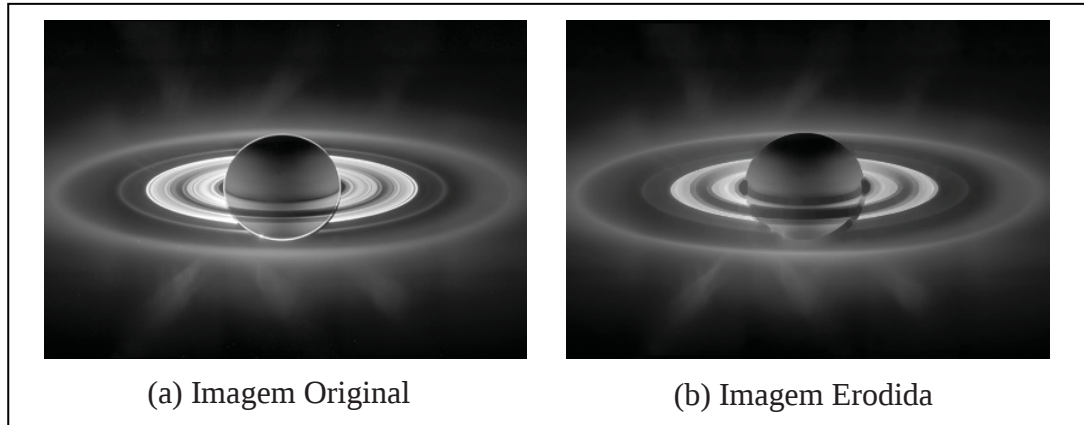


Figura 12: Resultado da aplicação da erosão em níveis de cinza.

Segundo Facon (1996) e como pode ser visto na Figura 12, os efeitos visuais da erosão em níveis de cinza são:

- ✓ Escurecimento da imagem;
- ✓ Alargamento e aumento dos padrões escuros;
- ✓ Conexão dos padrões escuros próximos;
- ✓ Redução ou eliminação dos padrões claros;
- ✓ Separação dos padrões claros próximos.

2.2.4.5.2 Dilatação em níveis de cinza

Definição 04. A dilatação em níveis de cinza da imagem f pelo elemento estruturante B é definida como o valor máximo da imagem na janela definida pelo elemento quando sua origem está em x (SOILLE, 2003):

$$[\delta_B(f)](x) = \max_{b \in B} (f(x + b) + B(b)) \quad (12)$$

onde: δ_B representa a dilatação de uma imagem pelo elemento estruturante B ;

b pertence ao elemento estruturante B ;

$\max$ de $f(x + b) + B(b)$ representa a dilatação.

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

Um exemplo de dilatação em níveis de cinza é mostrado na Figura 13.

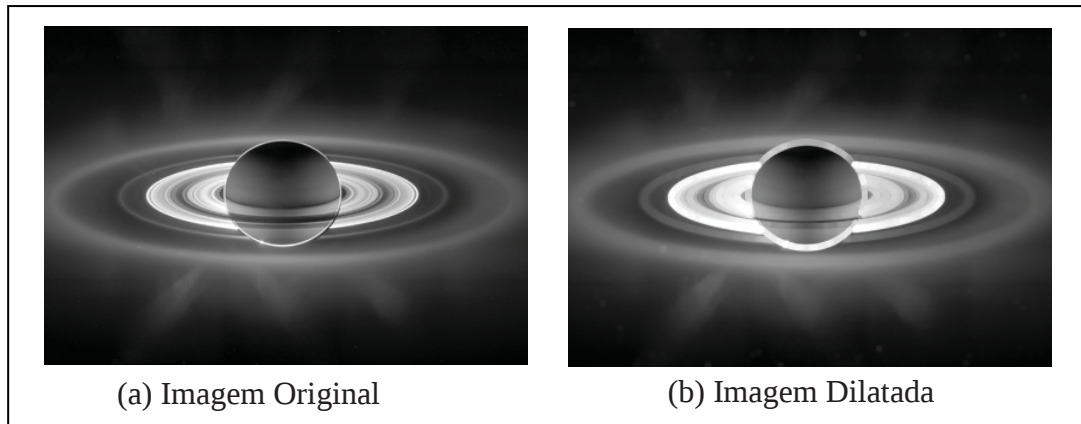


Figura 13: Resultado da dilatação em níveis de cinza.

Embora este trabalho trate predominantemente de imagens de Marte, as Figuras 9, 11, 12 e 13 mostram imagens de Saturno somente pelo fato dela ser mais representativa.

FACON (1996) cita que os efeitos visuais da dilatação em níveis de cinza são:

- ✓ Clareamento da imagem;
- ✓ Alargamento e aumento dos padrões claros;
- ✓ Conexão dos padrões claros próximos;
- ✓ Redução ou eliminação dos padrões escuros;
- ✓ Separação dos padrões escuros próximos.

Um exemplo numérico é exemplificado na Figura 14.

10	134	53	68	245
32	19	137	170	5
80	104	57	43	16
43	22	224	39	145
77	100	255	157	13

0	1	0
1	1	1
0	1	0

Elemento
Estruturante

134	134	137	245	245
80	137	170	170	245
104	104	224	170	145
80	224	255	224	145
77	255	255	255	157

(a)
(b)

Figura 14: Exemplo numérico de dilatação.

A Figura 14(a) representa uma matriz contendo os valores de intensidade de uma imagem em níveis de cinza, enquanto que a Figura 14(b) apresenta o resultado da dilatação de (a) pelo elemento estruturante cruz, com origem no centro.

Na maioria dos casos, quando aplicados isoladamente os operadores dilatação e erosão, eles não evidenciam características das imagens, entretanto, eles são a base para a construção de funções importantes, como por exemplo, o gradiente morfológico, o fechamento, a abertura, a segmentação etc.

2.2.4.6 Gradiente Morfológico

O gradiente é uma operação que pode ser utilizada para detectar mudanças de tonalidades acentuadas, que normalmente caracterizam as bordas dos objetos.

A informação do gradiente é muito utilizada para detectar bordas, visto que as bordas dos objetos são localizadas onde existe alta variação de níveis de cinza. Gradientes morfológicos são operadores que aumentam essa variação, realçando as variações de intensidade dos pixels em determinada vizinhança.

A partir dos operadores básicos da MM (erosão e dilatação), Soille (2003) apresenta três combinações que são atualmente utilizadas na representação de bordas:

- ✓ Diferença aritmética entre a dilatação e a erosão;
- ✓ Diferença aritmética entre a dilatação e a imagem original;
- ✓ Diferença aritmética entre a imagem original e a erosão.

Definição 05. O gradiente morfológico por erosão consiste na diferença aritmética entre uma função f e a erosão de f pelo elemento estruturante B (SOILLE, 2003):

$$\rho_B^-(f) = f - \varepsilon_B(f) \quad (13)$$

onde: ρ_B^- representa o gradiente por erosão;

f representa a imagem original;

B é o elemento estruturante;

ε_B é a erosão pelo elemento estruturante B .

A Figura 15 apresenta a detecção de bordas em uma imagem binária a partir do elemento estruturante cruz 3x3 com origem no centro do elemento.

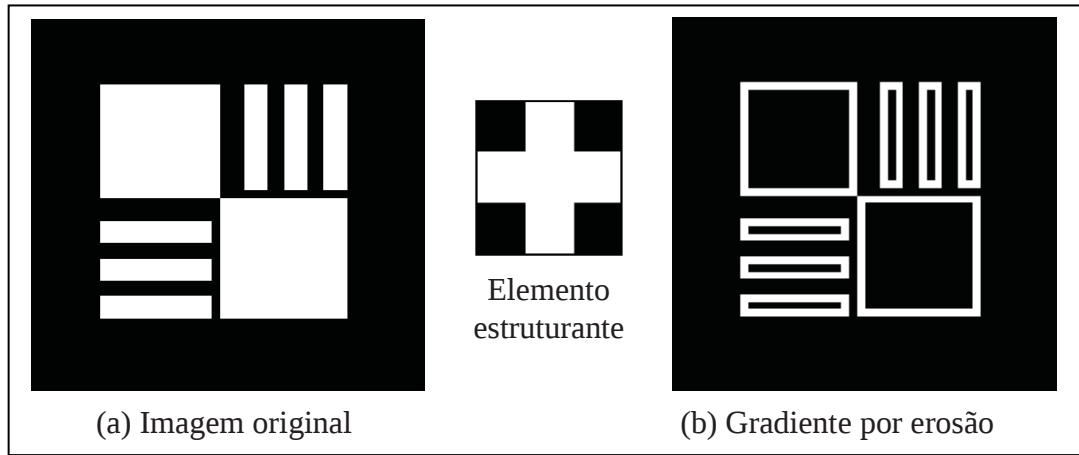


Figura 15: Resultado do gradiente por erosão.

Definição 06. O gradiente morfológico por dilatação consiste na diferença entre a imagem dilatada por um elemento estruturante B e a imagem original f (SOILLE, 2003):

$$\rho_B^+(f) = \delta_B(f) - f \quad (14)$$

onde: ρ_B^+ representa o gradiente por dilatação;

B é o elemento estruturante;

δ_B é a dilatação pelo elemento estruturante B;

f representa a imagem original.

O gradiente por dilatação pode ser visualizado na Figura 16, a partir do elemento estruturante 3x3 com origem no centro do elemento.

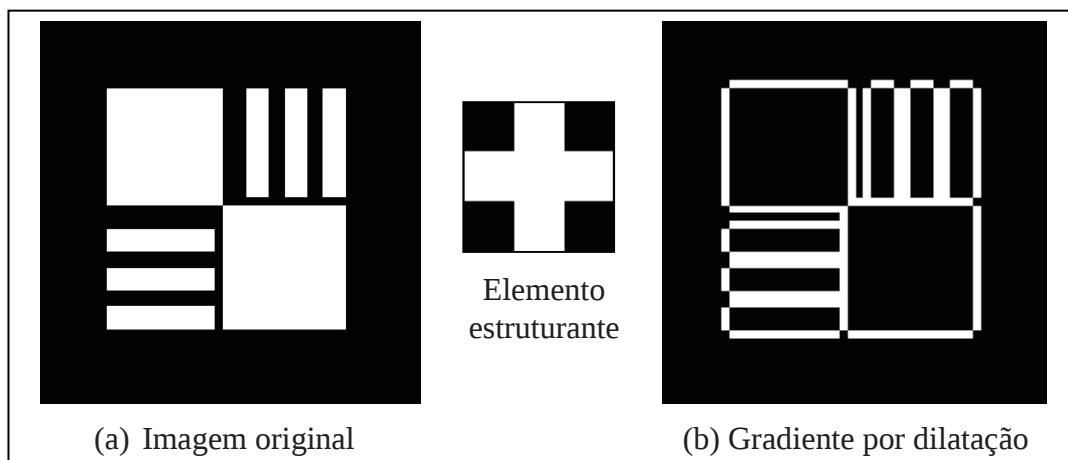


Figura 16: Resultado do gradiente por dilatação.

Definição 07. O gradiente morfológico por dilatação e erosão, também chamado de gradiente Beucher, é definido como a diferença aritmética entre a dilatação e erosão pelo elemento estruturante B. Esse gradiente morfológico é denotado por (SOILLE, 2003):

$$\rho_B(f) = \delta_B(f) - \varepsilon_B(f) \quad (15)$$

onde: ρ_B representa o gradiente por dilatação e erosão;

f é a imagem original;

δ_B é a dilatação pelo elemento estruturante B;

ε_B é a erosão pelo elemento estruturante B.

De acordo com Lotufo (2003), o gradiente depende da forma e tamanho do elemento estruturante. Como a dilatação e a erosão representam respectivamente as filtragens máximas e mínimas, cada ponto do gradiente morfológico é a diferença entre os valores máximos e mínimos do ponto determinado pelo elemento estruturante.

A Figura 17 apresenta a detecção de bordas em uma imagem binária a partir do elemento estruturante cruz 3x3 com origem no centro do elemento.

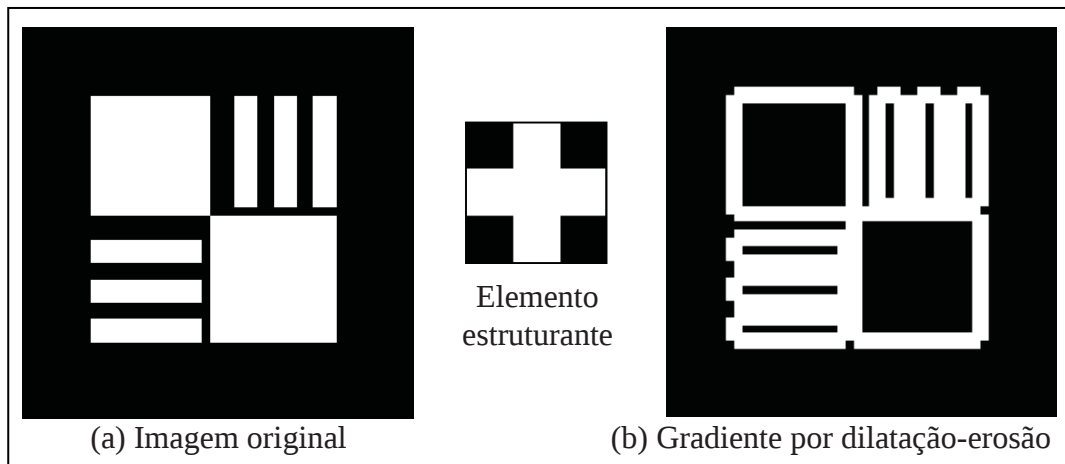


Figura 17: Resultado do gradiente por dilatação-erosão.

2.2.4.7 Filtros Morfológicos

Os filtros morfológicos são considerados não lineares. Esses filtros podem ser usados para restaurar imagens corrompidas por algum tipo de ruído ou para seletivamente remover estruturas ou objetos na imagem, enquanto preservam outros (SOILLE, 2003).

Aplicações conjuntas de dilatação e erosão levam à formação de dois filtros muito importante no processamento de imagens, abertura e fechamento.

A erosão e a dilatação podem corrigir defeitos em uma imagem relacionados com filtragem, tais como ruídos e conexões. Porém, nenhum conjunto processado por essas operações mantém o mesmo tamanho, pois a erosão reduz e a dilatação aumenta. Entretanto, por meio da abertura e do fechamento é possível filtrar modificando “pouco” as características de forma e tamanho dos conjuntos relevantes (FACON, 1996).

2.2.4.7.1 Abertura

Definição 08. 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 transposto, $\check{B}$, (SOILLE, 2003):

$$\gamma_B(f) = \delta_{\check{B}}[\varepsilon_B(f)] \quad (16)$$

onde: γ_B representa a abertura;

B o elemento estruturante;

f a imagem original;

$\delta_{\check{B}}$ a dilatação com o elemento estruturante B transposto;

ε_B é a erosão com o elemento estruturante B .

A Figura 18 exibe um exemplo de abertura de um conjunto X por um elemento estruturante disco 3x3, com origem no centro.

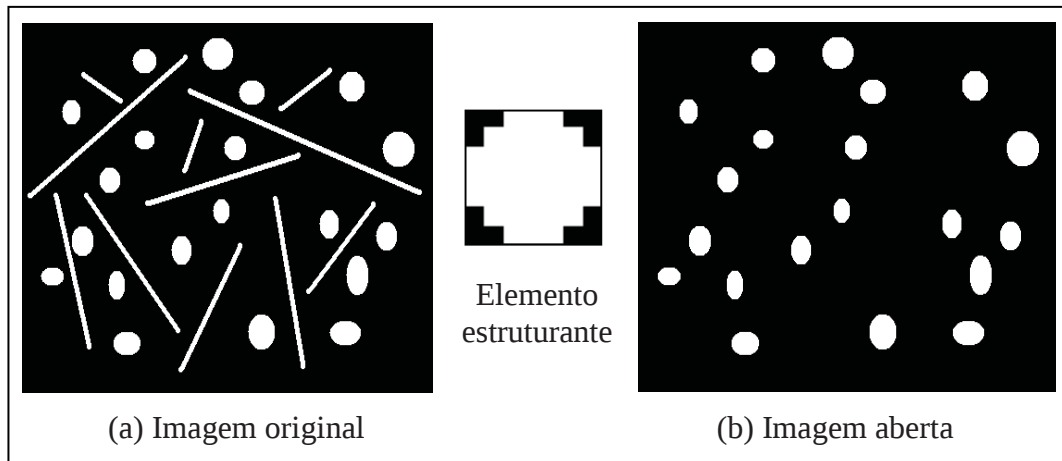


Figura 18: Resultado da abertura de um conjunto X por um disco 3×3 .

Alguns efeitos de visualização ocasionados pela abertura são citados por Facon (1996):

- ✓ Não devolve, de forma geral, o conjunto inicial;
- ✓ Nivelam os contornos pelo interior;
- ✓ Separa as partículas;
- ✓ Elimina as pequenas partículas inferiores em tamanho em relação ao elemento estruturante;
- ✓ As entidades restantes após a abertura ficam quase idênticas às originais;
- ✓ O conjunto aberto é mais regular que o conjunto inicial; e
- ✓ O conjunto aberto é menos rico em detalhes que o conjunto inicial.

2.2.4.7.2 Fechamento

De acordo com Soille (2003), a ideia por trás do fechamento morfológico é a construção de um operador tendendo a recuperar a forma inicial das estruturas da imagem que tem sido dilatada, isto é alcançado erodindo a imagem dilatada.

Definição 09. O fechamento da imagem f pelo elemento estruturante B , segundo Soille (2003), é definido como a dilatação de f com o elemento estruturante B seguido da erosão com elemento estruturante transposto $\tilde{B}$:

$$\phi_B(f) = \varepsilon_{\tilde{B}}[\delta_B(f)] \quad (17)$$

onde: $\emptyset_B$ representa o fechamento;

B o elemento estruturante;

f a imagem original;

ε_B a erosão com o elemento estruturante B transposto;

δ_B é a dilatação com o elemento estruturante B .

A Figura 19 ilustra o fechamento de um conjunto X por um elemento estruturante disco 7x7.

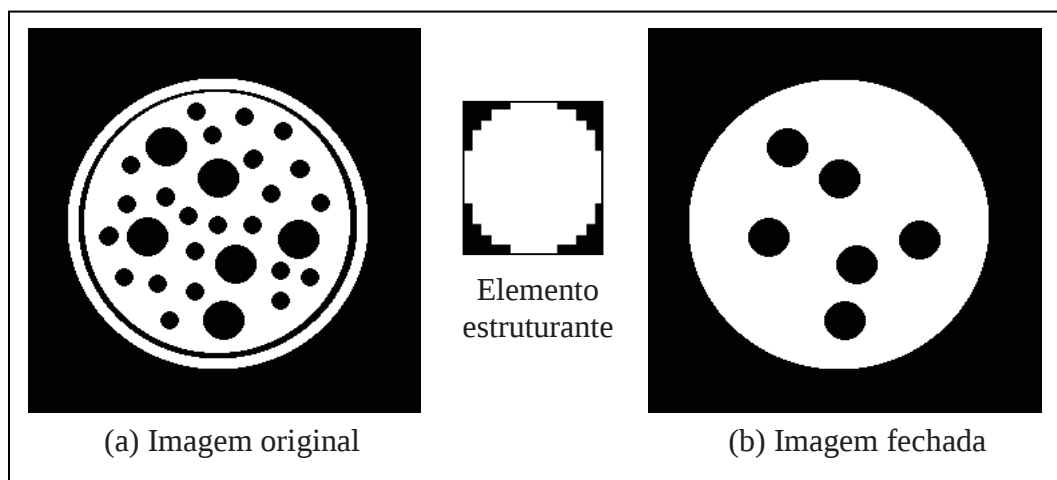


Figura 19: Resultado do fechamento de um conjunto X por um disco 7 x 7.

Os efeitos do fechamento morfológico são (FACON, 1996):

- ✓ Suaviza as fronteiras pelo exterior;
- ✓ Preenche os buracos no interior das partículas inferior em tamanho em relação ao elemento estruturante;
- ✓ Emenda partículas próximas;
- ✓ O conjunto fechado é mais regular que o conjunto inicial; e
- ✓ O conjunto fechado é menos rico em detalhes que o conjunto inicial.

2.2.4.8 Transformação Watershed

A transformação *watershed* é uma ferramenta de segmentação morfológica baseada na simulação de uma inundação. Intuitivamente, considere uma imagem em níveis de

cinza representada por uma superfície topográfica. Os níveis de brilho, neste caso, indicam a altitude do ponto de relevo. Imagina-se que no processo de inundação, a água vai entrando uniformemente pelos furos (geralmente esses furos são os mínimos regionais). Durante o processo de inundação, dois ou mais fluxos vindos de mínimos diferentes podem se unir. Quando as águas provenientes dessas diferentes regiões se encontram são traçadas linhas divisórias nos locais, essas linhas são chamadas linhas de *watershed*, as regiões que essas linhas separam, são denominadas de bacias de retenção. A Figura 20 ilustra a ideia da determinação de bacias de retenção.

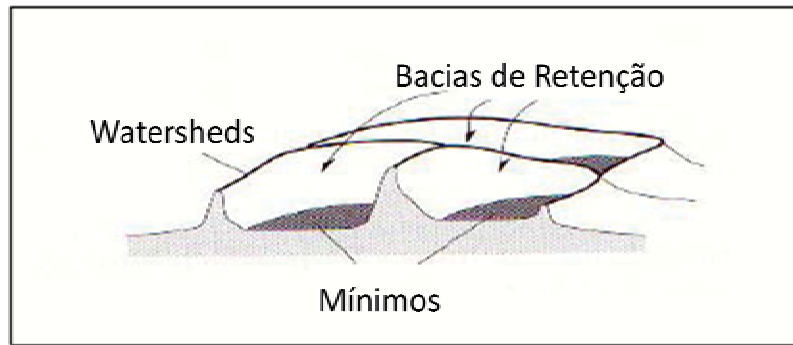


Figura 20: Transformação *Watershed*.
Fonte: Adaptado de Soille (2003).

Definição 10: A transformação watershed associado ao conjunto dos mínimos regionais, $M = \bigcup_{i \in \mathbb{R}} m_i$, de uma imagem f , é o complemento da união de todas as bacias de retenção, $C_f(m_i)$, (PRÉTEUX, 2003):

$$WL(f) = [\bigcup_{i \in \mathbb{R}} C_f(m_i)]^c \quad (18)$$

2.2.4.9 Transformação Distância

A transformação distância (TD) atribui a cada pixel pertencente ao objeto, em uma imagem binária, a distância entre esse pixel e o pixel pertencente ao fundo da imagem, mais próximo.

