

東京大学大学院新領域創成科学研究科  
複雑理工学専攻

平成30年度

修士論文

多波長画像データを用いた金星の雲形態の統計学的解析

Statistical analysis of Venus' cloud morphologies using  
multi-wavelength image data

2019年1月29日提出

指導教員 今村 剛 教授

成田 穂

# 目次

1	序論	3
2	観測データ	5
3	多波長画像の相関解析	7
3.1	相関係数マッピングを用いた多波長相関解析	7
3.2	画像の前処理	7
3.2.1	Minneart Law を用いた測光補正	7
3.2.2	ハイパスフィルタリング	8
3.3	相関係数マッピング	9
3.3.1	紫外 283 nm と紫外 365 nm の相関係数マップ	10
3.3.2	近赤外 2 $\mu$ m と中間赤外 10 $\mu$ m の相関係数マップ	11
3.3.3	近赤外 2 $\mu$ m と紫外 283 nm の相関係数マップ	12
3.3.4	近赤外 2 $\mu$ m と紫外 365 nm の相関係数マップ	13
3.3.5	近赤外線 0.9 $\mu$ m と近赤外線 2 $\mu$ m の相関係数マップ	13
3.4	評価	14
3.4.1	相関係数のヒストグラムおよび平均値	14
3.4.2	相関係数の統計的有意性	15
4	主成分分析を用いた金星雲形態からの特徴抽出	19
4.1	主成分分析を用いた画像解析	19
4.2	手法	20
4.2.1	主成分分析	20
4.2.2	多波長雲画像からの特徴抽出	21
4.3	解析結果	22
4.3.1	紫外 283 nm	22
4.3.2	紫外 365 nm	24
4.3.3	近赤外 2 $\mu$ m	25
4.3.4	中間赤外 10 $\mu$ m	27
4.4	考察	29
5	変分オートエンコーダ (VAE) を用いた地形固定構造の抽出	31
5.1	VAE を用いた地形固定構造の抽出	31
5.1.1	地形固定構造の自動検出	31
5.1.2	変分オートエンコーダ (VAE) を用いた画像異常検知	32
5.2	手法	33
5.2.1	変分オートエンコーダ (VAE)	33
5.2.2	画像の前処理	34
5.2.3	VAE を用いた異常検知	34
5.3	結果	35
5.4	考察	36

6	まとめ	38
7	謝辞	40

# 1 序論

金星は地球のすぐ隣を周回する太陽系惑星の一つであり、大きさや大気組成は地球と非常によく似ている。その一方で、地表温度は 464°C、大気圧は 92 気圧に達するなど、その環境は地球と大きく異なっている [Seiff et al., 1985]。さらに、高度 50 km~70km には主に硫酸からなる雲が金星全体を覆い尽くしている [Mills et al., 2007]。この雲を含む大気は約 4 日で西向きに金星を一周するが [Schubert et al., 1983]、これは金星の自転 (243 日で一周、西向き) に比べ遙かに高速であり、その原理はいまだ完全には解明されていない。

金星の雲は可視光で見るとほとんど模様がないが、紫外線で見ると様々な雲の濃淡が見られる。紫外線を吸収する雲物質としては二酸化硫黄 (SO<sub>2</sub>) などがあるが、その中でも太陽放射エネルギーの吸収の半分を占める紫外線吸収物質の起源はいまだに分かっていない。この物質の解明のためには、図 3 のような雲の濃淡を作る時間的な変動の起源を知ることが重要である。このとき一つの波長の観測だけを見ると、その光量の変動が、その変動に関与する物質の変化を表しているのか、あるいは温度など他の要因が主に関与しているのか説明が難しい。複数の波長の情報を比較すれば、複数の時空間的変動をもたらすような複数の要因をより容易に切り分けることができる。未知の紫外線吸収物質の解明のためには、この物質と SO<sub>2</sub> 分布との空間的な相関を調べることに特に重要である [Titov et al., 2007]。

雲の水平面的な二次元構造の波長による違いに注目した先行研究はいくつかあるが、金星の特定の物理現象に着目した研究であるなど、金星の雲構造の全体像を明らかにすることを目的にした研究はこれまであまりされてこなかった。

複数の波長の画像を活用した解析としては、1 枚の画像内で場所によって太陽光の散乱位相角が異なることを利用して、散乱光強度の位相角依存性 (glory) から雲頂の雲分子の特性に制約を加えた研究がある [Markiewicz et al., 2014]。この解析では、近赤外で撮られたグローリーの位相角依存性から、雲頂 (~70 km) 付近の硫酸の雲の雨滴の実効半径が 1.2 μm であることを特定し、データの屈折率が従来の計算されたモデルより大きいことから、未知の紫外線吸収物質が FeCl<sub>3</sub> あるいは S である可能性が高いことを推定した。

画像間の相関を直接的に比較した研究としては、木星探査機 Galileo が金星の近くを通り過ぎる時に、近赤外 (986 nm) と紫外 (418 nm) の 2 波長で金星を同時刻に撮像し、その空間パターンの相関を求めたものがある [Belton et al., 1991]。Galileo により撮像された 986 nm, 418 nm の金星画像と、その相関マップを図 1 に示す。この研究では、986 nm と 418 nm の金星雲画像の間に共通する構造があるかどうかを調べるために、縦横 30 pixel (金星ディスク全体は約 600 pixel) のスライディングボックス内の相関係数を連続的に求めることで相関マップを作成している。相関の最大値は +0.5, 最小値は -0.7 で、画像を見ると負の相関が卓越しているように見える。これは 986 nm と 418 nm の反映する雲高度が異なり、雲分子が紫外線 418 nm でより吸収することに起因していると結論づけられている。この研究は波長間の画像比較を行った数少ない研究例として注目すべき一方で、限られたタイミングでの僅か数枚の解析結果しかないことから、得られた結果がどれだけ典型的な特徴と言えるか分からない。波長間の画像比較について包括的に議論するためには、複数の波長の金星画像を高解像度かつ高頻度で、継続的に撮り続けたデータが必要である。

2015 年 12 月 7 日に金星軌道投入に成功した金星探査機あかつき [Nakamura et al., 2011] は、紫外線、近赤外、中間赤外を撮像する 5 つの高精細なカメラを搭載し、約 2 時間に 1 回という高頻度で 3 年以上にわたり金星を撮像し続けている。金星探査機あかつきが撮像する 5 つの波長の画像の例を図 2 に示す。金星の雲の形態に関して、複数の波長での撮像をほぼ

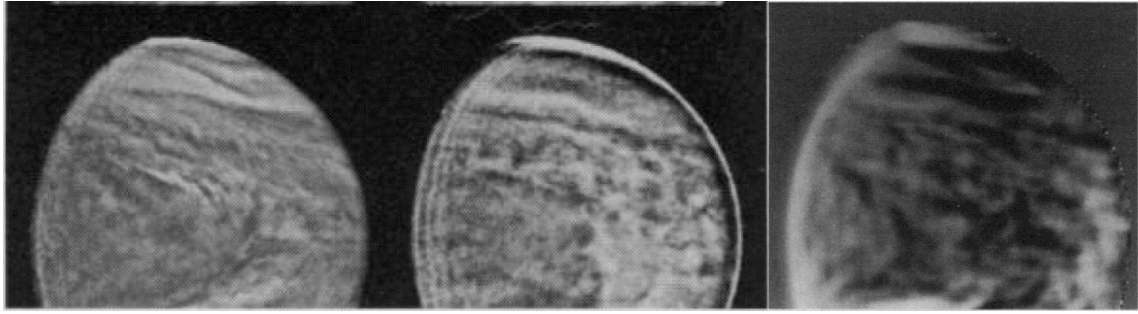


図 1: 木星探査機 Galileo により撮像された金星画像およびその相関マップ。左から順に紫外 418 nm 画像、近赤外 986 nm 画像、相関係数マップ。

同時刻に行い、継続的にデータを取り続けたのはあかつきが実質的に初めてのことである。そのため、これまでそのような比較解析が本格的になされてこなかった。ESA により打ち上げられ 2006 年 4 月 11 日に軌道投入された Venus Express に搭載された分光カメラ VIRTIS でも複数の波長の画像が近い時刻に撮像されたが [Drossart et al., 2007]、Venus Express が南極上空に遠金点がある長楕円軌道のため極軌道を循環していることから南半球でしか金星ディスク全体を視野に収める撮像を行うことができず、また VIRTIS は瞬時視野が狭いため広域撮像には時間がかかることから、全体的な雲画像解析に適していなかった。あかつきは赤道軌道を周回しており、常に南北両半球を観測できることから、金星の雲の形態を全球的に解析するデータとして適している。

本研究ではあかつきの複数波長の金星雲画像データを用いて、その波長ごとの特性や波長間の相関を全球的に調べることで、その関係から雲の物理的・化学的なプロセスに対して、より詳細な制約を与えたい。また、あかつきの高頻度での観測により、これまで地球以外の惑星ではデータの不足から難しかったような、統計学的なデータ解析が可能になった。本研究では、雲の波長ごとの特徴を統計学的アプローチを用いて客観的な視点から抽出し、雲の形態的特徴を議論したい。このような金星雲画像の波長間の相関や波長ごとの特徴を包括的・統計学的に検証した研究はこれまでなく、今回の研究によって金星の雲で起こっている様々なプロセスをより詳細に調べ、そのメカニズムの解明に寄与したい。

本論文は以下のように構成されている。まず、金星探査機あかつきによりほぼ同時刻に撮像された 5 つの波長の画像を用いて相関係数マップを作成し、波長間の空間的・時間的変動を明らかにした。次に主成分分析を用いて各波長の画像の形態的特徴を統計学的に抽出し、その特徴を議論した。最後に、このような統計的なアプローチをベースとして、深層学習を用いて金星の雲の潜在的特徴を抽出し、異常検知の観点から、金星の雲頂に時折現れる地形固定構造の自動抽出に取り組んだ。

## 2 観測データ

あかつきは2015年12月7日に金星軌道投入に成功し、金星を西向きに10.8日周期で一周する楕円軌道を周回している。近金点高度は1,000~8,000 km, 遠金点高度は約360,000 kmである。あかつきは金星の大気や雲物理の解明を主なミッションとして波長の異なる複数のカメラを搭載し、それぞれのカメラが異なる高度の雲や微量ガスの分布を観測する。この5つの光学センサを搭載するあかつきは、様々な時空間スケールで金星の気象現象を検出するのに適している。カメラはそれぞれIR1, IR2, UVI, LIR, LACと呼ばれ、LIRを除く4つのカメラはフィルターを用いて異なる波長を観測可能である。本研究では、雷の検出を主目的とする雷・大気光カメラLACを除く4つのカメラの画像を解析に用いた。

IR1は金星の昼側を波長0.90  $\mu\text{m}$ の近赤外線観測する。この波長は雲からの太陽反射光の分布に対応する。この波長で観測した金星はほとんど模様が見えないが、約3%程度の小さなコントラストが観察され、このコントラストは中層あるいは低層の雲の構造に起因していると考えられている [Belton et al., 1991]。

IR2は、大気の96.5%を占める二酸化炭素( $\text{CO}_2$ )の吸収帯にあたる2.02  $\mu\text{m}$ で観測しているが、この波長では雲頂の高度の違いによって、雲層より上に存在し太陽散乱光を吸収する $\text{CO}_2$ の量が変わるため、雲頂の高度の変動を反映する。つまり、雲頂の高度が高ければその上の $\text{CO}_2$ の吸収が少なくなるため明るくなり、低ければ吸収が多くなるため暗くなる。

UVIは283 nmと365 nmの2つの紫外線波長で観測を行い、雲頂での紫外線吸収物質の空間分布を得る。金星の雲頂の紫外線領域の放射散乱は200 nm~500 nmにわたって広い吸収帯があり、そのうち200 nm~320 nmでは $\text{SO}_2$ の吸収が支配的だが、320 nmよりも長い波長の吸収物質については $\text{Cl}_2$ ,  $\text{S}_2\text{O}_2$ , Sなどが候補に挙げられているものの未だ特定されておらず、金星の雲の化学・熱プロセスを知る上での大きな課題の一つとなっている [Esposito et al., 1997]。あかつきによる紫外観測では283 nmで雲頂の $\text{SO}_2$ の空間分布を、365 nmで上記の未同定紫外吸収物質を含む紫外吸収物質の観測を行う。

LIRは雲頂温度を観測するため、8  $\mu\text{m}$  ~ 12  $\mu\text{m}$ の領域で雲頂からの熱放射を検出している。典型的な温度は~230K程度である。LIRは他のカメラと異なり、昼側と夜側を同時かつ同じ精度で観測可能である。LIRは主に雲の高度の分布を反映すると考えられている。LIRはノイズに相当する相対雑音が0.3Kある。

IR1, IR2, UVIの3つのカメラにおいて、視野角は $12^\circ \times 12^\circ$ で、解像度は $1024 \times 1024$ である。ピクセル解像度は高度~360,000 kmの遠金点で74 km、金星のディスクがちょうど収まる58,000 km付近で12 kmである。LIRの視野角は $16.4^\circ \times 12.4^\circ$ で、解像度は $328 \times 248$ である。ピクセル解像度は高度~360,000 kmの遠金点で300 km、金星のディスクがちょうど収まる58,000 km付近で50 kmである。

このような波長・カメラ特性・軌道のもとで、あかつきは約1~2時間に一回の頻度で全波長でほぼ同時刻に雲画像を撮像する。また、およそ1日に1度行われる地上との交信時間の間は撮影を休止する。探査機あかつきの概観および各波長の観測域のイメージを図2、それぞれの波長で撮像された金星画像の例を図3にそれぞれ示す。

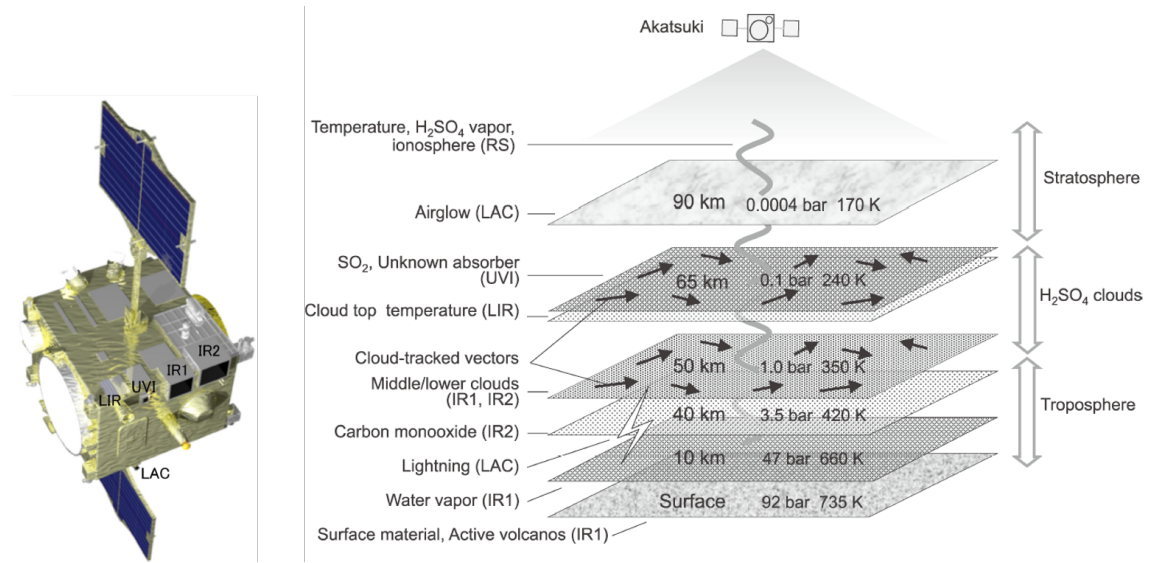


図 2: 探査機あかつきと5つのカメラの搭載位置 [Nakamura et al., 2016] (左図)、あかつきによる三次元的観測の概要 (右図) [Nakamura et al., 2011]

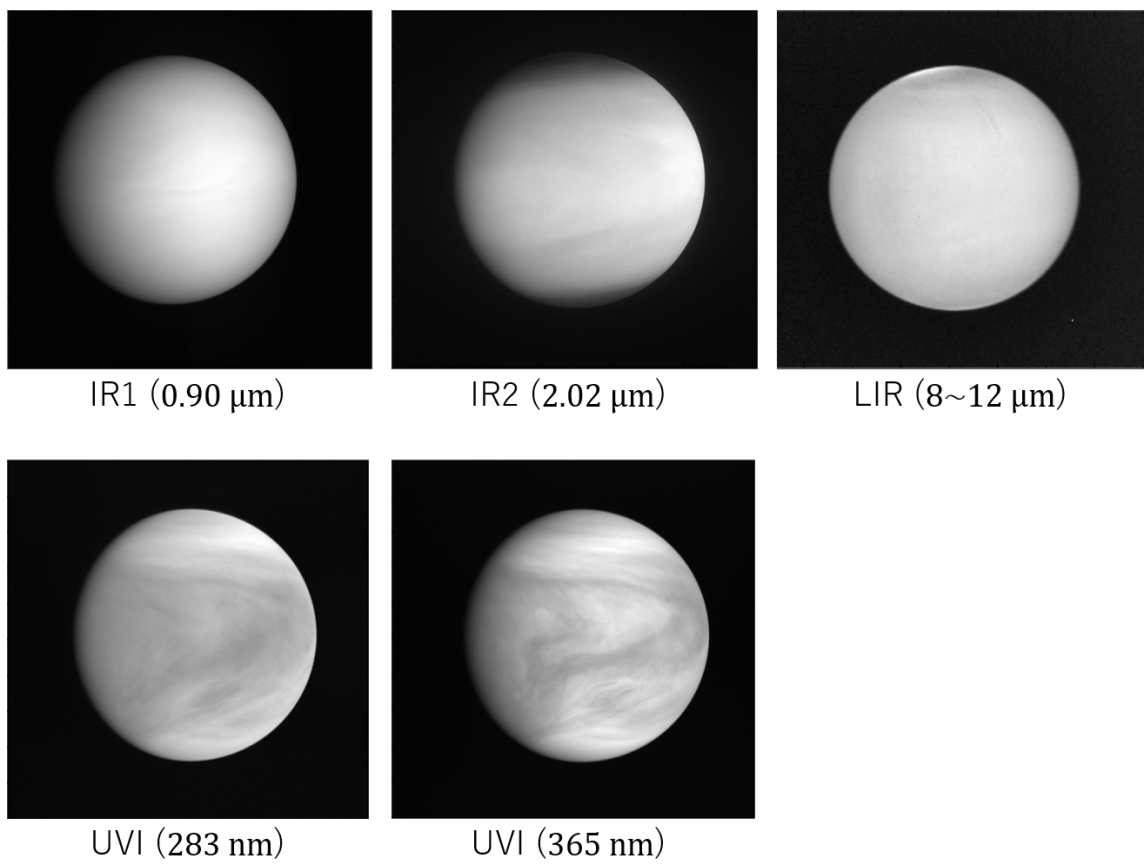


図 3: あかつきにより 2016 年 5 月 17 日に撮像された金星画像。LIR を除き全て昼側。

## 3 多波長画像の相関解析

### 3.1 相関係数マッピングを用いた多波長相関解析

本章では、金星探査機あかつきの多波長画像を用いた波長間の相関解析について議論する。金星の雲画像について、異なる波長間の相関関係の空間的・時間的変動を定量的に調べた研究はこれまでされてこなかった。複数の波長を比較することで、単波長が示す雲の物理量の変動がどのような要因によってもたらされているのかについて、より容易に制約を加えることが可能になる。本研究では、相関係数マッピングを用いて、ほぼ同時刻に撮られた異なる波長の画像間の形態的な相関関係やその時空間的変動を調べ、それにより、そのような形態的特徴を形作る物理的・化学的プロセスについて、より詳細な理解を目指す。

