

# 惑星の位置関係に基づく深発月震分類のための特徴量の検討

加藤広大<sup>\*1</sup>, 山田竜平<sup>\*2</sup>, 山本幸生<sup>\*3</sup>, 廣田雅春<sup>\*4</sup>,  
横山昌平<sup>\*5</sup>, 石川博<sup>\*1</sup>

## Investigation of Orbit Parameters to Classify the Deep Moonquake Sources

Kodai Kato<sup>\*1</sup>, Ryuhei Yamada<sup>\*2</sup>, Yukio Yamamoto<sup>\*3</sup>, Masaharu Hirota<sup>\*4</sup>,  
Shohei Yokoyama<sup>\*5</sup> and Hiroshi Ishikawa<sup>\*1</sup>

### Abstract

In this paper, we evaluate features based on time of occurrence of deep moonquakes different from the waveforms to classify seismic sources. Classification of the sources of the deep moonquakes is an important issue for analyzing the focal mechanisms and the lunar deep structures. Previous researches found that deep moonquakes which occur from the same source have similar waveforms. Some studies have been conducted to identify the source of deep moonquake using the waveform similarities. However, classifying some deep moonquakes using only the waveforms is difficult due to large noise and the small amplitude. If we could show that other features different from the waveforms are effective for classification of deep moonquakes, we can increase the number of classifiable moonquakes even if moonquakes include noise and small amplitude of the waveforms. Therefore, we use other features to classify deep moonquakes (position and velocity relative to the Earth, Sun, Jupiter, and Venus, as seen from the Moon). We apply these features to classify deep moonquakes that are not classified based on only waveforms, and it is useful to analyze the deep moonquake occurrence mechanisms. Our experiments showed that the position and velocity relation between the Moon and the Earth are effective for classification.

**Key Words:** Moonquake, Machine Learning, Random Forest

### 概要

本論文では、深発月震の発生時刻に基づいた特徴量から、機械学習を用いて、震源を分類するのに有効な特徴量の発見を試みる。月震の解析は、月の内部構造や月震の発生原因などを解析する上で非常に重要であり、現在も解析が行なわれている。月震解析の一つに、深発月震の震源分類がある。深発月震に着目すると、同一の震源から発生する深発月震は波形が類似していることが知られており、従来、深発月震の震源分類は、主に波形の相互相関から分類が行われてきた。しかし、深発月震は振幅が小さく、ノイズが含まれているものも多いため、波形の類似性のみでは震源が推定できないものが多数存在している。本論文では、震源分類のための特徴量として、月、地球、太陽、木星の位置関係、速度を特徴量として検証した。これらの特徴量は、波形では分類できなかった深発月震の震源分類にも適用可能である。また、震源ごとの発生要因の分析への利用が可能である。結果として、月-地球の位置関係、速度が震源分類に寄与し、また、分類する震源の組み合わせによって、寄与する特徴量が異なることを示した。

doi: 10.20637/JAXA-RR-17-009/0005

\* 平成30年1月18日受付 (Received January 18, 2018)

<sup>\*1</sup> 首都大学東京大学院システムデザイン研究科 (Faculty of System Design, Tokyo Metropolitan University)

<sup>\*2</sup> 会津大学コンピュータ理工学部 (Computer Science and Engineering, The University of Aizu)

<sup>\*3</sup> 宇宙航空研究開発機構 宇宙科学研究所 (Institute of Space and Astronautical Science, Japan Aerospace Exploration Agency)

<sup>\*4</sup> 岡山理科大学総合情報学部 (Department of Information Science, Okayama University of Science)

<sup>\*5</sup> 静岡大学情報学部 (Faculty of Informatics, Shizuoka University)

## 1 はじめに

NASA が行った月への有人宇宙飛行計画であるアポロミッションの目的の一つには、月への観測装置の設置があり、Apollo Lunar Surface Experiments Package (ALSEP) と呼ばれる観測装置群が月面に設置された。ALSEP に含まれる地震計を用いて、Passive Seismic Experiment (PSE) と呼ばれる月地震の観測が行われた。観測の結果、月にも地震のような揺れがあることがわかった（これらを月震と呼ぶ）観測されたデータはすべて Web 上で公開され、データの閲覧、取得が可能となっている [17]\*1。

PSE によって取得されたデータは、月の研究において貴重なデータであり、アポロミッションから約 40 年が経過した現在でも解析が行なわれており、月震の発生メカニズムの解明や、月の内部構造の推定に利用されている [12, 9]。

