

情報科学を活用した地震調査研究プロジェクト

(STAR-E プロジェクト)

地震データの不完全性に対応した地震活動および

それに伴う揺れの準リアルタイム時空間予測に

関する研究開発

令和3年度

成果報告書

令和4年5月

文 部 科 学 省 研 究 開 発 局

国立研究開発法人 防災科学技術研究所

本報告書は、文部科学省の科学技術試験研究委託事業による委託業務として、国立研究開発法人防災科学技術研究所が実施した令和3年度科学技術試験研究委託事業「情報科学を活用した地震調査研究プロジェクト(STAR-E プロジェクト)」「地震データの不完全性に対応した地震活動およびそれに伴う揺れの準リアルタイム時空間予測に関する研究開発」成果を取りまとめたものです。

## グラビア

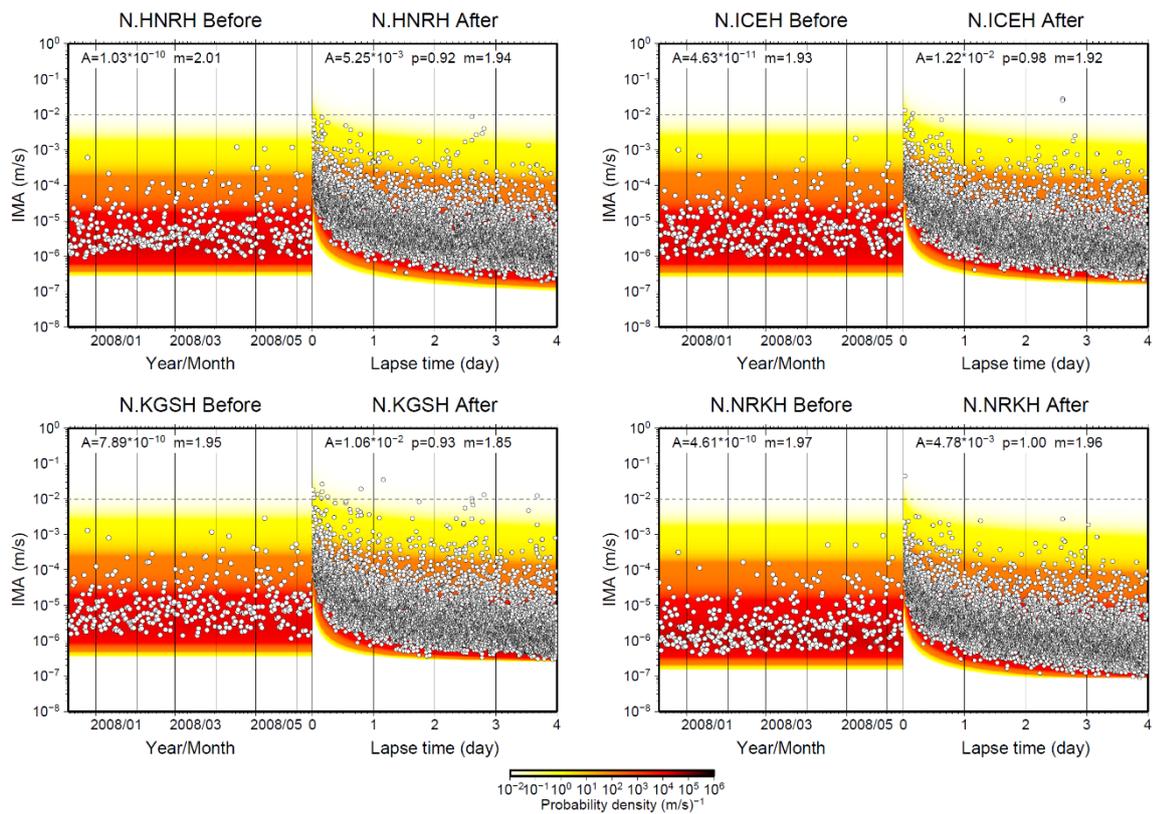


図1 2008年岩手・宮城内陸地震前後におけるHi-net 4観測点(N.HNRH、N.ICEH、N.KGSH、N.NRKH)での区間最大振幅の観測値の時系列。各パネルの左半分、右半分がそれぞれ2008年岩手・宮城内陸地震発生前半年間および発生後4日間の区間最大振幅を表す。区間最大振幅を計算した時間幅は、本震発生前と後でそれぞれ半日と1分間である。背景のカラースケールに極値統計により推定した非定常Frechet分布の確率密度関数を示す。各観測点および時期について推定されたパラメータの値を各パネルの上部に示す。

