Thu. Oct 14, 2021

ROOM B

Room B \mid Special session \mid S23. Deepening seismic data analysis and modeling based on Bayesian statistics

AM-1

chairperson:Aitaro Kato(Earthquake Research Institute, the University of Tokyo), Hiromichi Nagao(Earthquake Research Institute, The University of Tokyo)

9:00 AM - 10:30 AM ROOM B (ROOM B)

- [S23-01] A Bayesian multi-model inference for slip distribution in slow slip events beneath the Bungo Channel: the effect of prior constraints ORyoichiro AGATA¹, Ryoko Nakata², Amato Kasahara³, Yuji Yagi⁴, Yukinari Seshimo⁵, Shoichi Yoshioka⁵, Takeshi linuma¹ (1.Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology (JAMSTEC), 2.Graduate School of Science, Tohoku University, 3.Independent researcher, 4.Graduate School of Life and Environmental Sciences, University of Tsukuba, 5.Graduate School of Science, Kobe University) 9:00 AM 9:15 AM
- [S23-02] Symplectic-adjoint-based exact uncertainty quantification method and its applications to seismology

 OShin-ichi ITO¹ (1.Earthquake Research Institute,The University of Tokyo)

 9:15 AM 9:30 AM
- [S23-03] Coseismic fault model estimation using the
 Hamiltonian Monte Carlo method and its
 comparison with the Metropolis-Hastings
 method
 OTaisuke Yamada¹, Yusaku Ohta¹, Keitaro Ohno²
 (1.Research Center for Prediction of Earthquakes and

Volcanic Eruptions, Graduate School of Science,
Tohoku University, 2.Geospatial Information Authority

of Japan)

9:30 AM - 9:45 AM

[S23-04] An earthquake tomography method for detecting of velocity discontinuities via structured regularization

OSumito Kurata¹, Yohta Yamanaka¹, Keisuke Yano², Fumiyasu Komaki¹, Takahiro Shiina³, Aitaro Kato¹ (1.The University of Tokyo, 2.The Institute of Statistical Mathematics, 3.National Institute of Advanced Industrial Science and Technology)
9:45 AM - 10:00 AM

[S23-05] Detection of deep low-frequency earthquakes by matched filter technique using the product of mutual information and correlation coefficient ORyo KURIHARA¹, Aitaro Kato¹, Sumito Kurata², HIromichi Nagao^{1,2} (1.Earthquake Research Institute, the University of Tokyo, 2.Graduate School of Information Science and Technology, the University of Tokyo)

10:00 AM - 10:15 AM

[S23-06] I_1 trend filtering based detection of short-term slow slip events from a GNSS array in southwest Japan

OKeisuke YANO¹, Masayuki Kano² (1.The Institute of Statistical Mathematics, 2.Tohoku University)
10:15 AM - 10:30 AM

Room B | Special session | S23. Deepening seismic data analysis and modeling based on Bayesian statistics

AM-2

chairperson:Hiromichi Nagao(Earthquake Research Institute, The University of Tokyo), Aitaro Kato(Earthquake Research Institute, the University of Tokyo)

11:00 AM - 12:15 PM ROOM B (ROOM B)

[S23-07] [Invited] Some problems associated with

Bayesian inversion

OYukitoshi FUKAHATA¹ (1.RCEP, DPRI, Kyoto
University)

11:00 AM - 11:20 AM

[S23-08] [Invited] Nonlinear inversion of geodetic data based on Bayesian statistics

OJunichi Fukuda¹, Kaj M. Johnson² (1.Earthquake Research Institute, The University of Tokyo,

2.Department of Earth and Atmospheric Sciences, Indiana University)

11:20 AM - 11:40 AM

[S23-09] [Invited] A Bayesian framework for Earthquake Early Warning

OStephen Wu¹ (1.The Institute of Statistical Mathematics)

11:40 AM - 12:00 PM

[S23-10] Relative probability of ground motion level revealed from the extreme value statistics applied to a continuous seismogram obtained before and after a mainshock.

OKaoru SAWAZAKI¹ (1.National Research Institute for Earth Science and Disaster Resilience) 12:00 PM - 12:15 PM Room B \mid Special session \mid S23. Deepening seismic data analysis and modeling based on Bayesian statistics

PM-1

chairperson:Keisuke Yano(The Institute of Statistical Mathematics), Hisahiko Kubo(NIED)

1:30 PM - 2:00 PM ROOM B (ROOM B)

[S23-11] The research of spherical time-space ETAS model

OZiyao Xiong¹, Jiancang Zhuang¹ (1.The Institute of Statistical Mathematics)

1:30 PM - 1:45 PM

[S23-12] Forecasting temporal variation of aftershocks immediately after a main shock using Gaussian process regression

OKosuke Morikawa¹, Hiromichi Nagao², Shin-ichi Ito², Yoshikazu Terada^{1,3}, Shin'ichi Sakai², Naoshi Hirata^{2,4} (1.Osaka Univ., 2.Univ. of Tokyo, 3.RIKEN, 4.NIED) 1:45 PM - 2:00 PM

Room B | Special session | S22. Advances in Seismology using Al

PM-1

chairperson:Hisahiko Kubo(NIED), Keisuke Yano(The Institute of Statistical Mathematics)

2:00 PM - 3:00 PM ROOM B (ROOM B)

[S22-01] Construction of Convolutional Neural Network to
Detect Deep Low-Frequency Tremors from
Seismic Waveform Images
ORyosuke KANEKO^{1,2}, Hiromichi NAGAO^{2,1}, Shin-ichi
ITO^{2,1}, Kazushige OBARA², Hiroshi TSURUOKA²
(1.Graduate School of Information Science and
Technology, The University of Tokyo, 2.Earthquake

Technology, The University of Tokyo, 2.Earthqual
Research Institute, The University of Tokyo)
2:00 PM - 2:15 PM

[S22-02] Feature Extraction of Earthquake Time-Series

Data by Dynamic Mode Decomposition

ORyota Kikuchi¹, Hisahiko Kubo² (1.Kyoto University,

2.National Research Institute for Earth Science and

Disaster Resilience)

2:15 PM - 2:30 PM

[S22-03] Application of Bayesian Optimization to Black-Box Optimization Problem in Seismology: An Example of Centroid Moment Tensor Inversion OHisahiko KUBO¹, Keisuke YOSHIDA², Takeshi KIMURA¹ (1.National Research Institute for Earth Science and Disaster Resilience, 2.Tohoku University) 2:30 PM - 2:45 PM

[S22-04] CMT Data Inversion Using Gaussian Processes

OTomohisa OKAZAKI¹, Yukitoshi FUKAHATA²
(1.RIKEN Center for Advanced Intelligence Project,
2.Kyoto Univ. Disaster Prevention Research Institute)
2:45 PM - 3:00 PM

Room B | Special session | S23. Deepening seismic data analysis and modeling based on Bayesian statistics

AM-1

chairperson:Aitaro Kato(Earthquake Research Institute, the University of Tokyo), Hiromichi Nagao(Earthquake Research Institute, The University of Tokyo)
Thu. Oct 14, 2021 9:00 AM - 10:30 AM ROOM B (ROOM B)

[S23-01] A Bayesian multi-model inference for slip distribution in slow slip events beneath the Bungo Channel: the effect of prior constraints

ORyoichiro AGATA¹, Ryoko Nakata², Amato Kasahara³, Yuji Yagi⁴, Yukinari Seshimo⁵, Shoichi Yoshioka⁵, Takeshi linuma¹ (1.Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology (JAMSTEC), 2.Graduate School of Science, Tohoku University, 3.Independent researcher, 4.Graduate School of Life and Environmental Sciences, University of Tsukuba, 5.Graduate School of Science, Kobe University)

9:00 AM - 9:15 AM

[S23-02] Symplectic-adjoint-based exact uncertainty quantification method and its applications to seismology

OShin-ichi ITO¹ (1.Earthquake Research Institute,The University of Tokyo) 9:15 AM - 9:30 AM

[S23-03] Coseismic fault model estimation using the Hamiltonian Monte Carlo method and its comparison with the Metropolis-Hastings method