解析には、あかつきの Level-2 (L2) チームにより幾何学的情報を付与されたのち Level-3 (L3) チームにより緯度経度展開された Level-3 データを用いた。緯度経度展開されたマップを使用することで、比較した地理空間的な位置関係がより明確になる。解析に用いた期間は複数の波長で安定的にデータが得られている 2016 年 3 月 31 日から 2016 年 10 月 29 日までの約半年間とした。

### 3.2 画像の前処理

相関解析を行う前に、以下の前処理を行った。

#### 3.2.1 Minneart Law を用いた測光補正

図 3 を見ると、金星画像は場所による雲の濃淡模様のほか、太陽直下点から日照面の端に向かって輝度が減少する。これは基本的に単位面積あたりの雲の表面に入射する太陽光が斜め方向だと減少するためであり、さらに散乱位相角・出射角への依存性もある。このように、金星画像における場所による明るさの違いには、大気の空間的不均一の影響と、太陽光の入射方向・散乱方向の違いの影響が含まれている。ここでは前者の空間的不均一に注目するため、後者の影響を除去したい。このような角度依存性の除去は測光補正と呼ばれる。後者は一般には入射角、出射角、散乱位相角の関数である。金星とあかつき、太陽との角度関係性の概要図を図 4 に示す。同一画像内では散乱位相角はほとんど変わらないため、ここでは入射角と出射角への依存性を表現する経験的な関数を採用し、この効果を補正する。

ここでは、金星の紫外模様の解析に有効とされている、Minnaert Law という法則を用いて画像の測光補正を行った [Lee et al., 2015]。10  $\mu\text{m}$  に関しては太陽光の角度依存性がないため、この補正は行わなかった。

本研究では雲の形態を議論する(「形」に注目する)ため、観測される輝度の絶対値は重要ではなく、各画像内での相対的な変化に興味がある。一方で明確さのため、画像の前処理については単位を踏まえて説明する。輝度  $R$  [ $\text{W}/\text{m}^2/\text{sr}/\text{wavelength}$ ] は入射角 ( $i$ )、出射角 ( $e$ )、位相角 ( $\alpha$ ) に依存し、 $\mu_0 = \cos(i)$ 、 $\mu = \cos(e)$  として  $R(\mu_0, \mu, \alpha)$  と書ける。これは入射角・出射角・位相角に依存しない輝度値  $R'$  とディスク関数  $D$  に分けることができ [Shkuratov et al., 2011]、

$$R(\mu_0, \mu, \alpha) = R'(\alpha)D(\mu, \mu_0, \alpha) \quad (1)$$



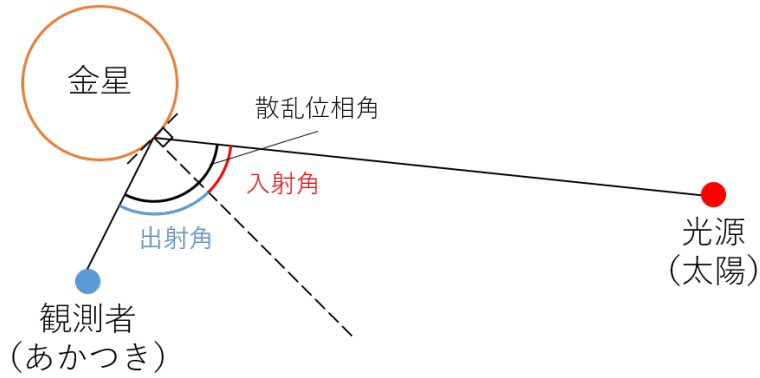


図 4: 金星とあかつきと太陽の角度関係

と書ける。本研究では上のディスク関数  $D$  を Minnaert Law に基づいて記述する。Minnaert Law は、単位面積・単位立体角あたりの反射輝度が  $(\mu_0\mu)^{k(\alpha)}$  に比例するという法則で、これに従って

$$D_{Mi} = \mu_0^{k_{Mi}(\alpha)} \mu^{k_{Mi}(\alpha)-1} \quad (2)$$

と書ける。ただし  $k_{Mi}$  は Minnaert index である [Hapke et al., 2012]。また、位相角  $\alpha$  は、一つの画像の全てのピクセルに対して、近似的に定数と見なせるので  $\alpha = 1$  とした。 $k_{Mi}$  は、一つの画像に対して  $\ln(R\mu)$  を縦軸、 $\ln(\mu\mu_0)$  を横軸として 2 次元プロットしたものを、線形フィッティングした際の傾きとして予測できる [Lee et al., 2015]。 $\ln(R\mu)$  と  $\ln(\mu\mu_0)$  のプロットの例を図 5 に示す。

以上より補正後の輝度値は

$$R' = \frac{R(\mu_0, \mu)}{\mu_0^{k_{Mi}} \mu^{k_{Mi}-1}} \quad (3)$$

となる。以上より、Minnaert Law の仮定の下で、入射角と出射角を変数に含まない輝度値を得ることができる。2016 年 5 月 18 日のデータに対して Minnaert Law で補正した際の、補正前、補正後の画像を図 6 に示す。

### 3.2.2 ハイパスフィルタリング

本研究ではメソスケール ( 数 100 km ) の構造を議論するために、惑星スケールの大きな構造を取り除いて比較的小さなスケールに注目する。そのため、ガウシアンフィルタを用いて平滑化した画像と元の画像との差分を取ることで、ある一定以下の構造を取り出したハイパス画像を作成する。抽出するスケールが小さすぎると、元の金星画像での対応するピクセル数が少なくなりすぎてしまい、信頼度に問題が出る。一方で、抽出するスケールを大きくしすぎると、後述の相関係数を計算する際のスライディングボックスも合わせて大きくする必要のあることから、相関係数の空間分布の情報を得るのが難しくなる。このような経緯から、平滑化に用いるガウシアン半値全幅は、緯度でよく見られる小さな粒状の構造や、中緯度の筋状の構造が抽出できる大きさとして、様々なスケールを試したのち、緯度経度 6 度に設定した。これは赤道付近で約 600 km に相当する。なお、緯度経度 4 度の構造を取り出したハイパス画像でも同様の解析を行ったが、得られた相関の傾向は大きく変わらなかった。図 6 に対してハイパスフィルタリングを行った後の画像を図 7 に示す。

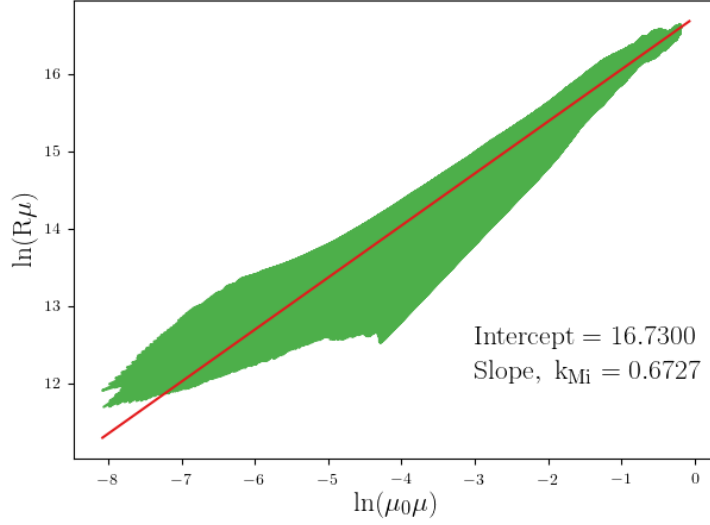


図 5: Minnaert Law を用いた  $k_{Mi}$  の取得。(2018 年 5 月 18 日 19 時の紫外線 283 nm)

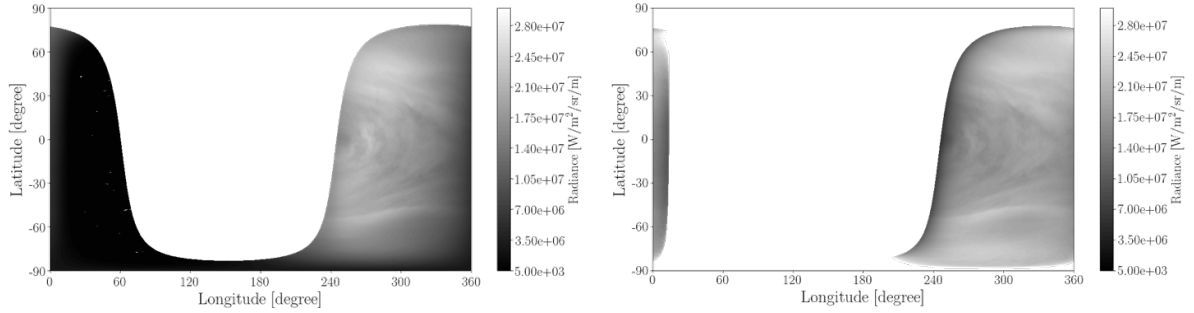


図 6: 元の L3 データ (左) と Minnaert Law を用いて補正した画像 (右)

### 3.3 相関係数マッピング

相関係数マッピングの手順は以下の通りである。まず、ほぼ同時刻に撮られた異なる波長の画像ペアを用意する。次に一定の大きさのスライディングボックスを定義し、画像中の同じ地理的位置に設定したスライディングボックス内の相関係数を定義に従って計算する。相関係数  $r$  は 2 つのデータの関係を示す指標であり、以下のように計算される。

$$r = \frac{s_{xy}}{s_x s_y} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (4)$$

ただし  $x_i$ 、 $y_i$  は画像ペアのそれぞれのボックス  $x$ 、 $y$  内の  $i$  番目のピクセル、 $\bar{x}$ 、 $\bar{y}$  はそれぞれ  $x$ 、 $y$  の平均値、 $s_{xy}$  は共分散、 $s_x$  および  $s_y$  は  $x$  および  $y$  の標準偏差である。このスライディングボックスを連続的に移動させながら計算を繰り返すことで、相関係数のマップを作成する。スライディングボックスの 1 辺の長さは大きいほど SN 比は向上するが相関係数マップの大きさが小さくなってしまふ。さらに、元画像で金星像の端になるほど球面効果で緯度

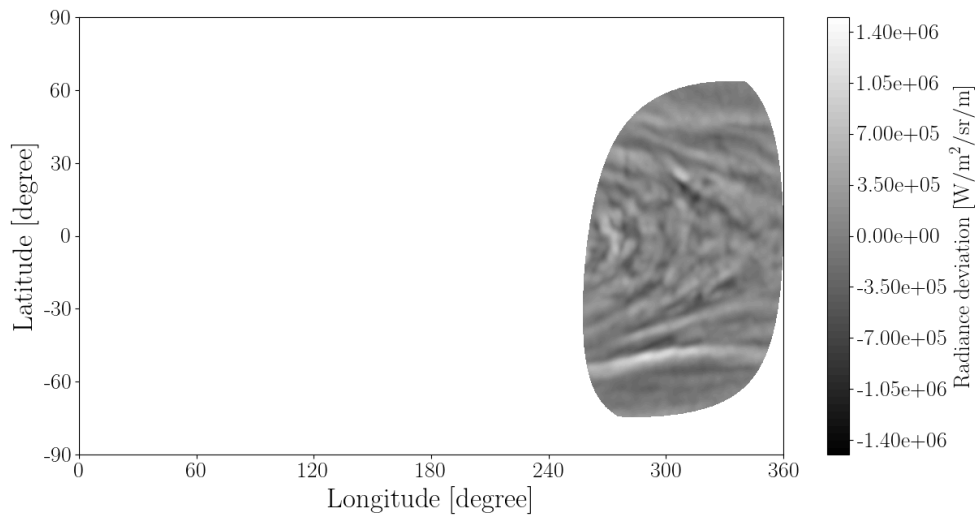


図 7: 図 6 に対して緯度経度 6 度以下の構造を取り出したハイパス画像

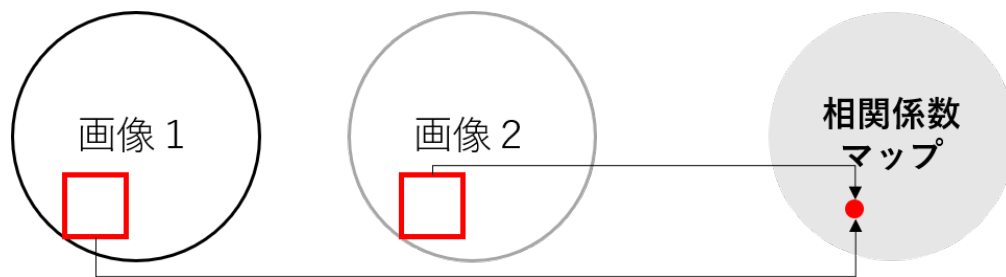


図 8: 相関係数マッピングの概略図

経度マップにおける解像度が低下するほか、高緯度では同じ経度幅が対応する実距離が短くなるために、緯度経度マップの各点に対応する元画像のピクセル数が減り、また比較するスケールが小さくなる。このような影響を考慮した上で、相関係数マッピングのスライディングボックスの大きさは、ハイパスのスケールの 4 倍、すなわち緯度経度 24 度とした。相関係数マッピングの概略図を図 8 に示す。各相関係数の値は、スライディングボックスの中心部分にプロットすることとした。

### 3.3.1 紫外 283 nm と紫外 365 nm の相関係数マップ

波長 283 nm と 365 nm の紫外線間の相関係数マップの例を図 9 に示す。紫外 283 nm では雲頂の  $\text{SO}_2$  の吸収が支配的である一方、紫外 365 nm の吸収物質は未同定である。ただし、これまでの観測から 365 nm も概ね雲頂を観測していることが分かっている。両者の相関の傾向から、雲頂における未同定紫外吸収物質と  $\text{SO}_2$  分布との関係性が得られ、未知の紫外線吸収物質の生成・消滅プロセスに制約を与えることが期待できる。両波長はどちらも吸収物質の水平方向の空間分布を示しているため、物質の密度の大きな領域は吸収が大きいため暗く、密度の小さな領域は明るく見える。

図 9 を見ると、解析範囲全体を通して全体的に正の相関が支配的であることがわかる。こ

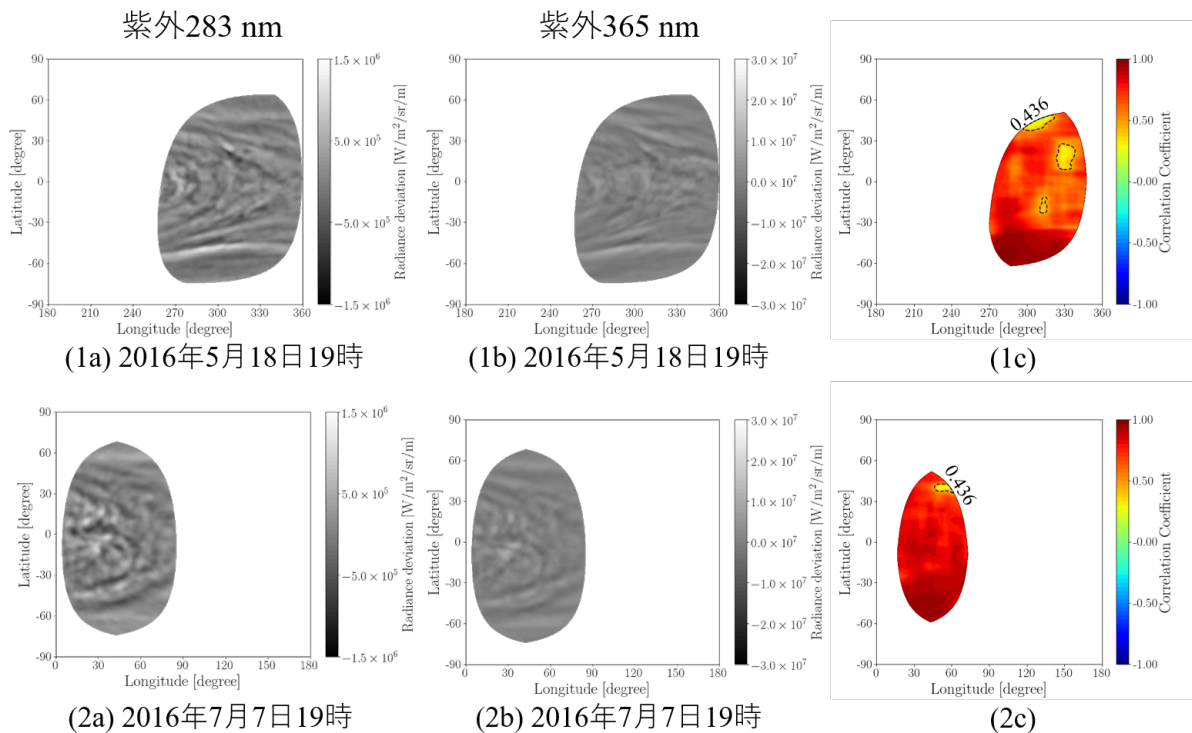


図 9: 波長 283 nm と 365 nm の紫外画像の間の相関係数マップの例。(a) ハイパス後の 283 nm 画像。(b) ハイパス後の 365 nm 画像。(c) 相関係数マップ。