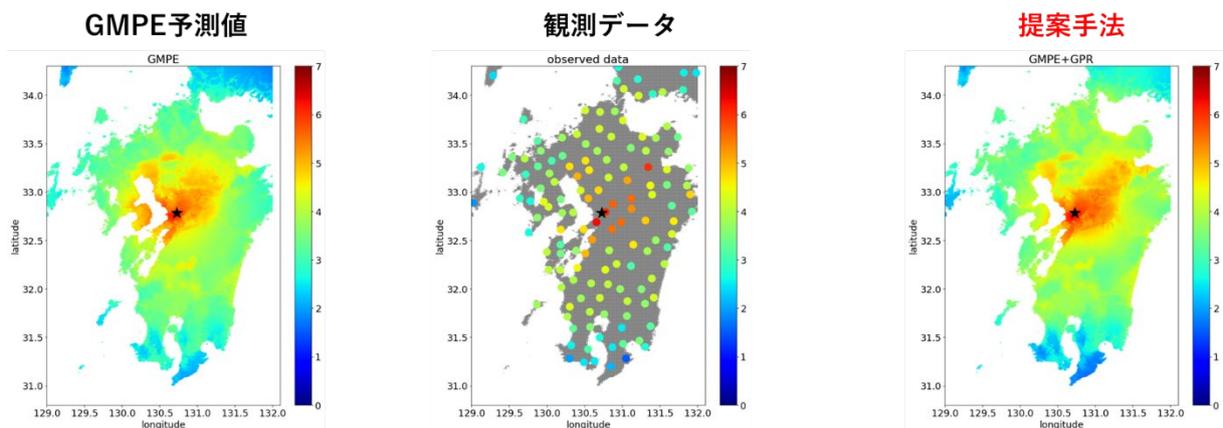


図2 2016年熊本地震本震における、(左)地震動予測式による予測と(中)KiK-netによる観測、(右)ガウス過程回帰に基づくデータ同化手法による予測の震度分布の比較。★は震源位置を表す。

## はじめに

近年、IoT、ビッグデータ、AI といった情報科学分野の科学技術が著しく進展しており、国内外で地震分野への情報科学分野の技術の導入や連携が始まっている。また、令和元年5月に政府の地震調査研究推進本部で策定された、「地震調査研究の推進について―地震に関する観測、測量、調査及び研究の推進についての総合的かつ基本的な施策（第3期）―」においても、我が国の地震調査研究が今後、新たな科学技術も活用しながら、防災・減災の観点から社会に対する更なる貢献をしていくことへの期待が示された。このような背景を踏まえ、文部科学省では、情報科学の知見を採り入れた新たな地震調査研究を推進するため、令和3年度より、「情報科学を活用した地震調査研究プロジェクト（STAR-E プロジェクト※、以下「STAR-E プロジェクト」）」を開始した。STAR-E プロジェクトでは、複数の研究課題を進めることによって、革新的創造的な研究成果の創出を目指すのみならず、情報科学と地震学の両分野の研究者が参加する研究フォーラムの開催、情報交換プラットフォームの運営など、両分野の連携を促進する取組により、次世代を担う若手研究者の育成も含めた、「情報科学×地震学」分野全体の発展を目指す。

本研究課題「地震データの不完全性に対応した地震活動およびそれに伴う揺れの準リアルタイム時空間予測に関する研究開発」は、STAR-E プロジェクトが進める研究課題の一つである。これまでに膨大な地震データが観測・蓄積されてきたが、複雑な自然現象を限られた資源で観測している以上、地震データは本質的に不完全であり、それに基づく予測には限界が生じる。本研究課題では、地震データの不完全性を打破する形での大地震直後の地震活動およびそれに伴う揺れの準リアルタイム時空間予測の実現を目指し、情報科学の知見を地震観測データおよび地震学・地震工学のドメイン知と組み合わせ、各種要素技術の研究開発およびそれらをつなげた予測アプローチの確立を図る。