Definição 11. A transformação distância, TD, é definida por Lotufo (2003) da seguinte maneira: considere A um conjunto e x um ponto pertencente a A , a $TD(A)(x)$ é a distância a partir de x para o complemento de A :

$$DT(A)(x) = \min\{d(x, y), y \in A^c\} \quad (19)$$

A Figura 21 exibe o resultado da transformação distancia de uma dada imagem.

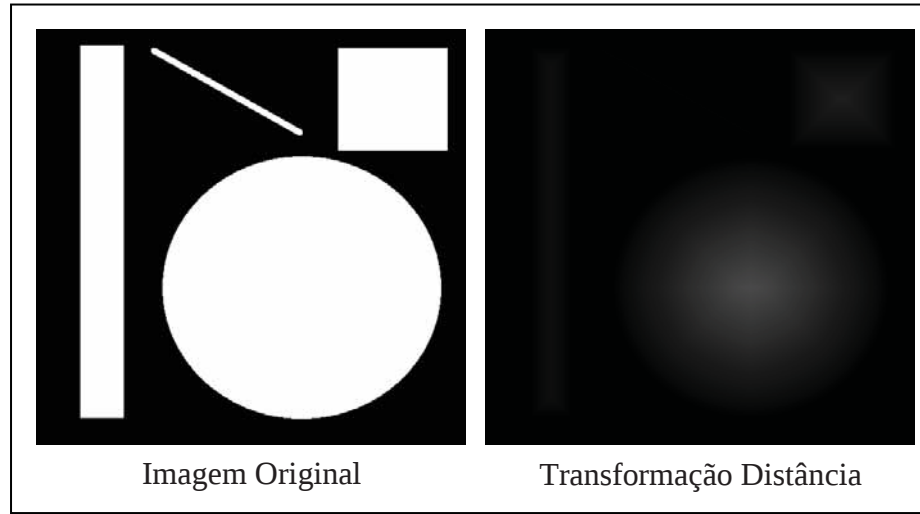


Figura 21: Transformação Distância.

2.2.4.10 Reconstrução Morfológica

2.2.4.10.1 Reconstrução por Dilatação

Em processamento de imagens, muitas vezes existe a necessidade de restringir o processamento a uma região específica da imagem. Uma primeira possibilidade de processar parcialmente uma imagem consiste em definir um subconjunto da imagem onde as operações são válidas, por exemplo, tratar um subconjunto g do conjunto inicial f . Os operadores morfológicos erosão e dilatação, ditos condicionais, permitem realizar esse tipo de processamento (FACON, 1996).

Definição 12. A dilatação condicional, para uma imagem binária f , do subconjunto g pelo elemento estruturante B , é definida por (FACON, 1996):

$$\delta_{cf}^B(g) = \delta^B(g) \cap f \quad (20)$$

A partir do princípio de dilatações condicionais, podemos pensar em reconstruir o subconjunto g , através de sucessivas dilatações condicionais do subconjunto de f , até a estabilidade.

Segundo Soille (2003), a dilatação geodésica, quando iteragida até uma estabilidade, permite a definição de um poderoso algoritmo, a reconstrução morfológica.

Definição 13. A reconstrução por dilatação condicional de uma imagem máscara g a partir de uma imagem marcadora f , é denotada por (SOILLE, 2003):

$$R_g(f) = \delta_g^i(f) \quad (21)$$

onde: i é tal que $\delta_g^{(i)}(f) = \delta_g^{(i+1)}(f)$

g é a imagem máscara;

R_g é a reconstrução da imagem máscara g ; e

f é a imagem marcadora.

2.2.4.10.2 H-Extrema

A transformação h-extrema consiste de duas transformações: *h-máxima* e *h-mínima*. Essas transformações utilizam o critério de contraste.

Definição 14. A transformação h-máxima suprime todos os valores cuja intensidade de cor é menor ou igual a um dado limiar h . Isto é alcançado através da reconstrução por dilatação de f a partir de $f - h$ (SOILLE, 2003).

$$HMAX_h(f) = R_f^\delta(f - h) \quad (22)$$

A transformação h-mínima é definida analogamente:

$$HMIN_h(f) = R_f^\varepsilon(f + h) \quad (23)$$

2.2.4.10.3 Máximo Regional

Definição 15. De acordo com Soille (2003), um máximo regional M de uma imagem f de elevação t é um componente conectado de pixels com valor t , cujos pixels da borda externa têm valores estritamente menores que t . Isto é alcançado através da subtração da reconstrução da imagem por dilatações a partir de $(f + 1)$ da imagem original, como é mostrado na Equação 24:

$$RMAX(f) = f - R_f^\delta(f - 1) \quad (24)$$

2.2.5 Template Matching

Template matching é uma técnica utilizada para encontrar objetos em uma imagem, que coincidem com determinados padrões de referência (*templates*).

Neste trabalho, empregou-se a abordagem de *template matching* via transformada rápida de Fourier, com base na dualidade entre a convolução e a multiplicação. Essa dualidade estabelece que a multiplicação no domínio do espaço corresponda a convolução no domínio da frequência (NIXON & AGUADO, 2002).

Assim, para encontrar uma determinada forma, é possível calcular a correlação cruzada, entre uma imagem e uma subimagem, por meio da multiplicação no domínio da frequência. O cálculo da correlação no domínio da frequência será abordado na seção 2.2.6.3.

Antes de introduzir a transformada de Fourier é importante apresentar alguns conceitos matemáticos que a fundamentam.

2.2.5.1 Números Complexos

De acordo com Iezzi (1993), um número complexo pode ser escrito como:

$$C = R + iI \quad (25)$$

onde R e I são números reais, e i é um número imaginário e igual à raiz quadrada de -1, isto é, $i = \sqrt{-1}$. R denota a parte real e I denota a parte imaginária de um número complexo. O conjunto dos números reais é um subconjunto dos números complexos, no qual a parte imaginária vale sempre zero, ou seja, $I=0$. Por exemplo, dado $C = 4 + 7i$, a parte real de a é 4 e sua parte imaginária é 7.

Um número complexo pode ser representado do ponto de vista geométrico em um plano, chamado de plano complexo (ou plano de Argand-Gauss). No plano de Gauss, os números reais (valores da parte real) são representados por pontos que pertencem à abscissa, por isso, é chamado de eixo real, enquanto que a ordenada é o eixo imaginário (valores da parte imaginária). Assim, o número complexo $4 + 7i$ corresponde ao ponto (4, 7) no plano

complexo. O ponto que representa o número complexo é chamado de afixo ou imagem desse número complexo.

Um número complexo pode ser escrito na sua forma polar (ou forma trigonométrica):

$$C = r(\cos\theta + i\sin\theta) \quad (26)$$

onde $r = \sqrt{R^2 + I^2}$ e θ é o ângulo entre o vetor e o eixo real, $\theta = \tan^{-1}\left(\frac{I}{R}\right)$.

2.2.5.2 Fórmula de Euler

A fórmula de Euler é representada por:

$$e^{i\theta} = \cos\theta + i\sin\theta \quad (27)$$

onde $e = 2,71828 \dots$

Existe, também, a seguinte representação familiar de números complexos em coordenadas polares:

$$C = re^{i\theta} \quad (28)$$

considerando r e θ como definidos na seção 2.2.5.1. Por exemplo, o número complexo $1 + 2i$ pode ser expresso como $\sqrt{5}e^{i\theta}$, onde $\theta = 64,4$.

2.2.6 Transformada de Fourier

O matemático francês Jean Baptiste Joseph Fourier desenvolveu, em seu estudo sobre a teoria analítica do calor (*Théorie Analytique de La Chaleur*), uma abordagem detalhada sobre séries trigonométricas, na qual as utilizou para resolver uma variedade de problemas relacionados à condução do calor (BOGGESS & NARCOWICH, 2001). Nesse estudo, ele afirma que qualquer função periódica pode ser expressa como a soma de senos e/ou cossenos de diferentes frequências, cada uma multiplicada por um coeficiente diferente. Posteriormente, essa soma passou a ser conhecida como série de Fourier (GONZALEZ & WOOD, 2010).

A partir do desenvolvimento das séries de Fourier, estabeleceu-se que quaisquer funções periódicas ou não (mas cuja área sob a curva é finita) e que satisfaçam algumas pequenas condições matemáticas, podem ser expressas como uma integral de senos e/ou cossenos multiplicada por uma função de ponderação. Essa formulação é conhecida como Transformada de Fourier (FT, do inglês *Fourier transform*).

A grande potencialidade da FT está em possuir a característica de que se uma função for expressa por meio de uma FT, ela pode ser totalmente recuperada por meio de um processo inverso, isto é, a FT permite trabalhar no domínio de Fourier (também chamado de domínio de frequência) e depois, retornar ao domínio original da função sem perder qualquer informação, isto é possível utilizando a transformada inversa de Fourier (IFT, do inglês *Inverse Fourier Transform*).

A FT transforma imagens do domínio espacial para o domínio de frequência, levando-se em conta que certas operações são executadas mais facilmente e com maior rapidez no domínio de frequência.

A transformada de Fourier de uma função contínua $f(x)$ de variável x real é definida como (YOO, 2001):

$$F(u) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x)e^{-i2\pi ux} \quad (29)$$

onde $i = \sqrt{-1}$ e u é geralmente chamado de variável de frequência.

A Equação 29 também pode ser escrita aplicando a fórmula de Euler (YOO, 2001):

$$F(u) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x)(\cos 2\pi ux - i \sin 2\pi ux) dx \quad (30)$$

Dada a $F(u)$, nós podemos obter a $f(x)$. Isso é possível, por meio do cálculo da transformada inversa (YOO, 2001):

$$f(x) = \int_{-\infty}^{\infty} F(u)e^{i2\pi ux} du \quad (31)$$

As Equações 29 e 31 são conhecidas como par de transformadas de Fourier. Elas existem se $f(x)$ é contínua e integrável, e se $F(u)$ é integrável.

2.2.6.1 Transformada Discreta de Fourier

Dadas N amostras discretas de $f(x)$, amostradas em distâncias uniformes, a transformada discreta de Fourier (DFT, do inglês *Discrete Fourier Transform*) é obtida por meio da Equação 32 (MCANDREW, 2004):

$$F(u) = \sum_{x=0}^{N-1} f(x) e^{-2\pi i \frac{ux}{N}} \quad (32)$$

para $u = 0, 1, 2, \dots, N-1$.

Podemos obter a inversa da transformada discreta (IFT) por meio da Equação 33 (MCANDREW, 2004):

$$f(x) = \frac{1}{N} \sum_{u=0}^{N-1} F(u) e^{2\pi i \frac{ux}{N}} \quad (33)$$

para $x = 0, 1, 2, \dots, N-1$.

Note que, quando se trata de função discreta, a integral é substituída pelo somatório.

Para aplicação em imagens, utilizamos a Transformada Discreta bidimensional (MCANDREW, 2004):

$$F(u, v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-i2\pi \left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right)} \quad (34)$$

Sendo $f(x, y)$ uma imagem digital de tamanho $M \times N$. A Equação 34 deve ser avaliada em termos dos valores das variáveis discretas u e v nos intervalos $u = 0, 1, 2, \dots, M-1$ e $v = 0, 1, 2, \dots, N-1$.

Dada a transformada $F(u, v)$, podemos obter $f(x, y)$ utilizando a transformada discreta de Fourier inversa (IDFT) (MCANDREW, 2004):

$$f(x, y) = \frac{1}{MN} \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} F(u, v) e^{i2\pi \left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right)} \quad (35)$$

2.2.6.2 Espectro de Fourier

As técnicas de PDI no domínio da frequência se baseiam na modificação da transformada de Fourier, para atingir um objetivo específico, e calcular a DFT inversa para retomar ao domínio da imagem. Os dois componentes da transformada aos quais temos acesso são a magnitude (espectro) e o ângulo de fase.

A DFT geralmente é complexa. Assim, ela pode ser expressa na fórmula polar (GONZALES & WOODS, 2010):

$$F(u, v) = |F(u, v)|e^{i\phi(u, v)} \quad (36)$$

sendo $|F(u, v)|$ sua magnitude, definida na Equação 37:

$$|F(u, v)| = [R^2(u, v) + I^2(u, v)]^{1/2} \quad (37)$$

E ϕ o ângulo de fase, definido na Equação 38:

$$\phi(u, v) = \arctan \left[\frac{I(u, v)}{R(u, v)} \right] \quad (38)$$

De acordo com Gonzalez e Woods (2010), segue da Equação 34, que se tomarmos $u = 0$ e $v = 0$, tem-se:

$$F(0, 0) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \quad (39)$$

o que significa que o termo de frequência zero é proporcional ao valor médio da $f(x, y)$, isto é,

$$F(0, 0) = MN \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) = MN \bar{f}(x, y) \quad (40)$$

onde $\bar{f}$ expressa o valor médio de $f(x, y)$.

Assim, a Equação 40, justifica o comportamento do espectro e o porquê deste apresentar alta intensidade no centro o espectro.

A Figura 22 mostra um exemplo do espectro de Fourier.

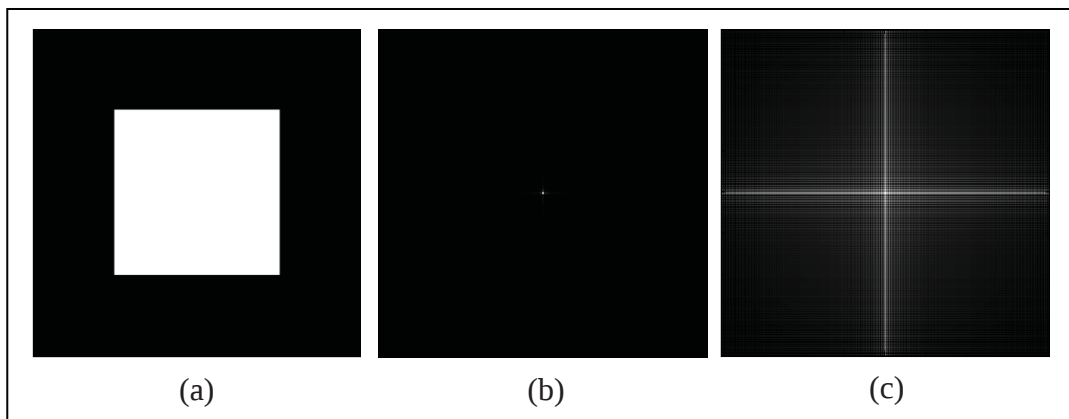


Figura 22: Espectro de Fourier.

A Figura 22(a) mostra uma imagem simples de um quadrado. A Figura 22(b) mostra seu espectro centralizado, cujos valores foram ajustados para o intervalo $[0, 255]$ e exibido na forma de uma imagem. A Figura 22(c) mostra mais detalhadamente o espectro, nesse caso, foi aplicada uma transformação logarítmica ($\log(1+|F(u,v)|)$) na imagem da Figura 22(b), a qual comprimiu a faixa dinâmica da imagem, expandindo os valores de pixels mais claros, ao mesmo tempo em que comprimiu os valores de nível mais baixo.

Outro exemplo do espectro de Fourier é exibido na Figura 23.

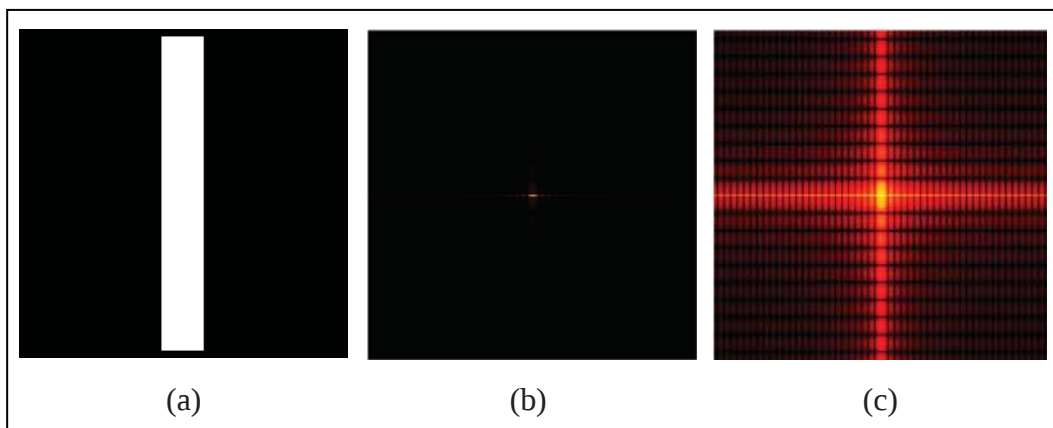


Figura 23: Espectro de Fourier.

A Figura 23 exemplifica o espectro de Fourier de uma imagem contendo uma faixa branca na vertical, Figura 23(a). O espectro de Fourier dessa imagem é mostrado na Figura 23(b). É evidente a diferença entre a Figura 22(b) e Figura 23(b). O espectro da Figura 23(b) é maior, apresentando um achatamento, enquanto que na Figura 22(b) é mostrado apenas um ponto branco. Essa diferença se dá devido ao espectro ser diretamente relacionado a taxas espaciais de variação. Como pode ser notada, a variação do preto para o branco na

Figura 22(a) é igual tanto na vertical quanto na horizontal, por isso as componentes do espectro (visto após a transformação logarítmica), Figura 22(c), são igualmente acentuadas nessas duas direções. Da mesma forma, o espectro da Figura 23(c) mostra componentes mais acentuados (a faixa é mais larga) na direção horizontal.

Os espectros mostrados nas Figura 23(b) e (c) apresentam essa coloração, pois estão sendo vistos a partir do ponto de vista do calor, ao invés de níveis de cinza, como é mostrado nas Figura 22(b) e (c).

Os espectros de Fourier mostrados como imagem na Figura 22(c) e Figura 23(c), são plotados como função nas Figura 24(a) e (b), respectivamente.

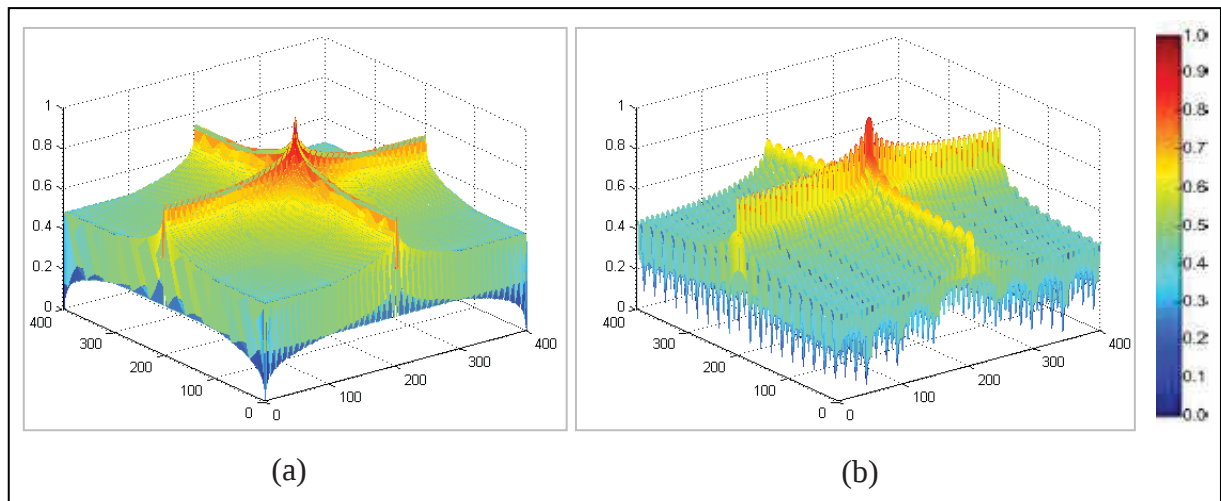


Figura 24: Transformada de Fourier plotada como função.

A Figura 25 mostra o espectro de Fourier para uma imagem em níveis de cinza.

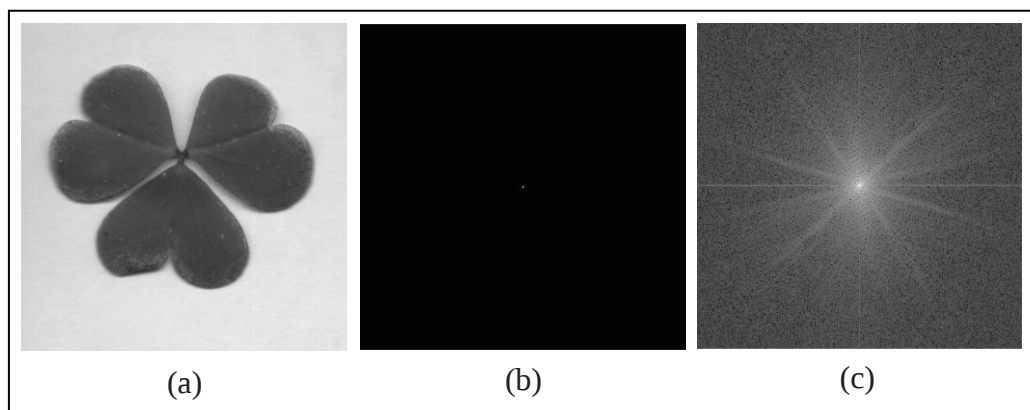


Figura 25: Espectro de Fourier de uma imagem em níveis de cinza.

A Figura 25 mostra o espectro de Fourier de uma imagem em níveis de cinza. Pela análise do espectro representado na Figura 25(c), podemos notar que ele apresenta componentes em todas as direções. Isto se dá, devido à mudança de intensidade do fundo da imagem para a folha, como mostrado na Figura 25(a). Pode-se observar que a componente horizontal no espectro é ligeiramente mais forte do que a componente vertical. Isso é justificado devido à abertura na parte superior da folha, que suaviza a mudança de intensidade, o que não acontece na parte lateral, causando uma mudança abrupta de intensidade nesta direção.

2.2.6.3 Correlação por meio da FT

Definição 16. De acordo com Gonzalez e Woods (2000) a correlação de uma imagem $f(x,y)$ e uma subimagem $g(x,y)$ é definida como:

$$f(x,y) \circ g(x,y) = \frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f^*(m,n) g(x+m, y+n) \quad (41)$$

sendo que $*$ é o conjugado complexo, e para $x = 0, 1, 2, \dots, M-1$ e $y = 0, 1, 2, \dots, N-1$.