これは、 $\text{SO}_2$  と未知の紫外線吸収物質の関係が非常に近いことを意味する。比較元の画像に見られる個々の構造に注目すると、中緯度に見える筋状の構造から、低緯度のより小さな粒状の構造に至るまで、様々なスケールで共通する構造があることが分かる。このことから、 $\text{SO}_2$  と未知の紫外線吸収物質が硫黄の化学循環サイクルの中で近い位置に属する、あるいは雲頂以下から大気運動によって一緒に運ばれてくる、などの可能性が考えられる。未同定吸収物質と  $\text{SO}_2$  の分布に強い正の相関があることが示されたのは本研究が初めてであり、これは未知の紫外線吸収物質の存在条件に新たな制約を与えるものである。

### 3.3.2 近赤外 $2\mu\text{m}$ と中間赤外 $10\mu\text{m}$ の相関係数マップ

波長  $2\mu\text{m}$  の近赤外線と  $10\mu\text{m}$  の中間赤外線との相関係数マップの例を図 10 に示す。波長  $2\mu\text{m}$  は金星大気の主成分である  $\text{CO}_2$  の吸収帯の中央にあたり、明るいところほど雲頂高度が高いことを意味する。一方で  $10\mu\text{m}$  は雲頂の熱放射を観測するが、これは雲頂温度に相当する。両者の相関係数マップから、雲の高度と温度の関係性を得ることができる。

図 10 を見ると、解析範囲全体を通して全体的に負の相関が卓越していることがわかる。これは、雲頂の高度が周囲より低いときに、温度は比較的高くなり、雲頂高度が高いときに温度が比較的低くなることを示している。このような関係を作るメカニズムとしては、周りよりも温度が高くなった空気塊が上昇して断熱膨張し温度が下がることで、雲の高い場所で温度が低くなるといったことや、高度に従って温度が下がっていく金星の中間圏の背景温度勾配をそのまま表しているといったことが考えられる。相関が強くない場所や、無相関に見

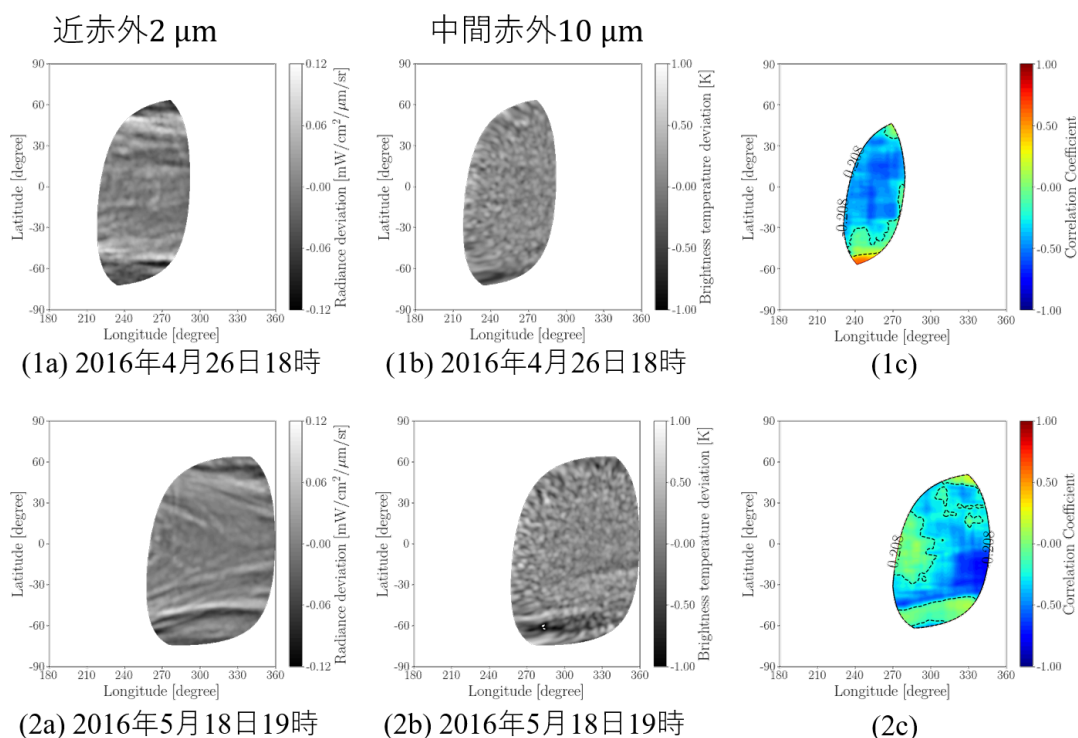


図 10: 波長  $2 \mu\text{m}$  の近赤外面像と波長  $10 \mu\text{m}$  の中間赤外面像の相関係数マップの例。(a) ハイパス後の  $2 \mu\text{m}$  画像。(b) ハイパス後の  $10 \mu\text{m}$  画像。(c) 相関係数マップ。

える部分においては、このようなプロセスの影響が強くないか、または雲頂の高度とは関係なく温度が変動するような、別のプロセスが卓越していると考えられる。

### 3.3.3 近赤外 $2 \mu\text{m}$ と紫外 $283 \text{ nm}$ の相関係数マップ

$2 \mu\text{m}$  の近赤外線と波長  $283 \text{ nm}$  の紫外線の間の相関係数マップの例を図 11 に示す。 $2 \mu\text{m}$  では雲頂高度が高いところは明るく、 $283 \text{ nm}$  では雲頂で  $\text{SO}_2$  が多いところは暗くなる。

図 11 を見ると、負の相関が卓越している場所が多いことが分かる。負の相関が卓越している場所では  $\text{SO}_2$  の吸収が多くて暗い、すなわち  $\text{SO}_2$  が豊富にある場所で  $\text{CO}_2$  の吸収は少ない（雲頂高度が高い）と言える。このことは、例えば雲の材料物質である  $\text{SO}_2$  が雲頂で太陽光によって光化学反応を起こし、硫酸となって新たな雲を作ることを示している可能性がある。あるいは、上昇流によって雲が持ち上げられるとき、雲頂以下に多く存在する  $\text{SO}_2$  も同時に持ち上げられて、雲頂での存在量が増えるということも考えられる。

一方で、5月18日19時の画像では、特に中緯度で無相関が卓越している。このことは、 $\text{SO}_2$  と雲頂高度は常に相関関係があるわけではないことを示している。

雲の個々の形態に注目して見てみると、7月7日19時のデータでは、 $283 \text{ nm}$  と  $2 \mu\text{m}$  で南緯  $15$  度付近に共通する円弧状の構造が見えるが、相関マップでも強い負の相関となって表れている。また、5月18日19時の中緯度においては、どちらの波長でも筋状の構造が卓越しているように見えるが、相関係数マップを見るとほとんど無相関に見える。これは、雲の構造が一見よく似ているように見えていても、実際は筋の太さや場所が異なっているということを、相関係数マップは表している。



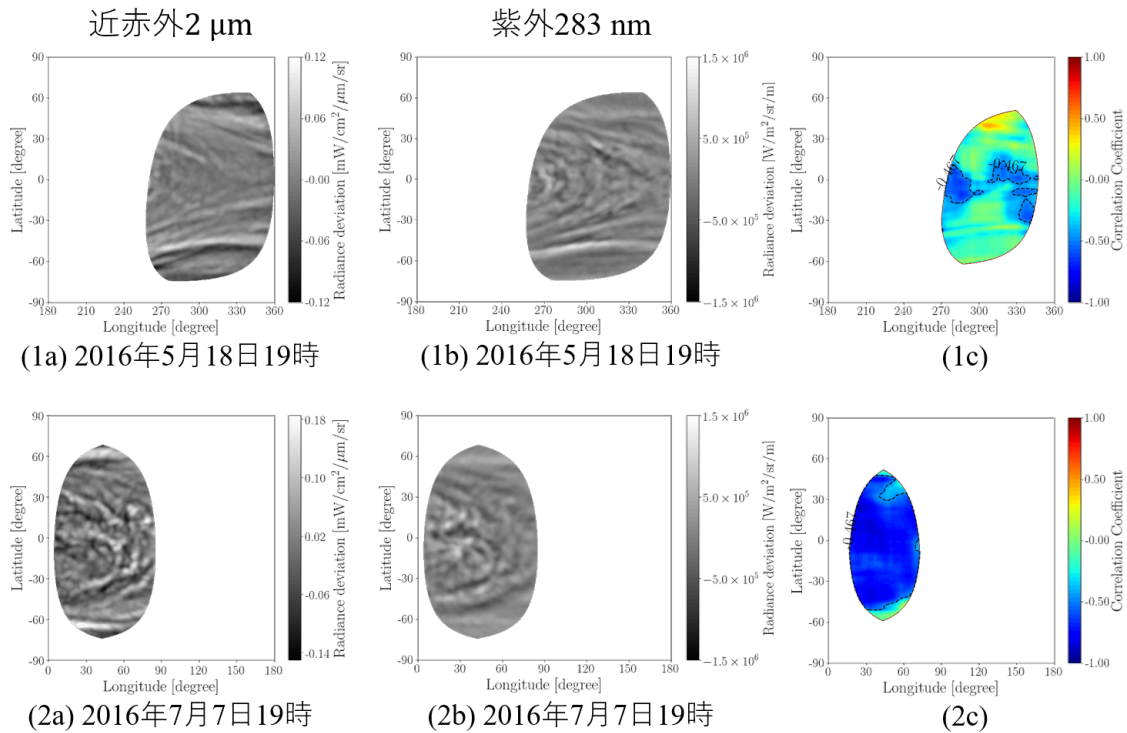


図 11: 波長  $2 \mu\text{m}$  の近赤外画像と波長  $283 \text{ nm}$  の紫外画像の相関係数マップの例。(a) ハイパス後の  $2 \mu\text{m}$  画像。(b) ハイパス後の  $283 \text{ nm}$  画像。(c) 相関係数マップ。

### 3.3.4 近赤外 $2 \mu\text{m}$ と紫外 $365 \text{ nm}$ の相関係数マップ

$2 \mu\text{m}$  の近赤外線と波長  $365 \text{ nm}$  の紫外線との相関係数マップの例を図 12 に示す。 $2 \mu\text{m}$  では雲頂高度が高いところは明るく、 $365 \text{ nm}$  は雲頂付近での未知の紫外線吸収物質が多いところは暗くなる。

図 11 を見ると、解析範囲全体を通して強い負の相関が卓越していることがわかる。このことから、 $\text{SO}_2$  の分布と同様に、未知の紫外線吸収物質も雲頂高度が高い場所で豊富に存在する傾向があることが分かる。

5月18日19時のデータについて、図 11 の  $283 \text{ nm}$  との相関係数マップと比べると、低緯度において負相関の卓越する領域がやや異なることが分かる。この理由についてこの解析結果のみから考察することは難しいが、このように雲頂の高度との関係性の中で両者を比較することは、2つの紫外線吸収物質の生成・消費プロセスを考える上で重要である。

### 3.3.5 近赤外線 $0.9 \mu\text{m}$ と近赤外線 $2 \mu\text{m}$ の相関係数マップ

波長  $0.9 \mu\text{m}$  と  $2 \mu\text{m}$  の近赤外線との相関係数マップの例を図 13 に示す。波長  $0.90 \mu\text{m}$  は高度  $50\text{--}70 \text{ km}$  にわたる雲層全体からの太陽散乱光がとらえられる。このうちハイパス処理により可視化される細かいスケールの模様は、その移動速度などから、高度  $50\text{--}60 \text{ km}$  の低中層の雲の構造を反映すると考えられている [Belton et al., 1991]。これに対して  $2 \mu\text{m}$  はほぼ雲頂高度を反映しているので、両者の相関係数マップは、雲頂の雲構造と中低層の雲構造の比較となる。

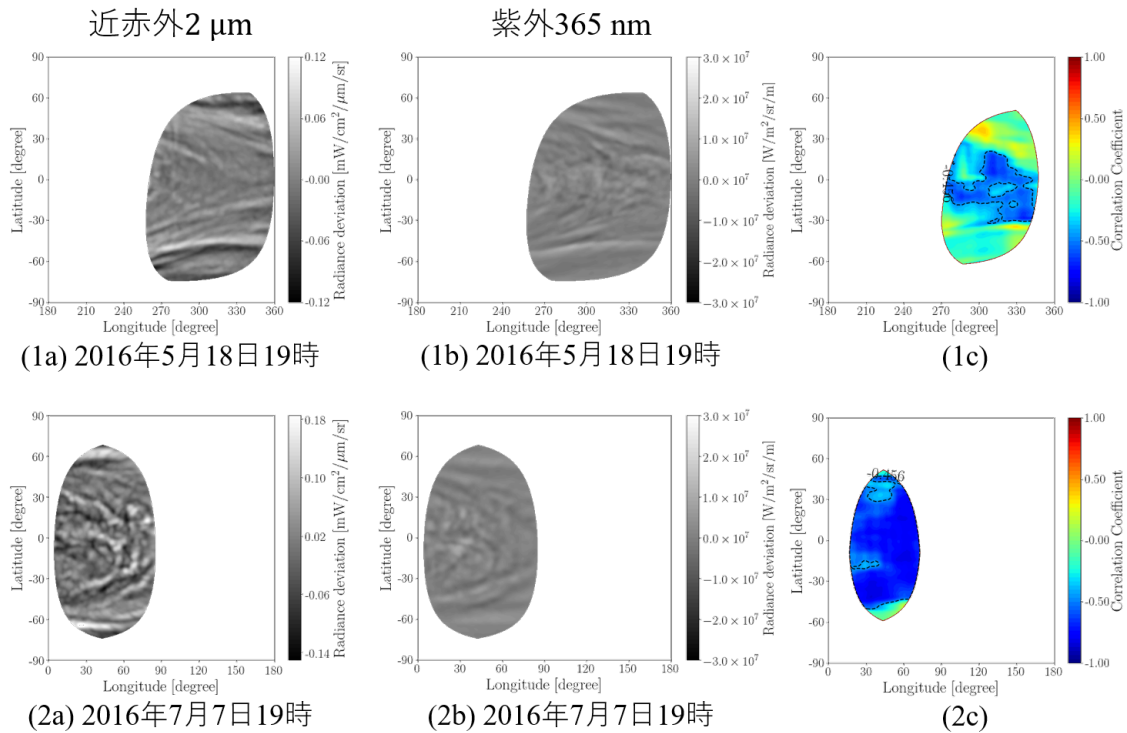


図 12: 波長  $2\mu\text{m}$  の近赤外画像と波長  $365\text{ nm}$  の紫外画像の相関係数マップの例。(a) ハイパス後の  $2\mu\text{m}$  画像。(b) ハイパス後の  $365\text{ nm}$  画像。(c) 相関係数マップ。

図 13 を見ると、局所的に正や負の相関が見られるものの、正と負の相関の割合は概ね等しく、従って全体的に一貫した相関は見られないことが分かった。これは、高層と中低層の雲の間の結合は基本的に弱いことを示している。局所的に相関の見られる場所については、その場所でローカルに何らかの現象が発生し、上下の雲層が連動していることが示唆される。

### 3.4 評価

#### 3.4.1 相関係数のヒストグラムおよび平均値

各波長ペアの相関係数の解析期間全体の結果をもとに  $0.1$  刻みのビンとしてヒストグラム化したものを図 14 から図 18 に示す。ただし低緯度は南緯  $30$  度から北緯  $30$  度、中緯度は南緯  $60$  度から南緯  $30$  度および北緯  $30$  度から北緯  $60$  度の合計とした。これを見ると、前節で議論したような波長間の傾向は、解析期間全体を通して見られることが分かる。低緯度と中緯度を比較すると、全体として中緯度の方が値のばらつきが大きいものの、傾向は大きく変わらなかった。

次に、相関係数のヒストグラムの平均値（各ヒストグラムに”Mode”として記載しているもの）の統計的有意性についても評価した。相関係数の値の母集団の平均  $\mu$  の  $95\%$  信頼区間を、 $t$  分布を用いて推定した。データの集合を  $x$ 、その平均を  $\bar{x}$ 、母集団の平均である母平均を  $\mu$ 、不偏分散を  $s^2$ 、抽出したサンプルサイズを  $n$  とすると、次の式から統計量  $t$  を求め