## 目 次

1. 研究課題の概要	<a href="#">1</a>
1. 1 研究概要の説明	<a href="#">3</a>
(1) 研究者別の概要	<a href="#">3</a>
(2) 研究実施日程	<a href="#">4</a>
2. 研究成果の説明	<a href="#">5</a>
(1) 業務の内容	<a href="#">5</a>
(2) 令和3年度の成果	<a href="#">9</a>
3. まとめ	<a href="#">38</a>
4. 活動報告	<a href="#">39</a>
5. むすび	<a href="#">41</a>

## 1. 研究課題の概要

地震データの不完全性を打破する形での大地震直後の地震活動およびそれに伴う揺れの準リアルタイム時空間予測の実現を目指し、情報科学の知見を地震観測データおよび地震学・地震工学のドメイン知と組み合わせ、各種要素技術の研究開発およびそれらをつなげた予測アプローチの確立を図る。

このうち、大地震直後の地震カタログの不完全性に対応した地震活動の準リアルタイム予測に向け、サブテーマ 1-A では不完全性を予め考慮した上での地震カタログを用いた予測に関する研究開発を、サブテーマ 1-B では地震動データそのものを用いた将来に発生しうる揺れの強さの予測に関する研究開発を実施する。また観測データの機械学習に基づく新たな地震動予測アプローチの実現に向け、サブテーマ 2-A ではガウス過程回帰に基づくデータ同化による地震動の空間補間に関する研究開発を、サブテーマ 2-B では Site specific な地震動予測モデルによる地震動生成に関する研究開発を実施する。それぞれの詳細は以下の通り。

### サブテーマ 1-A「不完全性を予め考慮した上での地震カタログを用いた予測に関する研究開発」

地震カタログの不完全性を考慮する予測手法 (e. g., Omi et al. 2013) について、ETAS や切断 G-R など、これまで十分に検証されていなかった地震活動モデルへの拡張可能性とその妥当性を検討するとともに、地震の空間分布情報を用いることで地震発生の時空間予測へ拡張するための手法を検討する。また従来法で考慮されていなかった 2 次余震の予測にも取り組む。さらに地震活動の予測をサブテーマ 2-A および 2-B に基づくアプローチや距離減衰式などを用いた地震動予測へとつなげることも行う。これらを過去に発生した余震活動を伴う地震活動データに適用し、性能を検証する。

### サブテーマ 1-B「地震動データそのものを用いた将来に発生しうる揺れの強さの予測に関する研究開発」

連続地震動記録の区間最大値（一定時間区間ごとの最大振幅や最大計測震度などの地震動指標）に極値統計解析を施し、これらの指標の超過確率予測を行うとともに、閾値以上の揺れ（例えば有感地震相当）が生じる回数の時間予測を行う。また 2 次余震に伴う揺れも考慮した最大値予測、閾値超過数予測に関する研究を行う。大地震時のみならず、平穏時の連続地震動記録にも同様の解析を施し、閾値以上の揺れの確率や回数が「普段の何倍か」という情報を付加することを目指す。さらには観測地点での揺れの将来予測だけでなく、サブテーマ 2-A で取り組む地震動の空間補間技術も活用し、観測点の無い任意の地点（領域全体）での揺れの将来予測に拡張する技術を開発する。

### サブテーマ 2-A「ガウス過程回帰に基づくデータ同化による地震動の空間補間に関する研究開発」

近傍観測点での観測データを空間補間することで波動場の再構築を行い、任意の対象地点における地震動指標の生成、および任意地点における時刻歴地震動波形そのものの

生成に挑戦する。距離減衰式などの物理モデルに基づく予測値を事前情報として、地震動指標値に関するガウス過程回帰モデルを構築し、地震時に得られた観測データに対するモデルフィッティングと内挿を行うことで、物理的手法と情報学的手法を統合した地震動指標のデータ同化手法を確立する。また、地震動の時刻歴波形生成においても、地震動波形記録のウェーブレット係数値に対して同様のアプローチによる空間内挿を行い、得られた時間周波数成分に対してウェーブレット逆変換を行うことによって、任意地点における地震動の時刻歴波形を得る手法を開発する。