O teorema da correlação diz que a correlação de duas funções reais f e g no domínio do espaço, equivale à multiplicação de uma função pelo complexo conjugado da outra, no domínio da frequência, e vice e versa, isto é:

$$\begin{aligned} f(x,y) \circ g(x,y) &\Leftrightarrow F^*(u,v) G(u,v) \\ f^*(x,y) g(x,y) &\Leftrightarrow F(u,v) \circ G(u,v) \end{aligned}$$

2.2.6.4 Transformada Rápida de Fourier

De acordo com Gonzalez e Woods (2010), a transformada discreta de Fourier permite o cálculo da transformada de Fourier no computador, mas essa não é muito eficiente quando se trata do esforço computacional. A implementação das Equações 34 e 35 requerem somatórios e adições da ordem de N^2 . Para cada $F(u)$ que é calculado, é necessário calcular $f(0), \dots, f(N-1)$ e existem N $F(u)$ para serem calculados. Por exemplo, para imagens de tamanhos razoáveis (1024 x 1024 pixels), isso implicaria a ordem de um trilhão de multiplicações e adições para apenas uma DFT. A transformada Rápida de Fourier (FFT, do

inglês *Fast Fourier Transform*) surgiu como solução para esse problema. A FFT é um algoritmo eficiente para se calcular a DFT e a sua inversa. Esse algoritmo decompõe a Equação 34 e reduz os cálculos à ordem de $N \log_2 N$ multiplicações e adições. Retomando o exemplo mencionado anteriormente, calcular a FFT 2-D de uma imagem 1024 x 1024 demandaria uma ordem de 20 milhões de multiplicações e adições, o que representa uma redução significativa no esforço computacional, em relação ao trilhão de cálculos utilizando a DFT.

A motivação inicial para a criação da FFT foi de criar um algoritmo que permitisse acelerar o processamento da interpolação de uma grande quantidade de dados por polinômios trigonométricos. Em áreas que requerem interpolação trigonométrica, costumam ser realizados cálculos com milhares de pontos, o que torna necessária uma avaliação de milhões de operações na qual o erro de arredondamento associado costuma dominar a aproximação. Em 1965, J. W. Cooley e J. W. Tukey publicaram na revista *Mathematics of Computation* um método que requeria em torno de $m \log m$ multiplicações e adições, desde que fosse escolhida uma quantidade apropriada de termos, o que possibilita a diminuição de número de cálculos de milhões para milhares (GONÇALVES, 2004).

É importante salientar que a FFT não é um tipo diferente de transformada, e sim uma técnica que possibilita avaliar a DFT de forma mais rápida e econômica.

Existem diversos algoritmos com diferentes modos de implementação da FFT. Alguns algoritmos se baseiam no fato da transformada de Fourier bidimensional poder ser obtida através de aplicações sucessivas da transformada unidimensional. Isto é feito, primeiramente aplicando-se a FFT unidimensional sobre os valores definidos ao longo das linhas da matriz $f(x,y)$. Em seguida, transpõe-se a matriz resultante e novamente aplica-se a FFT unidimensional sobre os valores definidos ao longo de suas linhas. A matriz resultante transposta desta última operação constitui o espectro de Fourier, $F(u,v)$.

3 MATERIAIS E METODOLOGIA PROPOSTA

3.1 MATERIAIS

Os materiais utilizados para o desenvolvimento desta pesquisa foram:

- ✓ Mosaico de imagens da superfície marciana, região Utopia;
- ✓ Microcomputador;
- ✓ Software Matlab;
- ✓ Caixa de ferramentas (toolbox) de morfologia matemática.

3.1.1 Áreas Teste

Foi utilizado um mosaico contendo três imagens da planície de Utopia, localizada no hemisfério Norte de Marte.

A Figura 26 apresenta uma aproximação da região selecionada como área de estudo.

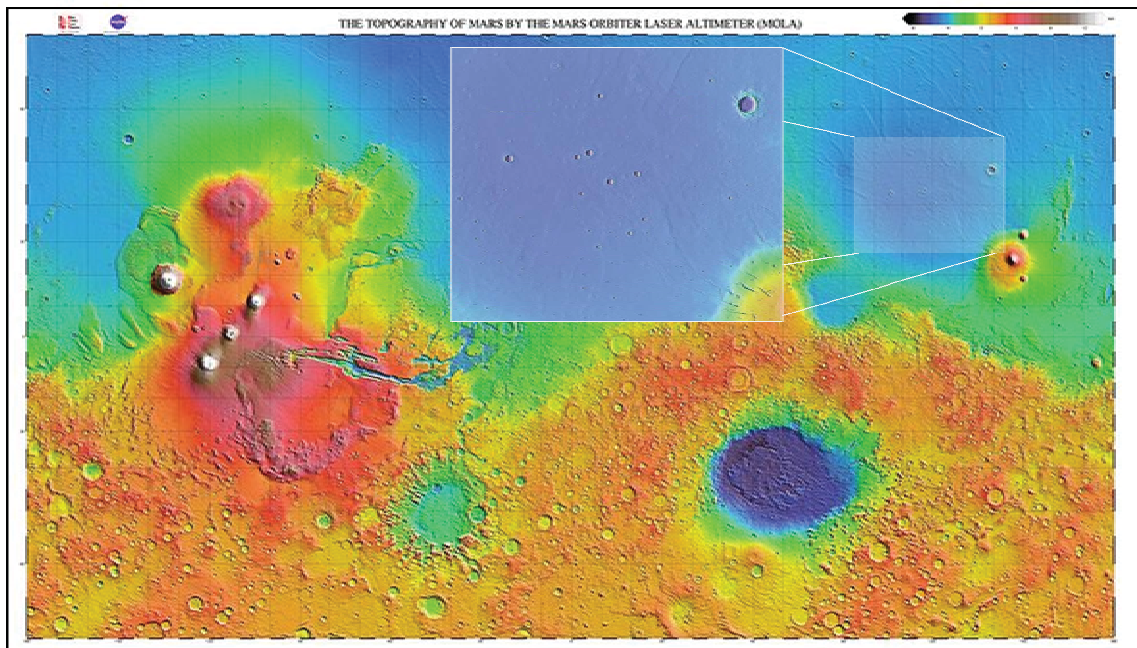


Figura 26: Localização da região selecionada como área de estudo.

Fonte: *Atlas of Mars*.

A Figura 26 ilustra o mapa de Marte baseado nas análises do *Mars Orbiter Laser Altimeter* (MOLA) a bordo da sonda espacial *Mars Global Survey* (MGS). Esse mapa mostra a topografia de Marte, as áreas vermelhas e brancas correspondem às maiores altitudes (região

de *Tharsis* e seus enormes vulcões), e as áreas azuis correspondem às grandes depressões como *Hellas Basin* (uma imensa bacia de impacto circular localizada no hemisfério sul do planeta).

As imagens utilizadas como áreas testes são imagens com 256 níveis de cinza e a resolução espacial é de 100m/pixel. Essas imagens foram capturadas em 2002 pela câmera THEMIS – *Thermal Emission Imaging System*, a bordo da Sonda *2001 Mars Odyssey*. De acordo com a Greicius et al. (2010), a *2001 Mars Odyssey* é uma nave espacial em órbita que foi projetada para determinar a composição da superfície do planeta. A *Odyssey* tem capturado imagens que são usadas para identificar os minerais presentes nos solos e rochas, além de serem utilizadas para estudar os processos geológicos, bem como analisar as características da superfície. Essas informações são fundamentais para o sucesso de uma futura exploração tripulada ao planeta. A Figura 27 exibe uma imagem artística da missão *Mars Odyssey*.

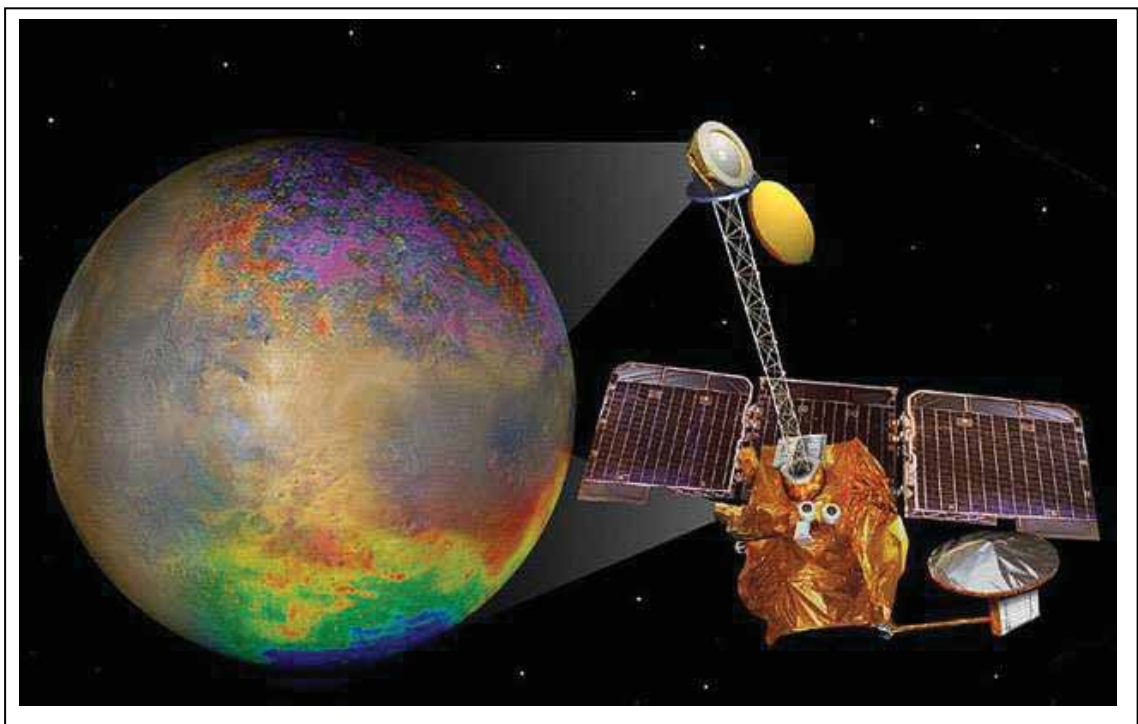


Figura 27: Imagem artística de *Mars Odyssey*.

Fonte: <www.jpl.nasa.gov/missions/missiondetails.cfm?mission=Odyssey>.

De acordo com Levine (2010), os cientistas dividem a história de Marte em três períodos geológicos: *Noachian* (a mais de 3,5 milhões de anos), *Hesperian* (entre 3,5 e 1,8

milhões de anos) e *Amazonian* (desde 1,8 milhões de anos até hoje). As imagens utilizadas neste trabalho correspondem à superfície de período geológico *Amazonian*.

Três imagens foram escolhidas para o estudo desta pesquisa. Elas são apresentadas na Figura 28. As três imagens abrange uma área de aproximadamente 80 km² da região da planície de Utopia.

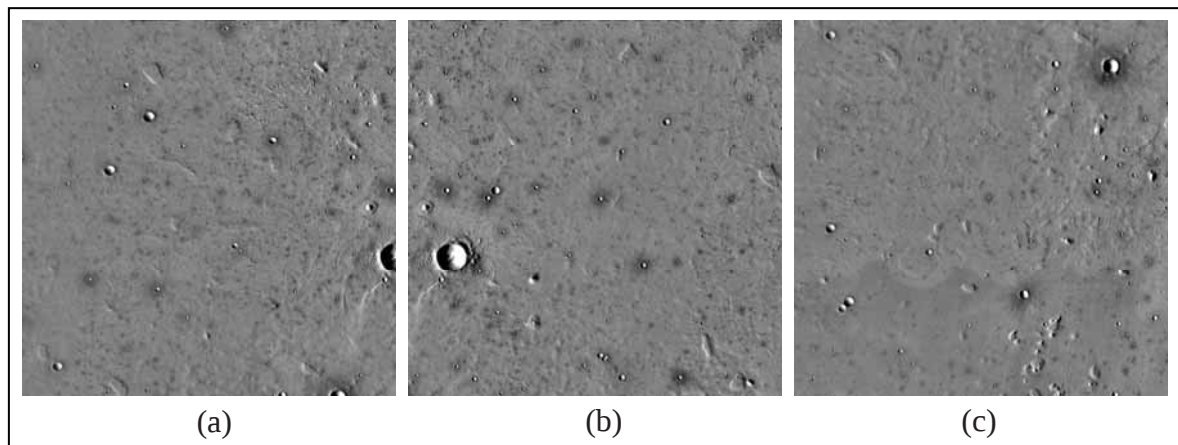


Figura 28: Imagens utilizadas como áreas teste.

As imagens constituem um mosaico, dessa forma, o processo de detecção apresentou maior dificuldade, dado que estas foram obtidas em diferentes condições, tais como dia, hora, ângulo do sensor, iluminação etc.

Cada imagem ilustrada na Figura 28 tem dimensões de 1700 x 1700 pixels, o que dificulta o processamento das mesmas no MATLAB. Para sanar esse problema, cada imagem foi recortada em 16 subimagens, totalizando 48 recortes com o tamanho de 500 x 500 pixels cada. É importante ressaltar que as imagens foram recortadas, de modo que cada subimagem contivesse parte da subimagem anterior, para que não houvesse perda de informação.

3.1.2 Definição do Problema

Através da metodologia proposta, pretende-se detectar crateras na superfície de Marte. Apesar de muitos trabalhos terem sido desenvolvidos nos últimos tempos, ainda não existe uma solução suficientemente satisfatória para esse problema.

O trabalho de detecção de crateras em superfícies planetárias apresenta um forte grau de complexidade, dado que as crateras possuem uma grande variedade de aspectos. Esses aspectos estão relacionados com o tipo de terreno em que ocorreram, a direção de iluminação

do sensor e as condições atmosféricas no instante de aquisição da imagem. Outro fato que dificulta essa tarefa é a idade da cratera, isto é, a quantidade de tempo que ela está exposta às condições do tempo, como ventanias e erupções de vulcões. A sobreposição das crateras também é um fato que dificulta o processo de extração.

De acordo com Martins (2007), dependendo da zona da superfície em que estão inseridas, as crateras estão sujeitas a erosões que podem alterar, de forma diferente em cada zona, suas estruturas geológicas e, conseqüentemente, suas características visuais.

A Figura 29 apresenta duas imagens contendo as dificuldades mencionadas.

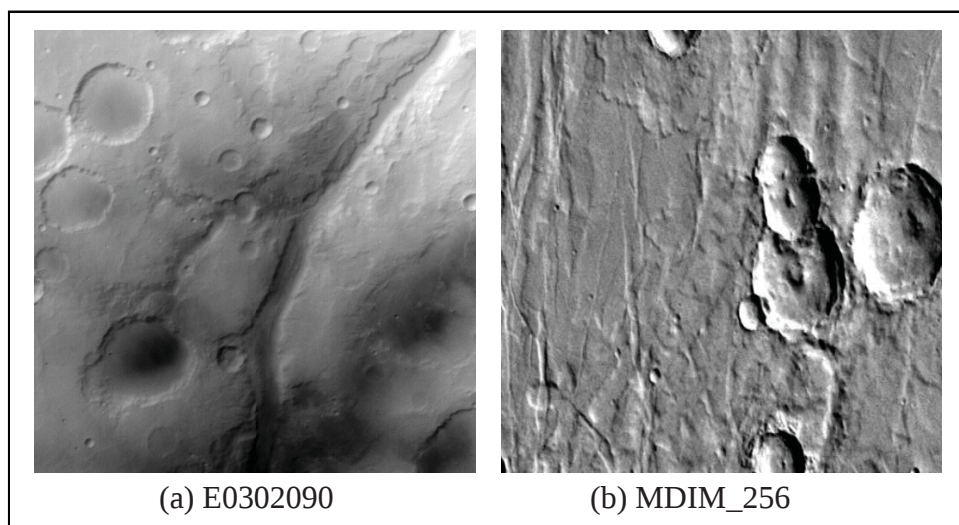


Figura 29: Imagens ilustrando as dificuldades na tarefa de detecção.

Na Figura 29(a) evidencia-se o problema de iluminação, na qual manchas escuras na imagem unem-se às sombras e na Figura 29(b) há uma mistura de diferentes estruturas e a sobreposição das crateras, o que dificulta o processo de detecção.

3.1.2.1 Crateras de Impacto

Crateras de impacto são estruturas formadas por colisões de corpos como meteoritos, asteroides ou cometas, com a superfície de um planeta ou satélite. Esses corpos viajando a velocidades elevadas têm deixado suas evidências na superfície de corpos sólidos do sistema solar, modificando, de alguma forma, as características dessas superfícies com crateras de diversos tamanhos. Por esse motivo, o estudo de crateras de impacto é um dos processos mais importantes que operam no sistema solar.

O processo de formação de crateras de impacto começa quando o meteorito (projétil) atinge a superfície do alvo, no nosso caso superfície de um planeta, e termina quando os detritos resultantes ocupam o redor da cratera.

Geralmente, o processo de formação de crateras de impacto é constituído por três etapas (MELOSH, 1989; ROUNTREE-BROWN, 2010; PSI, 2010):

- Compressão;
- Escavação;
- Modificação pós-impacto.

Compressão: durante esse primeiro estágio, o meteorito atinge e penetra na superfície do planeta, explodindo e ejetando o material para fora. A pressão gerada nesse momento pode chegar a um milhão de vezes a pressão atmosférica terrestre. As rochas são derretidas, vaporizadas ou esmagadas e ondas de choque são enviadas através da superfície. A Figura 30 exhibe esse processo.

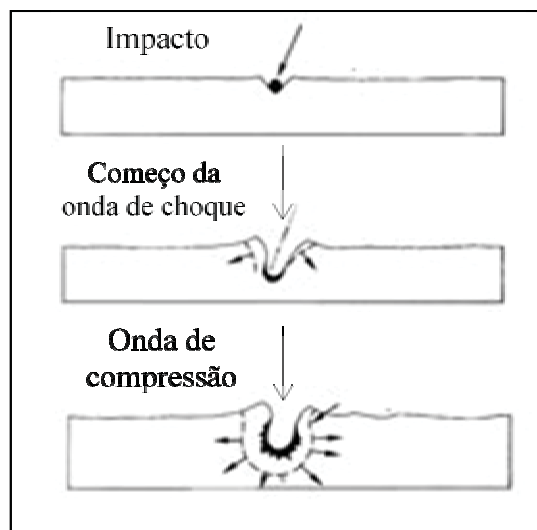


Figura 30: Estágio de compressão.

Fonte: Adaptado de <<http://deepimpact.umd.edu/science/cratering.html>>.

Escavação: esse é o estágio intermediário. Nesse estágio, o material escavado é distribuído de forma radial como uma manta de restos de fragmentos. Esse material é conhecido como ejeta. A Figura 31 mostra esse processo.

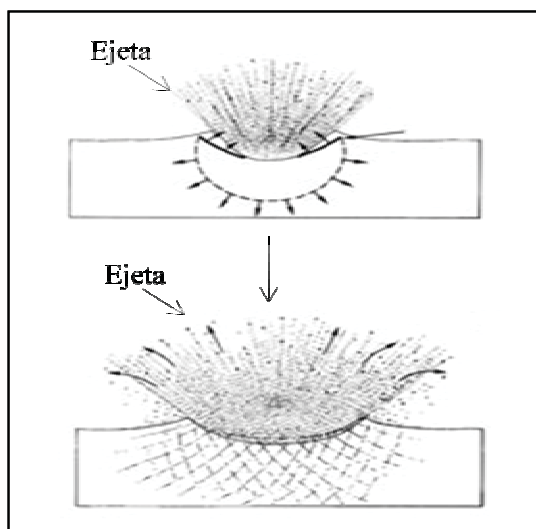


Figura 31: Estágio de escavação.

Fonte: Adaptado de <<http://deepimpact.umd.edu/science/cratering.html>>.

Modificação: é nessa fase que a cratera assume a sua forma final. Os detritos soltos, provenientes do impacto, tendem a deslizar, ocasionando a queda das paredes. Alguns materiais soltos podem escorregar formando terraços ao longo dos lados da cratera. Com o passar do tempo a cratera sofre transformações ocasionadas por erosões etc. A Figura 32 ilustra o processo descrito na fase de modificação.

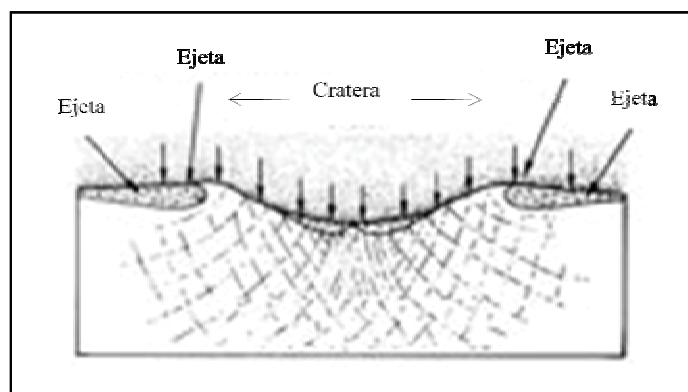


Figura 32: Estágio de modificação.

Fonte: Adaptado de <<http://deepimpact.umd.edu/science/cratering.html>>.

O estudo de crateras de impacto tem vários fins (como citado na seção 1.1). Um exemplo da sua utilidade é para a estratigrafia, que é o ramo da geologia que estuda os estratos ou camadas de rochas, buscando determinar os processos e eventos que as formaram. Desta forma, o estudo de crateras de impacto tem grande utilidade, pois dependendo do

impacto os materiais presentes nas subcamadas se depositam na superfície do planeta. A Figura 33 ilustra esse processo.