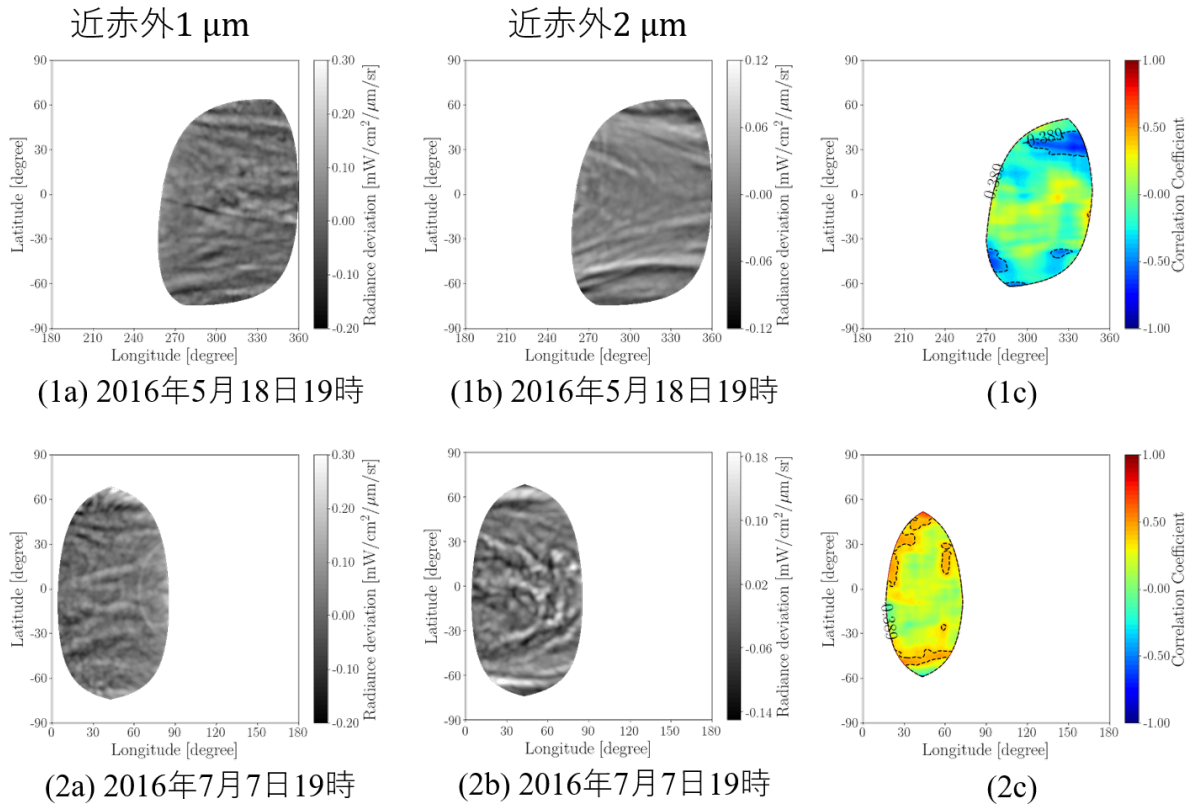


図 13: 波長  $0.9 \mu\text{m}$  と波長  $2 \mu\text{m}$  の近赤外画像の相関係数マップの例。(a) ハイパス後の  $0.9 \mu\text{m}$  画像。(b) ハイパス後の  $2 \mu\text{m}$  画像。(c) 相関係数マップ。

ることができる。

$$t = \frac{\bar{x} - \mu}{\sqrt{\frac{s^2}{n}}} \quad (5)$$

サンプル点は約 1 億点あることから、自由度を  $\infty$  と近似する。したがって 95%信頼区間は  $-1.96 \leq t \leq 1.96$  として、母平均  $\mu$  の値を推定した。この結果を表 ??) に示す。これを見ると、母集団の統計的性質が不変であれば、その平均値はほとんど正確に得ることが可能であると言える。しかしながら、解析する区間によってピークの値および信頼区間はある程度変動する。例えば 283 nm と 365 nm において、解析期間の前半と後半で母平均の 95%信頼区間をそれぞれ計算したところ、前者は  $\mu = +0.667476 \pm 0.000057$ 、後者は  $\mu = +0.742759 \pm 0.000034$  となり、 $\pm 0.1$  程度の変動があることが分かった。これは金星の大気の長期的な変動を反映していると考えられ、実質的にはこのくらいの不確か性があると思われる。一方で、このような変動を考慮しても、本章で議論したような相関の傾向は有意であると言えるだろう。

### 3.4.2 相関係数の統計的有意性

個々の相関係数マップにおける相関係数の統計的有意性を評価するために、以下の方法により 90%信頼区間を求めた。まず、解析範囲の一部に当たる 57 枚の画像について、2 波長間で日付をずらして偽の相関係数マップを作成した。ただし  $10 \mu\text{m}$  については解像度の関



	95%信頼区間)
283 nm と 365 nm	+0.710749 ± 0.000031
2 μm と 10 μm	-0.316285 ± 0.000187
283 nm と 2 μm	-0.332012 ± 0.000056
365 nm と 2 μm	-0.320810 ± 0.000058
0.9 μm と 2 μm	+0.073100 ± 0.000046

表 1: 相関係数の母平均の 95%信頼区間

係から 2 枚のみ用いた。

次に、これらの相関係数マップから波長ペアごとに相関係数のヒストグラムを作成し、分布の正負それぞれについて、端から 5%のデータが含まれる位置での相関係数を読み取る。このとき、系統的な相関がない画像ペアがこれらの値を越える相関係数を示す確率は 10%であると言える。これはすなわち、この 90%信頼区間より大きな振幅を持った相関は、90%の確率で、ランダムな変動の結果としてたまたま生じたものでなく、実際に意味のある相関であるということである。標本数の不足から左右の値が異なったため、両側の絶対値の平均を 90%信頼区間の範囲とした。このようにして算出した信頼区間を表 2 に示す。これらの信頼区間を、図 9 から図 13 の相関係数マップにおいて、等高線の値として反映した。

	90%信頼区間
283 nm と 365 nm	±0.436
2 μm と 10 μm	±0.208
283 nm と 2 μm	±0.467
365 nm と 2 μm	±0.456
0.9 μm と 2 μm	±0.389

表 2: 相関係数の 90%信頼区間

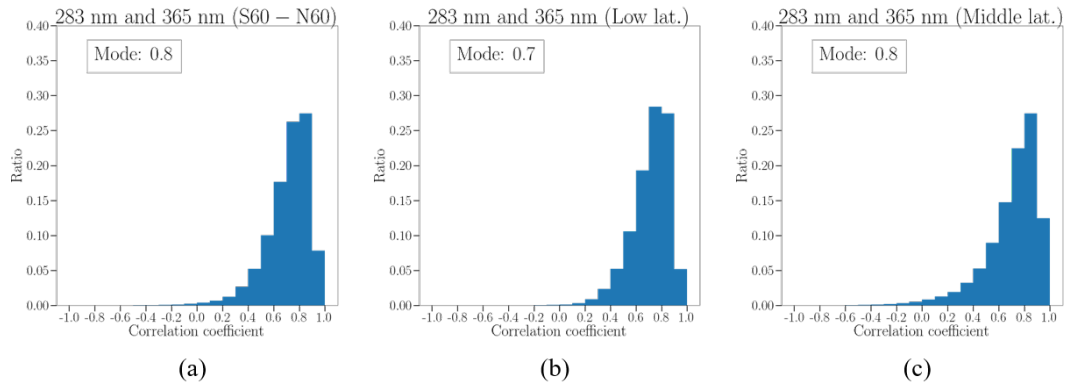


図 14: 283 nm と 365 nm の相関係数のヒストグラム。縦軸は解析期間全体に対してそのビンが占める割合とした。(a) 南緯 60 度から北緯 60 度、(b) 低緯度、(c) 中緯度。

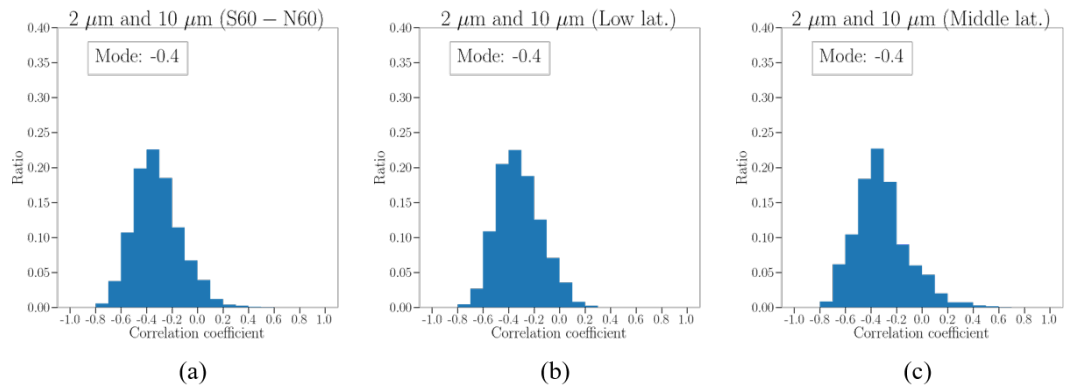


図 15: 2  $\mu\text{m}$  と 10  $\mu\text{m}$  の相関係数のヒストグラム。縦軸は解析期間全体に対してそのビンが占める割合とした。(a) 南緯 60 度から北緯 60 度、(b) 低緯度、(c) 中緯度。

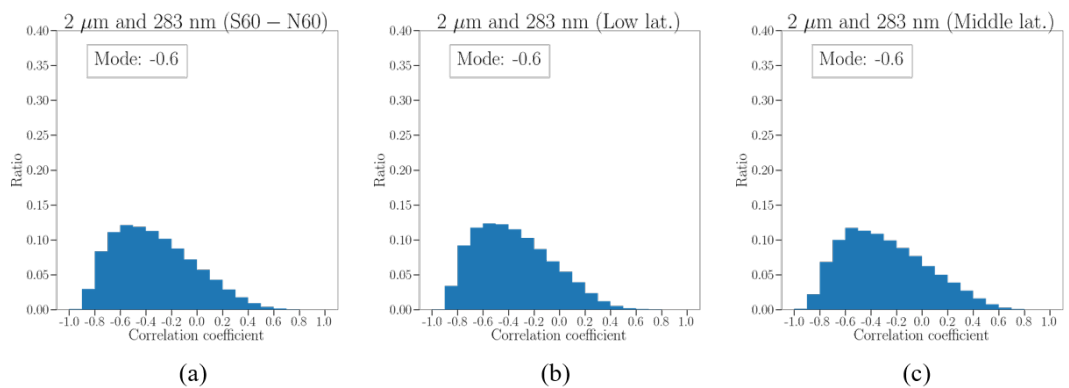


図 16: 2  $\mu\text{m}$  と 283 nm の相関係数のヒストグラム。縦軸は解析期間全体に対してそのビンが占める割合とした。(a) 南緯 60 度から北緯 60 度、(b) 低緯度、(c) 中緯度。

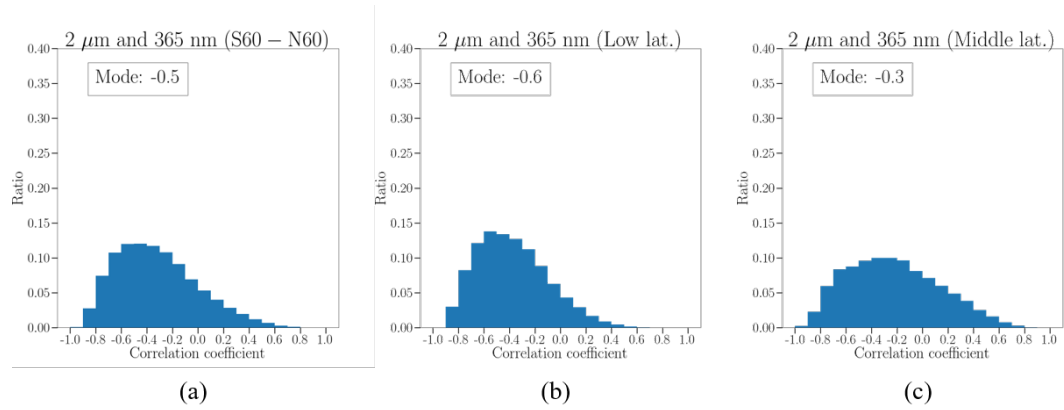


図 17: 2  $\mu\text{m}$  と 365 nm の相関係数のヒストグラム。縦軸は解析期間全体に対してそのビンが占める割合とした。(a) 南緯 60 度から北緯 60 度、(b) 低緯度、(c) 中緯度。

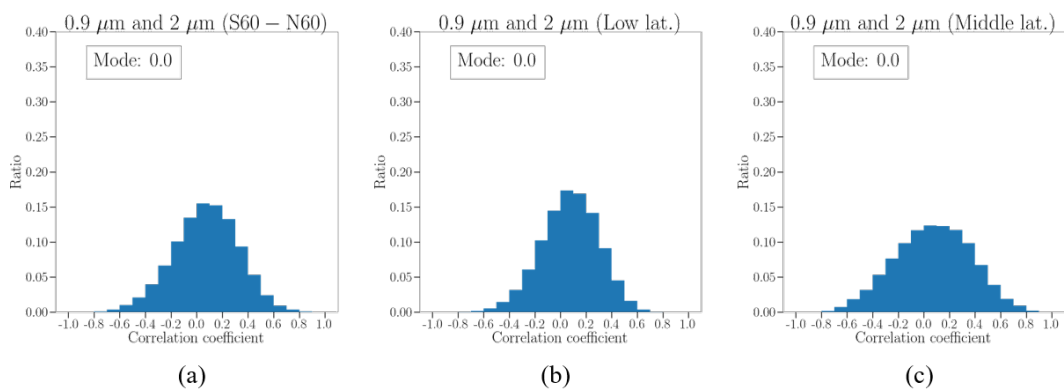


図 18: 1  $\mu\text{m}$  と 2  $\mu\text{m}$  相関係数のヒストグラム。縦軸は解析期間全体に対してそのビンが占める割合とした。(a) 南緯 60 度から北緯 60 度、(b) 低緯度、(c) 中緯度。

## 4 主成分分析を用いた金星雲形態からの特徴抽出

### 4.1 主成分分析を用いた画像解析

本章では、主成分分析を用いた統計学的なアプローチを用いた、金星雲画像からの形態的特徴の抽出を行う。主成分分析は、多次元データの持つ特徴を掴むために広く用いられる解析手法であり、情報の損失を出来る限り抑えながら、より少ない次元でデータを表現する軸を得るものである。主成分分析は次元削減、異常検知、分類、予測など、データ分析のおよそあらゆる側面に応用されている [Esbensen et al., 1987, Jolliffe et al., 2016, Kim et al., 2005]。

とりわけ大気科学分野においては、高次元な気象・気候データの空間的・長期的変動のパターンを調べるのに有効とされ、Obukhov や Lorenz による提唱以来 [Obukhov, 1947, Lorenz, 1956]、多くの研究に用いられてきた。例えば Hannachi らは、地球の北半球における 1948 年 1 月から 2000 年 12 月までの月ごとの海水表面温度の変動パターンについて、複数の PCA ベースの手法を比較した [Hannachi et al., 2006]。また McCabe らは、アメリカ西部における、1941 年から 1990 年の間の 4 月 1 日の積雪量の分布の変動を PCA を用いて解析し、その最も大きなスケールの空間パターンを特定した [McCabe et al., 2002]。

画像データに対して主成分分析を用いたアプローチとしては、顔認識のための特徴抽出としてよく使われるほか [Zhao et al., 2009, Ebied, 2017]、地形データに対する応用としては地球の衛星画像の分類やセグメンテーションに PCA を用いた研究がある [Zabalza, Ren et al., 2014]。PCA は、このように画像中のノイズの影響を低減し、複数の画像に共通して現れる特徴を抽出するのに適している。一方で、計算コストが大きい場合、データの次元が大きい場合には注意を必要とする。

主成分分析を含め、大量のデータを用いて客観的に特徴を抽出するような統計学的なアプローチは、金星の研究においてこれまでほとんどされてこなかった。例えば紫外で見た金星の雲形態について、中緯度で筋状の構造がよく見えることや、低緯度で粒状の構造が卓越することなどはこれまでも度々議論されてきたが、それらは専ら目で見たと主観的な判断によるもので、このような形態的特徴がどの領域でどれくらい卓越しているかといった定量的な解析はこれまでされてこなかった。このような解析を本格的に行うためには、金星を広範囲かつ高頻度に撮像したデータが必要になるが、このようなデータセットは金星探査機あかつきの観測によって初めて入手可能になったものである。さらに、あかつきは近赤外  $2\ \mu\text{m}$  や紫外  $283\ \text{nm}$  などこれまでの探査機で使われていなかった波長を含む多波長での観測を行って、上述のような雲の形態パターンについて波長間の比較を行うことが可能である。

本章では、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する。そして緯度による違いにも着目して包括的な比較を行うことで、これまでランダムな揺らぎの成分に埋もれていた雲の形態を定量的に議論し、その特徴を統計学的な視点から明らかにしたい。

## 4.2 手法

### 4.2.1 主成分分析

解析の手法として、主成分分析を用いた。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ものである。

いま、 $n$ 個のデータ点を持つ  $p$ 次元ベクトルからなる行列  $\mathbf{X} = \mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_p$  を考える。すなわち  $X$  は  $j$  番目の行が、観測データにおける  $j$  番目の変数となるような、 $n \times p$  の行列である。本解析では、 $n$  はパッチ画像の総数、 $p$  は1枚のパッチ画像の全ピクセルを1次元ベクトルに並べたもの（今回は後述するように  $48 \times 48$ 次元）が対応する。このとき、分散が最大になるような  $X$  の軸を探し、それを新たな軸とする。すなわち、観測データの集合  $X$  を

$$\sum_{j=0}^p a_j \mathbf{x}_j = \mathbf{X} \mathbf{a} \quad (6)$$

のように単位ベクトル  $\mathbf{a} = a_1, \dots, a_p$  に向かって射影し、この射影されたデータの分散

$$\text{Var}[\mathbf{X} \mathbf{a}] = \frac{1}{N} ((\mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}}) \mathbf{a})^T ((\mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}}) \mathbf{a}) = \frac{1}{N} \mathbf{a}^T (\mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}})^T (\mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}}) \mathbf{a} = \mathbf{a}^T \mathbf{S} \mathbf{a} \quad (7)$$

を最大化する。ただし  $\bar{\mathbf{X}}$  は各次元の平均値のベクトル

$$\bar{\mathbf{X}} = \begin{bmatrix} \bar{x}_1 \\ \bar{x}_2 \\ \vdots \\ \bar{x}_p \end{bmatrix} \quad (8)$$

とし、 $\mathbf{S}$  は  $\mathbf{X} \mathbf{a}$  の共分散行列とする。これはすなわち、 $\mathbf{a}^T \mathbf{S} \mathbf{a}$  を最大化する  $p$ 次元ベクトル  $\mathbf{a}$  を見つけることに他ならない。このようなベクトル  $\mathbf{a}$  は、そのノルムを1と仮定すると、ラグランジュの未定乗数法により解析的に求めることができる。

$$E(\mathbf{a}) = \mathbf{a}^T \mathbf{S} \mathbf{a} - \lambda (\mathbf{a}^T \mathbf{a} - 1) \quad (9)$$