OTaisuke Yamada¹, Yusaku Ohta¹, Keitaro Ohno² (1.Research Center for Prediction of Earthquakes and Volcanic Eruptions, Graduate School of Science, Tohoku University, 2.Geospatial Information Authority of Japan)

9:30 AM - 9:45 AM

[S23-04] An earthquake tomography method for detecting of velocity discontinuities via structured regularization

OSumito Kurata¹, Yohta Yamanaka¹, Keisuke Yano², Fumiyasu Komaki¹, Takahiro Shiina³, Aitaro Kato¹ (1.The University of Tokyo, 2.The Institute of Statistical Mathematics, 3.National Institute of Advanced Industrial Science and Technology)

9:45 AM - 10:00 AM

[S23-05] Detection of deep low-frequency earthquakes by matched filter technique using the product of mutual information and correlation coefficient

ORyo KURIHARA¹, Aitaro Kato¹, Sumito Kurata², HIromichi Nagao^{1,2} (1.Earthquake Research Institute, the University of Tokyo, 2.Graduate School of Information Science and Technology, the University of Tokyo)

10:00 AM - 10:15 AM

[S23-06] I_1 trend filtering based detection of short-term slow slip events from a GNSS array in southwest Japan

OKeisuke YANO¹, Masayuki Kano² (1.The Institute of Statistical Mathematics, 2.Tohoku University)

10:15 AM - 10:30 AM

A Bayesian multi-model inference for slip distribution in slow slip events beneath the Bungo Channel: the effect of prior constraints

*Ryoichiro AGATA¹, Ryoko Nakata², Amato Kasahara³, Yuji Yagi⁴, Yukinari Seshimo⁵, Shoichi Yoshioka⁵, Takeshi Iinuma¹

1. Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology (JAMSTEC), 2. Graduate School of Science, Tohoku University, 3. Independent researcher, 4. Graduate School of Life and Environmental Sciences, University of Tsukuba, 5. Graduate School of Science, Kobe University

地震波形・測地データを用いた断層すべり分布推定においては、1. 断層面形状と弾性構造よりなる地下構造のモデルを一つ設定し、2. 設定した地下構造モデルに基づきデータからのすべり分布のインバージョンを行う、という二つの段階からなる推定方法が一般的である。この方法は、すべり分布推定を単純な線形逆問題として定式化することを可能とするため、広く用いられている。しかし、地下構造に関して不確実な情報しかない状況下で、すべり分布推定の前に他の地下構造モデルを選択する可能性を捨ててしまうことは、その不確実性に起因するモデルによる予測誤差の大きさを過小評価することになり、推定におけるオーバーフィットを招く一因となる。

本研究では、モデルの不確実性に起因する予測誤差を適切に取り扱うために、事前確率分布関数で特徴付けら れる地下構造モデルの多数の候補を保持して、すべり分布のフルベイズ推定を行う手法について検討する。こ の手法の基本的な考え方は、Agata et al. (2021, GJI) によって示されたものであり、モデル予測誤差の統計 的性質をデータ誤差共分散行列の共分散成分により表現したYagi & Fukahata (2011, GJI)やDuputel et al. (2014, GJI)などによる手法を、モデル予測誤差のガウス性を仮定しない形に拡張したものと捉えることができ る。また、多数のモデル候補をベイズ推定の枠組みの中で同時に考慮するという意味で、ベイズマルチモデル 推定あるいはベイズモデル平均化(例えばRaftery et al., 1997)の一種と考えることもできる。そのため、本 稿では本手法をBMMSE(Bayesian Multi-model slip estimation:ベイズマルチモデルすべり推定)と呼 ぶ。Agata et al. (2021, GJI)では、BMMSEの簡単な数値実験への適用のみが示された。本研究で は、BMMSEを豊後水道の地下で2010年と2018年頃に発生した長期的スロースリップイベント(L-SSE)の観 測変位データ(Seshimo & Yoshioka, 2021, JpGU)に適用し、すべり分布を推定する。その際、BMMSEをす べり推定に導入することによる2つの利点に着目する。第一に、BMMSEを用いてモデルの不確実性に起因する 予測誤差の確率的特性を精度よく考慮したフルベイズ推定を行うことは、すべり分布の滑らかさなどに対する 強い先験的拘束を含めないすべり推定をより容易にするという点、第二に、L-SSEのように同じ場所で繰り返 し発生するイベントのすべり分布推定において、地下構造を特徴づける事前確率分布関数をイベントごとに逐 次更新することができる、という点である。

提案した手法を用いて得られた結果は、すべりがプレート境界面のdip方向にかなり狭い範囲で分布していることを示唆するものであった。すべり分布の推定結果から計算したイベント前後でのクーロン破壊応力変化量の空間分布を、L-SSEの期間中に発生したdown dip側の深部低周波微動の分布と比較したところ、すべり分布の滑らかさによる先験的拘束に基づいた結果と比べ、よりよく一致していた。このことは、L-SSEと周辺地域において同期して発生したスロー地震との力学的な関係をより明確に示している。このように、得られたすべり分布と他のイベントとの関係を議論する上で、物理的な根拠のはっきりしない拘束条件を導入せずにすべり分布を推定することがより効果的であることが示唆される。また、2010年のイベントに対する推定で更新された地下構造を特徴づける事前確率分布関数を、2018年のイベントを解析する際の入力として使用したところ、2018年のイベントを独立に解析した場合よりもWBIC(Widely Applicable Bayesian Information Criterion (Watanabe 2013, JMLR): 負の対数周辺尤度の近似値)がより小さくなり、より適切なベイズモデルが推定されていることが示された。このことから、事前確率分布関数をイベントごとに逐次更新することで、より適切なベイズ推論によるすべり分布推定が行えることが示された。

Symplectic-adjoint-based exact uncertainty quantification method and its applications to seismology

*Shin-ichi ITO¹

1. Earthquake Research Institute, The University of Tokyo

説明変数が何らかの微分方程式で拘束されている目的関数の微分計算は、ニューラルネットワーク・4次元変 分法データ同化など、大規模な固体地球科学の問題を解析するための統計関連手法において必須の技術であ る。特にそのような目的関数の2階微分行列であるヘッセ行列は、その逆行列要素が推定量の不確実性の評価 に直結するため重要であるが、計算コストが大きいため、大規模系に対してもヘッセ行列を高速かつ高精度に 計算する枠組みが希求されている。これまでに我々は、ヘッセ行列およびその逆行列要素の高速・高精度計算 を目的として、4次元変分法データ同化で用いられる 2nd-order adjoint (SOA) 法に基づくアルゴリズム開発 およびその応用研究を推進してきた[1]。SOA 法で利用される SOA モデルは一般に常微分方程式の形式で与え られ、ヘッセ行列評価には SOA モデルの数値積分が必要になるが、その数値積分法の選び方によっては必要 なメモリが増大するだけでなく、ヘッセ行列の計算精度が著しく低下し、それに基づいて計算される不確実性 などの結果が信頼できないものになる可能性があるなどの問題があった。そこで本研究で我々はSOA法に内在 するシンプレクティック性に着目することで、必要なメモリを最低限に抑え、さらにヘッセ行列の数値誤差を 計算機誤差まで抑えることを可能にする SOA モデルの最適な数値積分法の選択法を提案した[2]。この方法で は SOA 法に登場する微分方程式群に存在する保存量を離散化後も保存するような数値積分法を構築すること で高精度なヘッセ行列計算を可能にしている。簡単な波動方程式を用いたデータ同化問題を通じて本手法を検 証したところ、本手法から提案される数値積分法は従来用いられてきた数値積分法に比べて、ヘッセ行列に含 まれる数値誤差を劇的に抑えることが確認できた。講演では、本手法の大規模地震シミュレーションモデルへ の適用した結果[3]も紹介する。

- [1] S. Ito, H. Nagao, A. Yamanaka, Y. Tsukada, T. Koyama, M. Kano and J. Inoue, Physical Review E 94, 043307, 2016.
- [2] S. Ito, T. Matsuda, and Y. Miyatake, BIT Numerical Mathematics, 61, 503-522, 2021.
- [3] S. Ito, M. Kano, and H. Nagao, in preparation.

