

Revista Brasileira de Cartografia (2016), N° 68/8: 1457-1465  
Sociedade Brasileira de Cartografia, Geodésia, Fotogrametria e Sensoriamento Remoto  
ISSN: 1808-0936

## SEGMENTAÇÃO AUTOMÁTICA DE “RASTROS EM ENCOSTAS” NA SUPERFÍCIE DE MARTE

*Automatic Segmentation of Slope Streaks on Mars Surface*

**Fernanda Puga, Erivaldo Antônio da Silva & José Roberto Nogueira**

**Universidade Estadual Paulista – UNESP/FCT**  
**Programa de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas**  
Rua Roberto Simonsen, 305 – Caixa Postal 468 - Presidente Prudente, SP, Brasil  
{ferpuga; silva.erivaldo}@gmail.com, jrnog@fct.unesp.br

*Recebido em 15 de Abril, 2016/ Aceito em 22 de Julho, 2016*  
*Received on April 15, 2016/ Accepted on July 22, 2016*

### RESUMO

Este trabalho apresenta uma metodologia para segmentação automática de rastros em encostas em imagens da superfície de Marte. Rastros em encostas são faixas escuras que se estendem por declives íngremes do planeta vermelho. Estes rastros representam um dos poucos processos geológicos ativos na superfície marciana. Embora exista um número considerável de pesquisadores que os estudam, a identificação destes ainda é realizada por especialistas de forma manual, através de amostras de pequena dimensão. A disponibilidade de uma metodologia para segmentar e extrair informações significativas aumenta naturalmente o conhecimento e a significância estatística dos dados estudados, uma vez que uma quantidade muito maior de imagens em diferentes locais pode ser analisada. Desta forma, a proposta deste trabalho consiste em apresentar uma metodologia para segmentação automática de rastros em encostas em imagens Context Camera (CTX) da superfície de Marte, visando contribuir dessa forma, para a automação do processo de extração de informações a respeito do fenômeno em questão. A metodologia desenvolvida baseia-se principalmente em operadores morfológicos e filtro de fator de forma. Através da avaliação do desempenho por métricas baseadas em pixel, constatou-se que a metodologia mostrou-se eficiente com a taxa de acertos de 80% e pode ser utilizada para dar início ao levantamento, em larga escala, de rastros em encosta em Marte.

**Palavras chaves:** Rastros em Encostas, Segmentação Automática, Operadores Morfológicos.

### ABSTRACT

The purpose of this paper is to introduce an automatic segmentation methodology of slope streaks from Mars surface images. Slope streaks are typically dark, narrow and fan-shaped features that extend down slope on the red planet. They are one of the most active and dynamic process observed on martian surface. All the studies that quantify some characteristics of the streaks are based on manual interactive procedures to delineate only a small portion of available slope streaks. The availability of a methodology to segment and to extract meaningful information of the slope streaks would naturally increase the regional knowledge and the statistical significance, as a much larger amount of images from different locations could be analysed. Thus, the aim of this work is to present a methodology to automatically detect slope streaks from Context Camera (CTX) images, aiming to contribute the extract process automation. The segmentation methodology is mainly based on morphological operators and a shape factor filter. The detection methodology results have proved to be efficient with success rate of 80%. Finally, the developed tool is robust enough to be applied on a large scale and a large set of images from Mars.

**Keywords:** Slope Streaks, Automatic Segmentation, Morphological Operators.

## 1. APRESENTAÇÃO E CONTEXTUALIZAÇÃO

Rastros em encostas na superfície de Marte são faixas alongadas, tipicamente mais escuras que suas áreas circundantes e se estendem sobre declives íngremes (SULLIVAN *et al.*, 2001), como mostram os exemplos da Fig. 1. Estes rastros representam um processo geológico que ocorre, sob as atuais condições climáticas, na superfície do planeta vermelho. Essas feições possuem baixo albedo e costumam ser vistas ao longo da região equatorial e em médias latitudes. Além disso, aparecem geralmente em regiões com baixa inércia térmica, nas quais os picos de temperatura excedem 275 K (2° Celsius), pelo menos uma vez ao ano (SHORGHOFER *et al.*, 2002).

As únicas feições terrestres parecidas a aos rastros em encostas foram encontradas na Antártica (HEAD *et al.*, 2007), porém o mecanismo de formação dos rastros terrestres parece não ser o mesmo para os rastros marcianos. Deste modo, não parece haver feições idênticas na Terra. Estudar os rastros em encostas em Marte é bastante importante para a compreensão deste planeta, pois pode proporcionar pistas para o entendimento de propriedades básicas da superfície, como, por exemplo, ciclo de poeira e de água, e mudanças climáticas recentes (KRESLAVSKY & HEAD, 2009).

