

主成分分析を用いた金星の雲形態からの特徴抽出

成田 穂 [1]; 今村 剛 [2]; 奈良 佑亮 [3]; Lee Yeon Joo [4]; 渡部 重十 [5]; 山崎 敦 [6]; 佐藤 毅彦 [7]; 田口 真 [8]; 福原 哲哉 [9]; 山田 学 [10]

[1] 東大・新領域・複雑理工; [2] 東京大学; [3] 東大・新領域; [4] JAXA/ISAS; [5] 北大・理・宇宙; [6] JAXA・宇宙研; [7] 宇宙研; [8] 立教大・理・物理; [9] 立教大・理; [10] 千葉工大・惑星探査研究センター

Feature extraction from Venusian cloud morphology using principal component analysis

Minori Narita[1]; Takeshi Imamura[2]; Yusuke Nara[3]; Yeon Joo Lee[4]; Shigeto Watanabe[5]; Atsushi Yamazaki[6]; Takehiko Satoh[7]; Makoto Taguchi[8]; Tetsuya Fukuhara[9]; Manabu Yamada[10]

[1] none; [2] The University of Tokyo; [3] GSFS, Univ. Tokyo; [4] JAXA/ISAS; [5] CosmoSciences, Hokkaido Univ.; [6] ISAS/JAXA; [7] ISAS, JAXA; [8] Rikkyo Univ.; [9] Rikkyo Univ.; [10] PERC/Chitech

We analyzed Venusian images taken from Venus orbiter Akatsuki using principal component analysis for each wavelength, and successfully extracted spatial patterns characteristic to each wavelength. We also statistically compared the similarity and the dissimilarity between wavelengths. It turned out that lateral (zonally-aligned) streaky features were dominant in every wavelength analyzed and that patchy fine features had smaller contribution ratios than streaky features. Differences were seen between wavelengths as described below.

We preprocessed images as follows. We used data in which images have been projected onto the latitude-longitude coordinate (Level-3 data), and as for the wavelengths, near-infrared 2 μm , thermal infrared 10 μm , ultraviolet 283 nm, and ultraviolet 365 nm were chosen. Near-infrared 2 μm reflects the cloud height, thermal infrared 10 μm corresponds to the cloud top temperature, ultraviolet 283 nm shows the distribution of SO_2 at cloud top, and ultraviolet 365 nm shows the distribution of unknown UV absorbers. First, the large-scale brightness variation due to the change of the incidence and emission angles over the Venus disk was removed by using Minnaert law (except for thermal infrared 10 μm images). Then these images are processed by high-pass filtering by subtracting a Gaussian-smoothed image from each original image, and features which have scales smaller than 6 degrees in latitude/longitude are extracted. Lastly, we divided images into patch images to increase the number of samples and extract specific spatial scale. The size of a patch image has 12 degrees in latitude/longitude, and the patch images were taken from the valid region in each high-pass filtered image. The total number of patch images was around 70,000 for each wavelength.

We executed principal component analysis for patch images described above. Principal component analysis converts a set of observational data into a set of values of linearly uncorrelated variables called principal component and enables to reduce the dimensionality of the data and extract spatial features that appear in data frequently. We computed up to the twentieth principal component for each wavelength, and we also calculated the contribution ratios. As a result, lateral streaky features are found to be dominant in all wavelengths analyzed, and the contribution ratio of vertical streaky features and patchy structures were relatively small. It was also found that lateral streaky features prevail more in middle latitudes than in low latitudes. Moreover, it turned out that there is a strong similarity between the principal components in ultraviolet 283 nm and 365 nm, and that the first principal component in thermal infrared 10 μm has smaller contribution ratio than the other wavelengths.

Next, we applied principal component analysis to a combined data set of ultraviolet 283 nm and 365 nm and studied the difference of the variance of principal component coefficients between the wavelengths. It was shown that the data of ultraviolet 365 nm show larger variances than the data of 283 nm for components with small contribution ratios. This suggests that 365 nm has more complicated spatial structures than 283 nm. Lastly, we compared principal components between the morning side and the afternoon side in thermal infrared 10 μm . From the result, it turns out that vertical stripe-like features are predominant in part of the images in the afternoon region, and that those images correspond to the area in which stationary features appear. The result supports the previous analysis that stationary features tend to appear on the afternoon side. Similar analyses are ongoing for the other wavelengths such as 2 μm , 283nm, and 365 nm.

金星探査機あかつきにより得られた金星画像を用いて波長ごとに主成分分析を行うことで、それぞれの波長に特有の空間パターンを抽出し、また波長間の類似性や相違性について統計的に比較した。その結果、いずれの波長においても横縞が卓越することや、粒状の細かい構造の寄与率は筋状の構造に比べ小さいことが分かった。また、波長ごとの特性についても、後述するように違いが見られた。

主成分分析を行う前に、各画像について以下のように前処理を行った。解析には金星画像を緯度経度に展開したマップ (Level-3 データ) を使用し、近赤外 2 μm 、中間赤外 10 μm 、紫外線 283 nm、紫外線 365 nm の 4 波長について解析を行った。近赤外 2 μm は雲頂高度、中間赤外 10 μm は雲頂温度、紫外線 283 nm は雲頂の SO_2 分布、紫外線 365 nm は雲頂の未知の紫外線吸収物質の分布をそれぞれ反映している。まず、太陽の入射角および出射角依存性を取り除くため、中間赤外 10 μm を除く 3 波長について Minneart Law を用いて輝度値の補正を行った。次に画像に対してガウシ

アンフィルタを用いてぼかした画像と元画像との差分を取ることでハイパスフィルタリングを行い、緯度経度 6 度分以下の小さな構造のみを抽出した。最後に、サンプル数の増加および特定の空間スケール抽出のために、各画像を細かなパッチ画像に分割した。一枚のパッチ画像の大きさは緯度経度 12 度分とし、各ハイパス画像の全有効値領域に対して切り出しを行った。パッチ画像の総数は波長ごとにそれぞれ 70,000 枚前後となった。

上で説明したパッチ画像群に対して主成分分析を行った。主成分分析は観測データを線形的に無相関な主成分に変換し、これによりデータの次元を削減してデータによく現れる空間的特徴を抽出することが可能になる。画像群により強く表れる特徴的パターンほど寄与率の高い成分として先に現れる。上で述べた 4 波長について第 20 主成分まで算出し、それぞれの寄与率も計算した。その結果、全ての波長において横方向 (東西方向) の縞模様が支配的になり、縦縞あるいは粒状の構造の寄与率は比較的低下することが分かった。また、中緯度の方が低緯度よりも横縞 (東西方向の縞) が卓越することが分かった。さらに、紫外線 283 nm、紫外線 365 nm の主成分の間に強い類似性があること、中間赤外 10 μ m の第一主成分の寄与率が他の波長に比べ小さいことが分かった。

次に、紫外線 283 nm、紫外線 365 nm のパッチ画像をまとめて主成分分析し、その後波長ごとの主成分の係数の分散の違いを調べた。その結果、紫外線 365 nm の方が紫外線 283 nm に比べて寄与率の小さな成分まで分散が大きかった。これは 365 nm の方が 283 nm に比べて複雑な空間的構造を持つことを示している。最後に、中間赤外 10 μ m について午前側と午後側の主成分を比較した。結果を見ると、午後側の一部の画像で縦縞の成分が大きく卓越しており、これは地形固定構造の出現箇所に対応していることが分かった。これは午後側に地形固定構造が現れる傾向があるという従来の解析を裏付ける結果となった。他の波長でも同様の解析が進行中である。