Coseismic fault model estimation using the Hamiltonian Monte Carlo method and its comparison with the Metropolis-Hastings method

*Taisuke Yamada¹, Yusaku Ohta¹, Keitaro Ohno²

1. Research Center for Prediction of Earthquakes and Volcanic Eruptions, Graduate School of Science, Tohoku University, 2. Geospatial Information Authority of Japan

限られた観測データから推定される断層モデルの推定不確実性を定量把握することは、得られた結果を解釈する上できわめて重要である。Ohno et al. (EPS, 2021)は、リアルタイムGNSSから矩形断層モデルを、その推定誤差とともに即時推定する手法をマルコフ連鎖モンテカルロ法 (MCMC法)に基づいて開発した。同手法ではMCMC法の代表的な手法の一つであるメトロポリス・ヘイスティング法 (M-H法) を採用している。しかしM-H法では約20~30%の採択率が理想とされ、結果として長いマルコフ連鎖が必要となる。すなわち、高次元の問題について非常に長い混合時間が必要であり、より効率的な探索手法の活用が必要とされている。そのような課題を克服するため、本発表では、ハミルトニアンモンテカルロ法 (HMC法) にもとづく断層モデル推定手法を開発した。

HMC法はMCMC法の一種であり、目標となる事後分布の微分 (勾配) を利用した効率的な遷移を行う。具体的にはleapfrog法による数値積分を用いたハミルトン力学のシミュレーションを行うことで、詳細釣り合いを満足した高速な混合を実現する。leapfrog法ではハイパーパラメータとしてステップサイズeとステップ数Lを事前に仮定する必要がある。それらについて、Lに関してはNo-U-Turn Sampler (NUTS) を用いることで最適化を行い、eに関しては試行錯誤的に 10^{-3} と仮定した。

本研究では、Okada (1992) による単一矩形断層モデルの断層パラメータを未知数とした。各未知パラメータについてステップサイズを最適化するため、緯度と経度を除くすべての未知パラメーターにlogもしくはlogit変換による変数変換を適用した。開発した手法を2016年熊本地震に適用した結果、burn-inの1000連鎖を含む20000連鎖程度で収束が確認された。また、推定結果は先行研究と極めてよく一致した。また本研究ではM-H法によるサンプリングと比較して議論を行った。その結果、HMC法を用いることで、M-H法の5%程度の連鎖数で十分な精度の事後確率分布を推定可能であることが明らかになった。これより、連鎖数の観点からHMC法はM-H法に対して優位性があり、より長い連鎖数を必要とする高次元の問題や1連鎖の計算コストが大きい問題において効率の良い推定が可能であると考えられる。

An earthquake tomography method for detecting of velocity discontinuities via structured regularization

*Sumito Kurata¹, Yohta Yamanaka¹, Keisuke Yano², Fumiyasu Komaki¹, Takahiro Shiina³, Aitaro Kato¹

1. The University of Tokyo, 2. The Institute of Statistical Mathematics, 3. National Institute of Advanced Industrial Science and Technology

地震波トモグラフィは、地表面の観測網で記録された地震の到達時間から地球内部の地震波速度構造を推定する手法である。従来手法ではスムージングに伴う拘束条件のため、地震波速度が急峻に変化する速度不連続面 (velocity discontinuity)の存在を検出することが困難であった。したがって、モホ面、コンラッド面に代表される速度不連続面を扱う場合、変換波などの速度不連続面の存在に敏感な波群から推定された形状を事前に与える、というアプローチがとられてきた。しかしながら、そのような波群が観測される地域は限られていることが多く、またデータ数も不十分な場合が多い。このため、速度不連続面の詳細な形状が同定されているとは限らず、普遍的に観測される得るP波やS波の初動走時データからその位置や分布を検出することは、地球内部構造を理解する上で大きな意義がある。そこで本発表では、構造正則化を応用することで、限られた走時データから未知の不連続面を検出しつつ、速度構造を推定するインバージョン法を提案する。

速度構造の推定にあたっては、まずグリッドポイントを地球内部に仮定し、それら個々に速度パラメータを設定する。震源から観測点に到達するまでの予測時間を算出する際には、これらのグリッドポイントの補間により得られる速度を用いて経路積分を行う。多くの従来法では、この予測到達時間と観測到達時間との残差に基づいて、各グリッドポイントの速度パラメータを推定している。

提案手法の最適化関数は、従来手法で用いられている残差項に、グリッドポイントの空間的位置関係を考慮した罰則項を加えることで定義される。罰則項は水平方向に課すものと深さ方向に課すものとに分かれており、水平方向には隣接グリッドの速度差に関するI2ノルムに基づいた罰則を定義することで滑らかな速度構造を表現する。この罰則項はスムージング項として地震波トモグラフィで広く用いられている罰則の形である。そして深さ方向に対してはスパース正則化を応用し、深さについて見た平均速度勾配にI2ノルムのI1和に基づいた形の罰則を与える。この罰則は深さの速度変化に区分線形的な傾向を与え、急峻な速度変化に対応することで不連続面の検出を図るものである。

本発表では、防災科学技術研究所の高感度地震観測網Hi-netで観測された初動走時データ(気象庁一元化処理震源)から、静岡県近郊の地下速度構造を推定する地震波トモグラフィの実例を紹介する。本実験を通して、従来法やスパース正則化を用いない場合と比較し、少ないデータ数で不連続面を自動的に検出出来るという提案手法の特長が確認される。

Detection of deep low-frequency earthquakes by matched filter technique using the product of mutual information and correlation coefficient

*Ryo KURIHARA¹, Aitaro Kato¹, Sumito Kurata², HIromichi Nagao^{1,2}

1. Earthquake Research Institute, the University of Tokyo, 2. Graduate School of Information Science and Technology, the University of Tokyo

マッチドフィルター法は、深部低周波地震のような微小地震の検出によく用いられる手法である。従来の手法 では、テンプレート地震の波形と観測データの間の相関係数を計算し、その総和を基準として、閾値を超えた 場合に検出となる。しかし、従来の方法では地震観測点が少ない場合には検出精度が大幅に低下するという欠 点があった。本研究では、テンプレート波形とターゲット波形の類似性を測定するために、CCに加えて相互情 報量を採用し、その積を基準とすることにより、1つの地震観測点のみでも深部低周波地震を精度よく検出す ることに成功した。まず、人工ノイズと深部低周波地震の波形からなる合成データセットに対して、相互情報 量と相関係数の積を計算し、その時間推移を調べた。その結果、ノイズデータとして非周期的なノイズである ガウシアンノイズを利用した場合、周期的なノイズである正弦波ノイズを利用した場合の両方のケースについ て、ノイズ部分には高い値を示さず、地震信号に対応する明確なピークを示すことがわかった。次にこの手法 を日本で最も活発な火山の一つである霧島火山の観測データに適用したところ、2010年12月のデータから 354の深部低周波地震が検出された。利用した観測点は防災科学技術研究所Hi-netのN.SUKH観測点であ る。この期間には気象庁のカタログの深部低周波地震はわずか2つしか検出されていない。今回構築した深部 低周波地震のカタログは、従来のマッチドフィルター法(火山近傍の6観測点の相関係数の和を用いる方 法)で得られたものと同様の時間的挙動を示している。提案された手法は、従来の方法で構築されたカタログ に含まれる地震の約80%を識別することに成功した。相関係数と相互情報量の積を用いて検出した結果で は、1観測点で相関係数のみ、相互情報量のみを用いて検出を行なった場合に比べても一致度が高い。これら の結果は、提案した手法が1つの地震観測点のみを用いて、深部低周波地震の正確なカタログ作成に大きく貢 献できることを示唆しており、強い信号が少数の観測点でしか観測されない微小な地震の検出や観測網の網羅 性が低い地域などでの検出に利用できると考えられる。

I_1 trend filtering based detection of short-term slow slip events from a GNSS array in southwest Japan