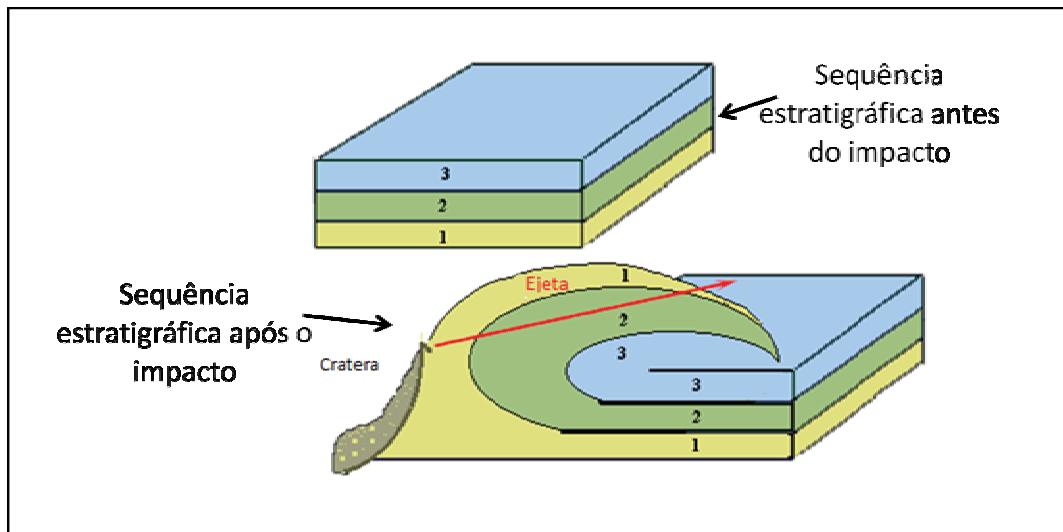


Figura 33: Inversão da sequência estratigráfica durante a formação do ejeta.
Fonte: Adaptado de <<http://cmex.ihmc.us/SiteCat/sitecat2/ejecta.htm>>.

3.1.3 Software Utilizado

3.1.3.1 Matlab

O programa utilizado para realização deste trabalho foi o MATLAB. Esse *software* é constituído por uma linguagem que permite a manipulação e a criação de matrizes de forma rápida e intuitiva. Além disso, este possui um conjunto muito vasto de funções que permitem resolver problemas complexos.

O Matlab foi desenvolvido no início da década de 80 por Cleve Moler, no Departamento de Ciência da Computação da Universidade do Novo México, EUA. É um *software* interativo voltado para o cálculo numérico. Integra análise numérica, cálculo com matrizes, processamento de sinais e construção de gráficos em ambiente fácil de usar, onde problemas e soluções são expressos como eles são escritos matematicamente, ao contrário da programação tradicional.

O Matlab possui uma família de aplicativos específicos (toolboxes), formando uma série de módulos, sendo cada um deles destinado a resolver problemas específicos. Dentre os toolboxes tem-se: otimização, manipulação algébrica, *splines*, *wavelets*, rede

neurais, processamento de sinais, morfologia matemática, processamento de imagem, mapeamento, simulação de sistemas dinâmicos, finanças, estatísticas, dentre outros (HANSELMAN, 2003).

3.1.3.1.1 Toolbox de Morfologia Matemática

A *toolbox* de morfologia matemática, desenvolvida pela *SDC Information Systems*, manipula e trata imagens através de processos morfológicos como tratamento visual, análise de formas, dentre outros. Essa *toolbox* tem como plataforma o *software* Matlab, e contém todos os operadores morfológicos utilizados nesta pesquisa.

Os operadores utilizados neste trabalho, bem como suas descrições, encontram-se no anexo.

3.2 METODOLOGIA PROPOSTA

A metodologia adotada nesta pesquisa apresenta técnicas do campo de processamento de imagens e reconhecimento de padrões, com o objetivo de realizar a detecção automática de crateras na superfície marciana. A metodologia proposta é baseado no desenvolvido por Bandeira et al. (2007), no qual a detecção é composta por três etapas principais: seleção de candidatos (através de detecção de contornos), seguido da criação de um volume de probabilidade gerado através da correlação de *templates*, de diversos tamanhos, com a cena da imagem, utilizando para isso a FFT, e por fim a detecção de crateras é concluída com a análise de máximos locais e cálculo da circularidade. Nesta pesquisa, também são realizadas três etapas, porém a primeira, a seleção dos candidatos, é realizada utilizando a morfologia matemática. As outras duas etapas são semelhantes ao trabalho de Bandeira et al. (2007), isto é, a segunda etapa constitui-se da criação de um volume de probabilidade, e por último a detecção de crateras através da análise de máximos locais e cálculo da circularidade.

A Figura 34 apresenta um fluxograma contendo as etapas desta pesquisa.

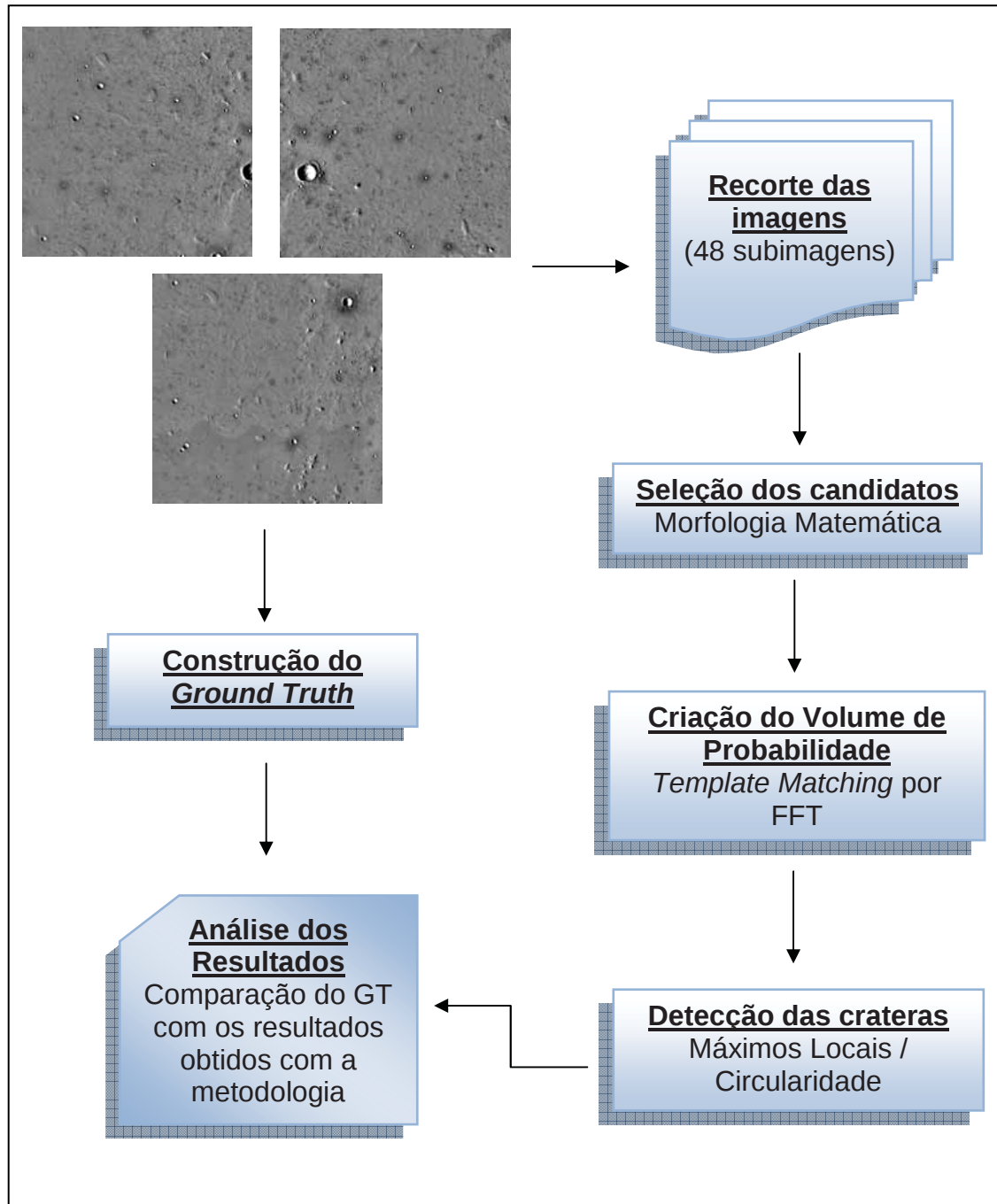


Figura 34: Fluxograma contendo as etapas desenvolvidas no trabalho.

A primeira etapa desta pesquisa constituiu-se da definição da área teste. Para tanto, escolheu-se um mosaico de imagens em níveis de cinza com resolução espacial de 100 metros/pixel, da Planície Utopia localizada no hemisfério norte de Marte.

Em seguida, iniciou-se o processo de seleção dos candidatos com o pré-processamento, fase na qual, áreas que correspondem às crateras foram destacadas e alvos com pequenas elevações ou de pequena profundidade foram eliminados. Esse objetivo foi alcançado através do desenvolvimento de rotina em ambiente MATLAB, utilizando os operadores morfológicos contidos na toolbox de morfologia matemática. Devido à baixa eficiência do MATLAB em processar imagens de grande dimensão, os testes foram feitos nas subimagens provenientes das imagens que constituem o mosaico. Desta forma, a rotina elaborada teve que ser capaz de fazer a seleção dos candidatos nas 48 subimagens. Os resultados obtidos nesta primeira fase, por meio do processamento morfológico de imagens, serviram como dados de entrada para a segunda etapa da pesquisa.

A segunda etapa constituiu-se da geração de um volume de probabilidades. Nessa fase, os alvos candidatos a crateras (dados obtidos na primeira etapa) foram submetidos a comparações com *templates*. Esses *templates* são modelos binários contendo a característica principal do alvo procurado, a circularidade. Adicionalmente, adotou-se uma dada espessura em cada coroa, para contornar o problema da forma irregular das crateras. Assim, cada *template* consiste de um quadrado com o fundo preto e uma coroa branca cuja espessura varia de acordo com o tamanho do raio, o raio interno corresponde a metade do raio externo. O tamanho das coroas variam de 5 até 100 pixels de diâmetro. Na seção 4.2 são apresentados cinco exemplos de *templates* utilizados neste trabalho.

Esses *templates* foram sobrepostos nas imagens de entrada e uma medida de similaridade entre o par foi calculada. Essa similaridade foi medida pelo cálculo da correlação via transformada rápida de Fourier, com base no teorema da correlação, que diz que a multiplicação no domínio da frequência, equivale a correlação no domínio espacial. Por fim, essa medida foi normalizada entre 0 e 100%. Isso foi feito, dividindo o valor da correlação pela quantidade de pixels brancos do *template*. Cada valor corresponde à probabilidade de um determinado pixel ser o centro de uma cratera com um determinado raio. Desta forma, cada pixel da imagem foi associado a uma série de valores de probabilidade que correspondem a amplitude do raio considerado. Essas informações foram armazenadas em uma matriz tridimensional, denominada volume de probabilidade, com cada plano gerado a partir do resultado da correlação dos *templates* com a imagem. Assim, cada plano teve o tamanho da imagem de entrada.

A terceira e última etapa consistiu da identificação das crateras de impacto. Isto foi alcançado analisando o volume de probabilidade. Essa tarefa versou, primeiramente, em

localizar máximos locais nos alvos com probabilidade maior do que 20%, para tanto, utilizou-se o elemento estruturante cruz, o qual comparou cada pixel com uma vizinhança de vinte e seis elementos, e por fim calculou-se a circularidade dos alvos.

Para avaliar a eficiência da metodologia proposta, foi construído manualmente um *ground truth* (GT). O resultado obtido pela metodologia desenvolvida neste trabalho foi comparado com o GT e dois indicadores foram calculados, TDR (do inglês, *True Detection Rate*) taxa de detecção verdadeira e FDR (do inglês, *False Detection Rate*) taxa de detecção falsa.

4 RESULTADOS

4.1 MORFOLOGIA MATEMÁTICA

Para a detecção das crateras de impacto a primeira etapa constituiu-se de uma rotina elaborada a partir de operadores morfológicos, os quais foram definidos na seção 2.2.4.3.

Um dos maiores problemas, quando se pretende detectar feições em imagem digital, é a segmentação excessiva, que ocorre devido ao fato de que as imagens obtidas via sensoriamento remoto trazem consigo informação não só dos alvos relevantes, mas também de toda a vizinhança do alvo. Assim, extrair uma informação específica em superfícies planetárias torna-se uma tarefa difícil.

Desta forma, a primeira etapa para a detecção de crateras de impacto foi submeter as imagens ao pré-processamento. Essa etapa teve como principal objetivo alterar valores de brilho e contraste, removendo pequenos ruídos indesejáveis, possibilitando o realce das feições de interesse, e aumentando o contraste entre estes e os alvos irrelevantes presentes nas imagens. Ressalta-se que essa etapa foi fundamental para melhorar o desempenho da metodologia nas etapas posteriores.

Como já mencionado anteriormente, cada imagem do mosaico foi recortada, gerando 16 subimagens. As subimagens mostradas na Figura 35 representam uma parcela dos 48 recortes utilizados no desenvolvimento desta pesquisa.

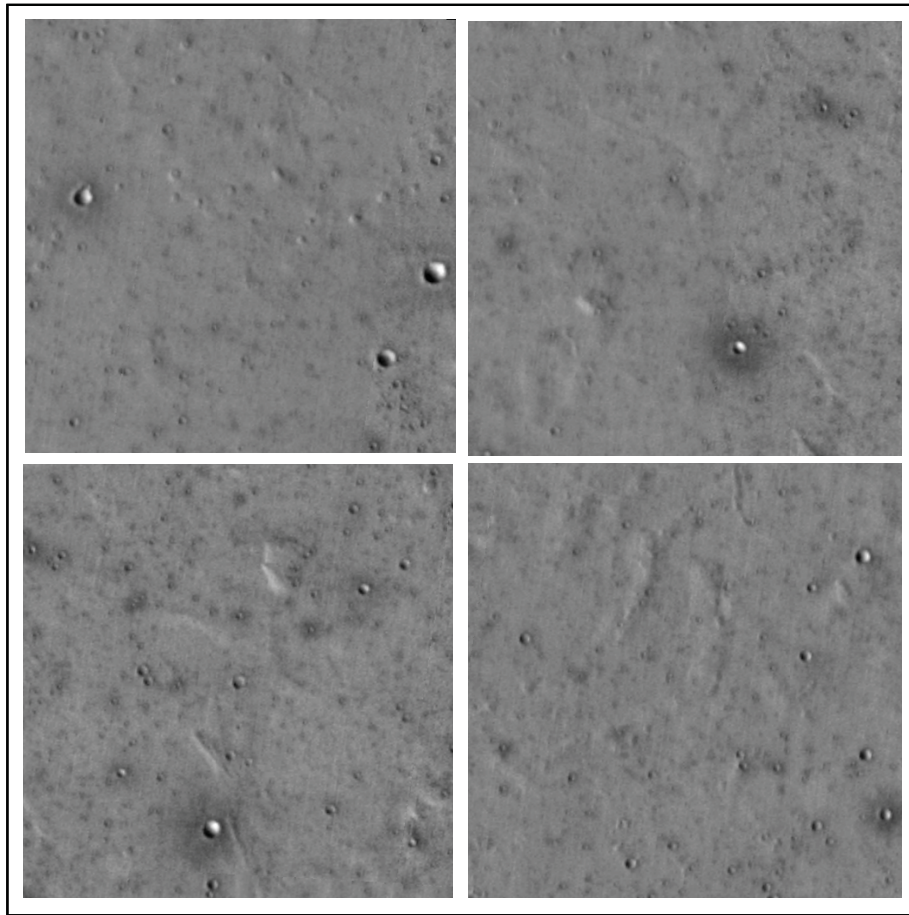


Figura 35: Quatro das 48 subimagens.

Na Figura 35 os alvos que são de interesse são as crateras, porém além das crateras, estão presentes outros alvos na imagem, tais como, irregularidade da superfície, pedras, dunas etc. Portanto, o primeiro passo no processo foi tentar eliminar essas feições irrelevantes e esse passo é considerado como a fase de pré-processamento.

Dentre as operações disponíveis na caixa de ferramentas de morfologia matemática, a primeira empregada nas imagens foi a função *mmvmax*. A finalidade dessa função é remover picos com contraste maior que um valor estipulado. Esse operador reconstrói uma imagem em tons de cinza pela subtração de um valor inteiro e positivo da própria imagem, utilizando o critério de volume. Alguns limiares foram testados e o que se mostrou mais adequado para a área de estudo foi 120. Neste trabalho, os valores de limiares foram determinados com base na análise do histograma. A Figura 36 exhibe o efeito da aplicação desse operador nas quatro imagens.

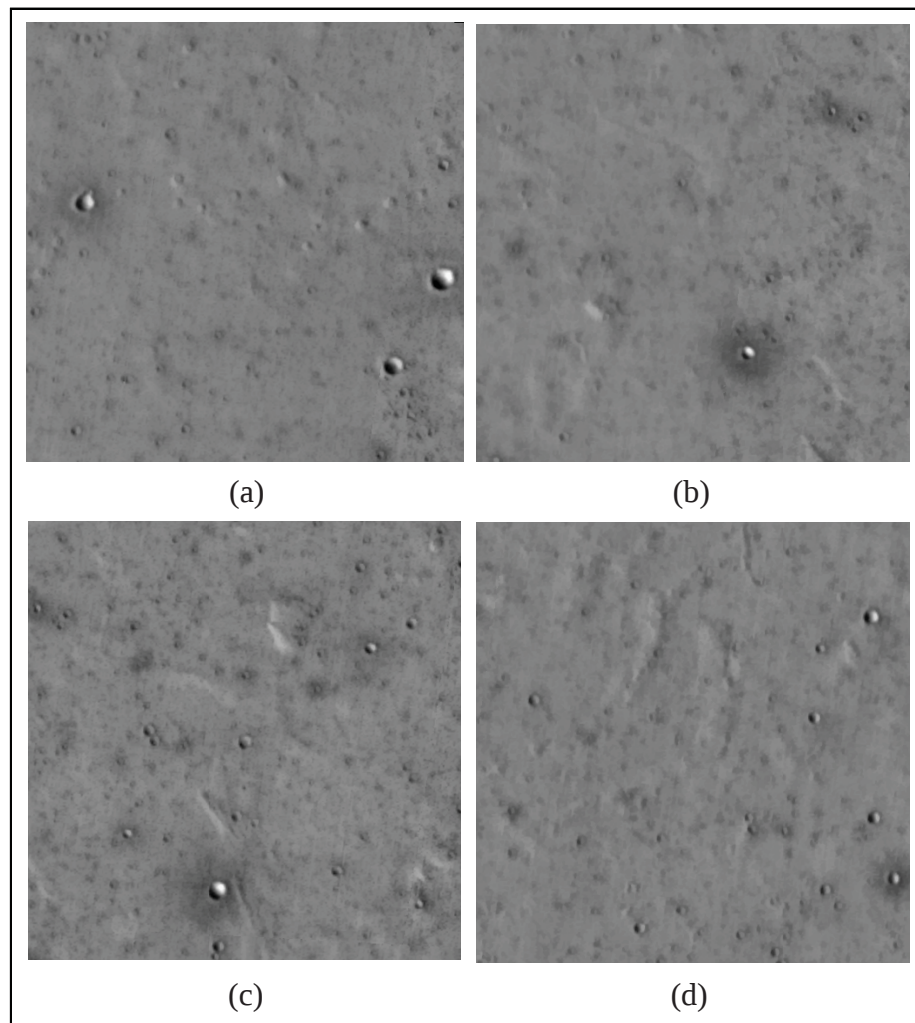


Figura 36: Resultado da aplicação do operador *mmvmax*.

Da análise da Figura 36, observa-se que as feições apresentam-se um pouco mais homogêneas, porém o contraste entre as crateras e os outros alvos foi preservado.

O segundo operador empregado foi o *mmvmin*, com limiar 30. Esse operador tem a função de remover valores com contraste inferior a um limiar escolhido. Esse processo foi realizado por meio da reconstrução da imagem em tons de cinza. A Figura 37 mostra os resultados dessa aplicação.

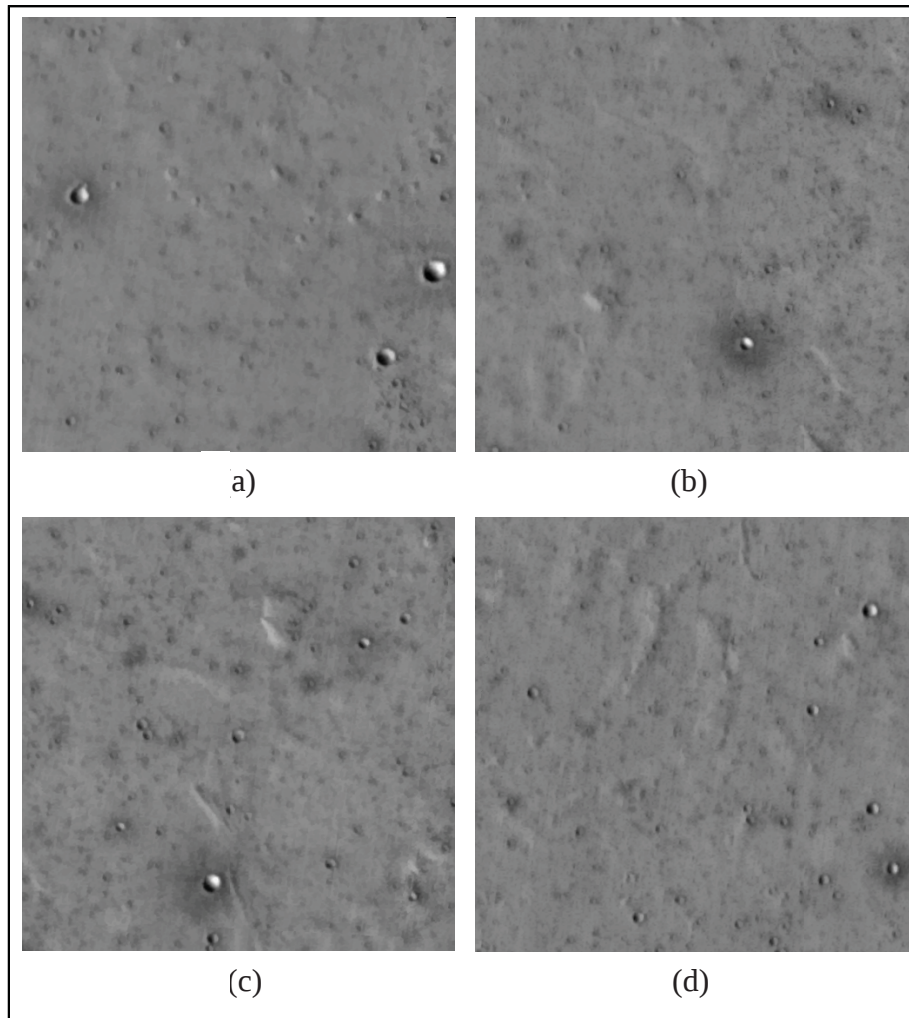


Figura 37: Resultado da aplicação do operador *mmvmin*.

