

## 主成分分析を用いた火星ダストストーム領域の自動検出

義忠 隆生<sup>†</sup> 小郷原 一智<sup>‡</sup> 畑中裕司<sup>‡</sup> 砂山渡<sup>‡</sup>滋賀県立大学大学院 工学研究科 電子システム工学科専攻<sup>†</sup> 滋賀県立大学 工学部 電子システム工学科<sup>‡</sup>

## 1. はじめに

現在、火星への有人探査計画が、2030年代実施に向けて計画されている[1]。そのため、火星の環境、気象把握が急がれている。中でも、顕著な現象であるダストストームは大気の大規模な急変させるため、有人探査の際にも脅威となる。過去に、数値シミュレーションを用いての解明が試みられてきたが[2]、実際に起こったダストストームを再現できているわけではない。一方、周回衛星によって観測された火星画像は非常に多いため、人の手で解析を進めることは困難である。そのため画像から自動でダストストーム領域を検出する方法が求められている。画像から対象物体の領域を抽出する研究は従来から多く行われているが、対象とする物体や利用目的に応じた個別の手法の開発が主である。そのため、ダストストームに関して、個別に開発する必要がある。これまで、ダストストームの有無判定を行った例はあるが、ダストストーム領域の自動検出を試みた例はまだない。[3]そこで本研究では、衛星画像を小パッチに分割し、主成分分析(PCA)を用いることでパッチ画像のパターンに基づいてダストストームを自動検出するアルゴリズムを構築する。

## 2. 衛星画像

本研究では Mars Global Surveyor (MGS) に搭載されている Mars Orbiter Camera (MOC) で撮影された反射率画像を用いる。波長は赤波長(575~625nm)と青波長(400~450nm)である。[4]がダストストームの多発地域とした緯度25~55°、経度160~200°のものを使用する。図1に赤波長画像と青波長画像の例が示されている。

## 3. 主成分分析による基底画像を用いた小領域パッチ画像のパターン認識

図2に提案手法のフローチャートを示す。図2左は主成分分析による基底画像の抽出と、Neural Network に用いる特徴ベクトルの導出法を示している。図2右は未知画像から切り出した小領域パッチ画像を基底画像から再構成する際の各基底にかかる係数を特徴ベクトルとして検出する方法を示している。

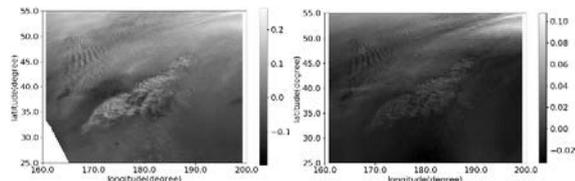


図1 衛星画像の例。(左)1999-09-20-3:25:13.01に撮影された赤波長の反射率画像、(右)1999-09-20-3:25:13.01に撮影された青波長の反射率画像。

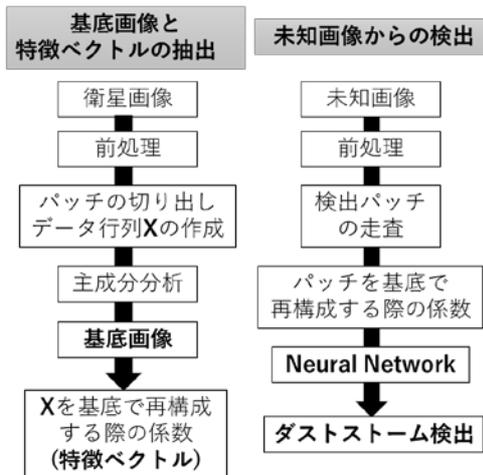


図2 提案手法のフローチャート。

## 3.1. 学習に用いる画像の前処理と領域分割

衛星画像から太陽光の散乱による明暗パターンノイズを取り除くために[5]を用いて光学補正を行う。その後、地面のパターンを低減するために背景差分を行う。背景差分に用いる画像は、選んだ10枚の画像の中で最小値の画素を取り出して作った。このようにすることで、背景画像に雲やダストストームが混ざらないようにし、地面のパターンが正しく取り除かれる。図3に差分画像の例を示す。地面のパターンが低減されて、ダストストームや氷雲が鮮明に写っているのがわかる。

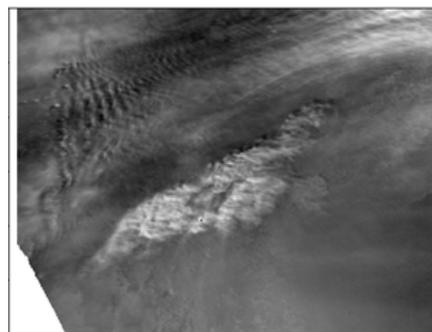


図3 図1左から背景差分を行った画像。

Automatic detection of Martian dust storm's area using Principal Components Analysis

<sup>†</sup>Ryusei Gichu, University of Shiga prefecture

<sup>‡</sup>Kazunori Ogohara, <sup>‡</sup>Yuji Hatanaka, <sup>‡</sup>Wataru Sunayama, University of Shiga prefecture

こうして得られた差分画像を対象に  $N \times N$  (pixels) の小領域に切り出した画像を一次元ベクトルに変換し、行列  $X$  ( $M \times N^2$ ) の行ベクトルに代入していくことで、パッチ画像行列を得る ( $M$  はパッチ画像の枚数)。本研究では  $N=20$  とした。