これまでの解析から、月震は、地球の地震と大きく異なる性質を持つ事がわかっている。まず、地球での地震の発生要因となるプレート運動は月には存在しない。そして、月震は、発生要因や震源の深さから、深発月震、浅発月震、隕石衝突、熱月震などに分類されている。月震の約半数は深発月震である。これまでに、約 13,000 件のイベントが発見されており、深発月震は約 7,300 件、浅発月震は約 30 件、隕石衝突は約 1,700 件である。深発月震に着目すると、同一の震源から発生する深発月震は波形が類似していることが知られており [2, 8]、これらの類似性を利用した震源分類基準の作成と分類が行われた [11] (深発月震の震源は、A1, A6 のように Axx とラベリングされる)。本研究の目的は、未分類の深発月震を分類し、月の内部構造の解明を行うことである。

また、最近の研究では、月震波形の前処理や、検出手法を改良することで、Bulow ら [3]、Endrun ら [6] は、これまで発見されていなかった月震の検出、未分類であった月震の分類を行った。また、機械学習を用いて、波形の周波数成分に着目した震源の分析も行われている [5]。機械学習を用いる利点は、専門家が人手で行っていた分析を半自動化することで、人的コストの削減につながることである。

しかし、これまでの月震分類の手法は、すべて波形の特徴を用いた分類である。波形は震源分類に有効な特徴量のひとつであるが、ノイズや振幅が小さいために、波形によるこれまでの震源分類を適用できない月震は未だ多く存在している。また、これまでの研究は、波形情報のみで震源分類を行っているため、波形以外の様々な要因は考慮されていない。そこで、我々は波形以外の情報に着目した分析を行う。深発月震は、同じ震源から周期的に発生することがわかっており、潮汐力と関連させた分析が行なわれている [16, 7, 10]。本研究では、深発月震の発生時刻に着目し、時刻から推定できる特徴量から、震源の分類に有効な波形以外の特徴量を、機械学習を用いて検証する。波形以外の特徴量を考慮した基準を作成することで、ノイズ等の影響で分類できなかった深発月震の震源分類が可能になる。

本論文は、以下の構成に従う。2 章では、本研究に関連する研究について述べる。3 章では、深発月震の震源分類に寄与する特徴量の評価手法について述べる。4 章では、実験結果について述べる。5 章では、考察について述べる。6 章では、本論文のまとめを述べる。

## 2 関連研究

本章では、これまでの月震分類手法について述べる。

一般に深発月震の震源は、複数の観測点で観測された月震波が震源から観測点まで到達する時間である走時データを利用することで推定される。しかし、振幅の小ささやノイズの影響で、走時データを利用した震源

---

\*1 DARTS at ISAS/JAXA <http://darts.jaxa.jp>

表1 SPICE を用いて算出する座標特徴量のパラメータ

Target	Observer	座標系	本論文における呼称
EARTH BARYCENTER	MOON	IAU_MOON	earth_from_moon
SOLAR SYSTEM BARYCENTER	MOON	IAU_MOON	sun_from_moon
JUPITER BARYCENTER	MOON	IAU_MOON	jupiter_from_moon
SOLAR SYSTEM BARYCENTER	EARTH BARYCENTER	IAU_EARTH	sun_from_earth
JUPITER BARYCENTER	EARTH BARYCENTER	IAU_EARTH	jupiter_from_earth
SUN	SOLAR SYSTEM BARYCENTER	IAU_EARTH	sun_perturbation

推定ができない月震は、月震波形の類似性から震源位置の違いが判別されている。ALSEP によってデータが取得された 1970 年代当初は、同一の震源から発生する月震波形が類似することに着目し、特に目視で分類を行っていた [13].

その後、計算機の発達に伴い、Nakamura ら [11] による、月震波形の相互相関係数を用いた最短距離法に基づく階層的クラスタリングによる月震分類が行われた。これが、現在の震源分類基準となっている。最近の研究では、月震波形の前処理を改良することで、Bulow ら [3] は、新しい A1 震源の月震を多数発見している。また、Endrun ら [6] は、隠れマルコフモデルを用いた手法で、大規模な月震データベースから、これまでに発見されていなかった新たな月震を検出することに成功している。後藤ら [5] による月震の可視化システムでは、従来の月震波形の相互相関係数ではなく、周波数成分を特徴量として、教師なし学習のひとつである SOM による深発月震の分類を可視化した。SOM の結果では、複数の震源が混合したクラスタリング結果が得られている。また、ノイズによって波形の性質が埋もれている波形が集まるセルも見られた。菊池ら [18] は、機械学習を用いて深発月震を分類する際の手法比較や最適な波形の切り出し位置などを検討した。しかし、これらの研究は全て波形をもとにした分析を行っている。我々は、波形以外の情報に着目することで、これらの研究で行うことができなかった深発月震に対しても震源分類を行うことを目的としている。