Os primeiros rastros em encostas marcianos foram observados por Morris (1982) e Ferguson e Lucchitta (1984) em imagens com resolução espacial de aproximadamente 100 m de resolução obtidas pelas sondas Viking Orbiters. Posteriormente, foram observados mais detalhadamente por Malin e Edgett (2001) e Sullivan *et al.* (2001) através de imagens adquiridas pela câmera MOC (Mars Orbiter Camera), com resolução espacial de até 1,5 m. Em agosto de 2005, as câmeras HiRISE (High Resolution Imaging Science Experiment) e CTX (Context Camera) foram enviadas a Marte, e com imagens cuja resolução espacial é de até 0,25 m e 6 m, respectivamente, ambas têm registrado a presença de rastros em encostas desde então (McEWEN *et al.*, 2007).

Os rastros em encostas observados por Morris (1982) foram classificados como feições com baixo albedo. Entretanto, com o

aumento da resolução espacial das imagens foi possível realizar observações mais detalhadas e foi constatado que estas feições possuem também variações de albedo global entre as diferentes feições. Os rastros são tipicamente mais escuros que a área circundante, todavia, em raras ocorrências, foram encontrados rastros mais claros à região de vizinhança. Estudos realizados por Sullivan *et al.* (2001) sugerem que existe relação entre o albedo e a idade de exposição. Rastros formados mais recentemente são mais escuros que os outros da mesma região, e vão clareando com os anos. Uma teoria para o clareamento é baseada na precipitação da poeira atmosférica que vai lentamente elevando o valor de albedo (SCHORGHOFER *et al.*, 2007).

Até o presente momento o processo de formação dos rastros em encostas na superfície de Marte permanece desconhecido. Muitos modelos têm sido propostos pela comunidade científica para explicar a sua formação, e com base em suas características, dois tipos são sugeridos: (1) movimento de massa seca na forma de avalanches de poeira (SULLIVAN *et al.*, 2001; BARATOUX *et al.*, 2006; PHILLIPS *et al.*, 2007, SCHORGHOFER & KING, 2011); (2) fluxo líquido que transporta, lubrifica ou mancha o material da camada da superfície.

Embora exista um número considerável de pesquisadores que estudam este fenômeno, sua identificação ainda é realizada por especialistas de forma manual em amostras que supõem representativas, mas de pequena dimensão. Atualmente, há mais de 1000000 de imagens de diferentes sensores disponibilizadas pela internet na PILOT (do inglês, Planetary Image Locator Tool), desenvolvida pela USGS Astrogeology Science Center - NASA. O número de imagens que ainda não foram analisadas e a quantidade de informação contida nas mesmas cresce a uma taxa maior do que a capacidade de operadores humanos em analisar e extrair dados relevantes desses produtos. A disponibilidade de uma metodologia para segmentar automaticamente rastros em encostas nestas imagens aumenta naturalmente o conhecimento a respeito do fenômeno em questão. Além disso, fornece significância estatística, uma vez que uma quantidade muito maior de rastros e imagens de diferentes locais pode ser analisada. É neste âmbito que este trabalho se enquadra. A proposta

consistiu em desenvolver uma metodologia para segmentação automática de rastros em declives em imagens CTX da superfície de Marte.

As abordagens de identificação automatizada de fenômenos da superfície marciana se concentram principalmente em crateras de impacto (BANDEIRA *et al.*, 2007; DING *et al.*, 2010, PEDROSA *et al.*, 2011), vales (MOLLOY & STEPINSKI, 2007), rastros de dust devils (STATELLA *et al.*, 2012), dunas de areia (BANDEIRA *et al.*, 2011) ou gullies (LI *et al.*, 2015). O único trabalho encontrado na literatura que aborda segmentação de rastros em encostas, por meio de técnicas de processamento de imagens, é apresentado por Wagstaff *et al.* (2012). Contudo, o enfoque de Wagstaff *et al.* (2012) consiste em estimar o tipo de feição presente nas imagens através do contorno aproximado das feições planetárias, e também verificar variações temporais, do tipo positiva ou negativa.