*Keisuke YANO¹, Masayuki Kano²

1. The Institute of Statistical Mathematics, 2. Tohoku University

1. 概要

高密度の測地学的観測の拡充により様々な沈み込み帯においてスロースリップイベント(SSE)が発見された。これらのSSEは、沈み込み帯における応力の解放と蓄積を理解するための重要な手がかりである。しかし、継続時間が短い短期SSE(S-SSE)は、目視できるほどの変位を伴わないことが多く、S-SSEの発生をできるだけ正確に把握するためには、高精度の自動検出法が必要となる。本研究では、スパース推定の一種であるITトレンドフィルタリングとp-値の統合を用いて、Global Navigation Satellite System(GNSS)アレイの観測データからS-SSEを自動検出する手法を提案する。提案手法は、S-SSEの開始候補点を見つけるためにITトレンドフィルタリングを利用し、検出の信頼値を得るためにp-値の統合を利用する。人工データによる双子実験では、赤池情報量規準(AIC)に基づく自動検出法と比較し、本手法が誤検出をほとんど起こさずにほぼすべてのイベントを検出できることを示した。さらに、提案手法を、西南日本四国西部の39のGNSS観測点の日次変位に適用し、提案手法によりすべての既知のS-SSEを検出するだけでなく、新たなイベントも発見した。これらの新検知イベントについて低周波微動との共起性やベイズ的逆解析の結果を議論する。

2. 提案手法

提案手法は、トレンドフィルタリング・隣接観測点を用いた検定・検定結果の統合を段階的に行う.図1は提案手法の概要図を表している。まず、I1トレンドフィルタリング(Kim, et al., 2009)により観測系列に区分線形関数を当てはめる。当てはめた関数の節点情報を集めて検定を行う。最後に複数の観測点での検知の疑わしさを表す検定のp-値を統合する。I1トレンドフィルタリングは、高次全変動正則化とも呼ばれるスパース推定の手法であり、与えられた入力の中に潜む区分多項式関数を精度良く推定することができる。正則化の度合いを表すハイパーパラメータはMallowsのCp規準を用いてデータから決定することができる。後続する検定では、I1トレンドフィルタリングで得られた区分点を利用する。提案手法の精度検証のため、2004年4月1日からの2年間における四国西部のGNSSデータとこのデータから生成した人工データを利用し、解析においては二次元の変位データをアムール海プレートのフィリピン海プレートへの沈み込み方向に射影して利用した。3. 結果

人工データを利用した比較によって、以下のことが分かった。AICの空間平均は窓幅によってイベント見逃し率・ノイズ誤検知率が変化する一方、提案手法は誤検出をほとんど起こさずにほぼすべてのイベントを検出できることが確認された。提案手法を実データに利用し、全ての既知のS-SSEを検出できるだけでなく新たな検知をいくつか発見した。これらの検知についてKato and Nakagawa (2020)のカタログを用いた低周波微動との共起性(図2)およびMCMCを用いた逆解析の結果(図3)について報告する。

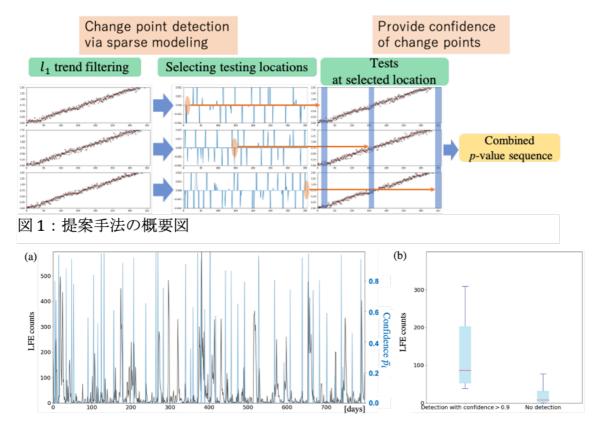


図2: (a) 提案手法の検知確からしさ(青線)とKato & Nakagawa (2020)カタログの低周波微動の日次平均(黒線)。(b) 検知日±3日と検知なし日の低周波微動数の箱ひげ図。

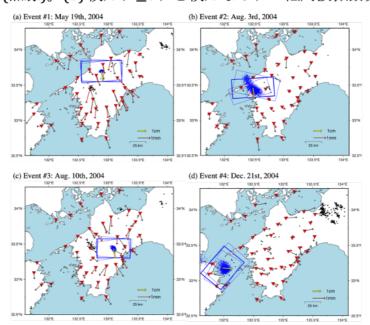


図3:新検知の逆解析例:観測点(赤逆三角)、断層位置の事後標本(青点)、断層の大きさ(青四角)、観測すべりベクトル(黒矢印)、事後平均に基づくすべりベクトル(赤矢印)、微動震源(黒点)。

Room B | Special session | S23. Deepening seismic data analysis and modeling based on Bayesian statistics

AM-2

chairperson:Hiromichi Nagao(Earthquake Research Institute, The University of Tokyo), Aitaro Kato(Earthquake Research Institute, the University of Tokyo)
Thu. Oct 14, 2021 11:00 AM - 12:15 PM ROOM B (ROOM B)

[S23-07] [Invited] Some problems associated with Bayesian inversion

OYukitoshi FUKAHATA¹ (1.RCEP, DPRI, Kyoto University)

11:00 AM - 11:20 AM

[S23-08] [Invited] Nonlinear inversion of geodetic data based on Bayesian statistics OJunichi Fukuda¹, Kaj M. Johnson² (1.Earthquake Research Institute, The University of Tokyo,

2. Department of Earth and Atmospheric Sciences, Indiana University)

11:20 AM - 11:40 AM

[S23-09] [Invited] A Bayesian framework for Earthquake Early Warning

OStephen Wu¹ (1.The Institute of Statistical Mathematics)

11:40 AM - 12:00 PM

[S23-10] Relative probability of ground motion level revealed from the extreme value statistics applied to a continuous seismogram obtained before and after a mainshock.

OKaoru SAWAZAKI¹ (1.National Research Institute for Earth Science and Disaster Resilience) 12:00 PM - 12:15 PM

[Invited] Some problems associated with Bayesian inversion

*Yukitoshi FUKAHATA¹

1. RCEP, DPRI, Kyoto University

ABICを用いたインバージョンは難しいと言われる。解析者の直感に反する過大あるいは過小な超パラメタの値、即ち不適切な解が、ABIC最小の規準によってしばしば選ばれてしまうためである。しかし、そのような解析者の直感に反する解が得られる原因は、不適切なモデル化に起因することが普通である。そのため最近は、"Bad modelling leads to a bad result. A bad result suggests bad modelling." という標語を掲げている。この不適切なモデル化の問題ついて、モデル誤差に起因する共分散 (Yagi & Fukahata, 2008, 2011, GJI)など誤差の取り扱いの重要性については広く認識されてきたと思う。そこで、本講演では、それ以外のベイズインバージョンにまつわるモデル設定の問題について取り上げる。

例えば、解空間の設定は一般に難しい問題である。狭く取ってしまうと適切な解が選べなくなる一方、過大に取ってしまうとモデルの自由度が高くなり過ぎて、これまた適切に解を構成することが難しくなってしまうからである。先験情報は、"主観確率"とも呼ばれるくらいだから、解析者が主観に基づいて自由に選んで構わないという考えがあるようだが、そうではない。先験情報にもやはり適切なものと不適切なものとがあり、不適切な先験情報を用いると、解が歪められるなどといった問題が生じる。基底関数や境界条件の選択も軽視されることが多いが、適切に解を推定するためには見過ごすことができない要因である。こういった内容について、具体的な解析事例も交えて説明する。

[Invited] Nonlinear inversion of geodetic data based on Bayesian statistics

*Junichi Fukuda¹, Kaj M. Johnson²

1. Earthquake Research Institute, The University of Tokyo, 2. Department of Earth and Atmospheric Sciences, Indiana University