### 3 提案手法

本論文では、機械学習における代表的な教師あり学習のひとつである Random Forest[1] を拡張した Balanced Random Forest[4] を適用し、特徴量の検証を行う。検証方法として、従来の震源ラベルを正解ラベルとし、月震から生成した特徴量に基づいて、従来の震源ラベルが、本論文の特徴量を用いた Balanced Random Forest によって再現可能かを確認する。

#### 3.1 特徴量

本論文で用いる座標特徴量を表 1 に示す。本論文では、月、太陽、地球、木星それぞれの惑星における位置  $(x, y, z)$ 、速度  $(vx, vy, vz)$ 、距離  $(lt)$  を、表 1 に基づき、月震発生時刻をもとに SPICE\*3 を用いて計算し、特徴量とする。sun\_perturbation は、太陽摂動のことである。IAU\_MOON 座標系は、月を中心とする固定座標系である。z 軸は月の北極方向であり、x 軸は月の子午線方向、y 軸は x-z 平面に対して右方向である。IAU\_EARTH 座標系は、地球を中心とする固定座標系である。z 軸は慣用国際原点の方向であり、x 軸は本初子午線の方向、y 軸は x-z 平面に対して右方向である。

また、earth\_from\_moon の距離における近地点の周期と、近地点の周期をもとにした周期、太陽摂動の  $x$  座標及び  $y$  座標の周期を算出する。これらの周期的特徴量と、これをもとにした位相角から  $\sin$  と  $\cos$  を特徴量

として抽出する。加えて、moon\_from\_earth と、sun\_from\_earth における位置の cos 類似度を恒星月の特徴量として算出する。これらの 11 種類の特徴量のすべての組み合わせのパターンである 55 特徴量を本論文における特徴量として実験を行う。

### 3.2 Balanced Random Forest

Random Forest[1] は多数の決定木を組み合わせるアンサンブル学習であり、データマイニングなどの分野で広く利用されており、特徴量の寄与率が算出可能という特徴がある。Random Forest の問題点として、学習するデータ数に大きな差が有る場合、分類器が数の多いクラスに偏って学習される問題がある。一般的に、不均衡データに対応した Random Forest は、データ数の少ないクラスに重みをつけることで対応していた。しかし、データ数の偏りが激しいと、少数のクラスのデータの重みが大きくなってしまい、少数のクラスへの過学習の原因になると考えられる。深発月震は、震源ごとにイベント数に大きな差があるため、不均衡データに対応した手法を適用する必要がある。

本論文では、各決定木を構築する際のサンプル数を、クラスごとに均等にすする Balanced Random Forest[4] を適用することで、不均衡データに対応した分析を行う。Balanced Random Forest を構築する各決定木は、ジニ係数を基準に分割を行う。ジニ係数とは不純度さを表す指標であり、0 から 1 の間の値をとる。0 に近いほど純度が高く、データのバラつきが少ない。特徴量の寄与率は、特徴量ごとに、木の分岐におけるジニ係数の減少率を計算することで算出される。最終的な寄与率は、各決定木の寄与率の平均値である。

## 4 実験結果

本章では、震源分類に有効な特徴量を評価するための実験、及びその結果と考察について述べる。Balanced Random Forest の分類性能と、特徴量の寄与率をもとに、本論文で用いた特徴量における震源間の関係性を分析する。

本論文における特徴分析の概要を以下に示す。

- 月震発生時刻をもとに、特徴量を算出する
- Balanced Random Forest を、全ての震源のペアごとに学習する
- Balanced Random Forest の分類性能と、特徴量の寄与率を算出し、分析を行う

本論文では、one-vs-one 法で、データセットにおける 2 つの震源に関する分類器をすべてのペアに対して構築し、震源ごとの性質や、震源間の関係性を考慮した分析を行う。Random Forest は各分類器ごと、1,000 個の木を構築する。各決定木の構築に用いるサンプルは、各クラスごと 50 ずつ、bootstrap 法を用いて復元抽出する。また、Random Forest を構築する決定木の実装は scikit-learn[14] の Decision Tree を利用した。