サブテーマ 2-B「Site specific な地震動予測モデルによる地震動生成に関する研究開発」

個別地点における過去記録を機械学習した地震動予測モデルを用いて、その地点に特化した形でスペクトル情報および地震波形そのものを生成する Site specific な地震動生成技術の開発を行う。さらに近接する複数の観測点での情報を用いて、地震情報とサイト情報の両方をインプットとすることで、より汎用性の高いモデルを試作する。

## 1. 1 研究概要の説明

### (1) 研究者別の概要

所属機関・部局・職名	氏名	分担した研究項目及び研究成果の概要	研究実施期間	配分を受けた研究費	間接経費
国立研究開発法人 防災科学技術研究所	久保久彦	研究代表者・サブテーマ 2-B 統括 研究課題全体については、サブテーマ間の連携を意識した議論・検討を行った。 サブテーマ 2-B については、スペクトル情報に関する Site specific な地震動予測モデルの構築を進めた。	令和 3 年 7 月 8 日 ～ 令和 4 年 3 月 31 日	17,483,302 円	4,034,608 円
	汐見勝彦	サブテーマ 1-A 統括 過去の地震カタログデータセットに基づく大地震後の地震活動の予測結果の確認と検証を行った。	令和 3 年 7 月 8 日 ～ 令和 4 年 3 月 31 日		
	澤崎郁	サブテーマ 1-B 統括 過去の地震動データセットに対して極値統計解析を適用し、統計的な性質の把握および提案手法の予測性能の検証を行った。	令和 3 年 7 月 8 日 ～ 令和 4 年 3 月 31 日		
国立大学法人 山梨大学	宮本崇	サブテーマ 2-A 統括 地震動指標の空間補間を目的とした、ガウス過程回帰に基づくデータ同化手法の開発を進めた。	令和 3 年 7 月 8 日 ～ 令和 4 年 3 月 31 日	5,524,457 円	1,274,874 円

(2) 研究実施日程

研究実施内容	実 施 日 程											
	4月	5月	6月	7月	8月	9月	10月	11月	12月	1月	2月	3月
サブテーマ 1-A 「不完全性を予め考慮した上での地震カタログを用いた予測に関する研究開発」				←								→
サブテーマ 1-B 「地震動データそのものを用いた将来に発生しうる揺れの強さの予測に関する研究開発」				←								→
サブテーマ 2-A 「ガウス過程回帰に基づくデータ同化による地震動の空間補間に関する研究開発」				←								→
サブテーマ 2-B 「Site specific な地震動予測モデルによる地震動生成に関する研究開発」				←								→

## 2. 研究成果の説明

### (1) 業務の内容

#### (a) 業務題目

地震データの不完全性に対応した地震活動およびそれに伴う揺れの準リアルタイム時空間予測に関する研究開発

#### (b) 担当者

所属機関	役職	氏名
国立研究開発法人防災科学技術研究所 地震津波火山ネットワークセンター	主任研究員	久保久彦
国立研究開発法人防災科学技術研究所 地震津波防災研究部門	副部門長	汐見勝彦
国立研究開発法人防災科学技術研究所 地震津波火山ネットワークセンター	特別研究員	澤崎郁
国立大学法人山梨大学 工学部土木環境工学科	准教授	宮本崇

#### (c) 業務の目的

地震データの不完全性を打破する形での大地震直後の地震活動およびそれに伴う揺れの準リアルタイム時空間予測の実現を目指し、情報科学の知見を地震観測データおよび地震学・地震工学のドメイン知と組み合わせ、各種要素技術の研究開発およびそれらをつなげた予測アプローチの確立を図る。