### 3.2. 主成分分析による基底画像と特徴ベクトル

3.1 で求めたパッチ画像行列  $X$  を対象に主成分分析を行って、 $N \times N$  (pixels) の基底画像を  $N^2$  枚抽出する。抽出された基底画像のうち、累積寄与率が 99% となる基底のみを用いる。

こうして抽出された  $S$  枚の基底画像から元のパッチ画像を再構成する際に各基底にかかる係数を特徴ベクトルとする。主成分分析によって抽出された基底画像のうち、累積寄与率が 99% を占めるところまでを用いた主成分基底画像行列を  $W$  ( $S \times N^2$ ) とすると特徴ベクトル  $K$  ( $M \times S$ ) は次式で表される。

$$K = XW^T \quad (1)$$

累積寄与率が 99% を示す基底画像数  $S$  は 20 枚であった。赤波長画像と青波長画像それぞれに上記の特徴ベクトル抽出を行うため特徴次元は 40 次元となる。

### 3.3. Neural Network の訓練

3.2 で求めた特徴量を用いて Neural Network の訓練を行う。訓練に用いたパッチ画像は 93 万枚である。認識するクラスはダストストームであるか否かの 2 クラスとした。Neural Network には python3.5 の scikit-learn 0.18.1 に実装されている、MLPClassifier を用いた。隠れ層は一層である。グリッドサーチの結果、隠れ層ノード数は 70 で、学習率の初期値は 0.001 で、活性化関数は relu である。

### 4. 未知画像を用いた提案手法の評価

未知画像からダストストームを検出する際には、対象とする衛星画像から 1 pixel ずつずらしながら網羅的にパッチ画像の切り出しを行う。切り出されたパッチは式(1)を用いて特徴ベクトルに変換され、Neural Network によりダストストームであるか否かが判定される。その時、ある画素を含む複数のパッチのうちダストストームであると判定された割合を記録する。0 から 1 の実数値をとるような「割合」を画素値に有する画像を、ここではダストストーム確率画像(以降、確率画像と記す)と呼ぶ。図4に確率画像の例を示す。

評価する際には未知画像を 5 枚(ダストストームが写っているものが 4 枚、写っていないものが 1 枚)用意して、ROC 曲線を用いて評価を行った(図5)。その結果、 $AUC=0.975$  という数値が得られ、高い精度で検出できていることが確認できた。用いた正解画像は、訓練用、評価用ともに第一著者の主観に基づいて決められている。

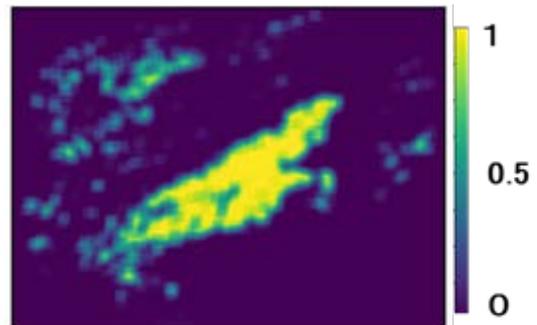


図4 確率画像の例。(1に近いほどダストストームらしさを表している)。

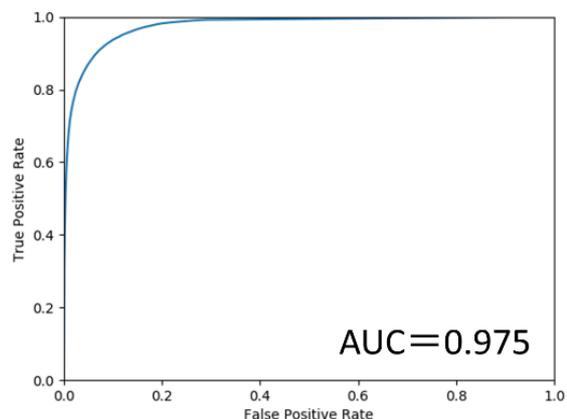


図5 ROCカーブでの評価結果。

### 5. 結論

本研究では、画素値による認識ではなくパッチ画像のパターンを用いて火星ダストストーム領域の自動検出を行った。主成分分析で抽出した基底を用いることで特徴次元の削減を行い、認識に要する時間を現実的なものにした。その結果、短時間かつ高い精度 ( $AUC=0.975$ ) で衛星画像からダストストームの領域を検出することに成功した。衛星画像を用いた有無判定を超えて、ダストストームの領域分割を行った例は今までにない。今後はパッチサイズの検討や学習に用いるデータ数の増加によって精度の向上を目指す。

### 参考文献

- [1] <https://www.nasa.gov/content/nasas-journey-to-mars>
- [2] S. C. Rafkin(2009), A positive radiative-dynamic feedback mechanism for the maintenance and growth of Martian dust storms, J. Geophys. Res, 114(E01009), 1-18, doi:10.1029/2008JE003217.
- [3] K. Maeda, T. Ogawa, M. Hasegawa(2015), Automatic martian dust storm from multiple wavelength data based on decision level fusion, IPSJ Transaction on Computer Vision and Applications Vol. 7 79-83(July 2015)
- [4] S. D. Guzewich, A. D. Toigo, L. kulowski, and H. wang(2015), Mars Orbiter Camera climatology of textured dust storms, Icarus, 258, 1-13, doi:10.1016/j.icarus.2015.06.023.
- [5] H. Wang, and A. P. Ingersoll(2002), Martian clouds observed by Mars Global Surveyor Mars Orbiter Camera, J. Geophys. Res., 107(E10), 1-16, doi:10.1029/2001JE001815