また、本論文では、特徴量選択として、以下の 2 つについて分析を行う。

- 抽出した 55 特徴量すべてを学習した分類器を作成する
- 分散拡大係数 (VIF) を用いて、特徴量を削減した後に分類器を構築する

VIF とは、多重共線性の評価に使用される指標のひとつである。本論文では、各特徴量の VIF が 6 未満となるよう、特徴量を削減したサブセットで実験を行った。特徴量は、4.3 節の結果をもとに、寄与率が低い特徴量から順に VIF を計算し、VIF が 6 以上の特徴量を削除した。VIF の計算には statsmodels[15] を用いた。

---

\*3 <http://naif.jpl.nasa.gov/naif>

表2 データセットの内訳

震源	A1	A5	A6	A7	A8	A9	A10	A14	A18	A20	A23	A25	A35	A44	A204	A218
データ数	441	76	178	85	327	145	230	165	214	153	79	72	70	86	85	74

#### 4.1 データセット

表2は、本論文におけるデータセットを示したものである。本論文では、観測されたイベント数が70以上の16震源の計2,480イベントをデータセットとする。

#### 4.2 評価指標

本論文では、震源の分類の性能を評価するための評価指標として、適合率、再現率、F値を用いる。例として、A1震源における適合率、再現率、F値は以下の式で表される。

$$\text{適合率} = \frac{\text{A1と予測されて正解だった数}}{\text{A1と予測された数}}$$

$$\text{再現率} = \frac{\text{A1と予測されて正解だった数}}{\text{全体のA1の数}}$$

$$F \text{ 値} = \frac{2 * \text{適合率} * \text{再現率}}{\text{適合率} + \text{再現率}}$$

適合率は、分類の正確性を測る指標であり、再現率は、分類の網羅性を測る指標である。適合率と再現率はトレードオフであるため、適合率と再現率の調和平均であるF値は、適合率と再現率のバランスを考慮した評価指標である。本論文における分類器のスコアは、分類器が対象としている2クラスのF値の平均値とする。

#### 4.3 全特徴量を用いた実験結果

##### 4.3.1 分類性能

図1は、震源ごとの分類器のF値の平均である。縦軸、横軸ともに震源であり、各値は分類器のF値のスコアである。図1において、最も高い分類性能は0.96であり、複数の震源のペアで観測された。また、最も分類性能が低いものは、A9とA25の分類器の0.54である。図1は、震源の組み合わせによって分類が可能であるものと分類が難しいものが存在することを示している。また、分類性能が0.9以上の分類器数は20個で全体の約17%、0.8以上0.9未満の分類器は60個で全体の50%である。分類性能が0.6を下回る分類器は1つで、多くの分類器では、高い分類性能が出ており、惑星の位置関係が深発月震の震源分類に有効であることを示した。

##### 4.3.2 特徴量の寄与率

図2は、特徴量別の寄与率の平均値である。寄与率の上位はすべて月を原点としたときの地球の特徴量である。また、月を原点としたときの木星の特徴量の一部が、月を原点としたときの地球の特徴量の次に寄与率が高いことを示している。月を原点としたときと、地球を原点としたときの特徴量を比較すると、月を原点とした特徴量が、地球を原点とした特徴量より寄与率が高い。図2は、月と地球の関係性が最も分類に影響していることを示した。しかし、特徴量間の相関などが含まれている可能性があり、それぞれの特徴量について独立に、より分析する必要がある。そこで、4.4節では、特徴量間の相関を考慮し、VIFを用いた特徴量削減後の結果を述べる。