GNSSやInSAR等の測地データを用いて地震現象に関連した地殻変動の変動源を研究するためには、フォワードモデルのパラメータを推定する逆(インバージョン)解析を行う必要がある。測地データに対する逆解析の方法は、目的関数の最小化により最良のパラメータを推定する最適化と、ベイズ統計学に基づきパラメータの事後確率分布を推定するベイズ推定に大別できる。ベイズ推定の枠組みでは、ベイズの定理に基づき、逆問題の解である事後確率分布を推定する。ベイズ推定の利点として、パラメータの不確実性やトレードオフを事後確率分布に基づき定量化できることや、事前情報を解にどの程度反映させるかを決めるハイパーパラメータを客観的に決定できることが挙げられる。しかし、ベイズ推定は最適化に比べて一般に計算コストが高いことが欠点として挙げられる。

断層すべり分布を推定するインバージョンなどの線形の逆問題では、事後確率分布がガウス分布であれば、最小二乗法を用いて事後確率分布を解析的に得ることができる。このような問題は取り扱いが容易で計算コストも低いため、ベイズ推定は広く使用されてきた。一方、非線形の逆問題に対するベイズ推定では、事後確率分布を得るためにマルコフ連鎖モンテカルロ(MCMC)法などの数値的な手法が必要となる。MCMC法は近年、測地データの逆解析に広く用いられるようになりつつあるが、この手法は多数回のフォワード計算を必要とするため、計算コストの高いフォワードモデルに適用することは困難である。

近年の地殻変動のモデリング研究では、断層面上の応力・摩擦やマントルの粘弾性応力緩和などを考慮した物 理モデルを導入する動きが加速している。このようなモデルのパラメータを観測データから推定する問題は非 線形の逆問題となり、フォワードモデルの計算コストが高いため、一般にMCMC法によるベイズ推定は困難で ある。このような例として、本講演では余効すべりと粘弾性緩和を組み合わせた余効変動の物理モデルのパラ メータを測地データ基づきベイズ推定した結果(Fukuda and Johnson, 2021)を示す。フォワードモデルで は、地震時の応力変化により余効すべりと粘弾性緩和が駆動され、余効すべりは速度依存の摩擦則、粘弾性緩 和はBurgersレオロジーに従うと仮定した。また、余効すべりと粘弾性緩和の相互作用を考慮した。地震時の すべり分布、これに対する平滑化パラメータ、断層の摩擦パラメータ、海洋マントルとマントルウェッジの Maxwell及びKelvin粘性率を未知パラメータとし、これらをベイズ推定した。計算コストの高いモデルに対し てベイズ推定を行うために、(1) 既存のフォワード計算の結果からVoronoi cellを用いて近似的な事後確率分布 を構築し、(2) これをGibbs samplerでサンプリングし、(3) (2)で生成されたサンプルに対してフォワード計算 を実施するというプロセスを反復して事後確率分布の推定を逐次的に改良するアルゴリズムを構築した。この 手法を2011年東北沖地震の地震時及び地震後7年間の測地データに適用しパラメータのベイズ推定を 行った。この結果から、比較的単純な物理モデルに対して測地データに基づくベイズ推定が可能であることが 示された。今後、より現実的なモデルに対するベイズ推定を行うためには、できる限り少ない回数の フォワード計算で高次元の事後確率分布を推定できる手法の開発が重要となる。

[Invited] A Bayesian framework for Earthquake Early Warning

*Stephen Wu¹

1. The Institute of Statistical Mathematics

Earthquake early warning (EEW) systems are designed to rapidly analyze real-time seismic data and report occurrence of earthquakes before strong shaking is felt at a site. EEW has been implemented in many seismically active regions around the world, yet there are still many challenges to be solve in order to achieve faster and more accurate strong shaking warning. Two of the key challenges of EEW include: (1) prediction of fault rupture using only the first few seconds of seismic wave data is highly uncertain, and (2) existing ground motion prediction equations that are computationally fast enough for EEW are highly uncertain. A natural solution to handle these uncertainties is to apply a fully Bayesian framework to EEW, but the typically high computational demand in Bayesian inference has been a bottleneck. In this presentation, I will introduce multiple attempts to design efficient EEW algorithms based on a Bayesian framework, including the seismic source inversion problem, ground motion prediction problem, and decision-making of emergency response under different source of uncertainties.

Relative probability of ground motion level revealed from the extreme value statistics applied to a continuous seismogram obtained before and after a mainshock.

*Kaoru SAWAZAKI1

1. National Research Institute for Earth Science and Disaster Resilience

大地震の直後には地震カタログの品質が低下し、地震カタログに基づく地震活動予測が困難となる。そのため、カタログによらず、地震計記録を直接解析することにより余震による最大振幅を予測する手法が近年提案されている。この手法では、連続地震動記録の区間最大振幅(等時間間隔ごとの最大振幅)が極値分布の一種である非定常Frechet分布にしたがうことを利用し、極値統計解析を用いて揺れの超過確率を予測する。区間最大振幅は地震波の重なり合いの影響をほとんど受けないため、本震発生から数時間以内でロバストな予測が可能となる。さらに、この手法は大地震後に限らず普段の地震動記録にも適用できると考えられ、対象観測点における揺れやすさの「平常時からの倍率」を予測することもできる。平常時からの倍率は発生確率よりも体感的にわかりやすい指標であるため、地震情報を提供する際に有用と考えられる。本研究では、極値統計解析に基づく予測手法を2008年岩手・宮城内陸地震(M_J 7.2)2018年大阪府北部の地震(M_J 6.1)、2021年福島県沖の地震(M_J 7.3)の前後におけるHi-netの連続地震動記録(強震動については併設のKiK-net記録を使用)に適用し、本震後に任意の値以上の揺れが生じる確率が平常時と比較してどれくらい増加したかを調査した

適用した極値統計解析の手法は主にSawazaki (2021)に基づく。本震後1時間ごとに24時間後までの期間について、非定常Frechet分布を1分毎の区間最大振幅に適用し、分布を規定するパラメータA(地震の活動度、震源距離、サイト増幅率などを反映)、p(地震活動の時間減衰を反映。大森一宇津式のp値に相当)、m(最大振幅の規模別頻度分布を反映)を推定した。推定したパラメータを用いて、本震の4日後までの最大振幅の超過確率を計算した。このとき、パラメータの推定値だけではなく、その不確定性を予測に反映させるベイズ予測を採用した。平常時については、本震前半年間の連続地震計記録について半日ごとの区間最大振幅を計算し、同様の解析を行った。ただし、平常時には地震発生頻度が時間変化しないと仮定し、p値を0に固定した。また、Sawazaki (2021)では雑微動レベルを反映するパラメータx_{min}も同時に推定していたが、今回はこの値を本震前の雑微動レベルに基づきあらかじめ固定した上で解析を行った。

解析の結果、3つの本震はそれぞれ規模やメカニズムが異なり、観測点ごとに震源距離やサイト増幅率などが異なるにもかかわらず、いずれの地震、観測点でも、本震発生後数時間以内にロバストな予測を示した。例として図1aに、 10^{-2} m/s以上の最大振幅(震度 2 から3相当。ただしHi-netは地中に設置されているため、地表ではこれを上回る揺れが生じる)が起こる超過確率の推移を、岩手・宮城内陸地震の3時間後時点で予測した結果を示す。本震後は大森一宇津則にしたがい地震活動が減衰するので超過確率曲線は次第に緩やかになるが、それでも4日後までに 10^{-2} m/s以上の揺れが起こる確率は36-91%と高い。実際には、N.ICEHとN.KGSH観測点で本震の4時間後に 10^{-2} m/s以上の最大振幅を観測した。図1bは、本震が起こらなかった場合についての超過確率の推移予測である。本震前の期間については地震活動の定常性を仮定したため、超過確率はほぼ直線的に増加する。4日後までに 10^{-2} m/s以上の最大振幅が起こる確率はいずれの観測点でも0.8%未満である。図1aと1bの確率の比を示した図1cは、超過確率の平常時に対する倍率の予測を表す。平常時からの倍率は、4日後時点でも90-220倍と高い水準を維持している。震源距離やサイト増幅率などを反映して、観測点によっても値の差が大きい。