ただし  $\lambda$  はラグランジュ未定定数である。両辺をベクトル  $\mathbf{a}$  で微分すると、左辺=0より、

$$\mathbf{a} \mathbf{S} - \lambda \mathbf{a} = 0 \quad (10)$$

となり、

$$\mathbf{a} \mathbf{S} = \lambda \mathbf{a} \quad (11)$$

が得られる。従って、 $\mathbf{a}$  は共分散行列  $\mathbf{S}$  の固有ベクトル、 $\lambda$  はその固有値である。特に、

$$\text{Var}[\mathbf{X} \mathbf{a}] = \mathbf{a}^T \mathbf{S} \mathbf{a} = \lambda \mathbf{a}^T \mathbf{a} = \lambda \quad (12)$$

より、その固有値  $\lambda$  は射影されたデータの分散  $\text{Var}[\mathbf{X} \mathbf{a}]$  に等しいので、分散を最大化する軸を得るため、固有値  $\lambda_1$  が最大になるときの、対応する固有ベクトル  $\mathbf{a}_1$  をここでは選択

する。

また、 $p \times p$ の実数ベクトルである  $\mathbf{S}$  はちょうど  $p$  個の実数の固有値  $\lambda_k (k = 1, \dots, p)$  を持ち、それに対応する固有ベクトルは直行基底をとることができる (i.e.  $k=k'$  のとき  $\mathbf{a}_k^T \mathbf{a}_{k'} = 1$  で、それ以外ときは 0)。そのため、互いに無相関な最大  $p$  個のベクトルの線形結合を得ることができる。これは 2つの線形結合  $\mathbf{X}\mathbf{a}_k$ 、 $\mathbf{X}\mathbf{a}_{k'}$  が、 $k' \neq k$  のとき  $\mathbf{a}_k^T \mathbf{S}\mathbf{a}_{k'} = \lambda_k \mathbf{a}_k^T \mathbf{a}_{k'} = 0$  とすることで達成される。

このように、観測データの共分散行列  $\mathbf{S}$  を生成して、 $\mathbf{S}$  に関する固有値問題を解いて求めた固有値・固有ベクトルの中で、固有値が最大となる固有ベクトルを選択することで、分散が最大となる軸  $\mathbf{a}$  を得ることができる。

#### 4.2.2 多波長雲画像からの特徴抽出

以下の手順に従って、雲画像に対して主成分分析を適用した。使用した波長は  $10 \mu\text{m}$ 、 $2 \mu\text{m}$ 、 $283 \text{ nm}$ 、 $365 \text{ nm}$  の 4 波長である。 $0.9 \mu\text{m}$  についても解析を行ったが、この波長ではカメラの検出器が 4 象限に分かれており、各象限間の輝度較正が不十分であるために象限の境界で輝度の不連続があり、それが抽出される空間パターンに大きな影響があることが分かったため、今回の解析に含めなかった。

まず、太陽の入射角や出射角に依存しない雲の濃淡模様を議論するために、前章と同様に、 $10 \mu\text{m}$  を除く全ての波長 (近赤外  $2 \mu\text{m}$ 、 $283 \text{ nm}$ 、 $365 \text{ nm}$ ) について、Minnaert Law を用いて輝度値の補正を行った。次に、前章と同様に、各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・経度いずれについてもおよそ 6 度以下のスケールの構造を抽出した。解析範囲は 2016 年 3 月 31 日から 2016 年 10 月 29 日とした。

このようにして得られたハイパス画像に対して、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幅  $12 \text{ 度}$  × 経度幅  $12 \text{ 度}$  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。ここで、画像の次元を削減して計算を効率化するため、画像の次元は、 $2 \text{ pixel} \times 2 \text{ pixel}$  の平均をとって新たな  $1 \text{ pixel}$  とすることで、 $96 \text{ pixel} \times 96 \text{ pixel}$  から  $48 \text{ pixel} \times 48 \text{ pixel}$  に圧縮した。各波長のパッチ画像の総数を表 3 に示す。ただし、緯度による違いを知るために、南緯  $30 \text{ 度}$  から北緯  $30 \text{ 度}$  までを低緯度、南緯  $60 \text{ 度}$  から南緯  $30 \text{ 度}$  および北緯  $30 \text{ 度}$  から北緯  $60 \text{ 度}$  までを中緯度として、2つの緯度帯を別々に解析した。また、北半球では北西-南東、南半球では南西-北東方向の筋がよく観察されるため、そのような斜めのパターンを抽出するために、南半球のパッチ画像は南北反転して入力した。今回注目する空間パターンについては統計的には南北半球間で対称であると仮定したことになる。 $10 \mu\text{m}$  については、前章と同様に、解像度の関係から金星とあかつきの距離が  $200,000 \text{ km}$  以内の画像のみを用いたため、パッチ画像の総数は他より少なくなった。このようにして得られたパッチ画像群に対して主成分分析を行った。以上の流れを図 19 に示す。

主成分分析により観測データは互いに無相関な主成分の線形結合に変換され、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 5 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。

	枚数 (低緯度)	枚数 (中緯度)
2 $\mu$ m	40,488	14,675
10 $\mu$ m	1,397	478
283 nm	45,585	16,284
365 nm	45,713	16,294

表 3: パッチ画像の総数

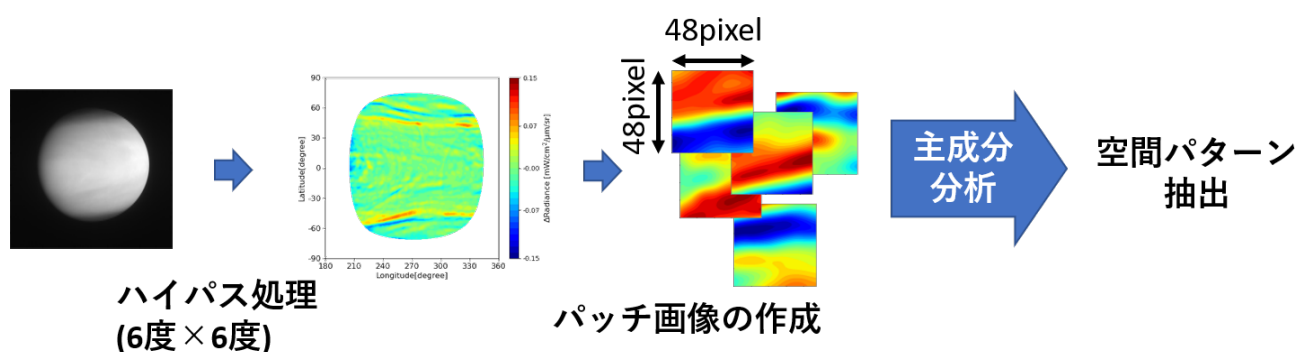


図 19: 主成分分析を用いた雲画像からの特徴抽出の概要

## 4.3 解析結果

### 4.3.1 紫外 283 nm

紫外 283 nm は雲頂の SO<sub>2</sub> 分布を反映している。283 nm のパッチ画像の例を図 20、主成分分析した結果を図 21 に示す。さらに、それぞれの主成分の占める寄与率を図 22 に示した。抽出された空間パターンを見ると、まず寄与率の大きな成分ほど波数が小さく、寄与率が下がるに従って次第に波数の大きな、細かい構造が見られることが分かる。そして、低緯度・中緯度の両方で、左上から右下に傾いた斜めの筋構造が見られる。主成分分析の際に南半球のパッチ画像は南北反転させたので、この傾きは北半球での傾きに対応する。このような傾いた雲の形態パターンは、高緯度に向かう大気の循環と、西向きの東西風の角速度が高緯度ほど大きいことの組み合わせにより生じうる。さらに緯度の違いに着目すると、中緯度でより筋状の構造が卓越することが分かる。中緯度で斜めの筋に見える第一主成分から第四主成分までの寄与率を足すと、全体の分散のおよそ 80% 以上を説明できていることが分かる。このことから、特に中緯度においては、斜めの縞の空間パターンが支配的であると言える。

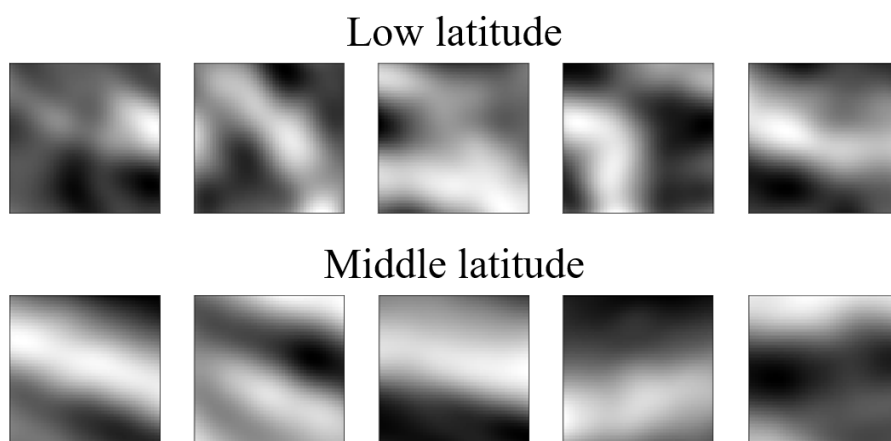


図 20: 283 nm のパッチ画像の例

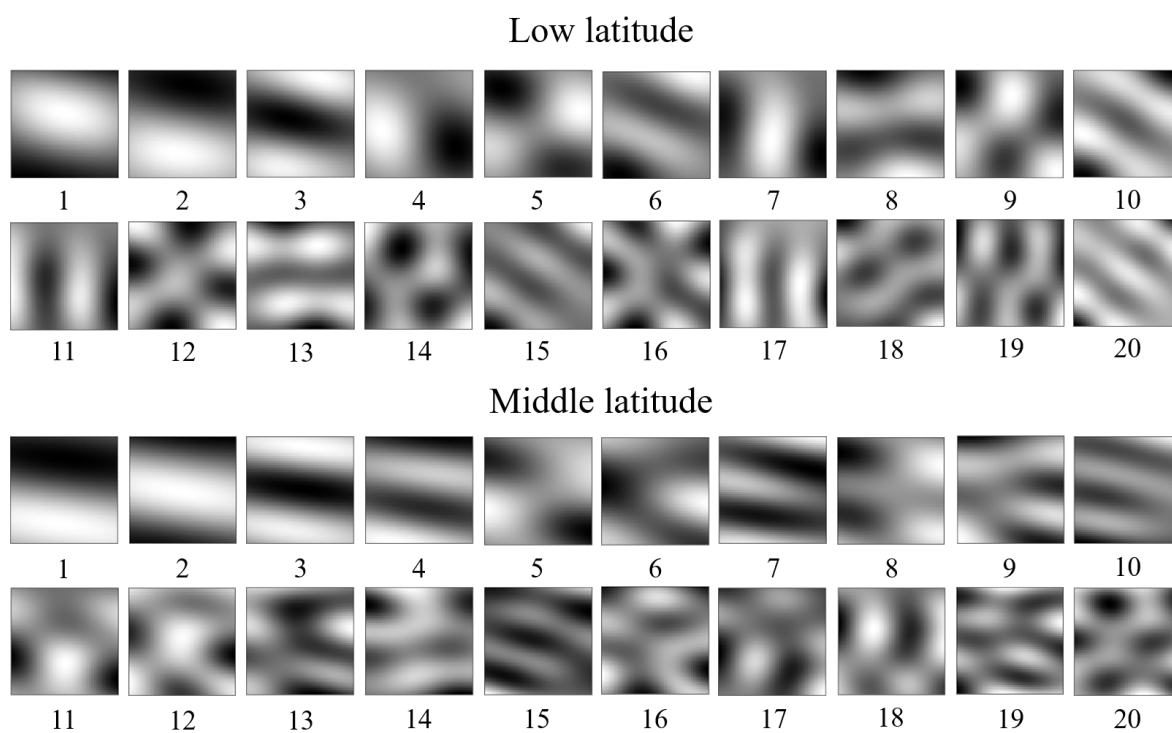


図 21: 283 nm の主成分。左上から右下に向かって第 1 主成分から第 20 主成分まで表示した。



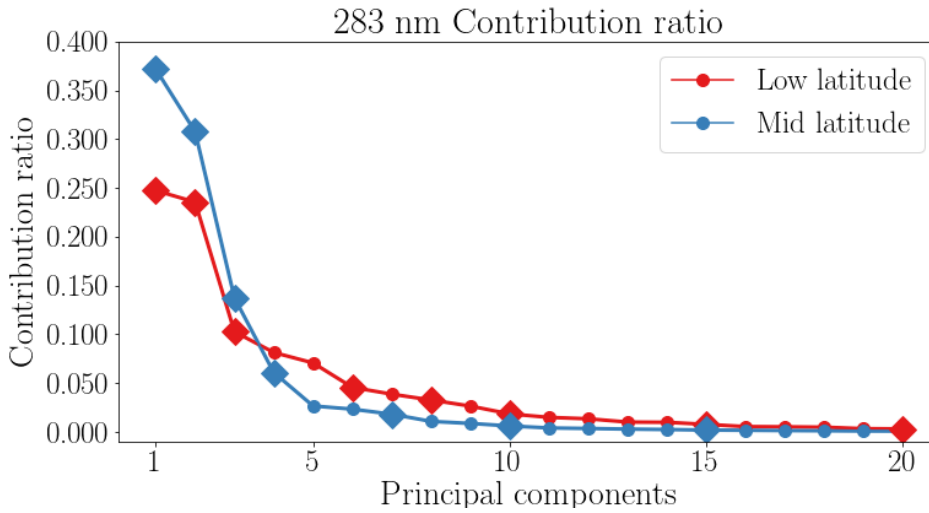


図 22: 283 nm の主成分の寄与率。ただし菱形の印は、斜めの筋を持つ成分であることを示している。

#### 4.3.2 紫外 365 nm

紫外 365 nm は雲頂の未知の紫外線吸収物質の分布を反映している。365 nm のパッチ画像の例を図 23、主成分分析した結果を図 24 に示す。さらに、それぞれの主成分の占める寄与率を図 25 に示した。抽出された空間パターンは、前節の 283 nm と同様に、波数の小さな成分がまず最初に出てきて、小さな構造ほど寄与率の小さな成分として表れる。また、緯度による違いについても 283 nm と同様に、中緯度では低緯度よりも筋状の構造が卓越し、斜めの筋を持つ成分の寄与率を足すと全体の 80% を超えるほど支配的である。各主成分の持つパターンについて紫外 283 nm と比較すると、筋状の成分が卓越するなどといった大きな傾向だけでなく、それぞれの主成分の並び方についても強い類似性がある。これは  $\text{SO}_2$  と未知の紫外線吸収物質の間に強い関係性があることを、その分布が持つ空間パターンという視点から示唆するものである。

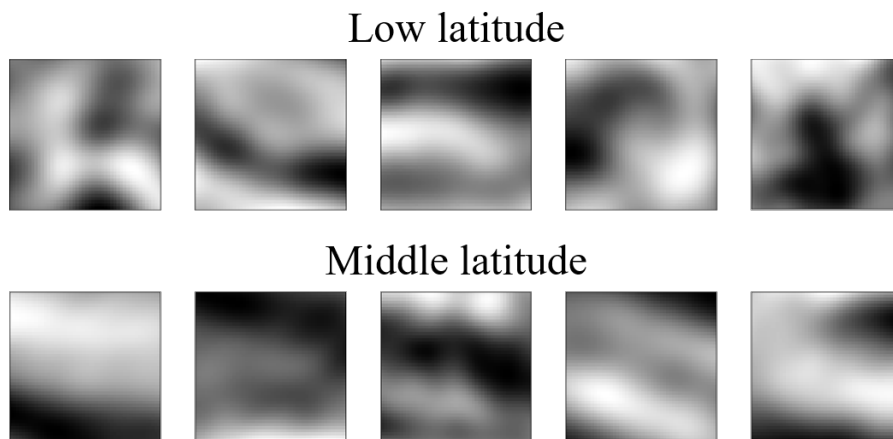


図 23: 365 nm のパッチ画像の例

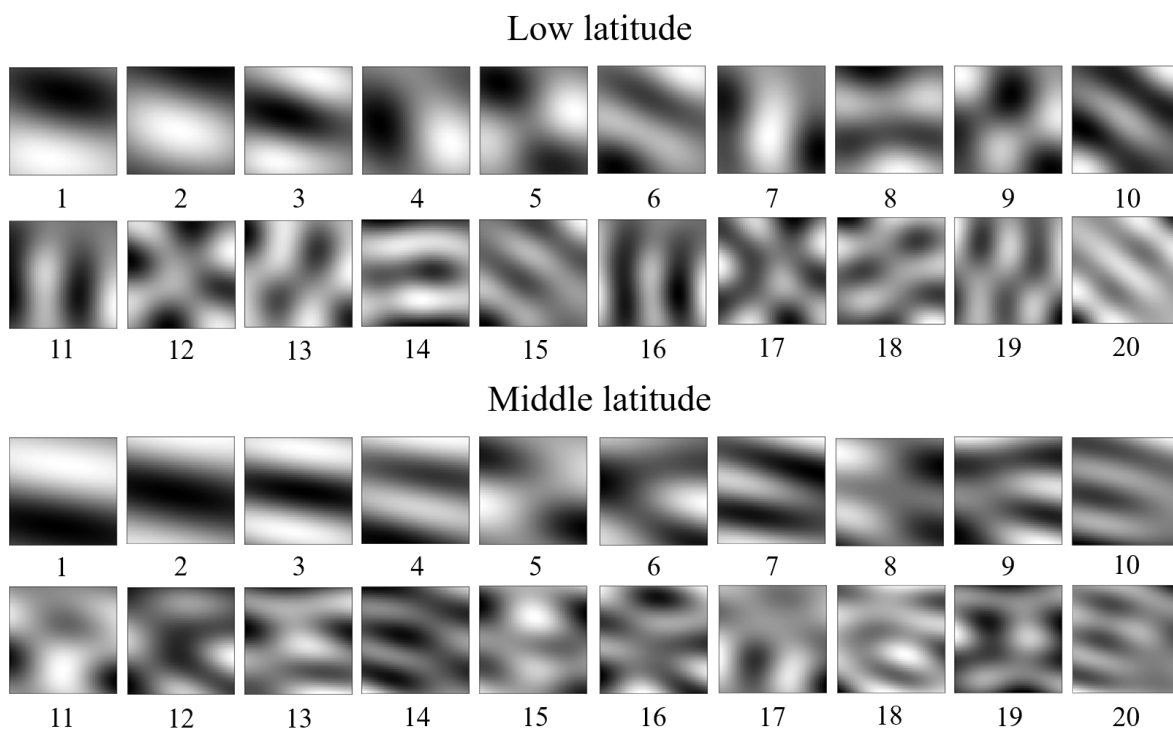


図 24: 365 nm の主成分。左上から右下に向かって第 1 主成分から第 20 主成分まで表示した。

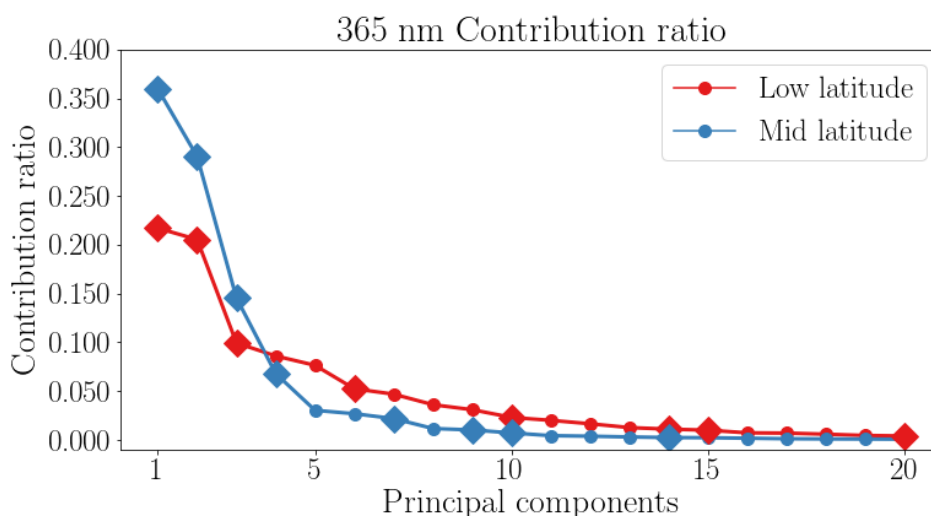


図 25: 365 nm の主成分の寄与率。ただし菱形の印は、斜めの筋を持つ成分であることを示している。

### 4.3.3 近赤外 2 $\mu\text{m}$

2  $\mu\text{m}$  では雲頂高度が高いところは明るく見える。2  $\mu\text{m}$  のパッチ画像の例を図 26、主成分分析した結果を図 27 に示す。さらに、それぞれの主成分の占める寄与率を図 28 に示し