Nota-se, na Figura 37, que as imagens se tornaram mais homogêneas. Uma maior homogeneidade não foi possível, pois se o valor do limiar do segundo operador fosse aumentado, as crateras rasas desapareceriam da imagem. É importante ressaltar que a escolha do limiar deve ser feita minuciosamente, pois se o valor for escolhido erroneamente, poderá ocorrer perda de informações importantes presentes na imagem.

Na sequência, a operação de gradiente foi aplicada, visto que as regiões das bordas das crateras apresentaram alta variação de tons de cinza. O elemento estruturante empregado foi o disco com raio de 2 pixels. O gradiente agiu na imagem aumentando as variações de cinza. As imagens resultantes dessa operação estão representadas na Figura 38.

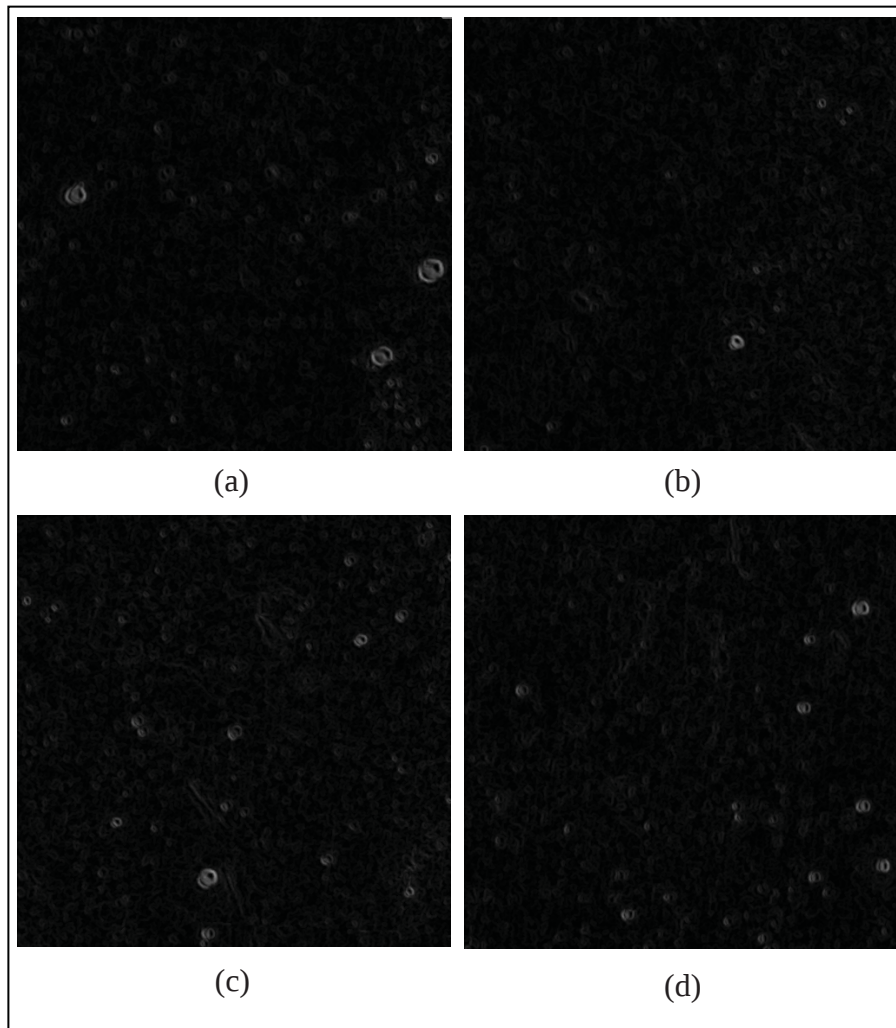


Figura 38: Resultado da aplicação do gradiente morfológico.

Terminada a etapa de pré-processamento, as imagens foram binarizadas. Foram testados vários limiares. A escolha por um limiar, nesta fase, foi de suma importância, pois quanto maior fosse o valor estipulado, menor seria a quantidade de informação presente na imagem de saída. Nesse caso, optou-se pelo limiar 16, pois esse valor eliminou parte dos ruídos, ao mesmo tempo em que manteve as informações importantes. Os valores de pixels que estavam abaixo do limiar 16 assumiram o valor 0 (preto) e os valores que estavam acima desse limiar receberam o valor 1 (branco). O resultado da aplicação desse operador é ilustrado na Figura 39.

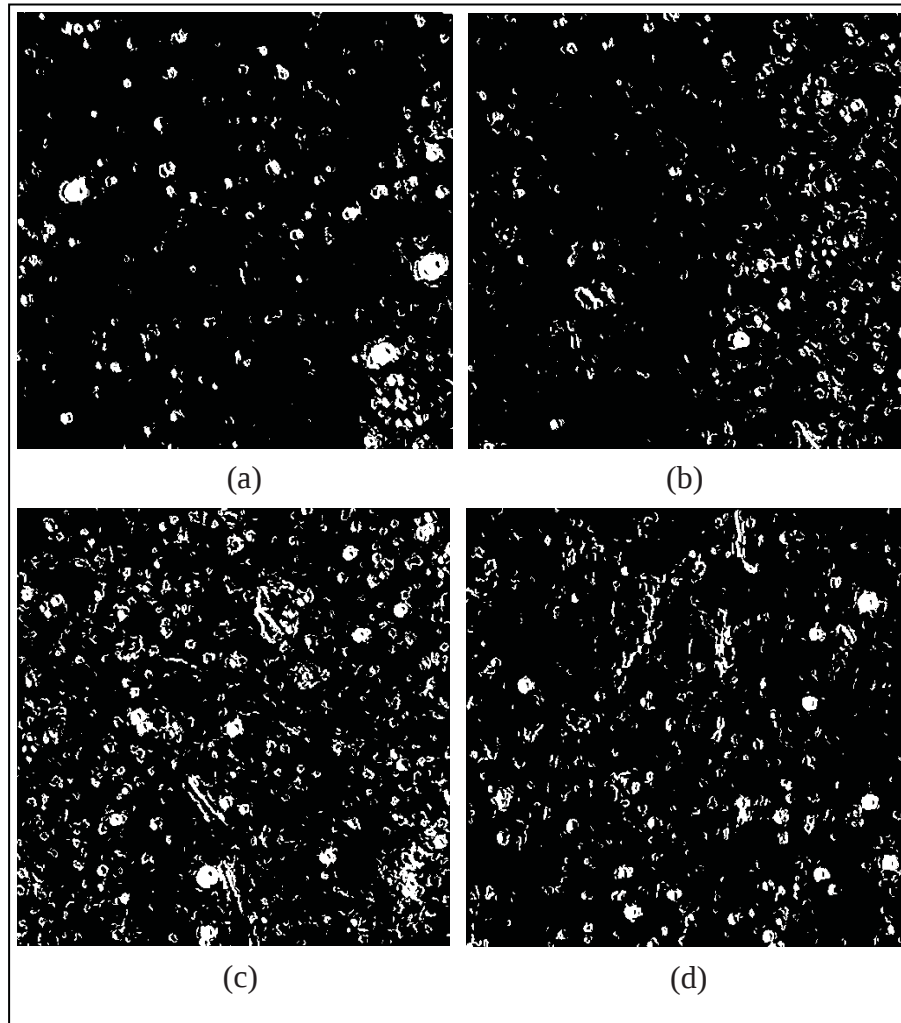


Figura 39: Binarização das imagens com limiar 16.

Nota-se, nas imagens mostradas na Figura 39, que após a binarização, a maioria das crateras perdeu a sua forma original. Isso se deu, principalmente, devido à presença de sombras. Por essa razão, foram aplicados outros operadores morfológicos que tiveram a finalidade de reconstruir a forma original das crateras.

Primeiramente, foi aplicado o operador *mmareaclose* com limiar 100. Esse operador possui a finalidade de conectar áreas menores do que o limiar citado. Desta forma, a parte interna das crateras foi preenchida. Esse resultado é mostrado na Figura 40.

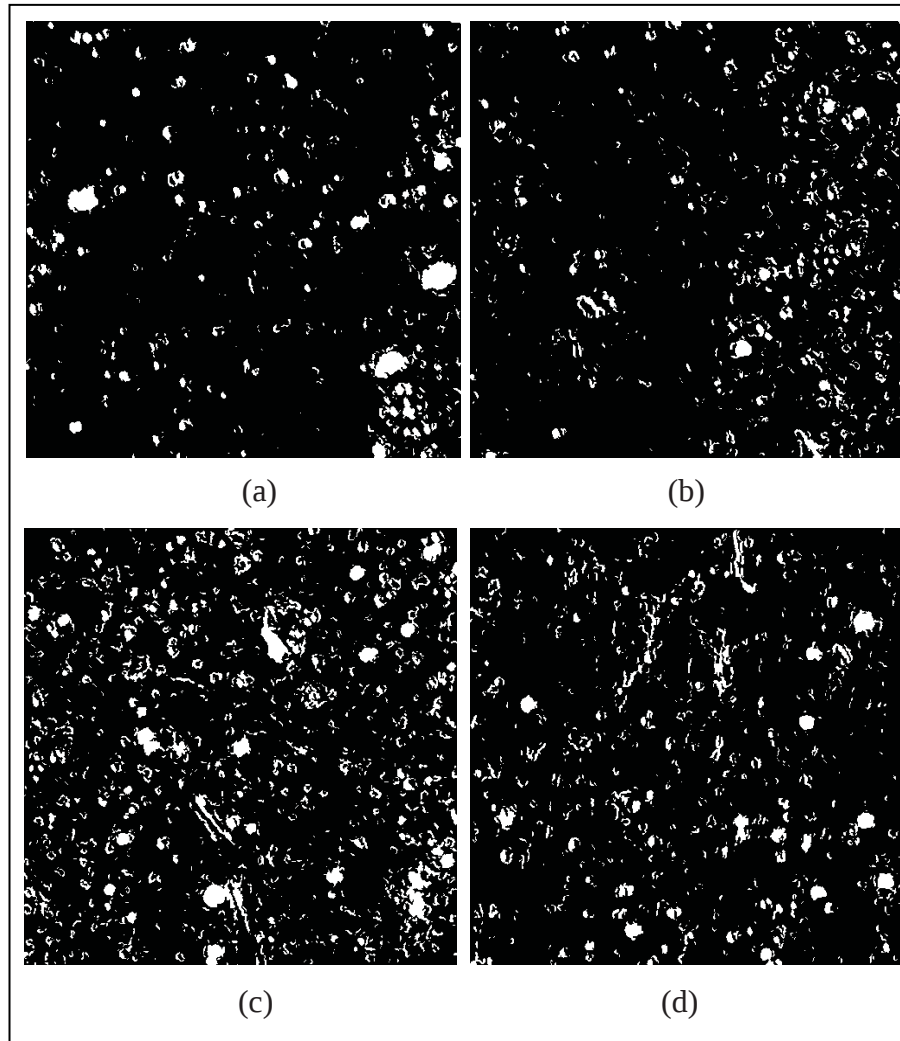


Figura 40: Resultado da operação de fechamento por área.

Como podem ser observadas na Figura 40, após a binarização, as imagens apresentaram muitos ruídos. Com a finalidade de eliminar tais segmentos indesejáveis, realizou-se a operação de abertura, que consiste da erosão seguida da dilatação. O elemento estruturante utilizado foi o disco de raio 2. Desta forma, as imagens foram erodidas, processo que eliminou grande parte dos ruídos, e em seguida elas foram dilatadas, objetivando recuperar a forma original dos alvos restantes após a erosão. O resultado obtido pode ser visualizado na Figura 41.

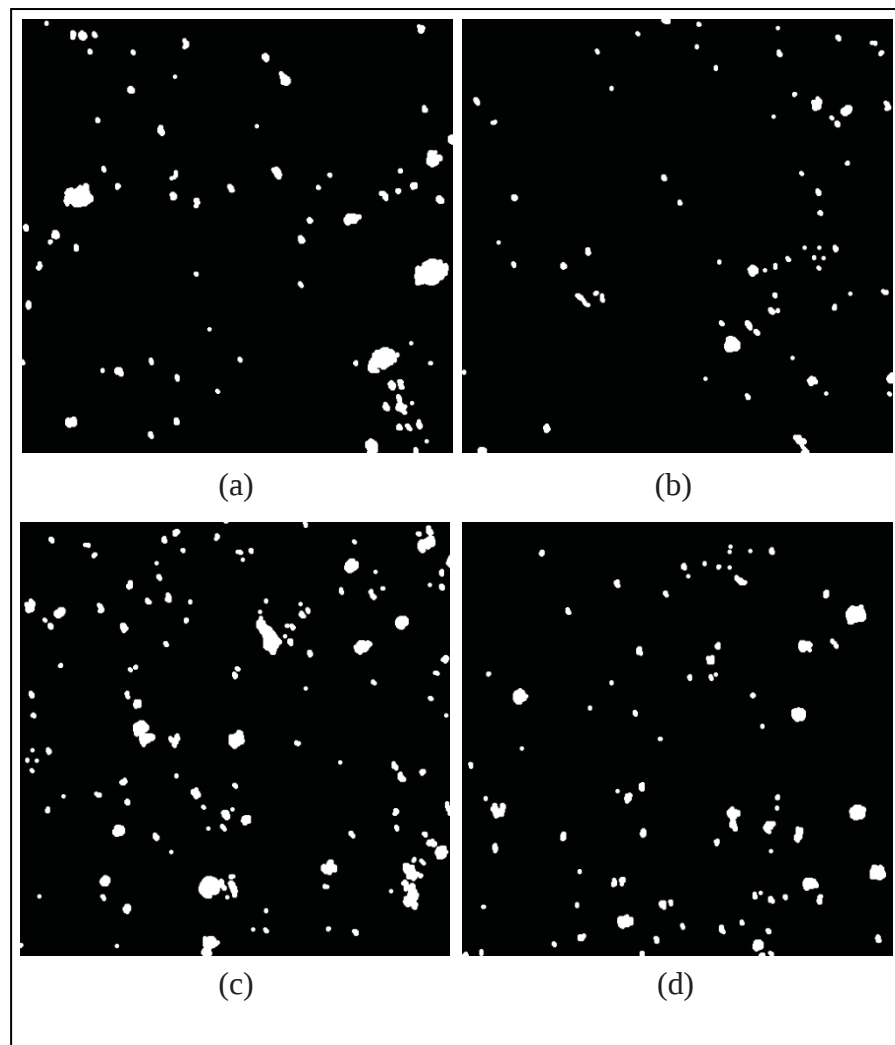


Figura 41: Resultado da abertura morfológica.

Com a aplicação do operador de abertura grande parte dos ruídos foi eliminada, porém a forma, principalmente das crateras de maiores dimensões, foi degradada, além de algumas crateras ficarem com bordas desconectadas. Para conectar essas bordas e tentar recuperar a forma original das crateras, o operador fechamento foi aplicado. Esse operador consiste da aplicação do operador de dilatação seguida da aplicação do operador de erosão. Nesse caso, as imagens foram dilatadas, processo pelo qual algumas bordas foram conectadas. E em seguida, as imagens sofreram o processo de erosão, com a finalidade de voltar ao tamanho anterior. O elemento estruturante utilizado foi o disco com raio 2. O resultado é mostrado na Figura 42.

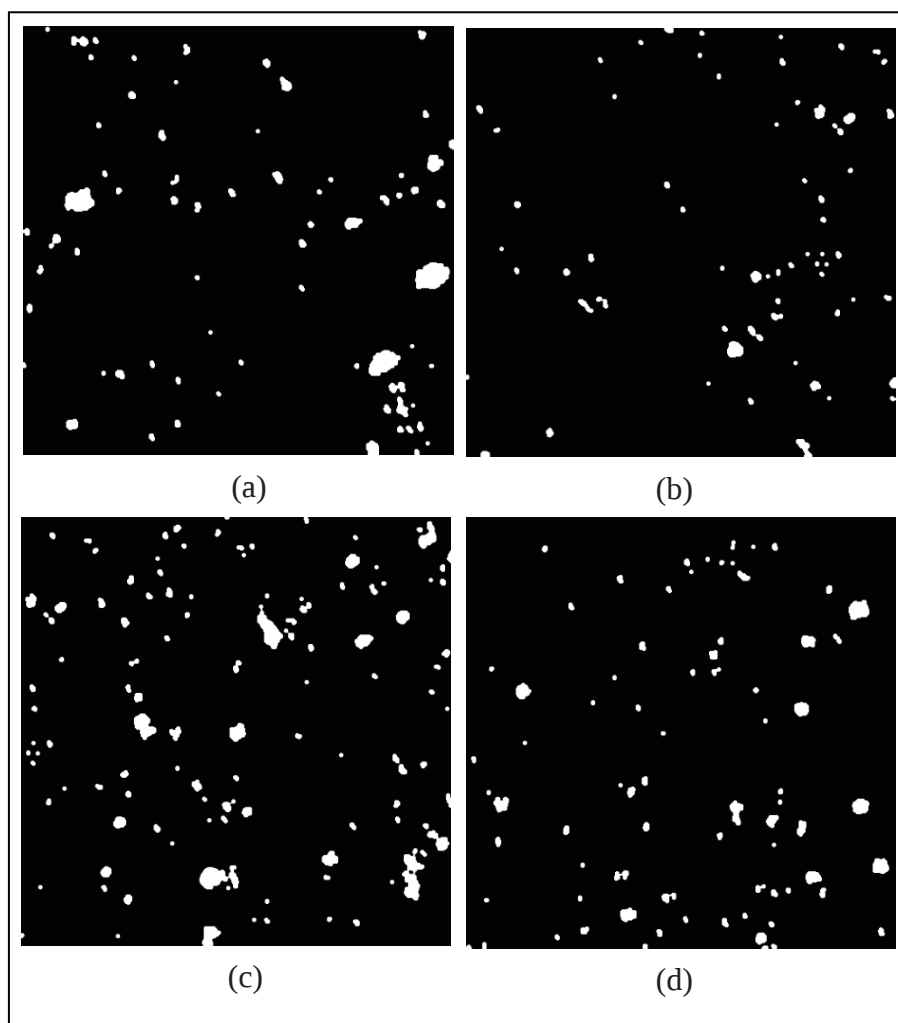


Figura 42: Resultado da operação de fechamento.

Com a aplicação do fechamento e das operações morfológicas aplicadas nas imagens, a forma das crateras se aproximou da forma inicial, porém, algumas crateras que se encontravam próximas foram unidas. Desta forma, houve a necessidade de fazer a segmentação das imagens. Para tanto, aplicou-se a transformação *watershed* a partir de marcadores, conforme Lotufo (2003). Para aplicação da transformação *watershed*, inicialmente, o operador transformação de distância (*mmdist*) foi calculado, esse operador calcula, numa imagem binária, as distâncias dos pixels relevantes em relação ao pixel do fundo mais próximo. O resultado da transformação de distância é uma imagem de distância, na qual os valores dos pixels indicados em níveis de cinza correspondem à distância desses pixels em relação ao pixel do fundo, quanto mais claro, maior é a distância entre esse pixel e o

pixel pertence ao fundo da imagem, mais próximo. A Figura 43 exibe o resultado dessa operação.

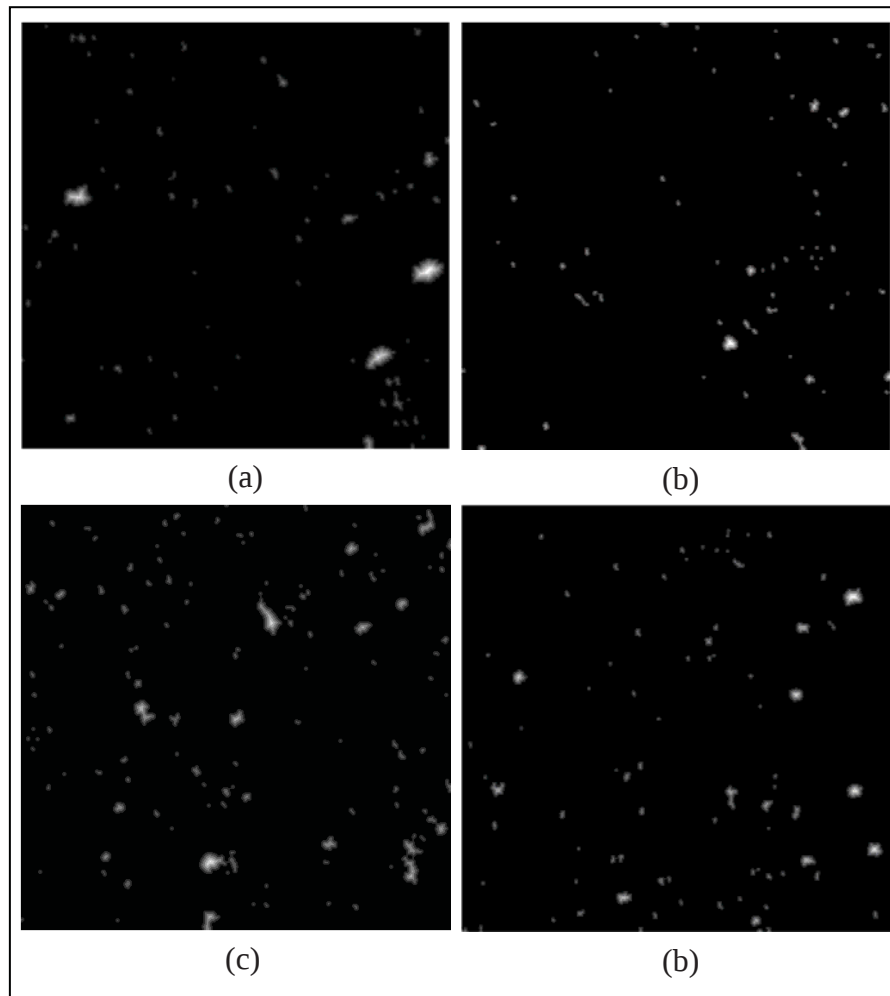


Figura 43: Resultado do operador *mmdist*.

Nas imagens presentes na Figura 43, os pixels mais claros indicam que estão mais afastados do fundo da imagem.

A partir dos resultados obtidos com a função distância, foi possível calcular a região máxima (*mmregmax*) de cada cratera. Sendo a região máxima, os componentes de pixels conectados, cujos pixels da borda externa tenham valores de intensidade menores do que os valores dos pixels dessa região. Essa função retorna uma imagem binária, conforme ilustra a Figura 44. Nessas imagens, os pixels identificados como máximos regionais recebem o valor 1 (branco), todos os outros do conjunto recebem 0 (preto). A região máxima foi estabelecida com base em uma vizinhança de oito elementos.