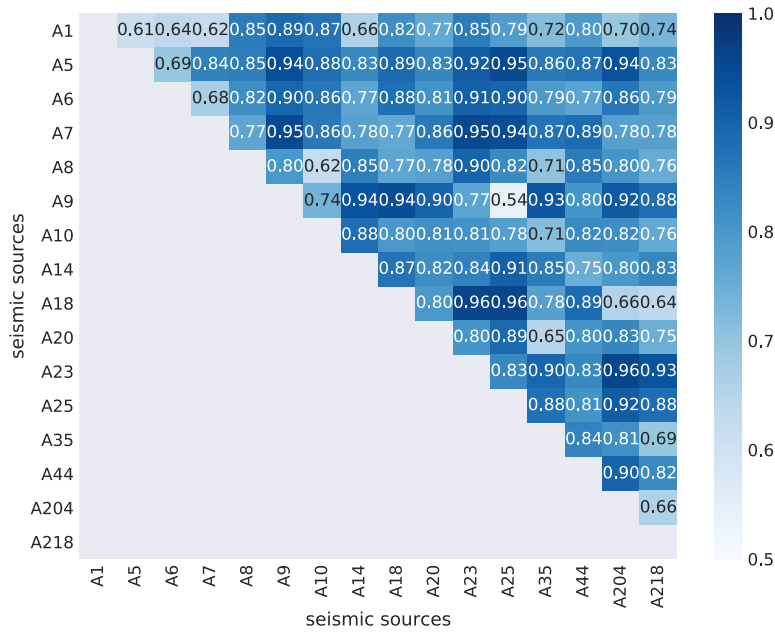


図1 震源別のF値

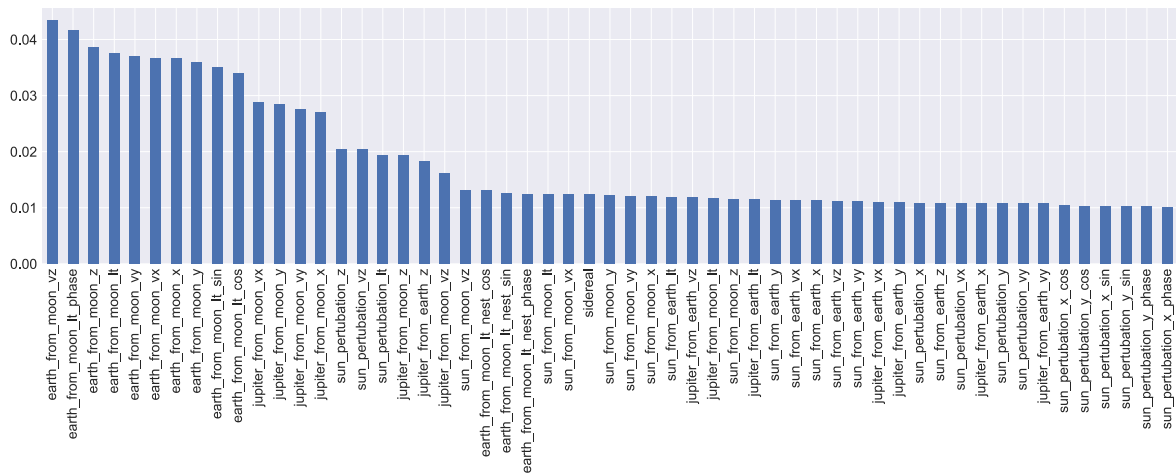


図2 特徴量別の寄与率の平均値

#### 4.4 VIF を用いて特徴量削減を行った実験結果

##### 4.4.1 分類性能

図3は、特徴量を削減した場合の分類器のF値平均である。図1と同様に、縦軸、横軸は震源であり、各値は分類器のF値のスコアである。また、分類性能が0.9以上の分類器数は26個で全体の約22%、0.8以上0.9未満の分類器は54個で全体の45%である。分類性能が0.6を下回る分類器は1つであった。これらは、図1と比較して、分類性能が大きく変わらないことを示している。