た。抽出された空間パターンは、283 nm や 365 nm と同様に、波数の小さな成分ほど寄与率が高い。また、低緯度に比べ中緯度で筋状の構造がより支配的になる点も同様である。さらに、個々の主成分をより詳細にみると、抽出された空間パターンが 283 nm や 365 nm のものと似ていることが分かる。これは、雲長高度と 2つの物質分布を作り出すメカニズムに共通のプロセスがあることを示唆するものである。

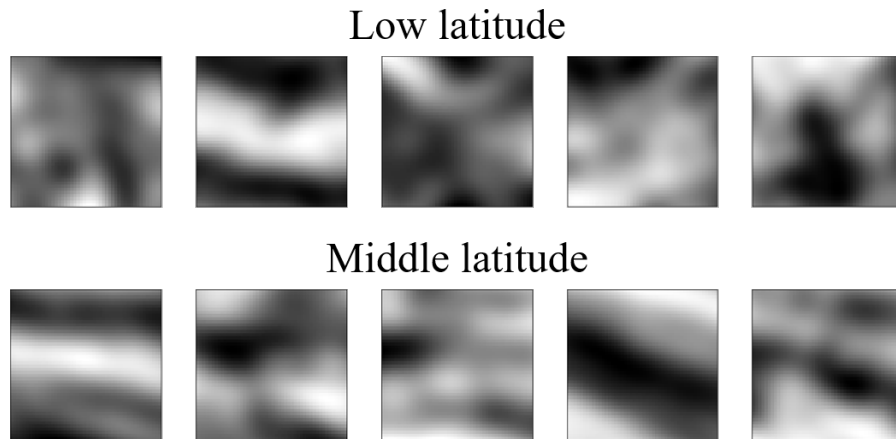


図 26: 2  $\mu\text{m}$  のパッチ画像の例

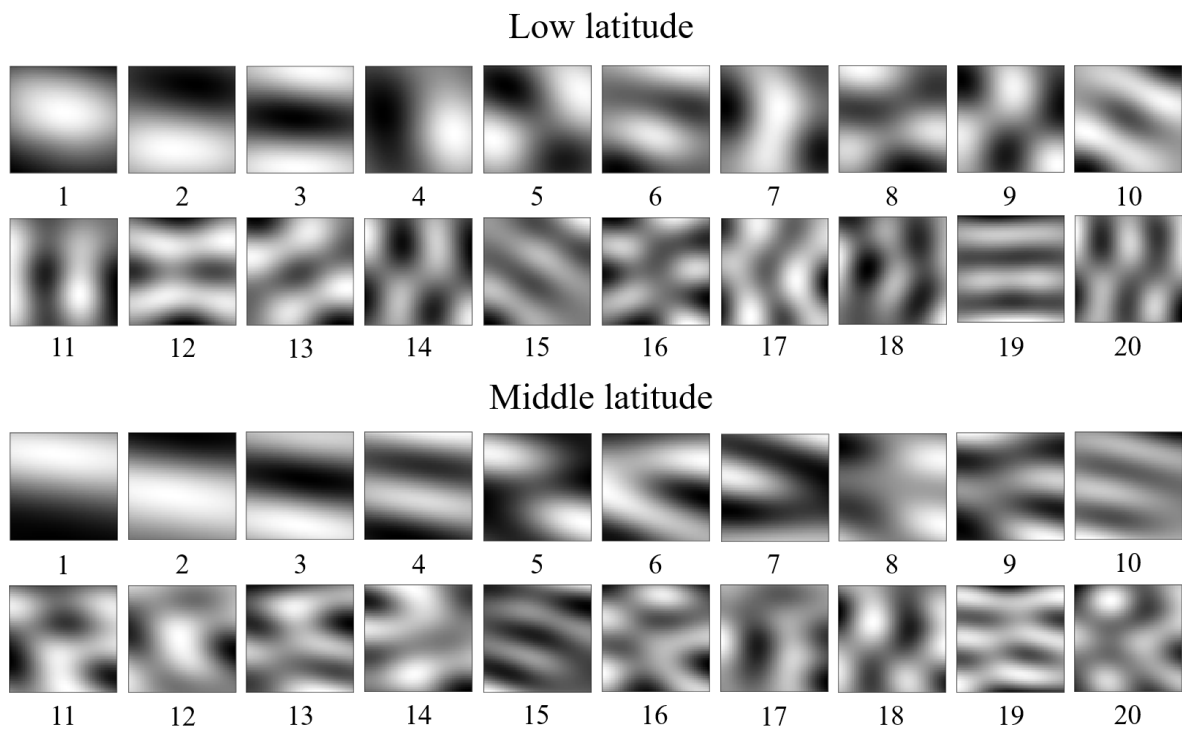


図 27: 2  $\mu\text{m}$  の主成分。左上から右下に向かって第 1 主成分から第 20 主成分まで表示した。

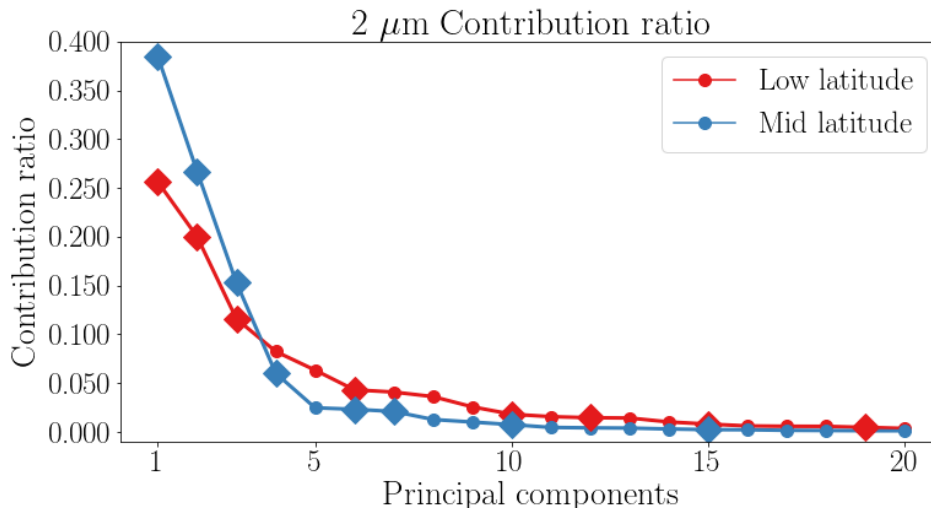


図 28:  $2\mu\text{m}$  の主成分の寄与率。ただし菱形の印は、斜めの筋を持つ成分であることを示している。

#### 4.3.4 中間赤外 $10\mu\text{m}$

$10\mu\text{m}$  は雲頂温度の分布を反映し、温度の高いところは明るく見える。 $10\mu\text{m}$  のパッチ画像の例を図 29、主成分分析した結果を図 30 に示す。さらに、それぞれの主成分の占める寄与率を図 31 に示した。抽出された空間パターンを見ると、まず波数の小さな成分が最初に出てくるといふ点は他の波長と共通している。ところが  $10\mu\text{m}$  においては、低緯度において第一主成分に縦の構造が見えている。この理由としては、 $10\mu\text{m}$  の画像でよく見られる図 32 のような南北に伸びる弓状構造が反映されたのではないかと考えられる。このような構造は東西方向の風速場に流されず地形にほぼ固定して動かないことが明らかとなっている [Fukuhara et al., 2017]。実際に第一主成分の振幅の大きなパッチ画像を確認してみると、この地形固定構造に相当する場所のものであることが分かった。また、 $10\mu\text{m}$  の主成分は寄与率の大きさが他の波長と異なっている。他の波長においては、第一主成分は低緯度で  $0.20\sim 0.25$ 、中緯度では  $0.35$  程度の寄与率を持っているが、 $10\mu\text{m}$  ではその半分ほどしかない。 $10\mu\text{m}$  画像を目で見た時に、他波長と比べ小さな粒状の構造が卓越し、筋の構造があまり見られないが、主成分分析の結果はこの印象を裏付けている。一方で、特に中緯度では斜め縞の成分が大きな寄与率を持つなど他の波長と共通する特徴がみられ、このことは雲頂温度もまた、雲頂高度や紫外線吸収物質などと共通するプロセスに従っていることを暗示している。

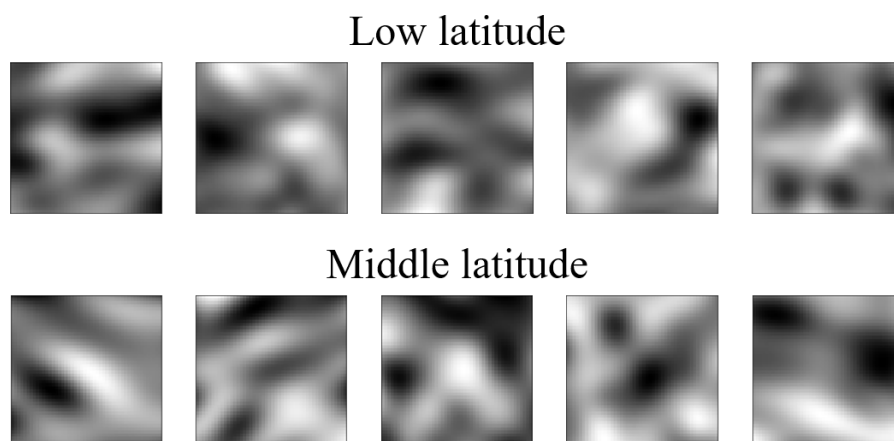


図 29:  $10\ \mu\text{m}$  のパッチ画像の例

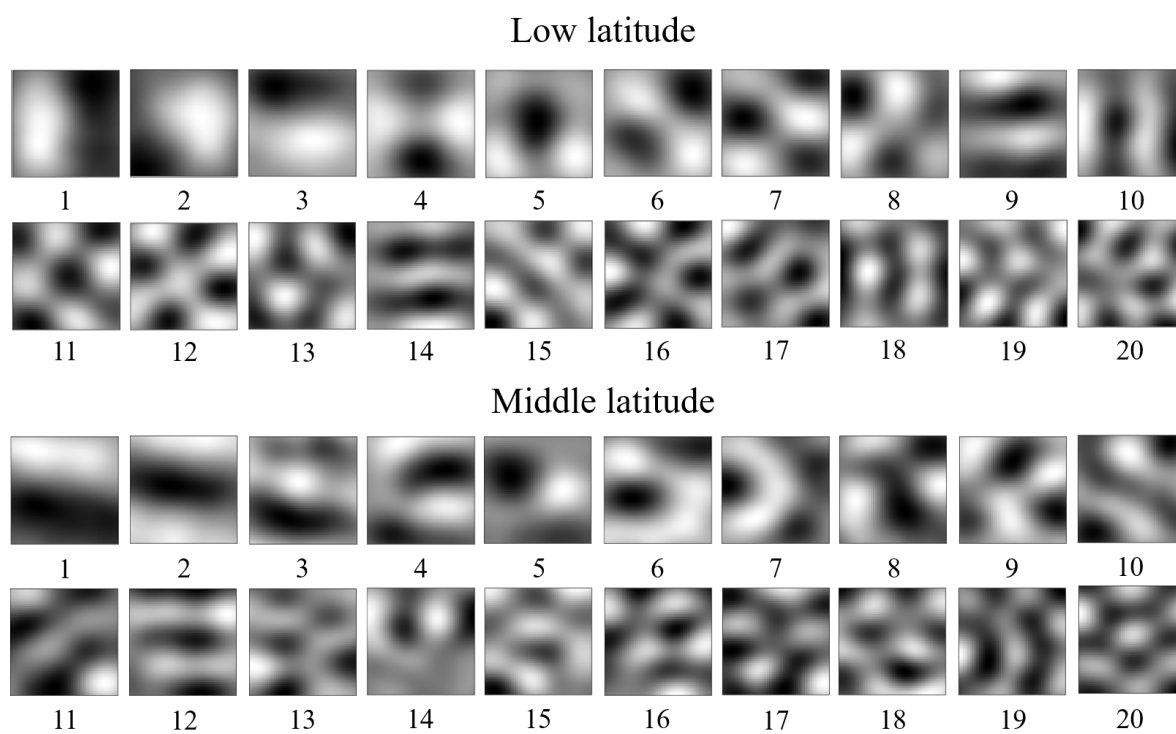


図 30:  $10\ \mu\text{m}$  の主成分。左上から右下に向かって第1主成分から第20主成分まで表示した。

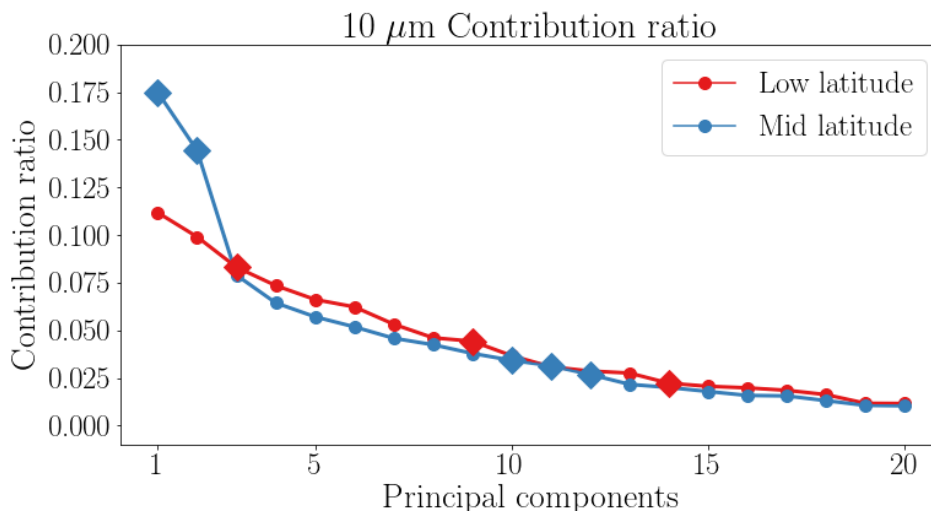


図 31: 10 $\mu\text{m}$  の主成分の寄与率。ただし菱形の印は、斜めの筋を持つ成分であることを示している。

#### 4.4 考察

主成分分析を用いて各波長の空間パターンを抽出した結果、各波長に特有のパターンや、波長間で共通する特徴が得られた。本節では、抽出された形態的特徴と物理過程の間の関係や、波長間の空間パターンの関係性について考察する。

まず波長間で共通する特徴として、筋状の構造が低緯度より中緯度でより卓越していたことが挙げられる。このように中緯度において斜め方向の筋状構造が見られる理由としては、中緯度では東西風速の緯度勾配が大きく、また低緯度から高緯度に向かう南北方向の循環があるため、雲塊が引き延ばされながら斜めに流されるという点が考えられる。中緯度で雲塊が引き延ばされ、今回抽出されたような筋状のパターンとして観測されると思われる。さらに、東西風の風速の大きさと、この傾きの大きさから、南北方向の平均風速を推定することも可能である [Belton et al., 1991]。

また、波長間の関係性からもいくつかの点が言える。例えば雲頂の  $\text{SO}_2$  分布を反映する 283 nm と、未知の紫外線吸収物質の分布を反映する 365 nm の空間パターンの間に強い類似性が見られた。このことは、 $\text{SO}_2$  と未知の紫外線吸収物質の間に関係性があることを示すものである。さらに、雲頂高度を反映する 2  $\mu\text{m}$  とこれらの紫外線吸収物質の間にも高い類似性が見られた。このことは、雲の形成とこれらの物質を分布させるメカニズムの間に共通点があることを示唆している。このような関係性は、前章の相関係数マッピングにおいて  $\text{SO}_2$  分布と雲頂高度の間に相関が見られたという結果とも合致するものである。