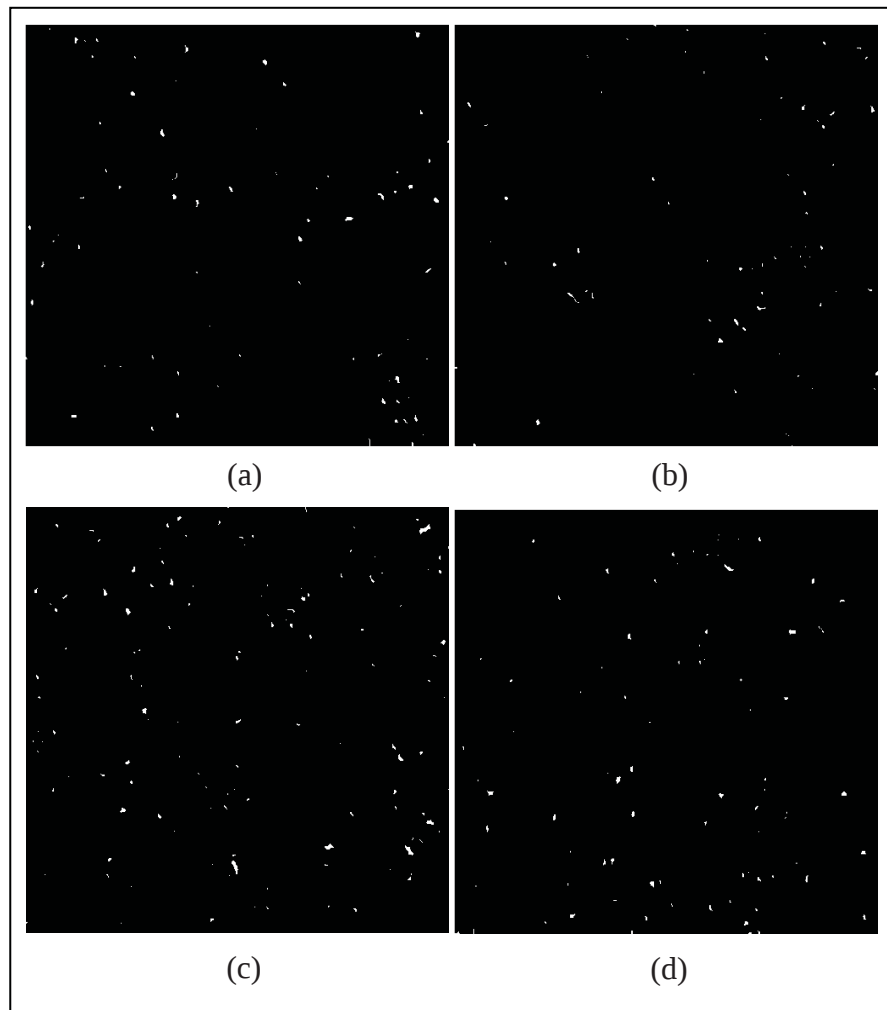


Figura 44: Regiões máximas.

A Figura 44 mostra as regiões máximas, que são os pixels brancos nas imagens. Esses pontos de máximos serviram como marcadores para a aplicação da transformação *watershed*.

Com intuito de que os máximos se tornassem mínimos, as imagens obtidas pela transformação de distância, foram invertidas, por meio do operador *mmneg*. A Figura 45 mostra as imagens invertidas.

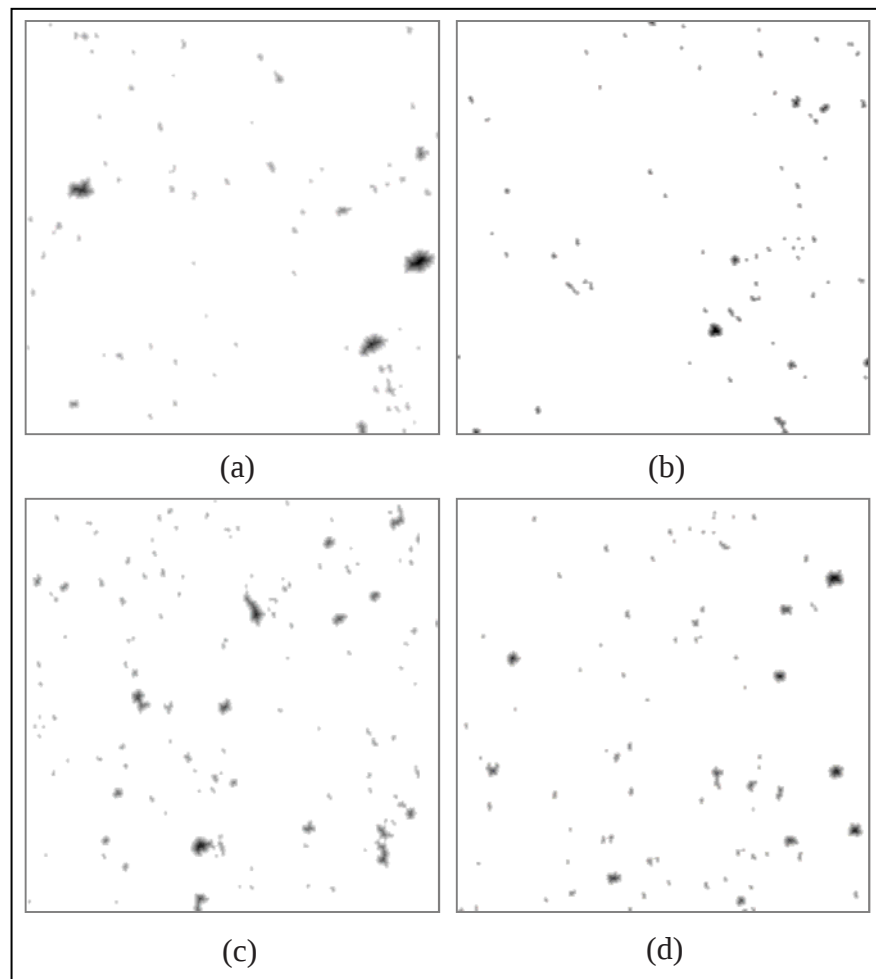


Figura 45: Função distância invertida.

As imagens invertidas serviram como imagens de entrada para a transformação *watershed* e a imagem contendo as regiões máximas, como imagem marcadora. O elemento estruturante utilizado foi o disco com raio 2. A Figura 46 ilustra o resultado da aplicação do *watershed* a partir dos marcadores.

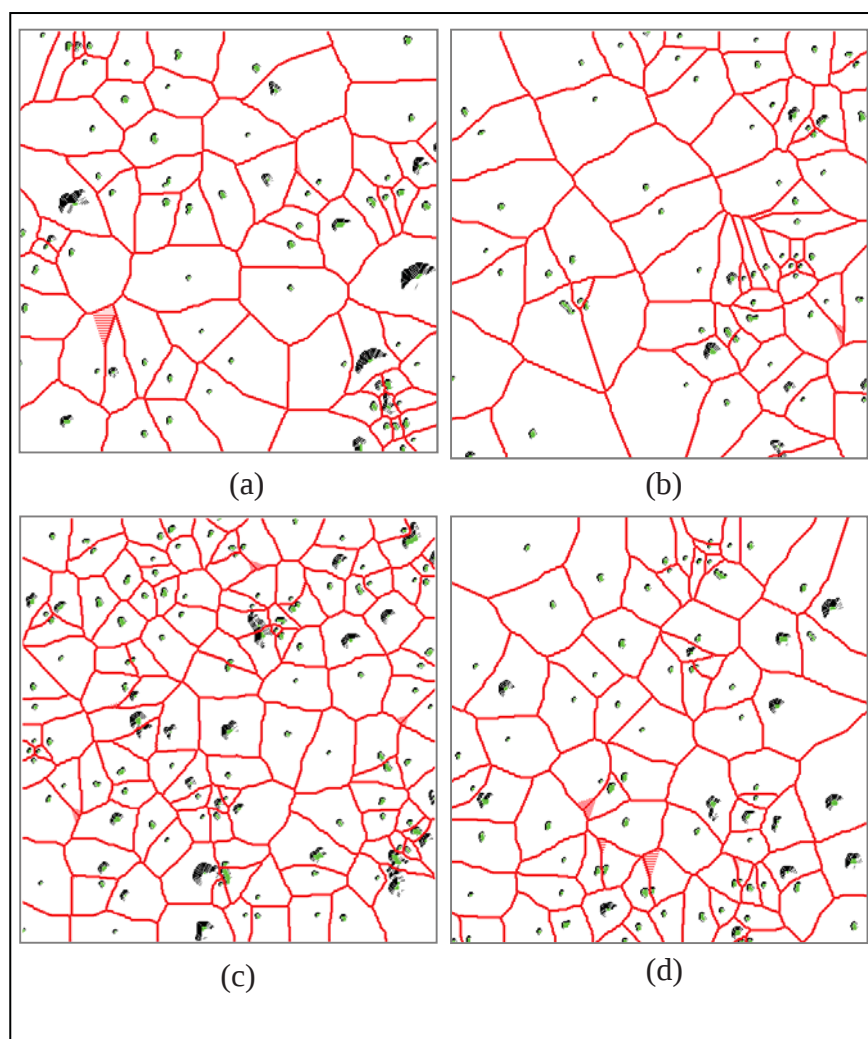


Figura 46: Resultado da aplicação da Transformação *watershed*.

A segmentação utilizando a transformação *watershed*, se deu a partir dos marcadores (máximos regionais, Figura 44), os quais agiram como se um furo tivesse sido feito em cada região de interesse. Nesse caso, o processo de inundação é feito a partir desses marcadores. Suponha que a água entra por esses furos, correspondentes aos diferentes marcadores, com velocidade vertical constante. A água que penetra regularmente pelos orifícios preenche a superfície topográfica. Durante o preenchimento, dois ou mais fluxos vindo de mínimos diferentes podem se unir. Os diques construídos na superfície para evitar que tal junção de águas ocorra constituem as linhas *watersheds*. Desta forma, o resultado final é uma bacia de retenção para cada marcador, em que cada bacia formada é separada por linhas, chamadas de linhas *watersheds*. A Figura 46 ilustra as linhas *watersheds*, mostradas em vermelho, os pontos verdes são os marcadores, os quais estão sobrepostos na função distância invertida.

Obtidas as linhas *watershed*, foi possível separar crateras que tinham sido unidas devido as operações morfológicas aplicadas anteriormente. Para isso, realizou-se a intersecção das imagens da Figura 42, com as imagens contendo apenas as linhas *watershed* apresentadas na Figura 46. A Figura 47 apresenta o resultado dessa intersecção.

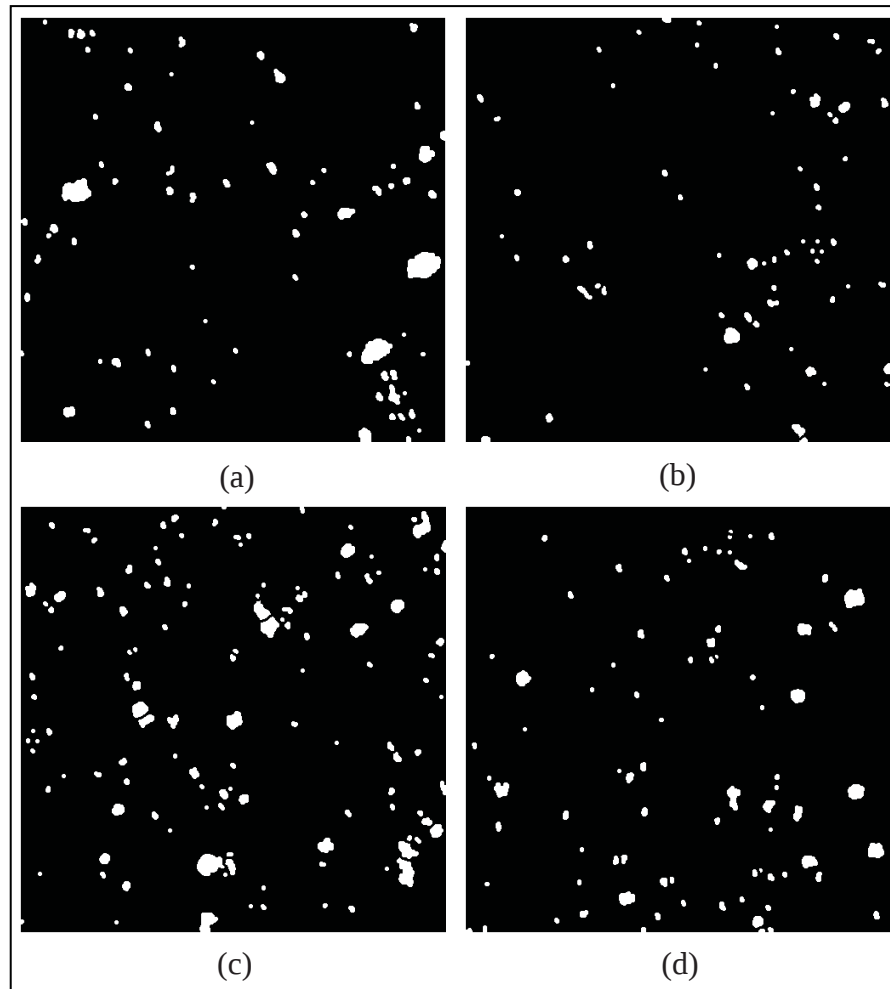


Figura 47: Resultado da rotina morfológica.

Pode-se notar, na Figura 47, que crateras que tinham sido unidas anteriormente, foram separadas pelas linhas *watershed*.

Desta forma, as imagens presentes na Figura 47 representam as imagens resultantes da rotina morfológica desenvolvida. Essas imagens foram os dados de entrada para a segunda etapa da pesquisa, que consistiu da criação de um volume de probabilidade obtido a partir do resultado do cálculo da correlação de diversos *templates* com as imagens, por meio da FFT.

Para fins de comprovação visual do resultado obtido pela rotina morfológica desenvolvida, realizou-se a sobreposição do resultado nas imagens originais. A Figura 48 apresenta essa sobreposição.

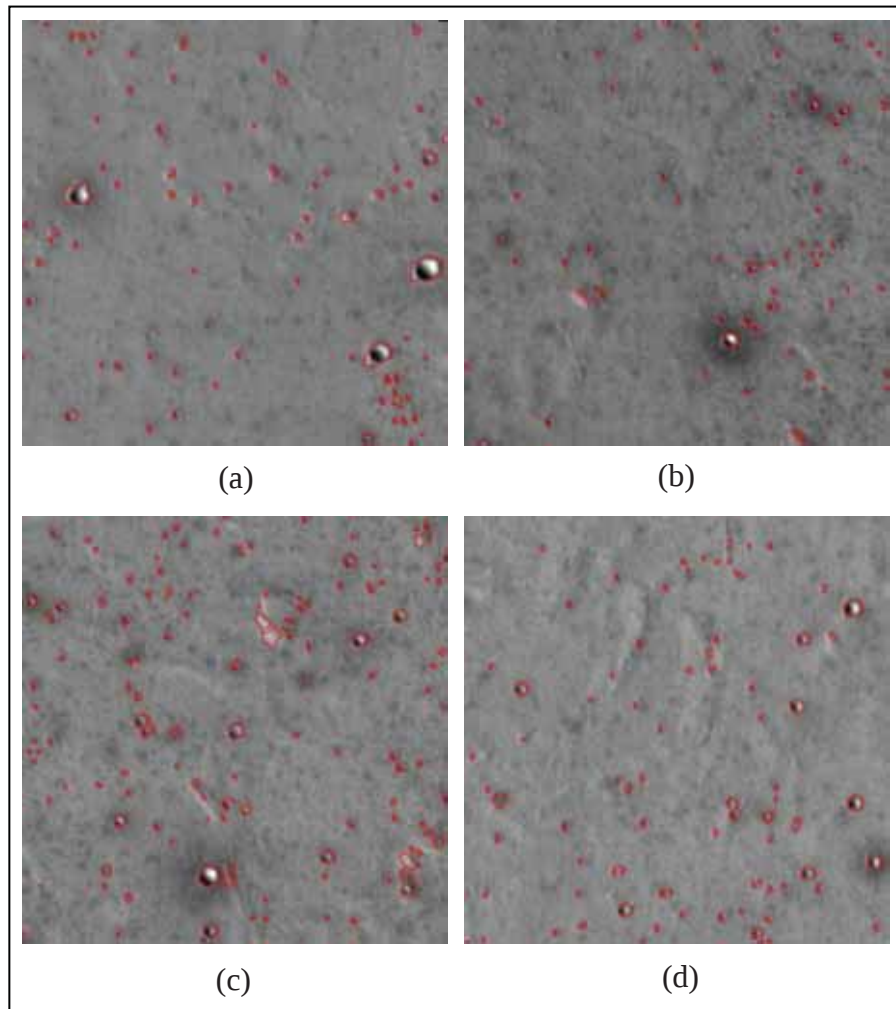


Figura 48: Sobreposição do resultado da rotina morfológica nas imagens originais.

Como pode ser observado na Figura 48, a rotina morfológica elaborada conseguiu detectar grande parte das crateras de impacto presentes nas imagens. Porém, ela detectou também outros alvos que não são de interesse deste trabalho. Portanto, na seção 4.2, segunda etapa da metodologia, é descrita uma tentativa para eliminar os alvos que não são de interesse, mantendo somente alvos com as características de crateras de impacto.

4.2 TEMPLATE MATCHING

Nesta fase, o objetivo foi procurar por alvos circulares. Apesar da maioria dos alvos presentes nas imagens (obtidas na primeira etapa) corresponderem às crateras de impacto e possuírem a forma aproximadamente circular, existem alguns que não possuem essa forma, como pode ser visto na Figura 48.

Como a característica principal das crateras de impacto é a forma aproximadamente circular, foram criados *templates* (modelos binários) contendo essas características. Esses *templates* serviram para procurar alvos que correspondiam às crateras nas imagens. Os *templates* possuem a forma circular, nos quais foi incorporada uma espessura que reflete a irregularidade das formas naturais das crateras de impacto. Os *templates* apresentaram uma coroa branca (cujo raio interno é a metade do externo) e possuem como fundo um quadrado preto. Os diâmetros dos *templates* empregados variam de 5 até 100 pixels. Para cada valor de raio, foi criado um *template* correspondente. Alguns exemplos de *templates* utilizados podem ser vistos no Quadro 1.

Tamanho do raio	Template
Raio 10 pixels	
Raio 15 pixels	
Raio 20 pixels	
Raio 35 pixels	

Quadro 1: *Templates.*

O objetivo nesta fase da metodologia foi casar o *template* com os alvos de cada imagem, visto que o *template* contém a forma que se deseja encontrar. Para tanto, o *template* foi centrado em um ponto da imagem e a correlação entre a cena da imagem e o *template* foi calculada. Esse processo foi repetido em toda a imagem.

O valor da correspondência depende da quantidade de pixels correspondentes na imagem e no *template*, isto é, quanto maior for a quantidade de pixels brancos correspondentes na imagem e no *template*, maior será o valor da correlação.

O cálculo da correlação dos *templates* com a imagem binária foi realizado por meio do algoritmo FFT desenvolvido por Frigo e Johnson (1998), conforme implementado no Matlab. Optou-se por calcular a correlação via FFT devido ao fato desse algoritmo apresentar vantagens quanto ao custo computacional. O cálculo da correlação foi feito multiplicando a FT de cada imagem pelo complexo conjugado da FT de cada *template*, cujos diâmetros variam entre 5 e 100 pixels (o modelo empregado começa com raio de 2,5 pixels e vai aumentado, de um em um pixel até chegar ao limite máximo de 50 pixels). O algoritmo FFT permite que a multiplicação dos *templates* com as imagens seja feita no domínio da frequência.

A Figura 49 ilustra uma imagem e um *template*, e seus respectivos espectros obtidos no domínio da frequência, com o cálculo da FFT.

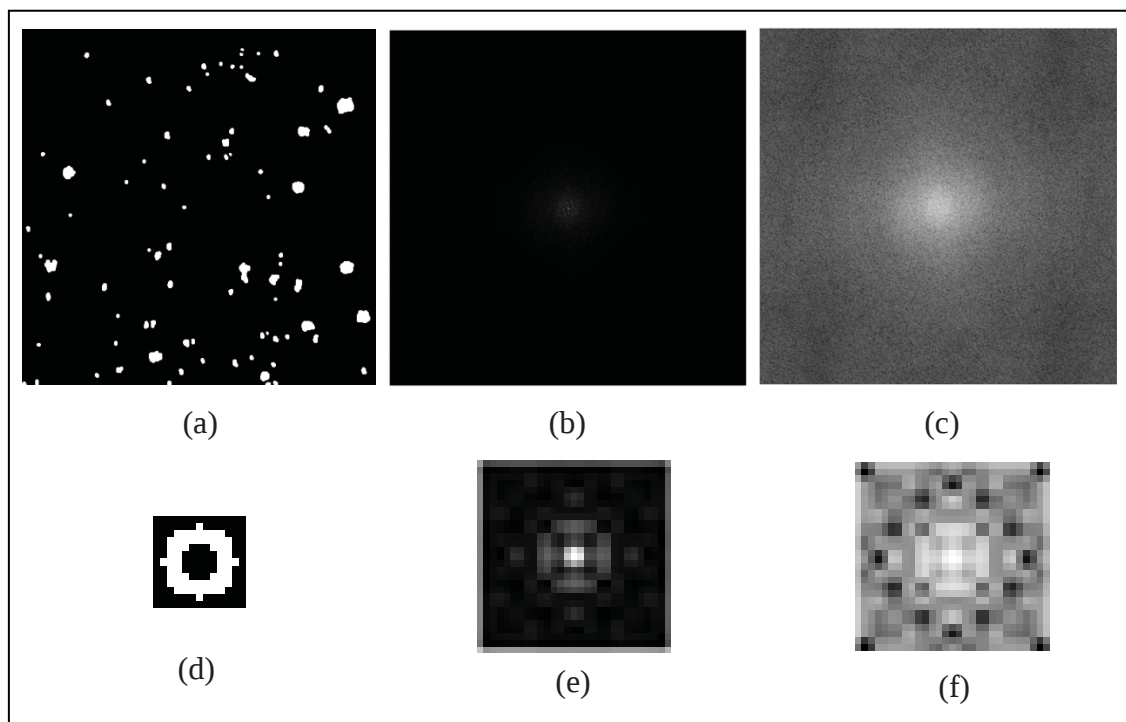


Figura 49: Imagens e espectros.