Em contrapartida, a abordagem proposta no presente trabalho consiste em segmentar os rastros em encostas através de operadores morfológicos para então possibilitar a extração de informações relevantes dos elementos segmentados, tais como, comprimento, largura,

orientação, área e brilho médio. Resultados parciais desta metodologia foram apresentados em Puga *et al.* (2015). Entretanto, no presente trabalho a metodologia de segmentação foi refinada e são utilizadas imagens obtidas pela câmera CTX, não utilizadas anteriormente.

## 2. BANCO DE IMAGENS

O banco de imagens é composto por cenas capturadas pela Context Camera (CTX) acoplada a bordo da sonda Mars Reconnaissance Orbiter (MRO). A sonda MRO foi lançada em agosto de 2005 em busca de evidências de água líquida em Marte. Suas atividades começaram em março de 2006, e desde então, imagens e dados da superfície do planeta vermelho são coletados. A câmera CTX foi designada para fornecer contexto espacial para observações obtidas por outros instrumentos da sonda MRO. A CTX foi projetada para obter imagens com resolução espacial entre 4-6,5 m de resolução, a uma altitude de 255-320 quilômetros da superfície marciana. Suas imagens são adquiridas entre 500-700nm, justamente para reduzir a dispersão atmosférica no final da faixa azul do espectro eletromagnético (MALIN *et al.*, 1992).

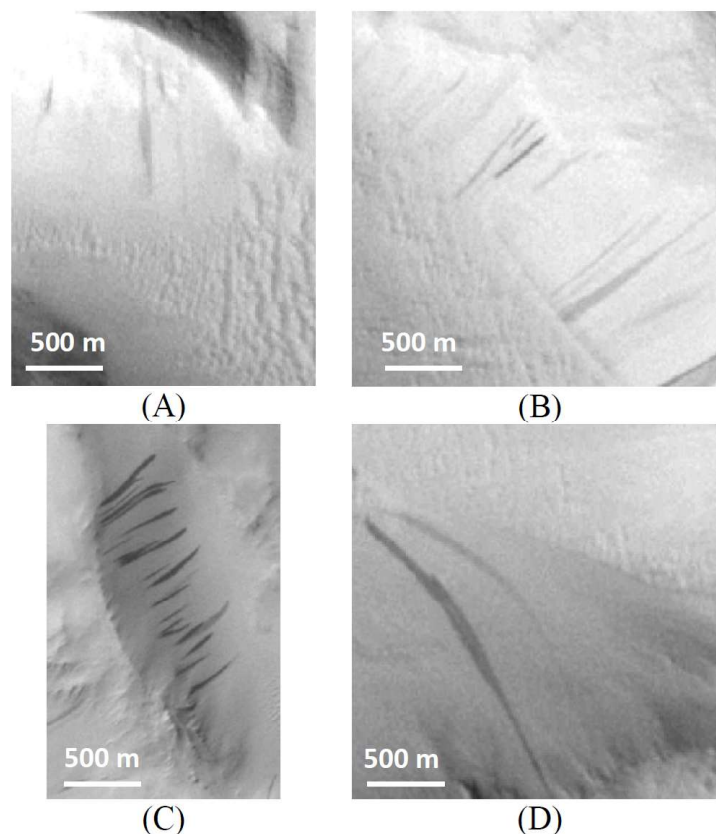


Fig. 1 – Exemplos de rastros em encostas nas regiões de estudos geradas a partir de imagens CTX.

As imagens CTX utilizadas neste trabalho contemplam um conjunto representativo dos rastros em encostas encontrados em Marte. Para garantir que o conjunto de imagens abrangesse a grande diversidade dos rastros, considerou-se cenas com diferentes condições de iluminação, capturadas em diferentes períodos do dia e estação do ano. A seleção das imagens foi guiada com base nos trabalhos publicados acerca do fenômeno (SULLIVAN *et al.*, 2001; BARATOUX *et al.*, 2006; KRESLAVSKY & HEAD, 2009). O conjunto mencionado é composto por 24 imagens CTX (5-6 m/pixel), provenientes de diferentes zonas do planeta Marte.

A fim de desprezar informações pouco relevantes, como áreas sem feições para o problema em análise, e também diminuir o tempo de processamento, especialmente por conta do tamanho das imagens (50 - 150 megabytes), as imagens foram recortadas em regiões de estudo, formando um banco com 90 recortes. Alguns exemplos do conjunto criado estão apresentados nas Figura 1 (A, B, C, D) e Figura 3 (E). As informações relevantes sobre os recortes estão apresentadas na Tabela 1.