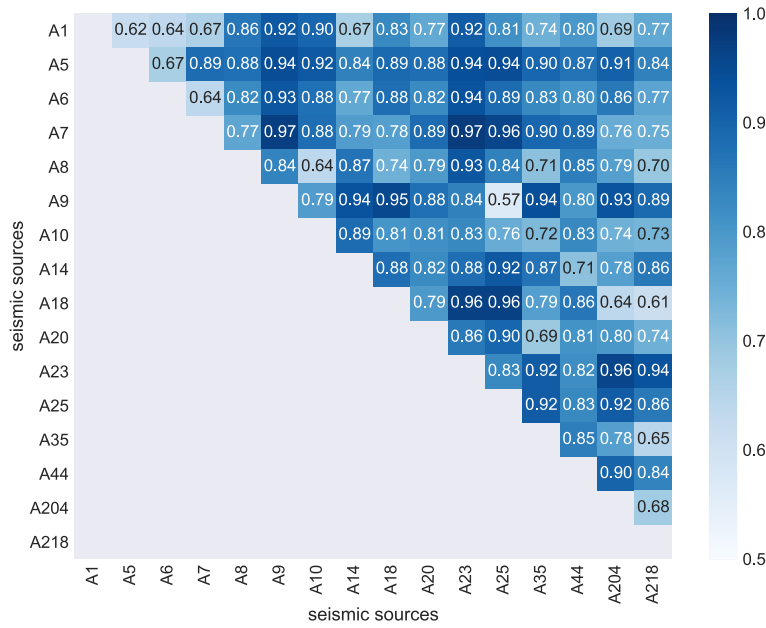


図3 特徴量削減後の震源別のF値の平均値

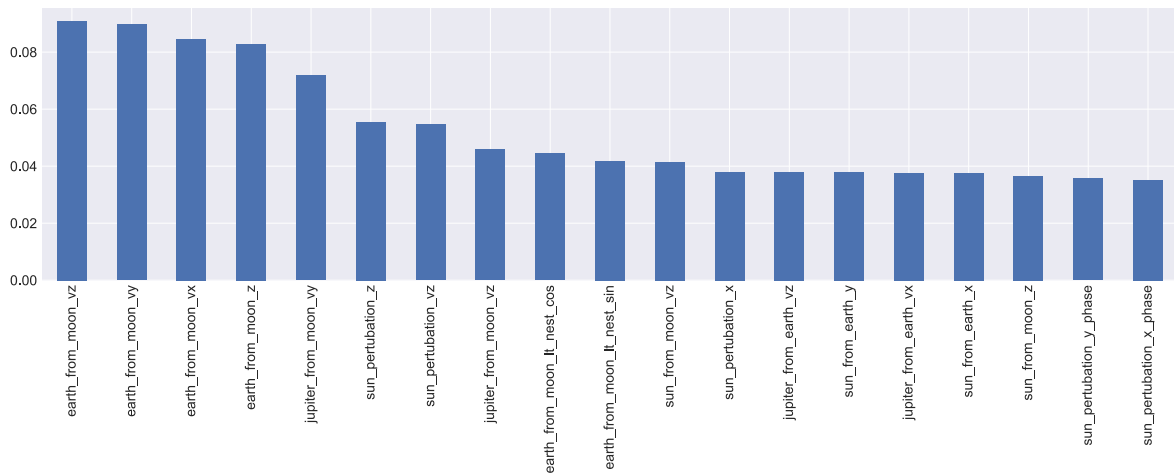


図4 特徴量削減後の特徴量別の寄与率の平均値

#### 4.4.2 特徴量の寄与率

図4は、特徴量削減後の各震源の寄与率の平均値である。特徴量削減後は、月を原点としたときの地球の特徴量は、削減前の上位10特徴量のうち、4特徴量まで削減された。また、月を原点としたときの木星の特徴量は、図2の上位11位から14位の4特徴量のうち、3つが削減された。木星の他のパラメータは、他の特徴量の影響を受けていたと考えられる。本節での、特徴量削減後の特徴量のサブセットは、多重共線性の影響は小さいと考えられる。そのため、月を原点としたときと地球の特徴量と、一部の木星の特徴量が分類に有効である可能性が示された。