A Figura 49(a) ilustra uma imagem obtida com a primeira etapa da metodologia desta dissertação. A Figura 49(b) representa a sua magnitude, ou seja, o seu espectro com valores de intensidade variando de 0 a $1,5 \times 10^4$. Quando esses valores são ajustados para

serem exibidos como uma imagem, os pixels mais escuros dominam a exibição em detrimento dos valores mais baixos do espectro, como pode ser visto em Figura 49(b). Se aplicarmos uma transformação logarítmica aos valores do espectro ($\log |1 + F(u,v)|$) a faixa de variação dos valores passa a ser de 2,4 a 9,6, a Figura 49(c) mostra esse resultado, no qual um maior nível de detalhamento é evidente. Isso acontece porque a transformação logarítmica comprime a faixa dinâmica das imagens, mapeando uma faixa estreita de baixos valores de intensidade de entrada em uma faixa mais ampla de níveis de saída (Gonzalez e Woods, 2010). Da mesma forma, esses conceitos são estendidos para a Figura 49(d), a qual apresenta um *template* de raio de 5 pixels. O seu espectro de Fourier é mostrado na Figura 49(e) e a Figura 49(f) exibe o espectro após a aplicação da transformação logarítmica.

A correlação entre as imagens e os diversos *templates*, foi obtida pelo cálculo IFFT, com base no teorema da correlação, que diz que a multiplicação no domínio da frequência, equivale a correlação no domínio do espaço. Assim, a IFFT retorna como resultado uma imagem no domínio do espaço, contendo os resultados da multiplicação realizada no domínio da frequência, que equivale a correlação no domínio espacial. Um exemplo do resultado obtido pela IFFT é mostrado na Figura 50.

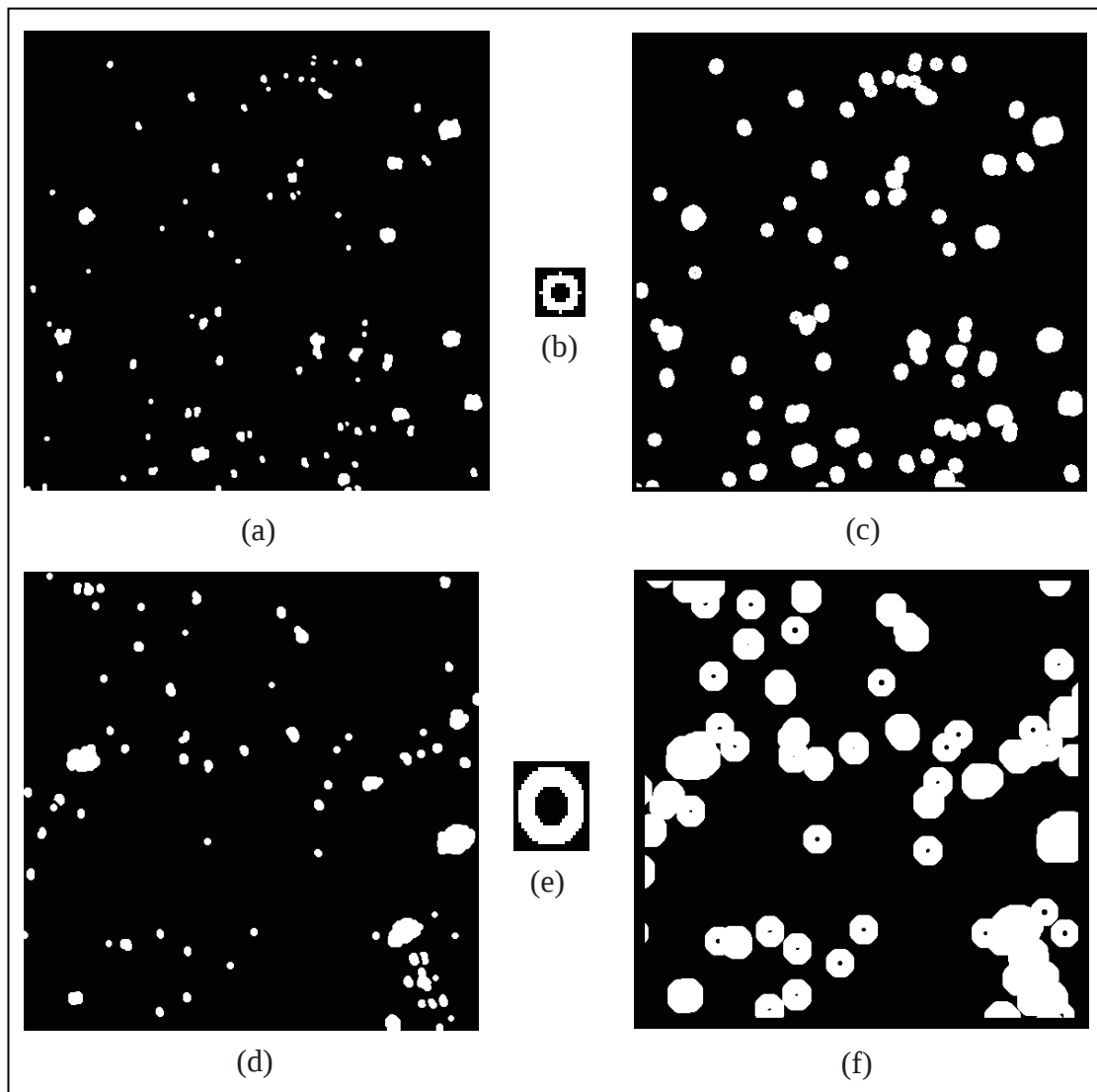


Figura 50: Transformada Inversa de Fourier.

A Figura 50 exibe o resultado de uma imagem, Figura 50(a), multiplicada pelo conjugado complexo de um *template* de raio de 5 pixels, Figura 50(b), no domínio da frequência, e em seguida foi calculada a IFFT ilustrada na Figura 50(c). O mesmo processo é ilustrado para a imagem representada na Figura 50(d), e para um *template* de raio de 12,5 pixels, Figura 50(e), dando origem a imagem, Figura 50(f), obtida pela FFT inversa.

Os valores resultantes do cálculo da correlação foram normalizados entre 0% e 100%. Isso foi feito dividindo o valor obtido no cálculo da correlação pelo número de pixels brancos do respectivo modelo, o qual é uma função de raios (externos e internos) da coroa. Essa normalização dos dados foi necessária para que os valores fossem independentes da

dimensão do modelo. Cada novo valor pode ser tomado como uma probabilidade p de um dado pixel, de localização (u,v) , ser o centro de uma cratera de raio r .

Cada *template* gerou um plano, contendo os valores normalizados da correlação do respectivo *template* com cada cena da imagem. Um resultado desse processo é ilustrado na Figura 51.

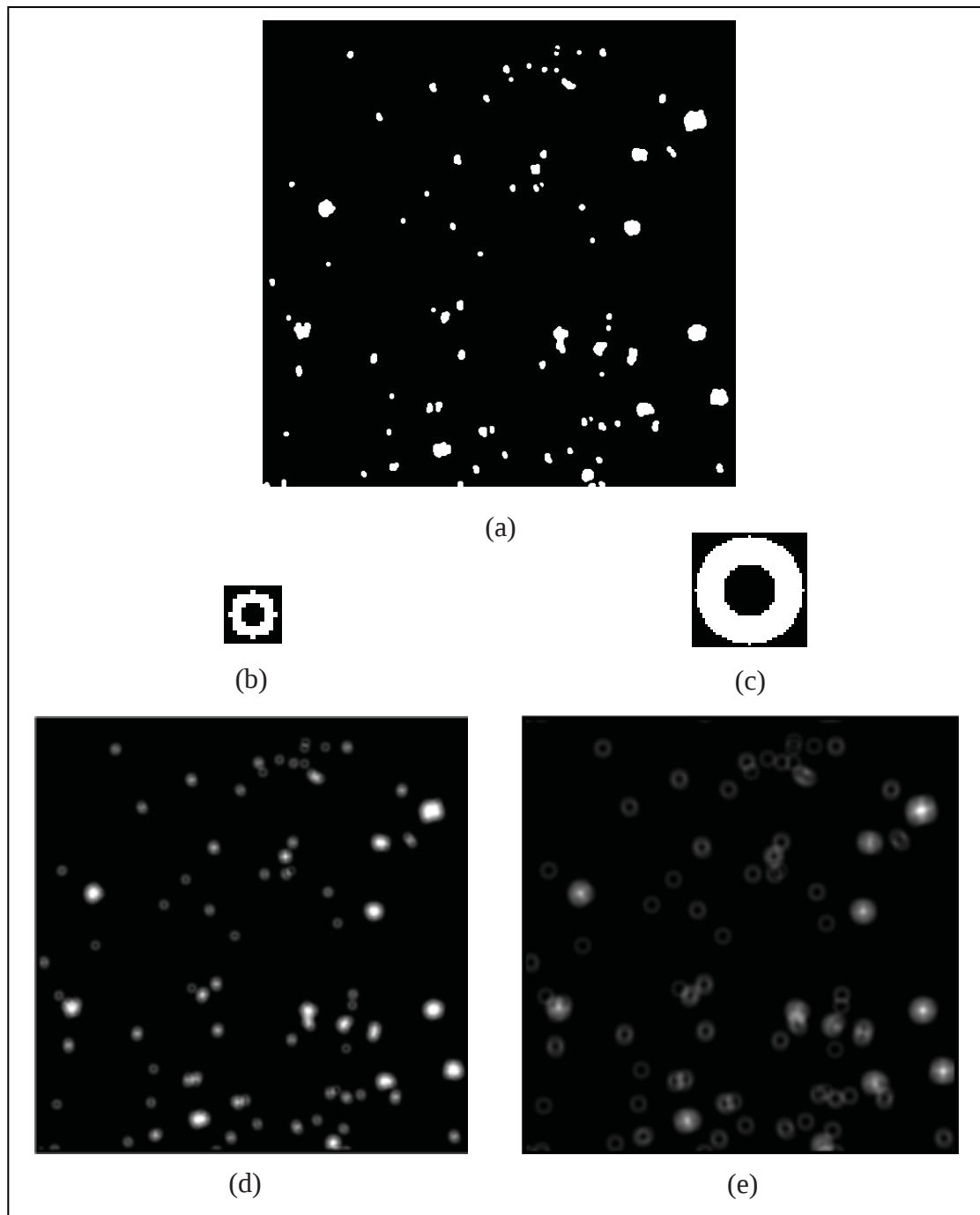


Figura 51: Resultado da FFT de uma imagem com templates de diferentes raios, no cubo de probabilidades.

A Figura 51 ilustra dois resultados apresentando a probabilidade obtida pelo cálculo da correlação de uma imagem com dois determinados *templates*. A imagem apresentada na Figura 51(a) correlacionada com um *template* de raio 5 pixels, Figura 51(b), resulta na imagem exibida na Figura 51(d). Da mesma forma, a probabilidade obtida pelo cálculo da correlação da imagem exibida na Figura 51(a), com um *template* de raio 10, Figura 51(c), resulta na imagem apresentada na Figura 51(e). Nas imagens resultantes, os mais altos valores de probabilidades correspondem às áreas mais claras da imagem. A Figura 51 apresenta o resultado da probabilidade obtida do cálculo da correlação de uma imagem com dois *templates* de tamanhos diferentes. Porém, na realidade foi calculada a correlação de cada subimagem com *templates* variando de 5 até 100 pixels de diâmetro.

Todas essas informações foram armazenadas em uma matriz tridimensional, denominada volume de probabilidades, que consiste de 95 planos, cada um contendo 500 x 500 elementos. Esse processo foi repetido para as 48 subimagens, gerando assim um cubo de probabilidades para cada subimagem.

A Figura 52 apresenta um exemplo de cubo de probabilidades.

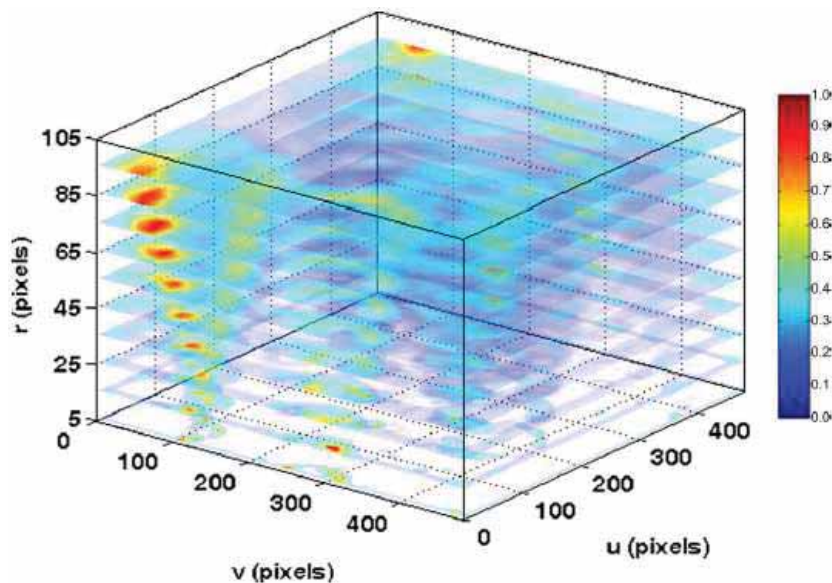


Figura 52: Cubo de probabilidades obtido a partir do processo de *template matching* via FFT.

4.3 DETECÇÃO DE CRATERAS

O volume de probabilidades criado a partir dos resultados obtidos no processo de *template matching* foi utilizado para análise e identificação das crateras de impacto.

Cada cratera deu origem a uma assinatura característica na matriz tridimensional. Desta forma, a estrutura interna desse volume pôde ser utilizada para a localização e para a determinação das dimensões das prováveis crateras.

O processo de identificação das crateras foi iniciado pela procura dos máximos regionais, os quais foram definidos na seção 2.2.4.10.3. Para tanto, foi utilizado o operador morfológico *mmregmax*. Neste passo, a conectividade considerada foi de 3-D, sendo que cada máximo encontrado foi comparado com uma vizinhança de vinte e seis pixels. Um elemento é considerado ser o máximo local, se nenhum dos seus vizinhos tem atributo maior que o dele. A ideia de máximo local pode ser estendida para a noção de máximo regional. Assim, de acordo com Soille (2003), um máximo regional M de uma imagem f de elevação p é um componente de pixels conectados com valor t cujos pixels da borda externa têm valor estritamente menor que t . A Figura 53 ilustra quatro exemplos de localização de máximos regionais. Nessas imagens, os valores mais escuros (vermelho) representam os valores mais altos, enquanto que os mais claros, os mais baixos.

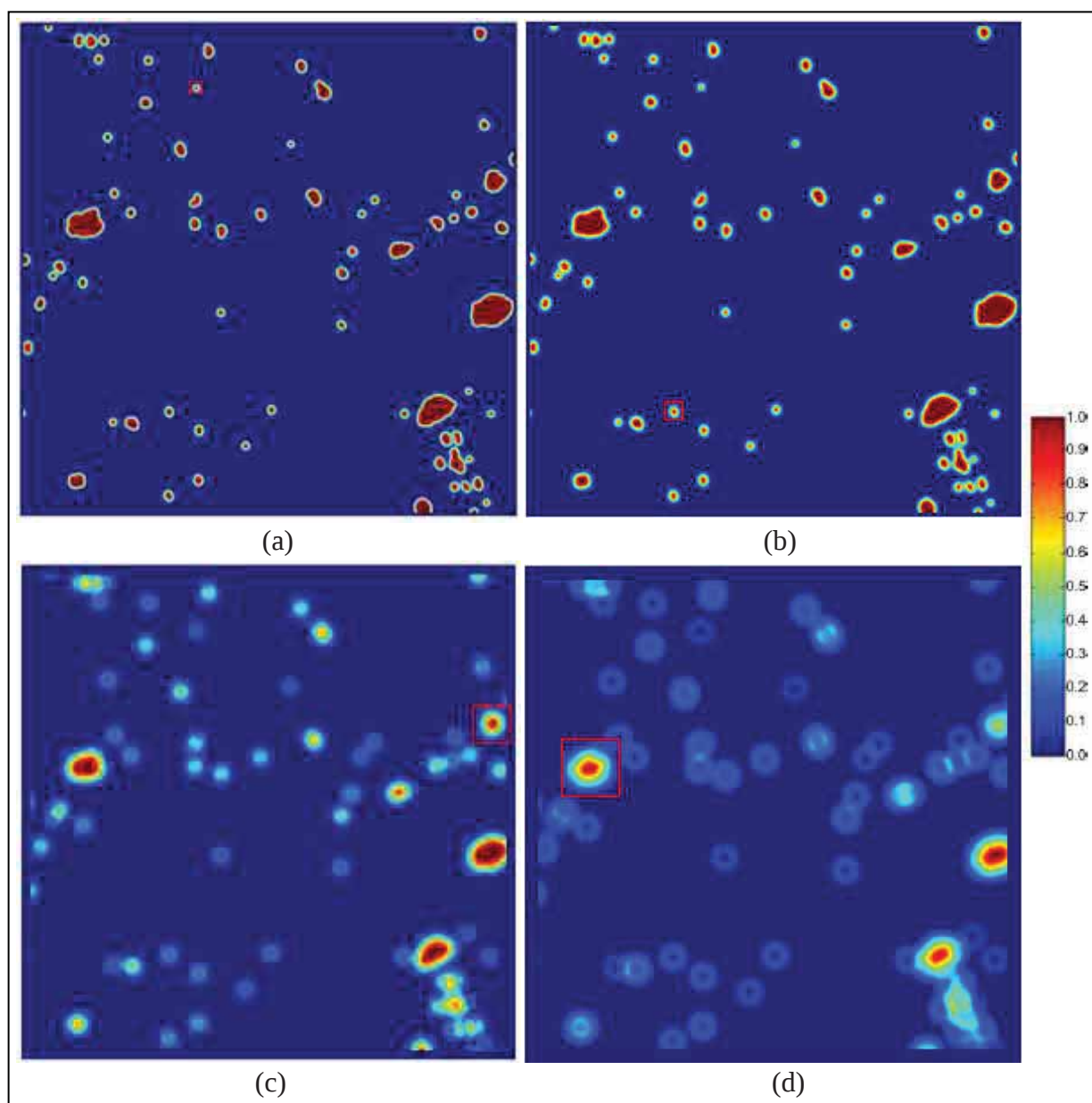


Figura 53: Localização de máximos regionais.

Neste primeiro passo, foi feita uma busca por regiões com probabilidade maior do que 20%. Em seguida, realizou-se a reconstrução do cubo de probabilidades, mantendo apenas os planos que apresentaram regiões com probabilidade mínima acima de 20%.

Na sequência, as regiões máximas foram procuradas nos planos horizontais desse novo volume, cada um correspondendo a um dado raio da *template*. Esse resultado pode ser visto na Figura 53. A imagem da Figura 53(a) mostra um quadrado em volta de um candidato à cratera, com raio de três pixels. Os candidatos destacados possuem raio de 4,5 pixels na

imagem da Figura 53(b), raio de nove pixels na imagem da Figura 53(c), e na imagem da Figura 53(d), raio de 13,5 pixels.

Após a identificação dos máximos regionais, os alvos candidatos a cratera foram binarizados. A Figura 54 apresenta os candidatos destacados na Figura 53.

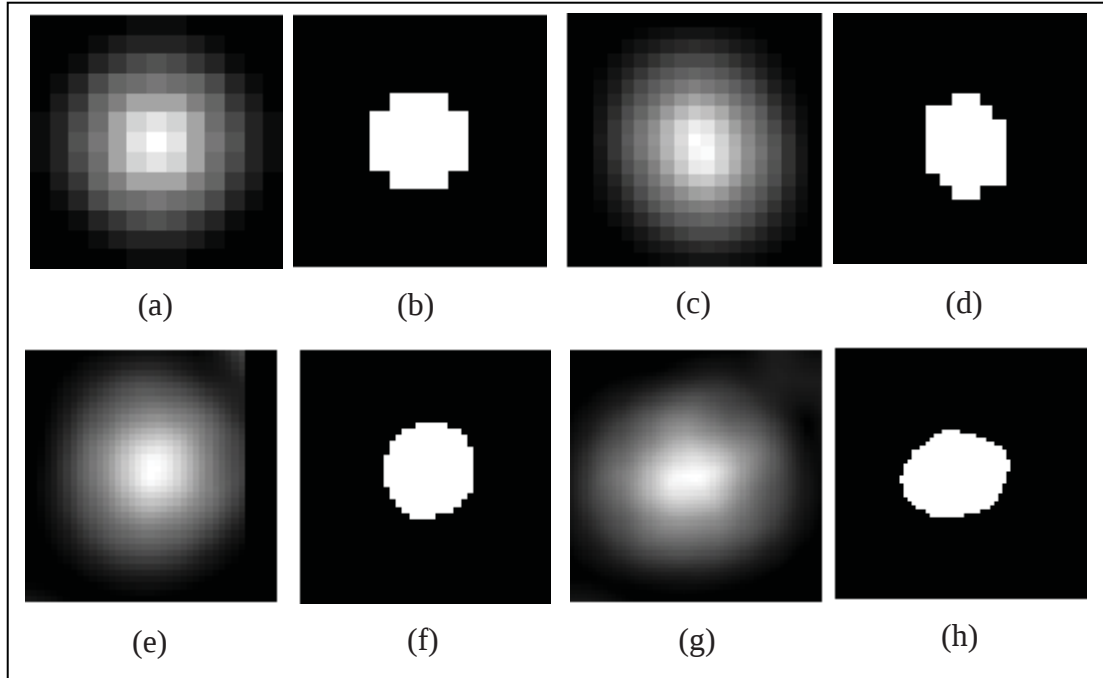


Figura 54: Máximos regionais e binarização.

A imagem da Figura 54(a) ilustra o candidato à cratera destacado na Figura 53(a). A Figura 54(b) mostra o candidato após a binarização. Da mesma forma, a Figura 54(c) e (d), (e) e (f), (g) e (h), representam os elementos destacados na Figura 53(b), (c) e (d), respectivamente, bem como suas respectivas binarizações.

A última etapa da metodologia proposta constitui-se do cálculo da circularidade dos alvos. Esse cálculo foi realizado por meio do índice de circularidade (BANDEIRA, 2007):

$$CI = \frac{4\pi Area}{Perimetro^2} \quad (42)$$

Foi calculada a circularidade dos candidatos a cratera após a binarização. Os candidatos a cratera, presentes na Figura 54 e mostrados nas imagens (b), (d), (f) e (h), têm circularidade **1,41**, **1,14**, **1,03** e **0,91**, respectivamente. Como pode ser notado, quanto mais

circular a forma do objeto, mais perto do valor “1” o índice de circularidade estará. Aqueles objetos cuja circularidade estivesse fora do intervalo 0,9 – 1,7 foram eliminados.