同様の解析結果を大阪府北部の地震と福島県沖の地震についてそれぞれ図2、3に示す。大阪府北部の地震の規模は他の二つの地震より小さいため、超過確率の絶対値は3-16%と低い(図2a)が、近畿地方の普段の地震活動も0.14%未満と低い(図2b)ため、平常時からの倍率は20-200倍と高めに推定された(図2c)。福島県沖の地震は規模が大きく超過確率の絶対値は20-70%と高い(図3a)が、東北地方の普段の地震活動が0.2-2.2%と活発であるため(図3b)、平常時に対する倍率は10-110倍と今回の解析例の中では低く推定さ

れた(図3c)。なお、図2、3で使用した8観測点のうち、福島県沖の地震におけるN.NMEH観測点以外では、 10^{-2} m/s以上の最大振幅は4日後までに生じなかった。

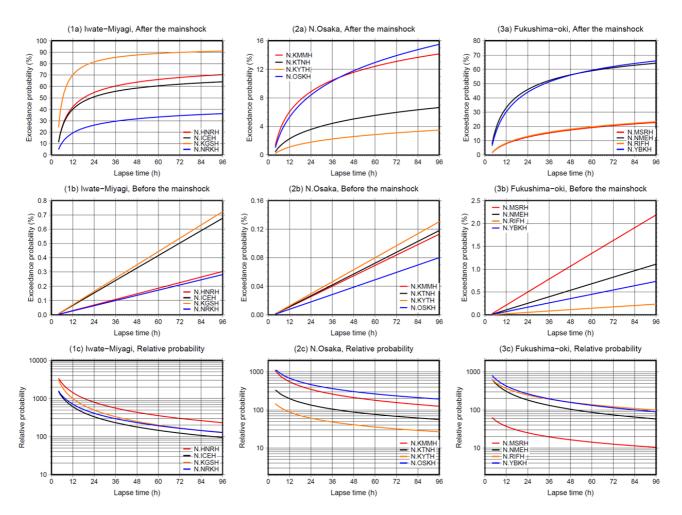


図1: (a) 岩手・宮城内陸地震発生後4日間での最大振幅10⁻²m/sを超える確率。予測時点は本震から3時間後。(b) 岩手・宮城内陸地震発生前半年間の地震動記録に基づく、本震が起こらなかった場合の4日間での最大振幅10⁻²m/sを超える確率。(c)最大振幅10⁻²m/sを超える確率の本震前に対する本震後の倍率。1aの曲線を1bの曲線で除して算出。異なる色の曲線は異なるHi-net観測点名(図中凡例)を表す。図2:大阪府北部の地震における、図1a~1cと同様の図。図3:福島県沖の地震における、図1a~1cと同様の図。

Room B | Special session | S23. Deepening seismic data analysis and modeling based on Bayesian statistics

PM-1

chairperson:Keisuke Yano(The Institute of Statistical Mathematics), Hisahiko Kubo(NIED) Thu. Oct 14, 2021 1:30 PM - 2:00 PM ROOM B (ROOM B)

[S23-11] The research of spherical time-space ETAS model

OZiyao Xiong¹, Jiancang Zhuang¹ (1.The Institute of Statistical Mathematics) 1:30 PM - 1:45 PM

[S23-12] Forecasting temporal variation of aftershocks immediately after a main shock using Gaussian process regression

OKosuke Morikawa¹, Hiromichi Nagao², Shin-ichi Ito², Yoshikazu Terada^{1,3}, Shin'ichi Sakai², Naoshi Hirata^{2,4} (1.Osaka Univ., 2.Univ. of Tokyo, 3.RIKEN, 4.NIED) 1:45 PM - 2:00 PM

The research of spherical time-space ETAS model

*Ziyao Xiong¹, Jiancang Zhuang¹

1. The Institute of Statistical Mathematics

The widely used space-time ETAS (epidemic-type aftershock sequence) model was developed by Ogata (1998). This model successfully explains foreshocks and high order aftershocks in earthquake sequences and provides a very effective tool for seismic activity analysis. However, this space-time ETAS model is only suitable for the study within a small space range. When the space range is large, since the earth is a sphere, the simulation results of the model will produce errors. In this study, we reformulate the model from its planar version to a spherical version, to analyze and forecast global seismicity or seismicity in high latitude regions. The new model is verified by applying it to the global CMT catalogue. The results show that the new model can simulate the global seismicity variation well. It provides support for better modeling of seismic activities and seismic interactions in global regions.

Forecasting temporal variation of aftershocks immediately after a main shock using Gaussian process regression

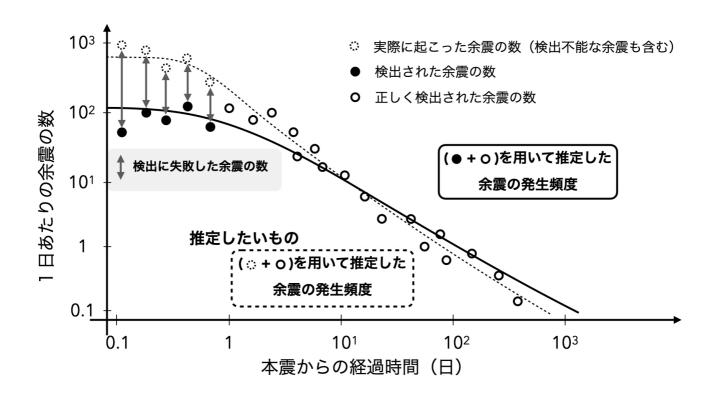
*Kosuke Morikawa¹, Hiromichi Nagao², Shin-ichi Ito², Yoshikazu Terada^{1,3}, Shin'ichi Sakai², Naoshi Hirata^{2,4}

1. Osaka Univ., 2. Univ. of Tokyo, 3. RIKEN, 4. NIED

本震発生直後は非常に多くの余震が発生する。余震の時間に関する統計則として、大森・宇津則やETASモデル、規模に関する統計則として、Gutenberg-Richter則が知られている。これらの統計則を規定するパラメータをデータからいち早く推定することで、余震発生の時間・規模に関する情報を迅速に把握し、今後の防災へ生かすことが可能となる。

しかし、本震発生直後は地震計のSN(信号対雑音)比が著しく悪化するため、すべての余震を検出することは難しい。また、検出された余震データのみから余震分布を推定すると、図のように推定される余震分布に大きなバイアスが生じる。

そこで余震検出確率をモデル化し導入することで、検出された余震データから正しい余震分布の推定を行う. ``未検出の余震"は実際には観測されないため、検出された余震に対する条件付き分布から尤度関数を構成する. その際、検出確率を構成する未知関数に対しガウス過程回帰のアイディアを応用し、事前分布としてガウス過程を用いることで、従来手法よりも表現力が高い余震分布のノンパラメトリックベイズ推定手法を開発した. ガウス過程回帰は表現力が非常に高いことが知られており、ある条件下では実際深層学習と同等の性能を持つことが知られている. さらに点推定だけでなく、従来推定が困難であった余震検出確率及びパラメータの不確実性および予測分布まで推定可能となる. また、データ拡大法とギブスサンプリングを組み合わせることで、近似を必要とする複雑な最適化を避け、サンプリングによるパラメータの推定手法を確立した. 実際の地震データに対する本手法の適用結果は当日報告する.