このうち、大地震直後の地震カタログの不完全性に対応した地震活動の準リアルタイム予測に向け、サブテーマ 1-A では不完全性を予め考慮した上での地震カタログを用いた予測に関する研究開発を、サブテーマ 1-B では地震動データそのものを用いた将来に発生しうる揺れの強さの予測に関する研究開発を実施する。また観測データの機械学習に基づく新たな地震動予測アプローチの実現に向け、サブテーマ 2-A ではガウス過程回帰に基づくデータ同化による地震動の空間補間に関する研究開発を、サブテーマ 2-B では Site specific な地震動予測モデルによる地震動生成に関する研究開発を実施する。各サブテーマにおいては、大地震発生後の地震活動の時空間的な発生確率を準リアルタイムに予測するための枠組みの確立（サブテーマ 1-A）、任意地点での揺れの発生確率を大地震発生後に準リアルタイムで予測するための枠組みの確立（サブテーマ 1-B）、地震動指標や地震波形などの時系列データの空間補間を目的としたデータ同化手法の確立（サブテーマ 2-A）、スペクトル情報や地震波形などの時系列データの生成を目的とした Site specific な地震動予測技術の確立（サブテーマ 2-B）を目指す。

また研究課題全体としては、サブテーマ間で連携し、

- ・ 地震カタログに基づいた大地発生震後の地震活動およびその揺れに関する見通し情報の予測
- ・ 地震動そのものに基づいた任意地点での揺れの見通し情報の予測

という二つの予測スキームの確立を図り、実記録での検証を行う。

(d) 5か年の年次実施計画（過去年度は、実施業務の要約）

1) 令和3年度：

1-A においては、既存の地震活動予測システムの過去5年間の稼働状況を調査し、その予測結果の検証に着手した。1-B においては、既存の極値統計解析手法を過去データに適用し、その予測性能の検証に着手した。2-A においては、地震動指標の空間補間を目的とした、ガウス過程回帰に基づくデータ同化手法の開発に着手した。2-B においては、スペクトル情報に関する Site specific な地震動予測モデルの構築に着手した。

2) 令和4年度：

1-A においては、前年度に引き続き既存の地震活動予測システムの予測性能を検証するとともに、様々な地震活動モデルの適用とその適用の妥当性評価に着手する。1-B においては、前年度に引き続き既存の極値統計解析手法の予測性能を検証するとともに、平穏時の地震動記録への極値統計解析手法を行うことで平穏時の評価に着手する。2-A においては、前年度に引き続き地震動指標の空間補間手法を開発するとともに、地震波形などの時系列データの空間補間手法の開発に着手する。2-B においては、スペクトル情報に関する Site specific な地震動予測モデルの構築を進めるとともに、地震波形などの時系列データに関する Site specific な地震動予測モデルの開発に向けた基礎的検討を行う。

3) 令和5年度：

1-A においては、前年度に引き続き様々な地震活動モデルの適用とその適用の妥当性評価を進めるとともに、地震発生の時空間予測に向けた予測手法の拡張に着手する。1-B においては、前年度に引き続き平穏時記録への極値統計解析手法の適用を行うとともに、2次余震に伴う揺れも考慮した形への予測手法の拡張に着手する。2-A においては、前年度に引き続き地震波形などの時系列データの空間補間手法の開発を進めるとともに、2-B と組み合わせた地震動予測アプローチの開発に着手する。2-B においては、前年度に引き続き地震波形などの時系列データに関する Site specific な地震動予測モデルの開発を進めるとともに、2-A と組み合わせた地震動予測アプローチの開発に着手する。

4) 令和6年度：

1-A においては、前年度に引き続き空間方向への地震活動予測手法の拡張を進める

とともに、地震活動予測を地震動予測と結びつけた予測アプローチに関して検討を行う。1-B においては、前年度に引き続き2次余震に伴う揺れも考慮した予測手法の拡張を進めるとともに、2-A の地震動空間補間技術を活用した任意地点での揺れ予測への拡張に着手する。2-A においては、前年度に引き続き、地震波形などの時系列データの空間補間手法の高度化を進め、2-B と組み合わせた地震動予測アプローチの開発を進める。2-B においては、前年度に引き続き、地震波形などの時系列データに関する Site specific な地震動予測モデルの高度化を行い、2-A と組み合わせた地震動予測アプローチの開発を進めるとともに、汎用的な地震動生成の技術開発に向けた基礎的検討を行う。