No fim desta sequência, os pontos de coordenadas (u , v), que correspondem aos centros de massa de cada candidato a cratera, foram considerados como sendo os centros de crateras com raio r e probabilidade p .

4.4 GROUND TRUTH

Para cada uma das 48 subimagens, foram criadas e guardadas informações que nesta dissertação foram designadas por *Ground Truth* (GT). As informações contidas no GT incluem a localização (coordenadas u e v) e o diâmetro d (em pixels) de todas as crateras identificáveis visualmente em cada uma das subimagens. O GT foi construído manualmente pelo estudante de doutorado, Lourenço Bandeira, do Instituto Superior Técnico de Lisboa, Portugal. O GT serviu como base para a análise quantitativa da metodologia.

4.5 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Nesta seção são definidas as medidas de avaliação de resultados e são apresentados os resultados finais obtidos com a metodologia proposta.

4.5.1 Avaliação dos Resultados

A avaliação dos resultados foi feita comparando-se o GT com o resultado obtido pela metodologia desenvolvida nesta dissertação. Para tanto, foram calculados dois indicadores, a taxa de detecção verdadeira (TDR, do inglês *true detection rate*) e a taxa de detecção falsa (FDR, do inglês *false detection rate*). Eles são apresentados, respectivamente, pelas Equações 43 e 44:

$$TDR_p = \frac{TD_p}{GT} \cdot 100 \quad (43)$$

$$FDR_p = \frac{FD_p}{TD+FD} \cdot 100 \quad (44)$$

onde TD_p é o número de detecções verdadeiras, e FD_p é o número de detecções falsas, para uma probabilidade mínima p . As fórmulas para TDR e FDR são as mesmas que foram utilizadas por Bandeira (2007), para que sejam possíveis futuras comparações.

A Tabela 1 apresenta as taxas de detecção obtidas para as 04 subimagens, mostradas na Figura 35. A probabilidade mínima considerada foi de 20%.

Tabela 1: Taxa de Detecção.

Imagem	GT	TD	TDR_{20}	FD	FDR_{20}
a	61	53	86,89	12	18,46
b	62	56	90,32	5	8,20
c	100	95	95,00	14	12,84
d	69	67	97,10	9	11,84
Global	292	271	92,81	40	12,86

Os valores globais para as 48 subimagens são: $TDR_{20} = 92,23\%$ e $FDR_{20} = 23,57\%$.

As imagens da Figura 55 mostram os resultados finais contendo as crateras detectadas corretamente (verde), alvos detectados pela metodologia, mas que não correspondem a crateras (vermelho) e crateras que não foram detectadas pela metodologia proposta (azul). Essas imagens referem-se as quatro subimagens exibidas no desenvolvimento da rotina morfológica (etapa 1). A Figura 55 (a), (b), (c) e (d) apresentam os resultados obtidos para as subimagens apresentadas na Figura 35 (a), (b), (c) e (d), respectivamente.

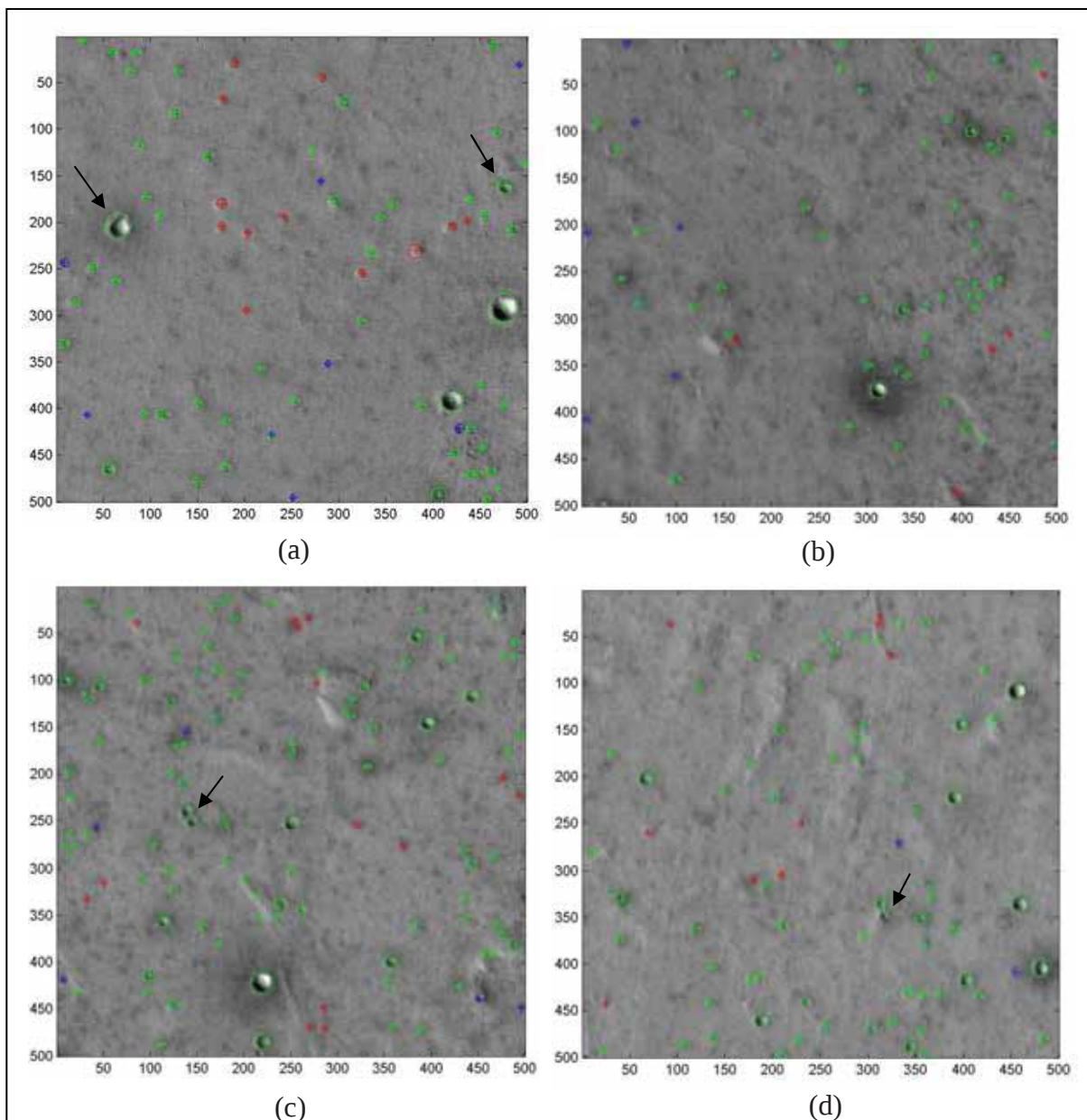


Figura 55: Resultado final.

Ao observar as imagens da Figura 55, nota-se que a maioria das crateras foi detectada corretamente. Algumas detecções foram deslocadas, conforme indicadas pelas setas na Figura 55(a), esses deslocamentos foram causados devido às sombras das crateras.

O menor número de falsas detecções pode ser visto na Figura 55(b), isso ocorreu, devido os alvos dessa subimagem possuírem mais contraste uns dos outros. Desta forma, alvos que não correspondiam a crateras foram eliminados na etapa 1 pelos operadores morfológicos.

O resultado mostrado na Figura 55(c) é similar ao obtido na subimagem exibida na Figura 55(a), isto é, um baixo número de detecção de falsas crateras (13) e poucas crateras não foram detectadas (5), sendo grande parte das detecções, verdadeiras.

O resultado mostrado na Figura 55(d), também apresenta um baixo número de detecção falsa (9), sendo que apenas duas crateras não foram detectadas. Um problema que pode ser notado é indicado pelas setas na Figura 55 (c) e (d). No caso da Figura 55(c), a rotina morfológica detectou separadamente as duas crateras que se encontravam próximas, porém na segunda etapa, houve um casamento melhor entre as duas crateras e um *template* que envolveu as duas, do que dois *templates* menores sobrepostos em cada uma. Já no caso, da Figura 55(d), havia duas crateras muito próximas e o algoritmo detectou apenas uma. Isso ocorreu devido a rotina morfológica ter identificado essas duas crateras como um único alvo, como pode ser visto na Figura 47(d), a rotina morfológica identificou como apenas um alvo, devido ter sido adotado os mesmos valores de limiares para todas as imagens.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

5.1 CONCLUSÕES

Com base nos resultados obtidos, apresentados no capítulo 4, pode-se concluir que o presente trabalho atendeu aos objetivos iniciais, que era desenvolver uma metodologia para detecção de crateras de impacto da superfície de Marte, por meio do PDI. Para tanto, utilizou-se o processamento morfológico de imagens e *Template Matching* via Transformada Rápida de Fourier.

No desenvolvimento deste trabalho percebeu-se que o processo de detecção de crateras de impacto em superfícies planetárias apresenta um forte grau de complexidade, devido as crateras apresentarem uma grande variedade de aspectos. Um fator que dificulta o processo de detecção são as sombras, que são comuns às crateras, principalmente quando se trata de grandes impactos. Essas sombras dificultam as detecções, pois muitas vezes elas alteram a forma circular das crateras, como pode ser visto nos resultados obtidos via MM (Figura 48). Além das sombras, as imagens possuem uma grande quantidade de feições que não são de interesse desta dissertação, tais como dunas, pedras, vales, vulcões etc.

O fato de se trabalhar com mosaico de imagens, tornou o problema mais complexo, pois o mosaico é formado por imagens adquiridas em diferentes dias, hora e ângulo do sensor, e sob diferentes condições climáticas. Todos esses fatores dificultaram o processo de detecção. No entanto, é possível verificar que a metodologia desenvolvida foi eficaz, possibilitando que a detecção das crateras de impacto fosse realizada com êxito.

Dos resultados obtidos, já era de se esperar, que as crateras que apresentassem menores áreas sombreadas, seriam as que apresentariam os melhores resultados no processo de detecção. As crateras com pouca presença de sombra também obtiveram bons resultados, porém as com maior quantidade de sombra sofreram deslocamento no processo de detecção.

A metodologia proposta consistiu de três etapas. Na primeira e terceira etapas, foram utilizados operadores morfológicos. Nessas etapas, nota-se a eficiência da rotina morfológica desenvolvida. Essa eficiência se justifica pela adequada combinação entre os operadores morfológicos, elementos estruturantes e valores dos limiares. Esses elementos foram escolhidos com muito critério, pois eles são a chave para que os resultados obtidos fossem os melhores possíveis. Conforme já mencionado, os valores dos limiares vieram da análise dos histogramas das imagens.

É importante destacar a eficácia da metodologia proposta quando se observa que não houve alteração do limiar para processar diferentes imagens. Porém, também é importante ressaltar, que se tais limiares tivessem seus valores alterados em cada imagem, o resultado poderia ter sido melhor do que o obtido. Entretanto, quando se trata de grande volume de imagens, esse processo se torna inviável. Desta forma, foram escolhidos os limiares que apresentaram os melhores resultados para todas as imagens utilizadas.

Vale enfatizar, que a primeira etapa é de grande relevância, pois é nessa fase, que são selecionadas as informações necessárias para uma boa detecção. Deste modo, os resultados mostraram a total viabilidade do uso da morfologia matemática, como ferramenta para seleção de candidatos a crateras de impacto.

A técnica de *template matching* também se mostrou eficiente na busca por crateras de impacto, pois permitiu a busca por padrões circulares (que é uma das características principais das crateras) nas imagens. A utilização de *templates* de vários tamanhos permitiu que fossem procuradas crateras com diversas dimensões. Neste trabalho, a metodologia foi capaz de detectar crateras de impacto cujo raio estivesse entre 250 à 5000 metros. A FFT foi fundamental, pois permitiu calcular a correlação entre as imagens e os *templates*, no domínio da frequência, de uma maneira mais rápida do que se fosse calculado no domínio espacial. A FFT gera um menor esforço computacional, o que é de suma importância quando se trata da análise de um grande número de imagens.

Desta forma, conclui-se que a metodologia proposta obteve êxito em seu objetivo, mostrando a viabilidade do uso conjunto de técnicas de Morfologia Matemática e *Template Matching* via FFT, com vista à detecção de crateras de impacto na superfície marciana.

Assim, espera-se que esta metodologia possa contribuir para cartografia do planeta Marte e que seja útil para as diversas áreas do conhecimento que têm interesse na exploração espacial.

5.2 RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Recomenda-se para futuras pesquisas a possibilidade de testar elementos estruturantes de configurações diferentes, e de dar continuidade à busca pela automatização dos processos. Uma possibilidade seria desenvolver uma maneira para automatização do limiar, visto que as imagens possuem grandes variações quanto a iluminação, condições

ambientais na tomada da cena, dentre outras. Com a automatização do limiar haveria diminuição no valor de FDR e aumento no valor da TDR. Uma hipótese de solução poderia ser a automatização com base no histograma da imagem. Essa etapa não foi possível de realizar nesta dissertação, em função do tempo.

É importante ressaltar a necessidade de implementar os operadores morfológicos em ambientes que possibilitem o processamento de imagens com grandes dimensões, visto que o Matlab não é eficiente nesse aspecto. Isso extingiria a necessidade de recortar a imagem e permitiria avaliar a metodologia para toda a cena de interesse num único processamento.

Por fim, sugere-se que sejam feitos testes com imagens obtidas por diferentes sensores, de diferentes regiões da superfície do planeta e com diferentes resoluções espaciais. Além de testar imagens de outras superfícies planetárias ou de satélites.

REFERÊNCIAS

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, vol. 45, no. 12, December 2007.

BANDEIRA, L.; DING, W.; STEPINKI, T. F. *Automatic detection of sub-km craters using shape and texture information*. Proceeding of XXXXI Lunar and Planetary Science Conference 2010.

BARATA, T.; ALVES, E. I.; SARAIVA, J.; PINA, P. *Automatic Recognition of Impact Craters on Surface of Mars*. In: Proceeding of the Image Analysis and Recognition: International Conference ICIAR 2004, Porto, Portugal, pp. 489-496.

BOGGESESS, A.; NARCOWICH, F. J. *A First Course in Wavelets with Fourier Analysis*. Texas: Prentice Hall, 2001.

CARVALHO, C. L.; GUILHEN, B. A. Marte – O Planeta Vermelho. Disponível em < <http://www.dfq.feis.unesp.br/astro/arquivos/marte.pdf> > Acesso em 20 de setembro de 2010.

CINTALA, M. J.; HEAD, J.; MUTCH, T.A. *Martian crater depth/diameter relationship: comparison with the Moon and Mercury*. In: Proceedings of the Lunar Science Conference, vol. 7, pp. 3375–3587, 1976.

COOLEY J. W. E TUKEY J. W., “An algorithm for machine calculation of complex Fourier series,” *Math. Comput.*, vol. 19, no. 90, pp. 297–301, Apr. 1965.

ESA’S PARTICIPATION IN MARS500. Disponível em <<http://www.esa.int/SPECIALS/Mars500/>>. Acesso em 28 de janeiro de 2011.

FACON, J. *Morfologia Matemática: Teoria e Exemplos*. Curitiba: PUC, 1996.

FRIGO, M; JOHNSON S. G. “FFTW: An adaptive software architecture for the FFT.” In Proc. Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Process., 1998, vol. 3, pp. 1381–1384.

GONÇALVES, L. A. *Um estudo sobre a Transformada Rápida de Fourier e seu uso em processamento de imagens*. 2004. 61p. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Programa de Pós-Graduação em Matemática Aplicada, Porto Alegre, 2004.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. *Processamento de Imagens Digitais*. São Paulo: Edgard Blucher LTDA, 2000.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. *Processamento de Imagens Digitais*. 3. ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2010.

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

GREICIUS, T., PEREZ, M., ESPINOZA, L., KIM, O. *Mars Odyssey*. Disponível em <<http://www.jpl.nasa.gov/missions/missiondetails.cfm?mission=Odyssey>>. Acesso em 03 de setembro de 2010.

HADWIGER, H.: “*Minkowskische addition und subtraktion beliebiger punktmengen und die theoreme von Erhard Schmidt*”. Math. Zeitschrift. (53), 3, pp. 210–218, 1950.

HADWIGER, H.: *Vorlesungen uber inhalt, oberfläche und isoperimetrie*. Springer – Verlag, Berlin, 1957.

HANSELMAN, D.; LITTLEFIELD, B. *Matlab 6: Curso Completo*. Tradução: Cláudia Sant’Ana Martins. São Paulo: Prentice Hall, 2003.

HEAD, J. W. *The geology of Mars: Evidence from Earth-Based Analogs*. Mary Chapman, Cambridge Planetary Press_ Cambridge University Press, 2007.

Impact Craters. Disponível em: <<http://cmex.ihmc.us/SiteCat/sitecat2/crater.htm>>. Acesso em 15 dezembro de 2010.

IEZZI, G. *Fundamentos de matemática elementar*. v. 6. São Paulo: Atual, 1993.

ISHIKAWA, A. S.; *Detecção de rodovias em imagens digitais de alta resolução com o uso da teoria de morfologia matemática*. 2008. 111f. Dissertação (Mestrado em Ciências Cartográficas) – Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Presidente Prudente.

LEVINE, J. S.; GARVIN, J. B.; HEAD III, J. W. *Martian Geology Investigations*. Planning for the Scientific Exploration of Mars by Humans. *Journal of Cosmology*, out – nov. 2010. Vol 12, 3636-3646.

LOTUFO, R. A.; DOUGHERTY, E. R. *Hands on Morphological Image Processing*. SPIE Press,. Bellingham, Washington, 2003.

KIM, J. R.; MULLER, J. P.; GASSETT, S. V.; MORLEY, et al. *Automated Crater Detection, A new Tool for Mars Cartography and Chronology*. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. Vol.71, No. 10, pp. 1205-1217, 2005.

MAGEE, M.; CHAPMAN, C. R.; DELLENBACK, S. W. et al. *Automated Identification of Martian Craters Using Image Processing*. *Proceeding of XXXIV Lunar and Planetary Science Conference* 2003.

MALIN, M.C; DANIELSON, G. E.; MASURSKY, H.; VEVERKA, J.; RAVINE, M. A.; SOULANILLE, T. A. *The Mars Observer Camera*. *Journal of Geophysical Research*, Vol. 97(E5), 7699-7718, 1992. Copyright 1992 by the American Geophysical Union

Mars Exploration Family Portrait. Disponível em <<http://www.astrosaur.us/2011/11/24/mars-exploration-family-portrait/>>. Acesso em 30 de novembro de 2011.

MARTINS, R.; PINA, P.; MARQUES, J. S. et al. *Crater detection by a boosting approach*. *IEEE Geosciences and Remote Sensing Letters* 6 (1), 127–131, 2009.

McANDREW, A. *Introduction to Digital Image Processing with Matlab*. School of Computer Science and Mathematics, Victoria University, Austrália, 2004.

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

MINKOWSKI, H.: “*Volumem und oberfläche*”. *Math. Annalen* (57), pp. 447–495, 1903.

NIXON, M. S.; AGUADO, A. S. *Feature Extraction & Image Processing*. Oxford: Newnes, 2002.

PEDRINI, H.; SCHWARTZ, W. R. *Análise de Imagens Digitais: Princípios, Algoritmos e Aplicações*. 10 ed. São Paulo: Thomson, 2008.

PLESKO, C.; BRUMBY, S.; ASPHAUG, E. et al. *Automatic Crater Counts on Mars*. Proceeding of XXXV Lunar and Planetary Science Conference 2004.

Processamento Digital de Imagens. Disponível em: <<http://paginas.ucpel.tche.br/~vbastos/pi.htm>>. Acesso em 16 de junho de 2010.

ROUNTREE-BROWN, M. *Deep Impact*. Disponível em: <<http://deepimpact.umd.edu/science/cratering.html>>. Acesso em 16 de novembro de 2010.

SDC Morphology Toolbox. SDC Information Systems. Disponível em: <<http://www.sdc.com.br/morphology>>. Acesso em: 23 de março de 2010.

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

SHIH, F. Y.; *Image processing and Mathematical Morphology Fundamentals and Applications*. London. Taylor & Francis Group, 2009.

SILVA, E. A. *Extração de Feições Cartográficas de Imagens Multiespectrais Fundidas*. 1995. Tese (Doutorado em Engenharia). Escola Politécnica da USP, São Paulo.

SODERBLOM, L. A.; CONDIT, C. D.; WEST, R. A. et al. *Martian planetwide crater distributions: implications for geologic history and surface processes*. Icarus 22 (3), 239–263, 1974.

SOILLE, P. *Morphological Image Analysis*. Berlin. Springer - Verlag, second edition, 2003.

STEPINSKI, T. F.; GHOSH, S.; VOLALTA, R. *Automatic Recognition of Landforms on Mars Using Terrain Segmentation and Classification*. Springer-Velag Berlin Heidelberg, 2006, 255 - 266.

STEPINSKI, T. F; MENDENHALL, M. P.; BUE, B. D. *Machine cataloging of impact craters on Mars*. Icarus 203 (2009) 77-87, 2009.

PLANETARY SCIENCE INSTITUTE (PSI). *The explorer's Guide to Impact Craters*. Disponível em <<http://www.psi.edu/explorecraters/background.htm#b>>. Acesso em 10 de outubro de 2010.

TANAKA, K. L. *The stratigraphy of Mars*. Journal of Geophysical Research 91 (B13), 139–158, 1986.

URBACH, E. R.; STEPINSKI, T. F. *Automatic detection of sub-km in high resolution planetary images*. Planetary and Space Science 57 (2009) 880 – 887.

YOO, Y. *Tutorial on Fourier Theory*. Disponível em <http://www.cs.otago.ac.nz/cosc453/student_tutorials/fourier_analysis.pdf>. Acesso em 18 de dezembro de 2010.

WILLIAMS, D. R. *The Mariner Mars Missions*. Disponível em <<http://nssdc.gsfc.nasa.gov/planetary/mars/mariner.html>>. Acesso em 19 de novembro de 2010.

WILLIAMS, D. R. *Why Mars? A Crewed Mission to Mars*. Disponível em <<http://nssdc.gsfc.nasa.gov/planetary/mars/marswhy.html>>. Acesso em 16 de novembro de 2010.