### 3. METODOLOGIA PARA SEGMENTAÇÃO

A metodologia foi desenvolvida com base em duas características principais do fenômeno: 1) O albedo; sabe-se que a grande maioria dos rastros são feições mais escuras que o material da sua vizinhança e que os rastros mais novos (os formados mais recentemente) são sempre muito

escuras. 2) A forma; os rastros em encostas são sempre feições estreitas e alongadas.

Levando em consideração as características mencionadas, a metodologia para segmentação é constituída por uma sequência de três passos principais, quais sejam: pré-processamento (etapa de filtragem), detecção (segmentação) e pós-processamento (filtragem para caracterização das estruturas). O algoritmo foi desenvolvido no software Matlab e fundamentado por operadores morfológicos, método de binarização automática de Otsu e filtragem por critério de forma, como mostra o fluxograma da Figura 2

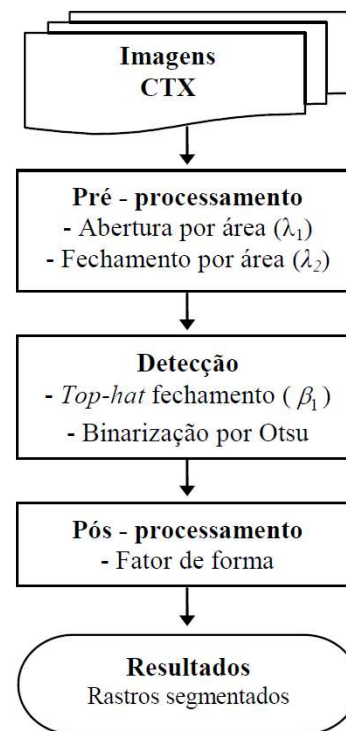


Fig. 2 – Fluxograma da metodologia proposta.

Tabela 1: Informações resumidas sobre o conjunto de imagens apresentados nas Figura 1 e Figura 3

	Data de aquisição	Lat° centro	Lon° centro	Res. (m)	Identificador da Imagem
A	20/01/2007	26,49	227,11	5,6	P03_002276_2067
B	19/06/2013	26,47	227,11	5,6	D13_032327_2067
C	22/06/2011	27,04	227,08	5,7	G12_022991_2073
D	18/06/2010	26,31	227,15	5,7	B22_018244_2065
E	25/06/2012	27,55	226,97	5,7	D01_027725_2078

### 3.1 Pré – processamento

Esta etapa consiste em atenuar alguns ruídos presentes nas imagens. Para tanto, foram utilizadas operações de filtragem baseadas em abertura e fechamento por área (SOILLE, 2004). A abertura por área é utilizada para atenuar a reflectância de algumas feições presentes na superfície do planeta, como por exemplo, dunas de areia e pedregulhos. Esta abertura algébrica remove todos os componentes conectados cuja área, em número de pixels, é menor do que um dado valor  $\lambda$ . Por outro lado, o fechamento por área é usado para atenuar manchas escuras causadas por sombras de pequenas rochas e sombras formadas por colinas ou paredes de crateras, onde os rastros em encosta são formados.

Os valores de área  $\lambda$ , considerados para a abertura e fechamento foram definidos empiricamente e determinados com base no tamanho de cada imagem. Como, normalmente, os rastros são os maiores objetos presentes nas cenas, foi considerado o número de linhas da imagem ( $n$ ) para determinar automaticamente o valor  $\lambda$ . Visto que, o fechamento atua sobre as estruturas mais escuras da imagem e o objetivo não é removê-los ou atenuá-los, o valor de um quarto de  $n$  foi usado para o  $\lambda$  do fechamento ( $\lambda_2$ ). Em contrapartida, como as estruturas mais claras não são interessantes para o propósito do trabalho e a abertura age sobre essas estruturas, considerou-se um valor maior para o  $\lambda$  da abertura ( $\lambda_1$ ), que foi a metade de  $n$ . A imagem resultante do pré – processamento apresenta, em geral, leve desfocagem da cena, além de causar suavização nas bordas das feições, como mostra a Fig. 3 (E2).

### 3.2 Detecção

Nesta etapa, os rastros em encostas são primeiramente realçados através da transformada top-hat por fechamento. A largura (ou espessura) é a feição geométrica usada por esta transformação para distinguir dimensionalmente os rastros das outras feições presentes na cena. As regiões escuras ou estruturas que não contém completamente o elemento estruturante  $\beta_1$  são removidas da imagem para posteriormente serem recuperadas (Fig. 3 (E4)) por meio da diferença aritmética entre a imagem fechada (Fig. 3 (E3))

e a imagem inicial (Fig. 3 (E2)). O elemento estruturante  $\beta_1$  foi definido empiricamente e consiste em uma máscara de formato de caixa com 18 pixels de dimensão.