Room B | Special session | S22. Advances in Seismology using Al

PM-1

chairperson: Hisahiko Kubo (NIED), Keisuke Yano (The Institute of Statistical Mathematics) Thu. Oct 14, 2021 2:00 PM - 3:00 PM ROOM B (ROOM B)

[S22-01] Construction of Convolutional Neural Network to Detect Deep Low-Frequency Tremors from Seismic Waveform Images

ORyosuke KANEKO^{1,2}, Hiromichi NAGAO^{2,1}, Shin-ichi ITO^{2,1}, Kazushige OBARA², Hiroshi TSURUOKA² (1.Graduate School of Information Science and Technology, The University of Tokyo, 2.Earthquake Research Institute, The University of Tokyo) 2:00 PM - 2:15 PM

[S22-02] Feature Extraction of Earthquake Time-Series Data by Dynamic Mode Decomposition

ORyota Kikuchi¹, Hisahiko Kubo² (1.Kyoto University, 2.National Research Institute for Earth Science and Disaster Resilience)

2:15 PM - 2:30 PM

[S22-03] Application of Bayesian Optimization to Black-Box Optimization Problem in Seismology: An Example of Centroid Moment Tensor Inversion OHisahiko KUBO¹, Keisuke YOSHIDA², Takeshi KIMURA¹ (1.National Research Institute for

Earth Science and Disaster Resilience, 2.Tohoku University) 2:30 PM - 2:45 PM

[S22-04] CMT Data Inversion Using Gaussian Processes

OTomohisa OKAZAKI¹, Yukitoshi FUKAHATA² (1.RIKEN Center for Advanced Intelligence Project, 2.Kyoto Univ. Disaster Prevention Research Institute)

2:45 PM - 3:00 PM

Construction of Convolutional Neural Network to Detect Deep Low-Frequency Tremors from Seismic Waveform Images

*Ryosuke KANEKO^{1,2}, Hiromichi NAGAO^{2,1}, Shin-ichi ITO^{2,1}, Kazushige OBARA², Hiroshi TSURUOKA²

1. Graduate School of Information Science and Technology, The University of Tokyo, 2. Earthquake Research Institute, The University of Tokyo

深部低周波微動は高感度地震観測網(Hi-net)の整備をきっかけに初めて観測的に見出された現象[1]であり、発見以降多くの研究によって通常の地震との関係性が示唆されている。一方で、微動に関するデータは直近の約20年分しか存在せず、その特性をより深く理解し数十年~数百年周期で発生する巨大地震の予測などへ活用するためには、さらに過去まで遡ってデータを収集することが重要である。

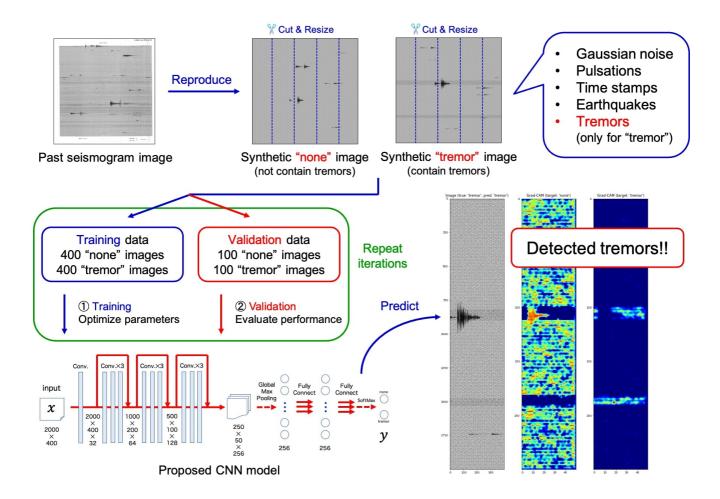
現在は地震計で観測された振動を高精度なデジタルデータとして記録するシステムが用いられているが、約50年前は振動に応じて動くペンによって波形を記録紙に連続的に書き記していた.このような古記録は、過去に発生した地球内部起源の振動現象を研究する上での貴重な情報源であり、東京大学地震研究所では和歌山地域に展開されている観測点の古記録をスキャンし画像データとして保存する研究が行われている[2]. 古記録画像から微動検出を行う場合、微小な微動波形をデジタイズすることは非常に困難であるため、現在のデジタルデータに対して用いられている検出手法を直接適用することはできない.また、古記録の数は膨大であるため、専門家の目視によって個々に検出することは非現実的である.そのため、古記録画像から効率的に微動検出を行う画像処理手法が必要である.

本研究では、画像認識に特化した深層学習手法の一つである畳み込みニューラルネットワーク(CNN)を用いた手法開発に取り組む。CNNモデルは、予め正解が分かっている教師データを学習することによって、モデル内部のパラメータを自動で調整し対象の識別が可能になる。今回の場合、微動カタログ[3-5]をもとにHi-netの記録を教師データとして用いることができるが、実データに含まれる多くのノイズが妨げとなって学習が上手く進行しない可能性がある。そこで、これまでの研究[6]では、古記録画像をもとにした波形画像を人工的に作成しモデルを学習させる数値実験を行ってきた(画像参照)。その結果、学習済みモデルは地震や脈動とは区別して微動を認識できることが可能になった。また、教師データには各画像に微動が含まれるか否かのみを正解として与えたのにもかかわらず、モデルは画像内のどの領域に微動が含まれるかも正しく検出することができた。

本講演では、この数値実験の結果をもとにHi-netの実データを用いてモデルの学習を行った結果を紹介する.人工波形画像による学習済みモデルをファインチューニングに活用しモデルの構造にも改良を加えることで、ノイズを多く含む実データに対しても人工波形画像に対する結果と遜色ない性能を示した.

- [1] K. Obara, Nonvolcanic deep tremor associated with subduction in southwest Japan, Science, 296, 1679-1681, 2002.
- [2] K. Satake, H. Tsuruoka, S. Murotani and K. Tsumura, Analog seismogram archivesat the Earthquake Research Institute, the University of Tokyo, Seismological ResearchLetters, 91(3), 1384–1393, 2020.
- [3] T. Maeda and K. Obara, Spatio-temporal distribution of seismic energy radiation from low-frequency tremor in western Shikoku, Japan, Journal of Geophysical Research, 114(B10), 2009.
- [4] K. Obara, S. Tanaka, T. Maeda and T. Matsuzawa, Depth-dependent activityof non-volcanic tremor in southwest Japan, Geophysical Research Letters, 37(13), 2010.
- [5] National Research Institute for Earth Science and Disaster Resilience, Activity of deep low-frequency tremor in southwest Japan (May, 2020 –October, 2020), Report of the Coordinating Committee for Earthquake Prediction, 105, 397–401, 2021.
- [6] R. Kaneko, H. Nagao, S. Ito, K. Obara and H. Tsuruoka, Convolutional neural network todetect deep low-frequency tremors from seismic waveform images, Trends and Applications in Knowledge Discovery

and Data Mining (Lecture Notes in Computer Science, vol. 12705), 31-43, 2021.



Feature Extraction of Earthquake Time-Series Data by Dynamic Mode Decomposition

*Ryota Kikuchi¹, Hisahiko Kubo²

1. Kyoto University, 2. National Research Institute for Earth Science and Disaster Resilience

計測技術の発展およびコンピュータによる演算能力向上により、高密度な観測や多数回のシミュレーション データを得ることが可能になった。得られた多次元時系列データは、現象を精密に再現する一方で、データ解 析をする際に解釈や現象理解が困難になる可能性がある。高密度な観測や多数回のシミュレーションデータを 活かすためには、データの背後に潜むダイナミクスや特徴構造を抽出するアルゴリズムが必要となる。 防災科 学技術研究所では全国に約2100ヶ所の地震観測点を設置・運用しており、そのうち陸域の約1700ヶ所におい て強震計による観測を実施している。これらによる地震動データは、被害の原因の究明や震源過程解析など事 後検証的に活用され、耐震工学や地震ハザード評価などを通じて将来の震災軽減に役立てられてきた。この情 報より、高密度な観測点ごとのリアルタイムな震度情報を得ることができる。複数の観測点による空間的な特 徴と時系列データによる時間的な特徴があり、地震現象を高度に理解するためには両者を適切に取り扱う必要 がある。 多次元時系列データを解析する方法として、動的モード分解(Dynamic Mode Decompostion: DMD)が挙げられる。DMDは、流体解析の分野において、実験およびシミュレーションで得られた多次元時系 列データの中から時空間的な特徴構造を抽出する方法として提案された。一般的に用いられる主成分分析 (Principal Component Analysis: PCA)や固有直交分解(Proper Orthogonal Decomposition: POD)は、静的な 情報に対する特徴抽出を対象としており、動的な特徴抽出には適さない。また、高速フーリエ変換(Fast Fourier Transform: FFT)は、個々の観測点において動的な時間スペクトルを得ることができるが、空間全体の 時間的な特徴構造を把握することには適用できない。DMDは、静的な空間モードだけではなく時間発展を考慮 した動的モードの両方を抽出することができる。地震動データにおいても、時空間的な特徴を考慮した空間お よび動的モードを抽出することは、多次元時系列データからの現象理解の促進に貢献できる可能性がある。 本 研究では、DMDを地震動の時系列データに適用し、地震イベントごとのケーススタディを実施すること で、DMDの有用性を評価することを目的とする。