波長に特有の形態パターンとしては、雲頂温度を反映する 10  $\mu\text{m}$  で、低緯度において縦縞成分が第一主成分に現れた点が特徴的である。この波長では図 32 のような、南北にまたがる弓状構造がよく見られ、この現象が空間パターンとして表れたものである。このように大きな寄与率をもって表れた理由の一つとしては、このような弓状構造が他のよくある雲の構造に比べ振幅が大きい傾向があるからだと思われる。また、この波長では目視で見ると、おそらくはランダムなノイズが多いために筋状の構造がほとんど確認できないが、統計

的に空間パターンを抽出するとそのような構造が卓越していることが判明した。このことは、雲頂温度もまた、他の波長が示す物理量と共通のメカニズムに従って変動していることを示唆しており、注目に値する。

このように雲の持つ空間パターンを主成分分析によって統計的に抽出し、波長間の関係性について議論することで、それぞれの波長が示す物理量の特性について、客観的な観点からより詳細に議論することが可能になった。



## 5 変分オートエンコーダ (VAE) を用いた地形固定構造の抽出

### 5.1 VAE を用いた地形固定構造の抽出

#### 5.1.1 地形固定構造の自動検出

金星の雲の表面に、図 32 のように南北にまたがる弓状構造が時折現れることが知られている。この図はあかつきの中間赤外カメラ（図左）および紫外カメラ（図右）で撮影されたもので、背景の風速場に流されることなく長時間（数日以上）同じ地形上に存在し続けた [Fukuhara et al., 2017]。この構造は昼から夕方にかけて、高地上に存在することが分かっており、その成因は地形性の重力波であると言われている [Kouyama et al., 2017]。重力波は大気中の浮力を復元力として伝播する波であり、大気の下層で励起され上層に伝播する。重力波は運動量を輸送するので、これは金星の気象システムに影響を与え、したがって大気循環の運動プロセスを考える上で重要な現象である。

これまでに [Kouyama et al., 2017, Peralta et al., 2017] らにより地形性重力波によると考えられる複数の事例が報告されているが、このような弓状構造が金星のどの緯度やローカルタイムに発生しやすいかなど、その条件をより詳細に特定するためには、さらに多くの事例を用いて包括的に解析することが必要である。このように雲の表面に現れる特徴的な構造の発見は、これまでの解析では主に人による目視で行われてきた。しかし、大量の画像データからより多くの事例を効率的に見つけるには、このような構造を自動で検出する枠組みが必要である。さらに、図 32 右にあるような紫外画像における地形固定構造は、図左の中間赤外画像に比べて小さな構造のものが多いため、撮影された大量のデータから目視で全て見つけ出すのには限界がある。

本章では、地形固定構造を自動で検出する枠組みとして、変分オートエンコーダ [Kingma et al., 2013] を用いた異常検知による自動検出手法を提案する。このような雲の形態パターンの中の見慣れない特殊な成分を自動的に検出するシステムは、地形固定構造に限らず幅広い現象に適用可能である。本研究は金星大気科学において、このような深層学習を用いたアプローチを確立するための最初のステップとして、地形固定構造に着目し、その自動検出に取り組んだ。

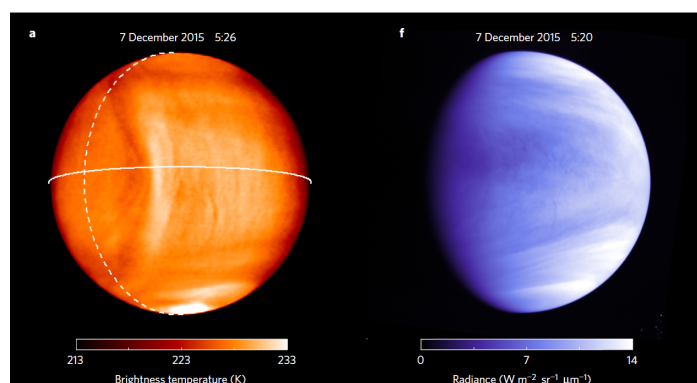


図 32: 2015 年 12 月 7 日にあかつきにより撮影された中間赤外画像（左）および紫外画像（右） [Fukuhara et al., 2017]。左の画像には南北に弓状に伸びる地形固定構造が見られる。右の画像にも同じ位置に同様の構造があるが振幅が小さいため判別しにくい。



### 5.1.2 変分オートエンコーダ (VAE) を用いた画像異常検知

地形固定構造は金星の雲の表面に時折現れる特殊な成分と言えるため、これを異常クラスとして扱い、地形固定構造を含まない通常の雲画像を正常クラスとすることで、異常検知のタスクとして扱うことができる。画像データに対する異常検知の手法としては、教師あり学習による分類がまず考えられる。教師あり学習では、正常クラスと異常クラスのラベルがついた一定数のデータを用意して、両方のクラスを訓練データとしてネットワークを学習させることで、正常又は異常のクラス分類を行うものである。教師あり学習による異常検知の概要を図 33 に示す。教師あり学習による分類を異常検知に適用すると、次のような問題がある。まず、学習のためにラベルのついた正常・異常データが大量に必要であり、そのうえ正常クラスと異常クラスの割合が偏っている場合には、異常クラスの特徴をうまく学習することができず精度に問題が生じることがある。さらに、異常クラスには複数の種類があると考えられるが、学習データに含まれない未知の異常クラスが現れた場合にどのように判定されるか本質的に予測不可能であるという深刻な問題点がある。

一方、画像に対する異常検知の手法として近年注目されているのは、オートエンコーダと呼ばれるニューラルネットワークの一種を用いた手法である。オートエンコーダは入力層と出力層に同じデータを用いて学習させることで次元圧縮を行うものである。オートエンコーダを用いて画像の異常判定を行う場合、正常画像のみを学習データの用いてその特徴を自動で学習させ、テスト時にはネットワークの最終層から出力される再構成画像と元画像との間のピクセルごとの誤差の合計（再構成誤差）の大小により異常の判定を行う [An et al., 2015]。オートエンコーダを用いた異常検知の概要を図 34 に示す。正常クラスのみを入力として学習させたネットワークに画像を入力すると、学習された特徴から逸脱した特徴は平滑化されて再構成されるため、異常データであるほど、再構成誤差は大きくなる。したがって、再構成誤差の大小により異常データの自動検出を行うことが可能である。

このようなオートエンコーダを用いた異常検知は複数の利点がある。まず、学習時に異常クラスを必要としないため、異常クラスのデータを多く集めることが難しい場合にも精度が期待でき、また未知の異常データに対しても対応可能な点があげられる。さらに、画像の再構成誤差を用いた手法であるため、判定結果の根拠（どの部分の誤差が大きかったのか）をユーザーが目で確認できるという長所がある。一方で、入力画像に載っている雑音は出力時に平均化される（再構成されない）ので、雑音は再構成誤差の値を増やし、異常検知に悪影響を与える可能性がある。また、学習時に正常クラスの特徴として学習されたものはテスト時に平滑化されないため、人の目で見られるよりも細かな異常が検知されることは期待できない。

このようにいくつか注意すべき点があるものの、画像の枚数が十分にあり、周囲の雑音がそれほど大きくない場合には、上記の手法は有用であると言える。本章では、オートエンコーダの仕組みを基にして近年提唱された変分オートエンコーダ [Kingma et al., 2013] を用いた異常検知手法により、金星雲画像からの地形固定構造の自動検出を行う。このような深層学習を用いたアプローチを金星の画像解析に応用したのは、本研究が初めてのことである。

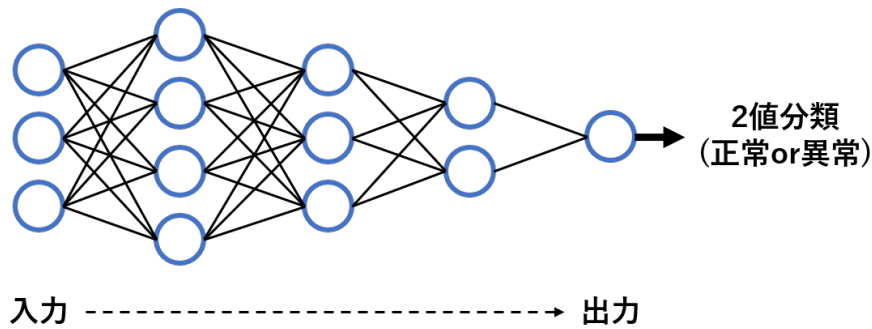


図 33: 教師あり学習による異常検知

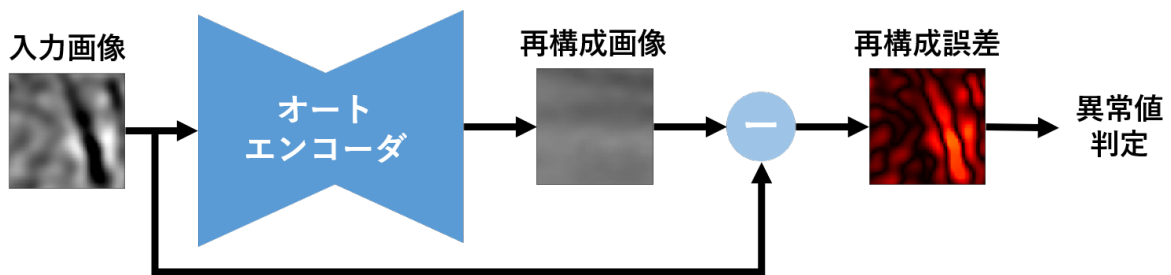


図 34: オートエンコーダによる異常検知

## 5.2 手法

### 5.2.1 変分オートエンコーダ (VAE)

オートエンコーダは、入力と出力を同じにしてニューラルネットワークを学習させることで次元を削減し、圧縮された特徴を得るものである。これは、入力データ  $X$  を潜在変数  $z$  に対応付けるニューラルネットワーク (Encoder)  $q_{\phi}(z|X)$  と、逆に潜在変数  $z$  を入力として元画像を復元するニューラルネットワーク (Decoder)  $p_{\theta}(X|z)$  に分かれている。VAEでは、推論したいデータ  $X$  を最もよく表現する確率モデル  $p(X)$  のパラメータ  $\theta, \phi$  を、誤差逆伝播法と確率的勾配降下法により求める。このとき、潜在変数  $z$  が正規分布になっていると仮定する。潜在空間  $z$  の確率分布は通常ノルム 1 の正規分布  $z \sim N(0, 1)$  が用いられ、平均  $\mu(X)$  と分散  $\sigma(X)$  で表される。変分オートエンコーダの概要図を図 35 に示す。

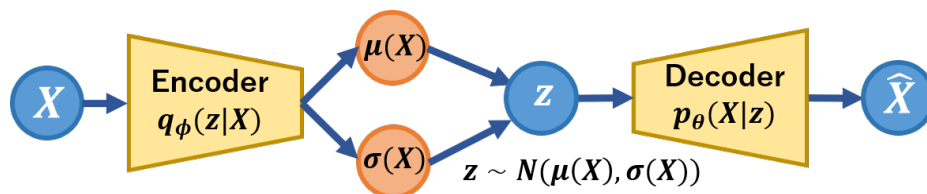


図 35: 変分オートエンコーダ

学習の際には以下の誤差関数を最小化するようなパラメータ  $\theta, \phi$  を求める。これはデータの対数尤度  $\log p(X)$  の最大化と同義である。

$$\mathcal{L}(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\phi}, \mathbf{x}_i) = -D_{KL}(q_{\boldsymbol{\phi}}(\mathbf{z}|\mathbf{x}_i)||p_{\boldsymbol{\theta}}(\mathbf{z})) + \mathbb{E}_{q(\mathbf{z}|\mathbf{x}_i)}[\log p_{\boldsymbol{\theta}}(\mathbf{x}_i|\mathbf{z})] \quad (13)$$

ただし、 $\mathbf{x}_i$  はデータ中のサンプル、 $D_{KL}$  はKL ダイバージェンス、 $\mathbb{E}_{q(\mathbf{z}|\mathbf{x}_i)}[\log p_{\boldsymbol{\theta}}(\mathbf{x}_i|\mathbf{z})]$  はエンコーダ  $q_{\boldsymbol{\phi}}(\mathbf{z}|X)$  に関する入力  $x_i$  の対数尤度  $\log p_{\boldsymbol{\theta}}(\mathbf{x}_i|\mathbf{z})$  の期待値である。この学習パラメータ  $\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\phi}$  を用いてネットワークを順伝播させれば入力の再構成画像  $\hat{u}$  を取得できる。

### 5.2.2 画像の前処理

使用した波長は283 nmである。この波長での地形固定構造は[北原(2018年, 修士論文)]によって調べられているが、全体として小さな構造が多く、目視での発見には限界がある。相関係数マッピングや主成分分析における前処理と同様に、まず Minnaert Law を用いて輝度値の補正を行った。さらに、同じ緯度経度に留まり続ける性質を持つ地形固定構造を発見しやすくするために、およそ2時間に1回撮像される紫外283 nm画像を1日分(約5~7枚程度)足し合わせ、その平均を取った。これにより、背景の風速場に流される構造はならされ、地形固定構造が強調される。その後ハイパスフィルタリングにより緯度経度6度以下の構造を抽出した。次に、主成分分析で行ったのと同様に、パッチ画像の作成を行った。パッチ画像の大きさは、ターゲットとなる地形固定構造が収まるよう、これまでに発見された紫外画像での地形固定構造を参考に、緯度経度24度のサイズとした。解析範囲は2016年4月3日から2017年1月17日のうち、これまでに地形固定構造の存在が報告されている25日分とした。地形固定構造は事例が少ないため、地形固定構造の中心から緯度・経度方向に12度分ずつスライディングボックスを動かして、パッチ画像の数を9倍に増幅した。このようにして得られたデータのうち、正常クラス(通常の雲画像)を5,000枚、異常クラス(地形固定構造)を225枚用いた。また、パッチ画像はそれぞれ0~1に規格化した。

### 5.2.3 VAEを用いた異常検知

本章では、VAEを用いて金星雲画像の特徴を抽出し、再構成された画像と元画像との差分である再構成誤差の大小によって、異常検知を行う。そのため、正常クラスの画像群(通常の雲画像)を $\mathbb{X}$ 、不正解クラス(地形固定構造)を含むテスト画像群を $\mathbb{U}$ とする。学習には正常パターンである $\mathbb{X}$ のみを用い、性能の検証には $\mathbb{U}$ を用いた。

まず正常パターンの画像群 $\mathbb{X}$ を用いてVAE [Kingma et al., 2013]を用いて学習させる。このときの誤差関数は式(13)とした。その後、学習済みのVAEネットワークに対してテストデータ $\mathbf{u}$ を入力することで再構成画像 $\hat{\mathbf{u}}$ を取得し、再構成誤差 $\mathbf{e}_u (= |\mathbf{u} - \hat{\mathbf{u}}|)$ を算出する。判定では、VAEから得た再構成誤差の大小によって異常検知を行い、ピクセルごとの誤差の合計 $\text{sum}(\mathbf{e}_u)$ が閾値以下の入力を正解パターンと判定し、閾値以上のものを不正解パターンと判定する。以上の流れの概要図を図36に示す。また、この疑似アルゴリズムをAlgorithm 1に示した。

使用したVAEのネットワーク構成については、Encoder, Decoderそれぞれ5層の畳み込み層で構成し、潜在空間は32次元とした。活性化関数にはPReLU [He et al., 2015]を用いた。学習データは通常画像のうち4,000枚とし、テストデータは残りの通常画像1,000枚と、全てのテストデータにあたる225枚を足した1,225枚とした。

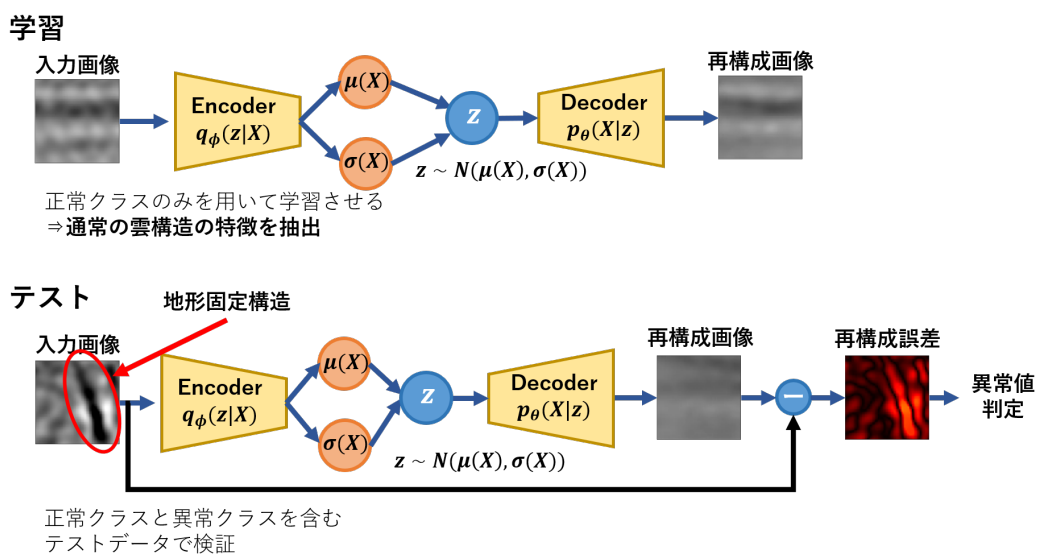


図 36: 提案手法の概要

### 5.3 結果

実験は、正常クラスの画像のみで学習を行い、異常パターンである地形固定構造をも含めた全てのテスト画像を用いて ROC 曲線の AUC を算出し、それを結果とした。これを図 37 に示す。また、入力画像およびその再構成画像、再構成誤差の例を図 38 に示す。結果を見ると、十分な精度で地形固定構造の検出が行われていることが分かる。また、再構成された画像に着目すると、正常画像の再構成誤差は小さくなり、異常画像の縦縞成分は再構成されないため、その部分の誤差が大きくなっていることが確認できる。