O passo seguinte da etapa de detecção consiste na binarização automática pelo método de Otsu (OTSU, 1979). A saída deste processo é, portanto, uma imagem binária, na qual, a maioria das feições em branco corresponde às feições de interesse (rastros em encostas) (Fig. 3 (E5)).

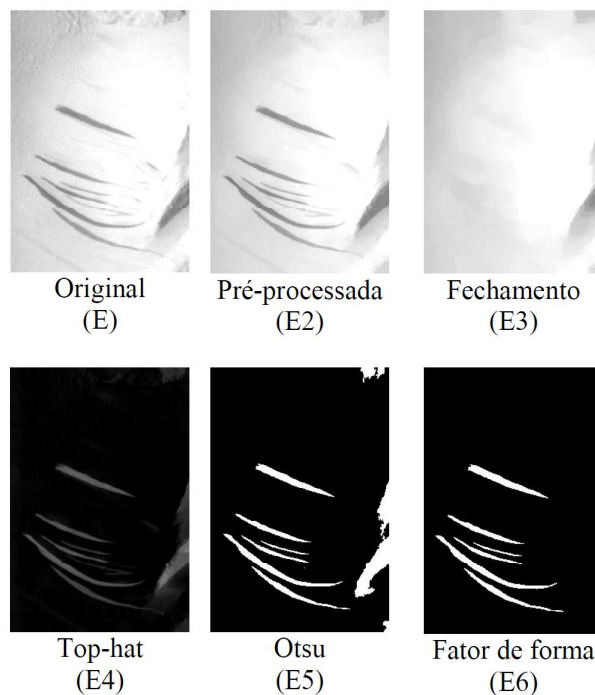


Fig. 3 – Etapas da metodologia para segmentação aplicada à imagem E.

### 3.3 Pós – processamento

Como essas feições são sempre alongadas (SULLIVAN *et al.*, 2001), pode-se afirmar que existe um padrão entre o comprimento e a largura dos rastros. Assim, feições que não seguem esse padrão podem ser eliminadas. Para tanto, foram analisadas as razões entre os comprimentos e as larguras de vários rastros, e verificou-se que a maioria deles possuem o comprimento pelo menos 5 vezes maior do que a sua largura. Portanto, esse foi o valor limite (limiar) adotado como critério de decisão para permanência ou exclusão de todas as feições presentes nas imagens binárias. Esta etapa é fundamental para filtrar os falsos positivos resultantes do processo de detecção, como mostra a (Fig. 3 (E6)).

#### 4. AVALIAÇÃO DA METODOLOGIA

A avaliação do desempenho da metodologia de segmentação dos rastros em encosta foi realizada por meio de métricas quantitativas e qualitativas baseadas em pixels, que se seguem: taxa de detecção verdadeira  $TDV = TP / (TP + FP) * 100$ , taxa de detecção falsa ( $TDF$ ), fator de ramificação  $B = FP / TP$  e porcentagem da qualidade  $Q = TP / (TP + FP + FN) * 100$ .

Em que  $TP$  (do inglês, *true positive*) é definido como as detecções verdadeiras positivas,  $FP$  (do inglês, *false positive*) as detecções falsas positivas, e  $FN$  (do inglês, *false negative*) as detecções falsas negativas. Os valores  $TP$ ,  $FP$  e  $FN$  foram calculados através da comparação dos resultados com as imagens de referência geradas manualmente (Fig. 5). Assim, para uma imagem processada ( $PI$ ) e uma imagem de referência ( $GT$ , do inglês *ground-truth*), os valores  $TP$ ,  $FP$  e  $FN$  são determinados de acordo com as Equações 1, 2 e 3:

$$TP = Area(GT \cap PI) \quad (1)$$

$$FP = Area(PI \cap \sim GT) \quad (2)$$

$$FN = Area(GT \cap \sim PI) \quad (3)$$

Em que  $\cap$  e  $\sim$  são operadores de intersecção e negação, respectivamente.

A metodologia proposta foi aplicada às 90 regiões de estudo do banco criado. Alguns exemplos do desempenho do algoritmo, em situações variadas, estão apresentados na Fig. 4, os quais foram obtidos a partir das imagens apresentadas na Fig. 1. O desempenho do algoritmo para as respectivas imagens está apresentado na Tabela 2. Analisando os resultados obtidos, verifica-se que em quatro dos casos apresentados o desempenho foi satisfatório, com fator de qualidade acima de 77%. O pior resultado foi para a imagem CTX apresentada na Fig. 4 (A) na qual o algoritmo alcançou uma taxa de detecção verdadeira de 98,96% e uma taxa de detecções falsas de 46,40%.