5) 令和7年度：

1-A においては、前年度に引き続き、空間方向への地震活動予測手法の拡張を進め、地震活動予測と地震動予測を結びつけた場合の予測性能の評価を行う。1-B においては、前年度に引き続き任意地点での揺れの予測に向けた予測手法の高度化を進める。2-A においては、前年度に引き続き、地震波形などの時系列データの空間補間手法の高度化を行い、2-B と組み合わせた地震動予測アプローチの高度化を進める。2-B においては、前年度に引き続き、2-A と組み合わせた地震動予測アプローチの高度化を行い、汎用的な地震動生成の技術開発を進める。

(e) 令和3年度業務目的

サブテーマ 1-A「不完全性を予め考慮した上での地震カタログを用いた予測に関する研究開発」

防災科学技術研究所に蓄積された過去の地震カタログデータセットに対して既存システムを適用した結果について、陸のプレート内やプレート間、沈み込む海洋プレート内といった発生場所ごとに、その予測結果の確認ならびに検証を行う。

サブテーマ 1-B「地震動データそのものを用いた将来に発生しうる揺れの強さの予測に関する研究開発」

防災科学技術研究所に蓄積された過去の地震動データセットに対して極値統計解析を適用し、その統計的な性質の把握を行うとともに、提案手法の予測性能の検証に着手する。

サブテーマ 2-A「ガウス過程回帰に基づくデータ同化による地震動の空間補間に関する研究開発」

地震動指標の空間補間を目的とした、ガウス過程回帰に基づくデータ同化手法の開発に着手する。過去の地震動データセットに対して提案手法を適用し、その有効性について基礎的検討を行う。

サブテーマ 2-B「Site specific な地震動予測モデルによる地震動生成に関する研究開発」

深層学習を含む機械学習技術と個別地点でのトリガー波形記録および連続波形記録に基づく地震動データセットを用いて、スペクトル情報に関する Site specific な地震動予測モデルの構築に着手する。

## (2) 令和3年度の成果

### (2-1) サブテーマ 1-A「不完全性を予め考慮した上での地震カタログを用いた予測に関する研究開発」

#### (a) 業務の要約

大規模な地震発生後、出来るだけ早期に余震活動の状況を把握し、その後の地震活動の推移を予測することは、災害対策を行う上で重要である。防災科学技術研究所（防災科研）では、防災科研 Hi-net の自動処理震源カタログを用いて余震の発生確率を予測するシステムの試験運用を行っており、現在までに様々な地震での解析事例が蓄積された。本年度は、システム運用開始から2022年3月に発生した福島県沖の地震までの12地震ならびにシステム構築時に遡及的な解析を行った2016年熊本地震（最大前震・本震）を対象に、余震予測に必要な様々なパラメータの推定状況を確認するとともに、余震発生確率予測結果の検証を行った。

#### (b) 業務の成果

##### 1) 防災科研 Hi-net 自動処理震源カタログに基づく余震予測システムの概要

防災科研では、大規模な地震発生後の初期段階で、その後の地震活動の推移を予測することを目的として、Omi et al. (2013)の解析方法<sup>1)</sup>を防災科研 Hi-net の自動震源カタログに適用し、近い将来を対象とした余震発生確率を自動的に予測するシステム（以下、本システム）の試験稼働を行っている<sup>2)</sup>。本システムでは、防災科研 Hi-net の震源決定処理システムでマグニチュード5.0以上の地震が検知されると、その3時間後から4日後までの間、1時間ごとに、1日、3日、7日の3つの異なる予測期間の余震発生確率の計算を行う。