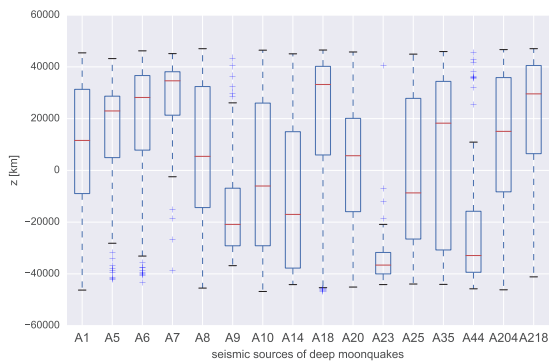


図5 earth\_from\_moon における  $z$  軸の位置の震源別の箱ひげ図

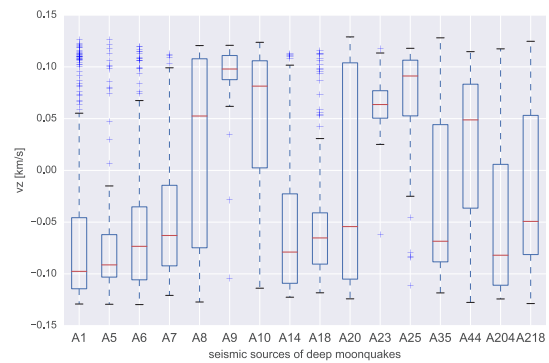


図6 earth\_from\_moon における  $z$  軸の速度の震源別の箱ひげ図

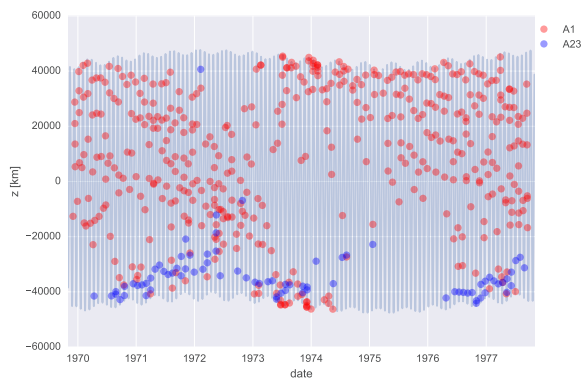


図7 earth\_from\_moon における  $z$  軸の位置の時系列の変化

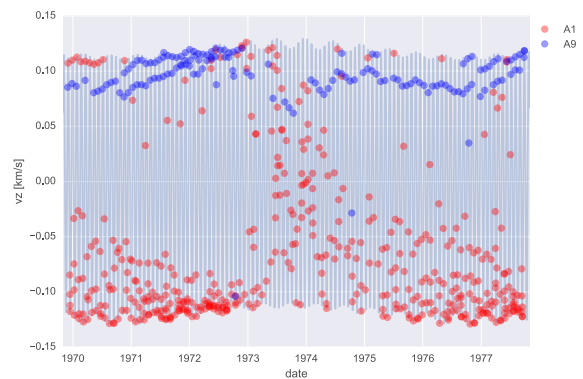


図8 earth\_from\_moon における  $z$  軸の速度の時系列の変化

ここで、 $z$  軸における地球の位置の各震源ごとの箱ひげ図と、 $z$  軸における地球の速度の各震源ごとの箱ひげ図を、それぞれ図5、図6に示す。

図5の箱ひげ図は、A23の発生時刻における地球の $z$ 座標の位置の分布が約-45,000kmから、約-20,000kmであり、A7の発生時刻における地球の $z$ 座標の位置の分布は約0kmから約50,000kmである。A1やA8、A10などの震源の発生時刻における地球の $z$ 座標の位置の分布は約-50,000kmから50,000kmであり、幅広い分布である。同様に、図6の箱ひげ図は、A9の発生時刻における地球の $z$ 座標の速度の分布は約0.06km/sから約0.13km/sである。A5の発生時刻における地球の $z$ 座標の速度の分布は約-0.13km/sから約-0.02km/sである。A8やA20、A35などの震源の発生時刻における地球の $z$ 座標の速度の分布は約-0.13km/sから約0.13km/sであり、幅広い分布である。

図5、図6は、震源ごとに、特徴量の分布が異なることを示している。本論文の分析手法で寄与率が高い特徴量の傾向として、図5におけるA23や、図6におけるA9のように、分布が他の震源に比べて限定的である特徴量が、分類性能が高い震源であり、A1のように特徴量の分布が他の震源と差別化できない震源は、分類性能が低い震源と推察される。

ここで、A1とA23における $z$ 軸における地球の位置の時間変動、A1とA9における $z$ 軸における地球の速度の時間変動を、それぞれ図7、図8に示す。図7は、A23の発生時刻における地球の $z$ 座標の位置が、観測期間を通して変動が小さく、1975年から1976年にかけて、発生回数比其他の期間に比べて減少していること



を示している。また、A1 は、1973 年から 1975 年にかけて、特徴量の分布が変化している。同様に、図 8 は、A23 の発生時刻における地球の  $z$  座標の速度が、観測期間を通して変動が小さく、A1 において、1973 年から 1975 年にかけて、特徴量の分布が変化していることを示している。

上記の結果より、深発月震の発生時刻における本論文における特徴量は、震源によって時期的変動があることを示している。A1 の分類性能は、図 7、図 8 のような時期変動が捉えられる特徴量を抽出することで、分類性能が向上すると推測される。

#### 4.5 手法、特徴量について

Balanced Random Forest を利用することで、分類性能に加えて、特徴量の寄与率を容易に算出可能であるため、本論文のような特徴量分析に有用であった。しかし、本手法では、分類手法などのパラメータについて、パラメータ毎に震源の分類先の変化などの検討の余地がある。また、より高い分類性能を得るためには、多くの分類手法について検討する必要がある。さらに、波形情報も考慮した手法を適用する必要がある。加えて、本論文で得られた知見は、あくまで相関であり、深発月震の発生メカニズムの因果を直接に推定することは難しい。しかし、本論文の結果は、専門家の新たな分析や知見創出に有用であり、専門家の知識を用いることで、震源と宇宙空間との因果関係や、月震の発生原因の解明につながると考えられる。

## 5 まとめ

本論文では、Balanced Random Forest を用いて、惑星の時間的、空間的特徴量から、深発月震の震源分類に有効な特徴量の分析を行った。本論文での実験及び考察において得られた知見を以下に示す。

- 従来の波形特徴量を用いず、時間的、空間的特徴量を用いて分類が可能な震源が存在する
- 月を原点としたときの地球の特徴量が、本論文で検証した特徴量では最も分類に有効であった
- 時期変動を持たない特徴量が、本論文では寄与率が高い特徴量として抽出された