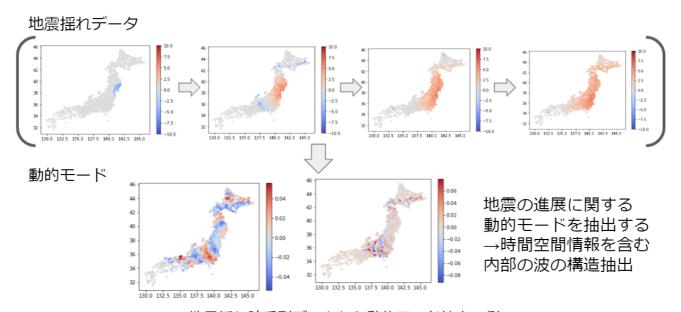


Figure: 地震揺れ時系列データから動的モード抽出の例

Application of Bayesian Optimization to Black-Box Optimization Problem in Seismology: An Example of Centroid Moment Tensor Inversion

*Hisahiko KUBO¹, Keisuke YOSHIDA², Takeshi KIMURA¹

1. National Research Institute for Earth Science and Disaster Resilience, 2. Tohoku University

システムfへの入力xに対して出力yが得られる状況を考える(y=f(x))。fは往々にして数学的に陽に書き下すこ とができない。具体的には、ある入力に対する出力を得ることはできるが、fの全体像に関係する情報(例えば 勾配など)を得ることができない状態である。その場合のf はブラックボックス関数と呼ばれる。このような ブラックボックス関数fの出力を最大化(もしくは最小化)にする入力パラメータx*を見つける問題(ブラック ボックス最適化問題)を考える。機械学習の分野における代表的なブラックボックス最適化問題として、ハイ パーパラメータの最適化があげられる。ハイパーパラメータはデータの学習からは決定されないパラメータの ことであり、学習前に設定する必要がある。ニューラルネットワークであれば中間層の層数や各層のニューロ ン数、活性化関数の種類、最適化手法の種類などがそれにあたり、機械学習アルゴリズムのパフォーマンスを 最大限に引きだすには最適なハイパーパラメータの組み合わせを探索する必要がある。一般的に、ブラック ボックス最適化問題に関しては、考えられるパラメータ空間をしらみつぶしに調べるグリッドサーチや、パラ メータ空間をランダムに調べていくランダムサーチなどによる探索が行われてきた。しかしながら、それらの 手法は計算コストが高く、特にパラメータ数が大きい場合には最適値にたどり着けないことがある。そこ で、効率的な探索手法として、ベイズ最適化を適用することが近年多くなっている。ベイズ最適化は、可能な 限り少ない試行回数でブラックボックス関数fの性質を解明し、それを最適化することを目的とした機械学習手 法である。具体的には、(1) それまでに探索した入力とその結果として得られた出力の情報から、ガウス過 程などに基づいて関数fを近似する代理モデルを構築する、(2)代理モデルに基づく獲得関数を最大化する探 索点の候補を求める、(3)探索候補点での試行を行い、それに対する出力を新たに得る、(4)新たに得ら れた情報から代理モデルを更新する、という一連の流れを繰り返す。

ブラックボックス関数最適化問題へのベイズ最適化の適用は、機械学習分野だけにとどまらず、多くの科学分野で取り入れられつつある(例えば、Shields et al. 2021)。本研究は、地震学分野におけるブラックボックス関数最適化問題へのベイズ最適化の取入れを試みるものであり、具体的な事例としてセントロイドモーメントテンソルインバージョンにおけるセントロイド位置の推定問題を取り上げる。点震源仮定が成り立つとき、ある地点で観測される地震波形は点震源におけるモーメントテンソルの組み合わせと線形の形で結びつけることができる。そのため点震源の位置(セントロイド位置)が既知の場合には、モーメントテンソルインバージョンは線形問題となり、簡単に解くことができる。しかしながらセントロイド位置も同時に求めるセントロイドセーメントテンソルインバージョンにおいて、求めたいパラメータ(モーメントテンソルとセントロイド位置)と地震波形の関係は非線形となり、これまでの研究ではグリッドサーチによるパラメータ探索が行われてきた。この非線形問題は観測波形と理論波形の残差を最小にするパラメータを推定する問題であるが、波形残差の関数を最大にするパラメータを求めるブラックボックス関数最適化問題とみなすことができる。ここではセントロイド位置に関して水平方向および深さ方向の探索を行うセントロイドモーメントテンソルインバージョンを考える。

ベイズ最適化のツールとしてPreferred Networksによるオープンソースのハイパーパラメータ自動最適化フレームワークOptuna(Akiba et al. 2019)を用いた。Optunaはdefine-by-runスタイルのユーザAPIを有するpythonライブラリであり、各種のベイズ最適化アルゴリズムを備えているほか、様々な可視化や枝刈り、分散最適化の機能も有する。ベイズ最適化のアルゴリズムにはTree-structured Parzen Estimator (Bergstra et al. 2011, 2013)を用いた。

実解析を模擬した理論テストを試行的に行ったところ、ランダムサーチに比べてベイズ最適化の方が、同じ試 行回数でより真値に近いセントロイド位置を推定することができることが確認された。

CMT Data Inversion Using Gaussian Processes

*Tomohisa OKAZAKI¹, Yukitoshi FUKAHATA²

1. RIKEN Center for Advanced Intelligence Project, 2. Kyoto Univ. Disaster Prevention Research Institute

地殻の応力状態を推定する応力インバージョン手法の一つであるCMTデータインバージョン(Terakawa and Matsu'ura, 2008)は、地震による応力解放が周辺の応力場に比例するという仮定の下で、CMT解から応力場の空間パターンを推定する。原論文では基底関数展開(Yabuki and Matsu'ura, 1992)によるインバージョン解析が適用された。

一般に基底関数展開では、モデル・パラメタ数が高次元データに対し指数的に増大し、計算量的に困難となる問題(次元の呪い)が知られている。回帰問題においては、モデル・パラメタが陽に現れないガウス過程回帰を用いることで、次元の呪いを回避できることが知られている。CMTデータは3次元空間内に分布するため、広域を解析対象とするとモデル・パラメタ数が顕著に増大し(Terakawa and Matsu'ura, 2010)、更に時間変化を取り入れた場合には、計算量的な困難が予想される。本研究では、ガウス過程によりCMTデータインバージョンを解くことで、この計算量的な困難の解決を試みた。

回帰問題ではデータと推定量が同一の物理量であるが、CMTデータインバージョンでは、データがCMT解である一方、推定量は応力場であるため、そのままではガウス過程が適用できない。そこで本研究では、(1)応力場の共分散関数からCMT解の共分散関数を導出、(2)応力場をCMT解の断層長0の極限として表現、という新たな定式化を開発することにより、この問題を解決した。

基底関数展開およびガウス過程を東北地方周辺のCMTデータに適用した。データの期間は、2011年東北沖地震後から2019年末である。その結果、(1)データのある領域では両手法は概ね調和的な結果を与えること、(2)データのない領域では、基底関数展開では周辺領域の推定値を内挿するが、ガウス過程では相関距離を超えると推定値が0に収束することを確認した(図1)。(2)の結果は、先験情報として、基底関数展開では滑らかな空間変化を課す一方、ガウス過程では平均0の事前分布を設定することに起因しており、ガウス過程を地球物理学データに適用・解釈する際の注意点といえる。さらに発表では、日本全国のCMTデータに対するガウス過程のインバージョン解析結果を示し、応力場の空間変化を概観する。

本研究では、基底関数展開を適用可能な問題設定において、ガウス過程による解析の動作確認および手法比較を行った。今後の展開としては、ガウス過程がより有効となる、時間軸を含む4次元CMTデータを解析することで、応力場の時間変化の抽出を試みる。