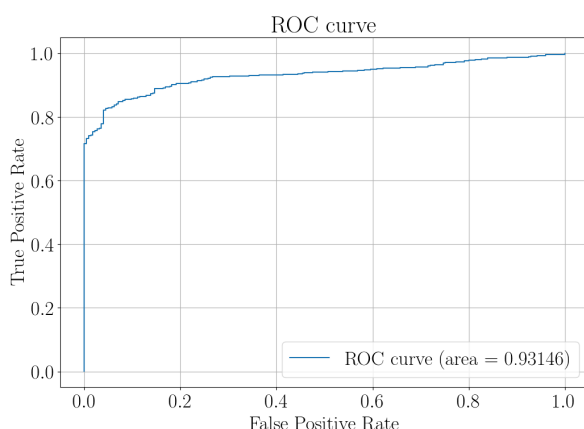


図 37: ROC 曲線と AUC

---

**Algorithm 1** VAE-based anomaly detection

---

**procedure** TRAINING $\phi, \theta \leftarrow$  Initialize parameters**repeat** $\mathbb{X}^M \leftarrow$  Random minibatch of M datapoints $\forall \mathbf{x}_i \in \mathbb{X}^M, \mathbf{g} \leftarrow \nabla_{\theta, \phi} \mathcal{L}(\theta, \phi, \mathbf{x}_i)$  $\phi, \theta \leftarrow$  Update parameters using gradients  $\mathbf{g}$ **until** convergence of parameters  $(\phi, \theta)$ **end procedure****procedure** TEST**for all**  $\mathbf{u} \in \mathbb{U}$  **do** $\hat{\mathbf{u}} \leftarrow R(\mathbf{u}; \theta, \phi)$  (get the reconstructed image) $\mathbf{e}_u \leftarrow |\hat{\mathbf{u}} - \mathbf{u}|$ **if**  $\text{sum}(\mathbf{e}_u) > \text{threshold}$  **then**

Detect as Anomaly pattern (Stationary wave)

**else**

Detect as Normal pattern

**end if****end for****end procedure**

---

## 5.4 考察

VAEを用いた異常検知により地形固定構造の自動検出を行った結果、高い精度で異常検知ができることが分かった。さらにテスト段階における正常画像と異常画像の再構成画像を比較すると、正常画像の誤差は全体的に小さく、異常画像では縦縞の部分で誤差が大きくなっていることが確認できた。これは、学習の段階においてネットワークが正常な画像の特徴、例えば横縞の成分の特徴を学習できていることを示している。今回のデータは金星の雲の画像を用いて、地形固定構造という特定の構造に着目したが、このようなアプローチは金星の大気に限らず、金星での他の特異現象の検出や、火星で突発的に発生する砂塵嵐（ダストストーム）を大量の画像の中から検出するなど、幅広い惑星科学分野への応用が期待される。

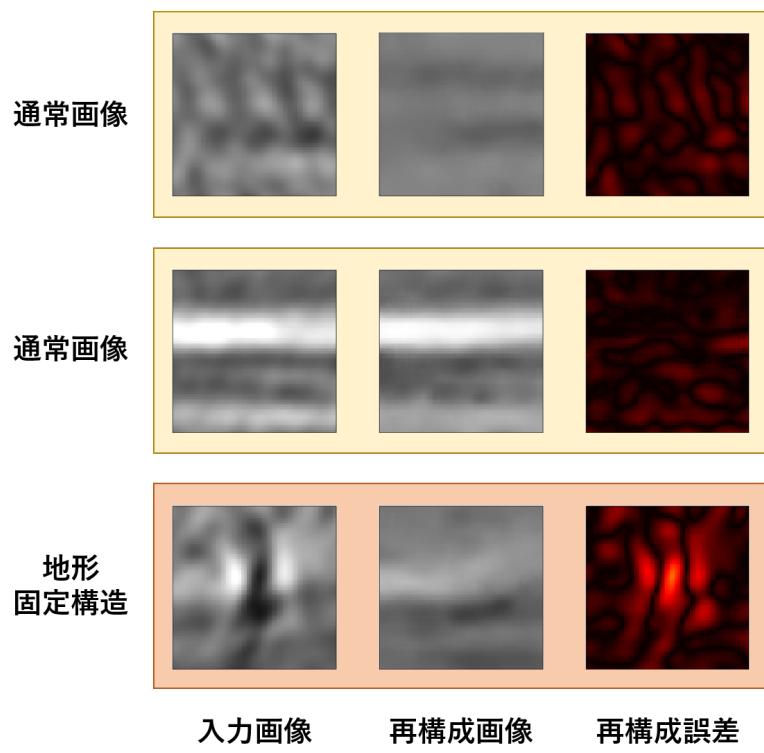


図 38: 再構成画像の例

## 6 まとめ

金星の雲の物理的・化学的プロセスをより詳細に知るために、金星探査機あかつきの観測により得られた多波長雲画像データを用いて、波長ごとの特徴や相関を統計的に調べた。

まず手始めに、相関係数マッピングにより、異なる波長の間の相関を低緯度から中緯度にわたって全球的に調べ、その空間的・時間的変動を明らかにした。その結果、雲頂のSO<sub>2</sub>と未知の紫外線吸収物質の間に強い正相関があることや、雲頂高度が高い場所でSO<sub>2</sub>の量も多くなる傾向があることが分かった。これらの結果は、金星の雲の材料物質であるSO<sub>2</sub>や、未知の紫外線吸収物質の物理的・化学的プロセスに新たな制約を与えるものである。さらに、雲頂高度と雲頂温度の間に見られた負相関は、上昇した空気塊が大気の断熱膨張により温度が低下するといった過程や、金星の中間層における背景温度勾配を反映していることが示唆される。さらに、雲の中下層を反映する0.9 μmのハイパス画像と、雲頂高度を反映する2 μmのハイパス画像の間の相関係数マップから、全体として雲の高層と中下層に一貫した相関の傾向はみられないことが分かった。このことから、雲層の間の結合は基本的には弱いことが示唆された。このように相関マップを用いて波長間の関係性を全球的に調べることで、単波長での解析では知ることのできない、より詳細な雲の物理・化学過程について、新たな示唆を得ることができた。

次に、主成分分析を用いて多波長雲画像の空間パターンを統計学的に抽出し、波長間で比較した。その結果、各波長に特有のパターンや、波長間で共通する特徴が得られた。波長間で共通する特徴としては、低緯度よりも中緯度で、斜めの筋状の構造が支配的になることや、波数の小さい成分が空間パターンの変動の割合の多くを占めていることが分かった。斜めに傾いた構造は、南北方向の大気循環が雲の形態パターンに影響を与えていることを示唆するものであり、このことから南北方向の平均風速を推定することもできる。さらに、得られた空間パターンを波長間で比較し、その関係性についても議論した。例えば、雲頂のSO<sub>2</sub>と未知の紫外線吸収物質の空間パターンには強い類似性が見られ、雲頂高度とこれらの紫外線吸収物質のパターンもよく似ている。このことから、2つの紫外線吸収物質の間には関係性があり、またこれらの物質を分布させるメカニズムは、雲の形成のそれと共通点があることを示唆している。また、波長に特有のパターンとしては、雲頂温度を反映する10 μmで、低緯度において地形固定構造に起因すると思われる縦縞成分が第一主成分に現れた。10 μmの画像は目視ではおそらくはランダムなノイズのために筋状の構造がほとんど確認できないが、統計的にパターンを抽出することで、ノイズに埋もれていた筋状の構造の存在を明らかにした。これは、雲頂温度もまた、他の波長が示す物理量と共通のメカニズムに従って変動していることを示唆している。このように雲の空間パターンを統計的に抽出することで、それぞれの波長が示す物理量の特性について、より詳細に議論することが可能になった。

さらに、上のような統計学的なアプローチをさらに拡張して、金星の雲画像に現れる特殊なパターンを自動で検出する手法として、変分オートエンコーダ (VAE) を用いた異常検出手法を開発し、これを地形固定構造の抽出に適用した。VAEに、283 nmで撮像された雲のパッチ画像を入力として雲の潜在的な空間パターンを学習させ、学習済みのVAEのネットワークが出力する再構成画像と元画像との誤差の大きさから判定を行う手法を開発した。この手法により、地形固定構造を高い精度で自動検出することに成功した。このようなアプローチは金星の大気構造に限らず、火星のダストストームの検出など、幅広い惑星科学分野への応用が可能である。

これらの研究により、大量の雲画像データの中からその特徴を統計的に抽出することがで

きた。近年は宇宙開発における観測技術向上により、金星探査機あかつきを始めとして、惑星のデータを高解像度・高頻度に得られるようになってきている。このような大量のデータから、潜在的な特徴や、注目すべき特殊な構造を発見するには、従来の目視による判定に比べて、本研究で導入したような統計学的なアプローチが特に有効であると考えられる。本研究では主成分分析と、VAEを用いた異常検定という2つの手法を通して、そのようなアプローチの有効性を示した。今後観測技術がさらに向上するに従って、金星やその他の惑星の幅広い観測データに対して、本研究で開発したような手法が応用されることが期待できる。



## 7 謝辞

本研究を進めるにあたり、多大なるご指導を賜りました指導教官の今村剛教授に深く感謝申し上げます。惑星科学の基礎から、研究の進め方に至るまで、いつも懇切丁寧に根気強くご指導下さり、本当にありがとうございました。また、統計学的なアプローチを金星大気科学に適用するに当たって、数多くのご助言を頂きました岡田真人教授と、本武陽一博士、長野祥大様を始めとする岡田研究室の皆様には大変お世話になりました。この場を借りて感謝申し上げます。また、IBM Research AIの木村大毅博士には、雲画像の解析に深層学習を活用するにあたって、人工知能の理論的基盤や、その応用の具体的な道筋について、貴重なご意見を数多く頂き誠にありがとうございました。あかつきチームの皆様には、データの提供のみならず、折に触れてアドバイスを頂きました。また今村研究室元ポスドクのリー・ヨンジュ博士には、雲画像の解析について何度も親切にご助言頂きました。アストロバイオグループの吉川先生と吉岡先生には、セミナーの度に貴重なご意見を賜りました。今村研究室の先輩の奈良佑亮氏、武藤圭史朗氏には、研究を進めるにあたって生じた些細な疑問に対しても、いつも親切に答えて下さり、ありがとうございました。吉川研究室の疋田伶奈氏、鈴木文晴氏には、研究について多くのアドバイスを頂きました。アストロバイオグループ同期の梶原直也氏、菅原裕太氏の存在は、日々研究室に向かう励みになりました。上記の皆様を始めとして、東京大学今村研究室、吉川・吉岡研究室の皆様には日頃から本当にお世話になりました。この場を借りて深く感謝申し上げます。

## 参考文献

- [Seiff et al., 1985] Seiff, A., Schofield, J. T., Kliore, A. J., Taylor, F. W., Limaye, S. S., 1985. Models of the structure of the atmosphere of Venus from the surface to 100 kilometers altitude. *Adv. Space Res.* 5, 3-58.
- [Mills et al., 2007] Mills, F. P., Esposito, L. W., Yung, Y. L., 2007. Atmospheric Composition, Chemistry, and Clouds. In: *Exploring Venus as a Terrestrial Planet*. American Geophysical Union. 176, 73-100
- [Schubert et al., 1983] Schubert G (1983) General circulation and dynamical state of the Venus atmosphere. In: Hunten DM, Colin L, Donahue TM, Morozet VI (eds) *Venus*. University of Arizona Press, Tucson, pp 681 - 765
- [Titov et al., 2007] H. Svedhem, D.V. Titov, D. McCoy, J.-P. Lebreton, S. Barabash, J.-L. Bertaux, P. Drossart, V. Formisano, B. Häusler, O. Korablev, W.J. Markiewicz, D. Nevejans, M. Pätzold, G. Piccioni, T.L. Zhang, F.W. Taylor, E. Lellouch, D. Koschny, O. Witasse, H. Eggel, M. Warhaut, A. Accomazzo, J. Rodriguez-Canabal, J. Fabrega, T. Schirmann, A. Clochet, M. Coradini., 2007, *Venus Express—The first European mission to Venus*. *Planet. Space Sci.*, 55, 1636 - 1652, doi:10.1016/j.pss.2007.01.013.
- [Markiewicz et al., 2014] Markiewicz, W., Petrova, E., Shalygina, O., Almeida, M., Titov, D., Limaye, S., Ignatiev, N., Roatsch, T., Matz, K., 2014. Glory on venus cloud tops and the unknown UV absorber. *Icarus*, 200 - 203.
- [Belton et al., 1991] Belton, J.S., Gierasch, V., Smith, M.D., Helfenstein, P., Schinder, J., Pollack, J.B., Rages, K., Ingersoll, A., Klaasen, K.P., Veverka, J., et al., 1991. Images from Galileo of the Venus Cloud Deck. *Science* 253, 1531 - 1536.
- [Nakamura et al., 2011] Nakamura M, Imamura T, Ishii N, Abe T, Satoh T, Suzuki M, Ueno M, Yamazaki A, Iwagami N, Watanabe S, Taguchi M, Fukuhara T, Takahashi Y, Yamada M, Hoshino N, Ohtsuki S, Uemizu K, Hashimoto GL, Takagi M, Matsuda Y, Ogohara K, Sato N, Kasaba Y, Kouyama T, Hirata N, Nakamura R, Yamamoto Y, Okada N, Horinouchi T, Yamamoto M, Hayashi Y (2011) Overview of Venus orbiter, Akatsuki. *Earth Planets Space* 63:443 - 457
- [Drossart et al., 2007] Drossart, P. et al, 2007. A dynamic upper atmosphere of Venus as revealed by VIRTIS on Venus Express. *Nature* doi:10.1038/nature06140 (this issue).
- [Esposito et al., 1997] Esposito, L. W., J. L. Bertaux, V. Krasnopolsky, V. I. Moroz, and L. V. Zasova, *Chemistry of lower atmosphere and clouds, in Venus II*, edited by S. Bougher, D. Hunten, and R. Phillips, University of Arizona Press., 1997.
- [Nakamura et al., 2016] Nakamura M et al (2016) AKATSUKI returns to Venus. *Earth Planets Space* 68:75. <https://doi.org/10.1186/s40623-016-0457-6>

- [Lee et al., 2015] Lee YJ, Imamura T, Schröder SE, Marcq E (2015) Long-term variations of the UV contrast on Venus observed by the Venus monitoring camera on board Venus Express. *Icarus* 253:1 - 15. doi:10.1016/j.icarus.2015.02.015
- [Shkuratov et al., 2011] Shkuratov, Y. et al., 2011. Optical measurements of the Moon as a tool to study its surface. *Planet. Space Sci.* 59, 1326 - 1371. <http://dx.doi.org/10.1016/j.pss.2011.06.011>
- [Hapke et al., 2012] Hapke, B., 2012. *Theory of Reflectance and Emittance Spectroscopy*, second ed. Cambridge University Press.
- [Esbensen et al., 1987] Wold, S., Esbensen, K., and Geladi, P. (1987). Principal component analysis. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 2 (1 /3), 37/52
- [Jolliffe et al., 2016] Jolliffe IT, Cadima J. Principal component analysis: A review and recent developments. *Philos Trans A MathPhys Eng Sci* 2016;374:20150202.
- [Obukhov, 1947] Obukhov AM. 1947 Statistically homogeneous fields on a sphere. *Usp. Mat. Navk.* 2, 196 - 198.
- [Lorenz, 1956] Lorenz EN. 1956 Empirical orthogonal functions and statistical weather prediction. Technical report, Statistical Forecast Project Report 1, Dept. of Meteor. MIT: 49.
- [Hannachi et al., 2006] Hannachi A, Jolliffe IT, Stephenson DB, Trendafilov N. 2006 In search of simple structures in climate: simplifying EOFs. *Int. J. Climatol.* 26, 7 - 28. (doi:10.1002/joc.1243)
- [McCabe et al., 2002] McCabe, G. J. and M. D. Dettinger, 2002: Primary modes and predictability of year-to-year snowpack variations in the western United States from teleconnections with Pacific Ocean climate. *J. Hydrometeor.*, 3, 13 - 25.
- [Zhao et al., 2009] J. Li, B. Zhao, and H. Zhang, "Face recognition based on PCA and LDA combination feature extraction," 1st IEEE International Conference on Information Science and Engineering, pp. 1240-1243, 2009.
- [Ebied, 2017] H. M. Ebied, "Feature extraction using PCA and Kernel-PCA for face recognition", *Proc. 8th Int. Conf. Inform. Syst. (INFOS)*, pp. 72-77, May 2017.
- [Kim et al., 2005] K. I. Kim, M. O. Franz, B. Schlkopf, "Iterative kernel principal component analysis for image modeling", *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 27, pp. 1351-1366, 2005.
- [Zabalza] J. Zabalza et al., "Novel folded-PCA for improved feature extraction and data reduction with hyperspectral imaging and SAR in remote sensing," *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 93, pp. 112 - 122, Jul. 2014.

- [Ren et al., 2014] Ren et al., 2014 J. Ren, J. Zabalza, S. Marshall, J. Zheng Effective feature extraction and data reduction in remote sensing using hyperspectral imaging *IEEE Signal Proc. Mag.*, 31 (7) (2014)
- [Fukuhara et al., 2017] Fukuhara, T. et al. Large stationary gravity wave in the atmosphere of Venus. *Nat. Geosci.* 10, 85 - 88 (2017).
- [Kouyama et al., 2017] Kouyama, T. et al. Topographical and local time dependence of large stationary gravity waves observed at the cloud top of Venus. *Geophys. Res. Lett.* 44, 12098 - 12105 (2017).
- [Peralta et al., 2017] Peralta, J., Hueso, R., Sánchez-Lavega, A., Lee, Y. J., García Muñoz, A., Kouyama, T.,...Satoh, T. (2017). Stationary waves and slowly moving features in the night upper clouds of Venus. *Nature Astronomy*,1(8), 0187. <https://doi.org/10.1038/s41550-017-0187>
- [An et al., 2015] J. An and S. Cho, “Variational autoencoder based anomaly detection using reconstruction probability”, *SNU Data Mining Center Tech. Rep.*, 2015.
- [Kingma et al., 2013] D. Kingma and M. Welling, “Auto-Encoding Variational Bayes”, *ICLR*, 2013.
- [He et al., 2015] He, K., Zhang, X., Ren, S., and Sun, J. Delving Deep into Rectifiers: Surpassing Human-Level Performance on ImageNet Classification. *ArXiv e-prints*, February 2015.
- [北原 (2018 年, 修士論文)] 北原岳彦. 探査機あかつきによる金星紫外画像を用いた地形固定重力波の研究 地形固定重力波の研究. 東京大学修士論文, 2018.