本論文で得られた知見は、専門家の新たな分析や知見創出に有用であり、深発月震の発生メカニズム解明に繋がる可能性がある。今後の課題は、以下に示すとおりである。

- 惑星間の orbit parameter 関係に相関や交絡を考慮した特徴量の検証
- 各特徴量の周期性や惑星間の相対的な関係性を考慮した分析
- 新たな特徴量の検証

物理的解釈につながる特徴量、知見創出に展開できる分析が今後の課題である。

## 参考文献

- [1] Leo Breiman. Random forests. *Machine learning*, Vol. 45, No. 1, pp. 5–32, 2001.
- [2] R. C. Bulow, C. L. Johnson, B. G. Bills, and P. M. Shearer. Temporal and spatial properties of some deep moonquake clusters. *Journal of Geophysical Research: Planets (1991–2012)*, Vol. 112, No. E9, 2007.
- [3] R. C. Bulow, C. L. Johnson, and PM Shearer. New events discovered in the apollo lunar seismic data. *Journal of Geophysical Research: Planets (1991–2012)*, Vol. 110, No. E10, 2005.
- [4] Chao Chen, Andy Liaw, and Leo Breiman. Using random forest to learn imbalanced data. *University of California, Berkeley*, pp. 1–12, 2004.
- [5] Yasumichi Goto, Ryuhei Yamada, Yukio Yamamoto, Shohei Yokoyama, and Hiroshi Ishikawa. Som-based visualization for classifying large-scale sensing data of moonquakes. In *P2P, Parallel, Grid, Cloud and Internet Computing (3PGCIC), 2013 Eighth International Conference on*, pp. 630–634. IEEE, 2013.
- [6] B. Knapmeyer-Endrun and C. Hammer. Identification of new events in apollo 16 lunar seismic data by hidden markov model-based event detection and classification. *Journal of Geophysical Research: Planets*, Vol. 120, No. 10, pp. 1620–1645, 2015.
- [7] Junji Koyama and Yosio Nakamura. Focal mechanism of deep moonquakes. In *Lunar and Planetary Science Conference Proceedings*, Vol. 11, pp. 1855–1865, 1980.
- [8] David R Lammlein, Gary V Latham, James Dorman, Yosio Nakamura, and Maurice Ewing. Lunar seismicity, structure, and tectonics. *Reviews of Geophysics*, Vol. 12, No. 1, pp. 1–21, 1974.
- [9] P. Lognonné, J. Gagnepain-Beyneix, and H. Chenet. A new seismic model of the moon: implications for structure, thermal evolution and formation of the moon. *Earth and Planetary Science Letters*, Vol. 211, No. 1, pp. 27–44, 2003.
- [10] Y. Nakamura. A1 moonquakes-source distribution and mechanism. In *Lunar and Planetary Science Conference Proceedings*, Vol. 9, pp. 3589–3607, 1978.
- [11] Y. Nakamura. New identification of deep moonquakes in the apollo lunar seismic data. *Physics of the Earth and Planetary Interiors*, Vol. 139, No. 3, pp. 197–205, 2003.
- [12] Y. Nakamura, G. V. Latham, and H. J. Dorman. Apollo lunar seismic experiment—final summary. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth (1978–2012)*, Vol. 87, No. S01, pp. A117–A123, 1982.
- [13] Y. Nakamura, G. V. Latham, H. J. Dorman, and J. Harris. Passive seismic experiment long-period event catalog. *Galveston Geophysics Laboratory Contribution*, Vol. 491, , 1981.
- [14] F. Pedregosa, et al. Scikit-learn: Machine learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 12, pp. 2825–2830, 2011.
- [15] Skipper Seabold and Josef Perktold. Statsmodels: Econometric and statistical modeling with python. In *9th Python in Science Conference*, 2010.
- [16] RC Weber, BG Bills, and CL Johnson. Constraints on deep moonquake focal mechanisms through analyses of tidal stress. *Journal of Geophysical Research: Planets*, Vol. 114, No. E5, 2009.
- [17] Ryuhei Yamada, Yukio Yamamoto, Jun Kuwamura, and Yosio Nakamura. Development of an online retrieval system of apollo lunar seismic data. *Journal of Space Science Informatics Japan*, No. 1, pp. 121–131, 2012.
- [18] 菊池 栗, 加藤 広大, 山田 竜平, 山本 幸生, 廣田 雅春, 横山 昌平, 石川 博. 深発月震源分類に適した機械学習法の研究. *宇宙科学情報解析論文誌*, 第 6 号, pp. 51–62, 2017.