余震活動の予測には、余震活動に関する大森・宇津公式<sup>3)</sup>及び Gutenberg-Richter の法則（G-R 則）<sup>4)</sup>を用いる<sup>1)</sup>。大森・宇津公式は、余震活動が時間とともに単調に減少していく様子をモデル化したもので、

$$v(t) = \frac{K}{(t+c)^p}$$

により表される。ここで、 $v(t)$  は単位時間当たりの余震数、 $t$ は本震発生時を起点とした経過時間を表す。式の形状を定めるパラメータは3種類あり、それぞれ $K$ は余震の活発さ、 $c$ は本震発生直後の地震検知率低下期間を、 $p$ は余震活動の時間減衰の程度を反映するとされている。一方、余震活動の地震規模（マグニチュード）は、G-R 則

$$\log_{10} n(M) = a - bM$$

に従って発生していると考えられる。ここで、 $n(M)$  は規模が $M$ の地震数、 $a$ 及び $b$ はそれぞれ地震の発生数、規模による頻度の度合いを示す定数である。検知可能な地震の最小マグニチュード（検知下限マグニチュード）を $M_c$ とすると、 $\beta = b \cdot \ln 10$ として、

$$n(M) = n(M_c) \cdot \exp[-\beta(M - M_c)]$$

となる。この $n(M)$  を $M$ について $M_c$ から $\infty$ まで積分し、規格化することで、確率密度関数 $f(M)$ が求まる。

$$f(M) = \beta \cdot \exp[-\beta(M - M_c)]$$

この確率密度関数と大森・宇津公式から、時間 $t \sim t+dt$ に $M \sim M+dM$ の地震が発生する確率を、

$$\lambda(M, t) dt dM = f(M) \cdot v(t) dt dM = \frac{K}{(t+c)^p} \beta \cdot \exp[-\beta(M - M_c)] dt dM$$

により求めることが出来る。

大規模な地震発生直後は、本震や大きい余震による大振幅の揺れに埋没することにより、特に小さな余震は検知しにくくなるため、地震カタログは不完全なものとなる。不完全な地震カタログを用いて推定された大森・宇津公式やG-R則のパラメータは、真値と有意に異なる可能性が高く、このパラメータに基づく余震予測推定は大きな誤差を含むことになる。本システムでは、地震活動の検知率の変化を

$$\Phi(M|\mu(t), \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int_{-\infty}^M dx \exp\left[-\frac{(x - \mu(t))^2}{2\sigma^2}\right]$$

でモデル化できるとした<sup>5), 6)</sup>。ここで、 $\mu(t)$ は検出率が50%となるマグニチュード、 $\sigma$ は部分的に検知された地震のマグニチュードの範囲を表す。 $\mu(t)$ は本震からの経過時間に依存するパラメータであり、ベイズ平滑化法を用いて推定する<sup>1)</sup>。実際に得られたカタログに対し、この式により推定された検出率を併用することで、完全なカタログが得られているものと想定し、地震活動をモデル化するための各パラメータを推定する。

なお、余震予測には、防災科研 Hi-net による自動処理震源カタログを用いており、震源決定誤差の大きい震源情報も含まれる。ただし、地震以外のノイズを検知している事例は少なく、余震が連続して発生したことに起因することが多い。このような誤差の大きい地震を全て排除すると、カタログ登録イベントが過少になることが危惧される。本システムでは、本震のマグニチュード $M$ を変数とする宇津-関の式<sup>7)</sup>

$$D(M) = 0.01 \times 10^{0.5M-1.8}$$

によって定められる径 $D$  [度]に基づき、本震の震央位置を中心に、1辺が $2D$ 、 $3D$ 、 $4D$ となる矩形を余震活動の範囲と設定した。

本システムは2017年4月に稼働を開始した。2022年3月末までに防災科研 Hi-net の処理システムで検知されたマグニチュード6.0以上の地震のうち、本システムが起動し、自動的に余震発生確率の予測を行った地震を表1のNo. 3~14として示す。また、本システム構築時、2016年熊本地震の最大前震(No. 1)及び本震(No. 2)時の自動処理震源カタログを試験データとして、遡及的な解析を行った<sup>2)</sup>。今年度は、この2地震を加えた計14地震を対象として、予測に必要な各パラメータの推定状況ならびに予測された余震発生確率と実際の余震発生状況の比較を行った。なお、今回対象とした14地震について、震源カタログに登録されている余震活動は1辺が $2D$ の矩形領域内にほぼ収まっていることが確認出来た。そのため、以下の検討では1辺が $2D$ の矩形を対象領域として予測した結果を用いることとした。