O desempenho global do algoritmo para as 90 imagens do conjunto apresentou uma acurácia global de cerca de 80%. O pior percentual de qualidade individual foi de 53% e o melhor

de 95%, representadas pelas Fig. 4 (A) e Fig. 3 (E6), respectivamente. Estes resultados estão em concordância com os exemplos apresentados na Tabela 2, que são representativos do conjunto de dados construído, isto é, os rastros são mal identificados em cerca de 1 em cada 5 imagens. Essas imagens, normalmente, apresentam terrenos acidentados e um diferencial de iluminação muito acentuado. Além disso, há casos em que os rastros são muito claros e apresentam, na imagem, as bordas pouco definidas como mostra a Fig. 1 (A). Nestas amostras, o algoritmo não é capaz de segmentar corretamente os rastros em encosta e em alguns casos, o algoritmo classifica outros tipos de feições geomorfológicas semelhantes (falsos positivos).

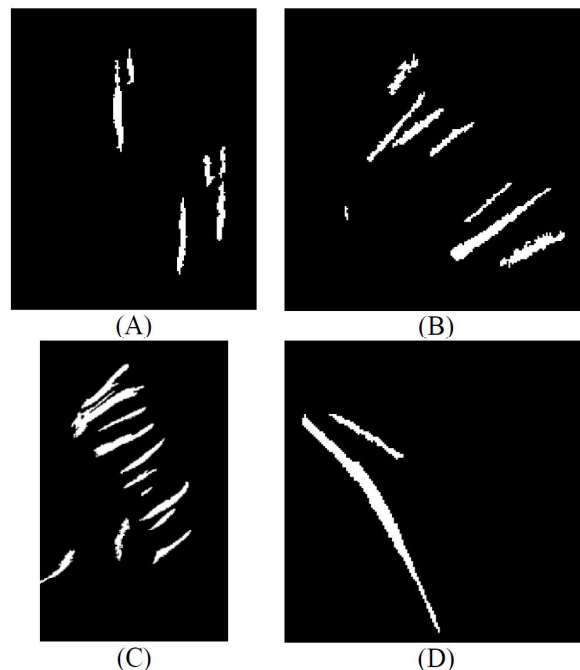


Fig. 4 - Resultados alcançados com a metodologia proposta a partir das imagens da Fig. 1.

Tabela 2: desempenho do algoritmo para as imagens apresentadas nas Figura 3 (E6) e Figura 4 (A) (B) (C) (D)

Imagem	TDV %	TDF %	B	Q %
A	98,96	46,40	0,86	53,59
B	83,15	16,84	0,20	77,91
C	85,96	14,03	0,16	82,65
D	95,87	4,12	0,04	88,87
E	95,97	0,00	0,00	95,97
Desempenho Global	92,68	14,37	0,165	80,38

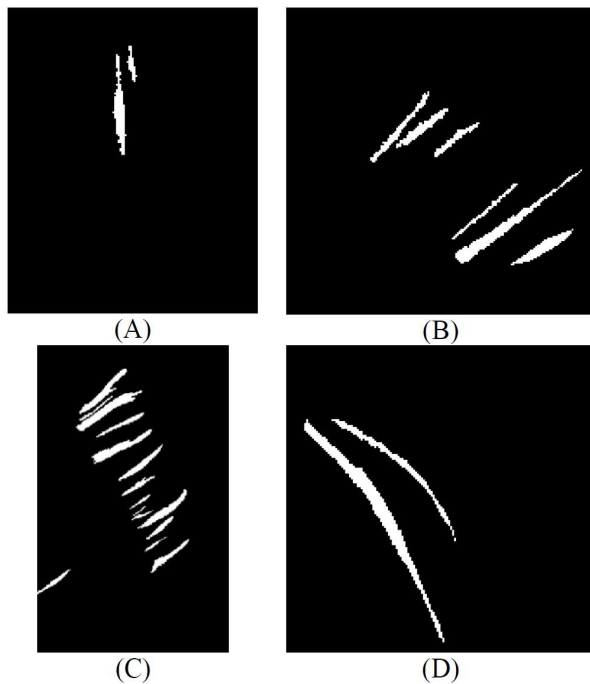


Fig. 5 – Ground truth das imagens apresentadas na Fig. 1.

## 5. CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS

Com acurácia global de aproximadamente 80% para as 90 cenas do conjunto utilizado (Tabela 2), a metodologia apresentada neste trabalho mostrou-se eficiente na segmentação de rastros em encostas em imagens CTX. Trata-se, portanto, de uma metodologia robusta, pois o banco de imagem construído é bastante representativo e contempla uma ampla diversidade de tipos de declive e textura onde os rastros ocorrem na superfície marciana.

No que concerne à estrutura da metodologia, destaca-se que na etapa de pré – processamento a definição dos tamanhos dos elementos estruturantes ( $\lambda_1$  e  $\lambda_2$ ) é feita de modo automático, de acordo com o tamanho de cada imagem de entrada. Diferentemente, o elemento estruturante da etapa de detecção ( $\beta_1$ ) teve seu valor determinado empiricamente. Quanto ao fator de forma da etapa de pós – processamento nota-se que este foi fundamental para eliminar os falsos positivos e alcançar a porcentagem de acertos do algoritmo, como mostram os exemplos na Fig. 3 (E5 e E6).

No geral, o algoritmo é bastante simples, rápido e demanda baixo custo computacional, no entanto, observam-se algumas limitações.

Em áreas em que o terreno possui ondulações (canto inferior esquerdo da Fig. 1 (A)) o algoritmo classificou as sinuosidades como rastros em encostas (Fig. 4 (A)), causando os falsos positivos. Em situações em que os rastros estão muito claros (Fig. 1 (D)), o algoritmo também falha ao não conseguir detectá-los, como acontece com um dos rastros da Fig. 4 (D) (falsos negativos). Visando sanar essas limitações outras abordagens foram testadas, como por exemplo, o operador morfológico *watershed* e o algoritmo SVM (do inglês, *Support Vector Machine*). Entretanto, os resultados com estas abordagens se mostraram insatisfatórios para o objeto de estudo.

A próxima etapa desta pesquisa consiste em aplicar a metodologia apresentada em imagens de outros sensores que orbitam Marte quais sejam: MOC e HiRISE. A principal diferença entre as imagens proveniente destes sensores em relação às imagens CTX é a resolução espacial. O desafio, portanto, consiste em automatizar a escolha de todos os elementos estruturantes. Uma possível alternativa para esta automatização seria realizar uma análise granulométrica para verificar o tamanho dos maiores objetos em cena e, desta forma, determinar automaticamente o tamanho adequado para cada imagem.

No geral, a qualidade global de detecção de aproximadamente 80% pode ser considerada satisfatória. Os resultados apontam que a metodologia é eficiente e robusta e pode ser utilizada para dar início ao mapeamento, em larga escala, de rastros em encosta em Marte. A disponibilidade de uma metodologia para segmentar automaticamente e extrair informação significativa aumenta naturalmente o conhecimento regional e a significância estatística para uma análise temporal, objeto de estudo para trabalhos futuros.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BANDEIRA, L.; SARAIVA, J. & PINA, P. Development of a methodology for automated crater detection on planetary images. Pattern Recognition and Image Analysis, Lecture Notes in **Computer Science**, v. 4477, p. 193–200, 2007.
- BANDEIRA, L.; MARQUES, J. S.; SARAIVA, J. & PINA, P. Automated Detection of Martian

- Dune Fields. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**. v. 8, n. 4, p. 626-630, 2011.
- BARATOUX, D.; MANGOLD, N.; FORGET, F.; CORD, A.; PINET, P.; DAYDOU, Y.; JEHL, A., MASSON, P. & NEUKUM, G. The role of the wind-transported dust in slope streaks activity: Evidence from the HRSC data. **Icarus**. v. 183, p. 30-45, 2006.
- DING, W.; STEPINSKI, T. F.; BANDEIRA, L.; VILALTA, R.; WU, Y.; LU, Z. & CAO, T. Automatic detection of craters in planetary images: Fan embedded framework using feature selection and boosting. In: **The 19th ACM International Conference on Information and Knowledge Management**, Toronto, 2010. Proceedings. p. 749-758, 2010.
- FERGUSON, H. M. & LUCCHITTA, B. K. Dark streaks on talus slopes, Mars. **Planetary Geology and Geophysics Program Report**, p. 188-190, 1984.
- HEAD, J.W.; MARCHANT, D. R.; DICKSON, J. L.; LEVY, J. S. & MORGAN, G.A. Slope streaks in the Antarctic Dry Valleys: Characteristics, candidate formation mechanisms and implications for slope streak formation in the Martian environment. In: **38th Lunar and Planetary Science Conference**, The Woodlands TX, 2007. Proceedings. Abstract 1935, 2007.
- KRESLAVSKY, M. A. & HEAD, J. W. Slope streaks on Mars: A new “wet” mechanism. **Icarus**. v. 201, p. 517-527, 2009.
- LI, W.; Di, K.; YUE, Z.; LIU, Y. & SUN, S. Automated Detection of Martian Gullies from **HiRISE Imagery, Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 81, Issue 12, p. 913-920, 2015.
- MALIN, M. C.; DANIELSON, G. E.; INGERSOLL, A. P.; MASURSKY, H.; VEVERKA, J.; RAVINE, M. A. & SOULANILLE, T. A. The Mars Observer Camera. **Journal of Geophysical Research**, v. 97 (E5), p. 7699-7718, 1992.
- MALIN, M. C. & EDGETT, K. S. Mars global surveyor Mars orbiter camera: Interplanetary Cruise through primary mission. **Journal of Geophysical Research**. v. 106 (E10), p. 23429–23570, 2001.
- McEWEN, A.; ELIASON, E. M.; BERGSTROM, J. W.; BRIDGES, N. T.; HANSEN, C. J.; DELAMERE, W. A.; GRANT, J. A.; GULICK, V. C.; HERKENHOFF, K. E.; KESZTHELYI, L.; KIRK, R. L.; MELLON, M. T.; SQUYRES, S. W.; THOMAS, N. & WEITZ, C. M. Mars reconnaissance orbiter high resolution imaging science experiment - HiRISE. **Journal of Geophysical Research**. v. 112 (E05S02), 2007.
- MOLLOY, I. & STEPINSKI, T. F. Automatic mapping of valley networks on Mars. **Computers & Geosciences - Elsevier**. v. 33, n. 6, p. 728–738, 2007.
- MORRIS, E.C. Aureole deposits of the martian volcano Olympus mons. **Journal of Geophysical Research**. v. 87, p. 1164–1178, 1982.
- OTSU, N. A threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, v. 9, n. 1, p. 62-69, 1979.
- PEDROSA, M. M.; NOGUEIRA, J. R. & SILVA, E. A. Application of Morphological Operators In Detection Impact Craters On Mars. In: **42th Lunar and Planetary Science Conference**. The Woodlands TX, 2011. Proceedings. Abstract 1987, 2011.
- PHILLIPS, C.; BURR, D. M.; & BEYER, R. A. Mass movement within a slope streak on Mars. **Geophysical Research Letters**, v. 34 (L21202), 2007.
- PILOT. **Planetary Image Locator Tool, access to NASA’s largest spacecraft imagery archive**. Disponível em: < <http://pilot.wr.usgs.gov/>> Acesso em: março de 2016.
- PUGA, F.; PINA, P. & SILVA, E. A. Automatic slope streak detection. In: **ISPA2015-9th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis**, Zagreb, Croatia, 2015. Proceedings. p. 98-101, 2015.
- SCHORGHOFER, N.; AHARONSON, O.; GERSTELL, M. F. & TATSUMI, L. Three decades of slope streak activity on Mars. **Icarus**. v. 191, p. 132-140, 2007.
- SCHORGHOFER, N. & KING, C. M. Sporadic formation of slope streaks on Mars. **Icarus**. v. 216, p. 159-168, 2011.
- SOILLE, P. **Morphological Image Analysis:**



**Principles and Applications**, 2ed. Berlin: Springer-Verlag, 2004, p. 391.

STATELLA, T.; PINA, P. & SILVA, E.A. Image Processing Algorithm for the Identification of Martian Dust Devil Tracks in MOC and HiRISE Images. **Planetary and Space Science**. v. 70, p. 46-58, 2012.

SULLIVAN, R.; THOMAS, P.; VEVERKA, J.; MALIN, M.; EDGETT, K. Mass movement

slope streaks imaged by the Mars Orbiter Camera. **Journal of Geophysical Research**. v.106, n. E10, p. 23607–23633, 2001.

WAGSTAFF, K. L.; PANETA, J.; ANSAR, A.; GREELEY, R.; HOFFER M. P.; BUNTE, M. & SCHORGHOFER, N. Dynamic Landmarking for Surface Feature Identification and Change Detection. **ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology**, v. 3, n. 3, Article 49, 2012.