表1 本システムで自動余震予測が稼働した主な地震

No.	地震の発生日時		震央地名	震源位置 (防災科研Hi-net)			気象庁情報			発生場所
				北緯	東経	深さ[km]	M	M	最大震度	
1	2016/04/14	21:26:34	熊本県熊本地方	130.809	32.742	11	6.5	6.5	7	陸のプレート内
2	2016/04/16	01:25:05	熊本県熊本地方	130.763	32.755	13	7.3	7.3	7	陸のプレート内
3	2018/04/09	01:32:30	島根県西部	132.589	35.183	13	6.1	6.1	5強	陸のプレート内
4	2018/06/18	07:58:34	大阪府北部	135.623	34.843	13	6.2	6.1	6弱	陸のプレート内
5	2018/09/06	03:07:59	胆振地方中東部	141.999	42.684	36	6.6	6.7	7	陸のプレート内
6	2019/05/10	08:48:41	日向灘	131.988	31.804	24	6.5	6.3	5弱	プレート間
7	2019/06/18	22:22:20	山形県沖	139.488	38.606	12	6.6	6.7	6強	陸のプレート内
8	2021/02/13	23:07:50	福島県沖	141.824	37.683	56	7.6	7.3	6強	海洋プレート内
9	2021/03/20	18:09:44	宮城県沖	141.741	38.436	65	7.2	6.9	5強	プレート間
10	2021/05/01	10:27:27	宮城県沖	141.771	38.154	50	6.9	6.8	5強	プレート間
11	2021/10/06	02:46:02	岩手県沖	142.378	40.043	54	6.5	5.9	5強	海洋プレート内
12	2021/10/07	22:41:23	千葉県北西部	140.124	35.598	73	6.4	5.9	5強	プレート間
13	2022/01/22	01:08:38	日向灘	132.096	32.686	30	6.7	6.6	5強	海洋プレート内
14	2022/03/16	23:36:33	福島県沖	141.738	37.659	65	7.6	7.4	6強	海洋プレート内

## 2) 余震予測システムにおける各パラメータ推定結果

表1に示した地震を対象に、G-R則の**b**値及び大森・宇津公式の**K**値、**c**値、**p**値の推定結果の安定性を確認した。図3に陸側のプレート内で発生した浅い6地震、図4に陸のプレートと海洋プレートとの境界部（プレート間）ならびに沈み込む海洋プレート内で発生した各4地震の結果を示す。なお、2016年熊本地震の最大前震（表1 No.1。以下、地震名称に付記する番号は、表1に対応する）については、地震発生から28時間後に本震（No.2）が発生したため48時間後の予測は行っていない。2021年岩手県沖の地震（No.11）は、地震発生直後の余震数が低調であったため、3時間後及び6時間後の余震予測は行われていない。

図3及び図4のaに示すように、多くの地震において本震発生から6時間程度経過後には、**b**値はほぼ安定した結果が得られた。この傾向はプレート間で発生する地震（図4四角印）で顕著に見られる。一方、2016年熊本地震の本震（No.2）や2018年島根県西部の地震（No.3）、2019年山形県沖の地震（No.7）及び2022年日向灘の地震（No.13）では、6時間後の値と48時間後の値の差が0.1を超えており、値が安定するまでに時間を要したことが分かる。陸のプレート内で発生する地震の**b**値は、2016年熊本地震の本震（No.2）と2019年山形県沖の地震（No.7）を除き、0.7~0.8程度、プレート間地震は0.6~0.8程度の値を示した。これに対し、太平洋プレート内で発生した地震（No.8, 11, 14）は0.9~1.0程度のやや大きい値を示す傾向にある。フィリピン海プレート内で発生した2022年の日向灘の地震（No.13）の**b**値は、最終的に0.8程度を示しており、太平洋プレート内の地震と有意に異なる。一方、2021年3月と5月に発生した宮城県沖の地震（No.9, 10）は、震源が比較的近いプレート間地震であるにも関わらず、それぞれの**b**値は0.63と0.79（いずれも48時間後のデータに基づく推定値）と大きな差を示した。

大森・宇津公式の**K**値は、前述の通り、余震活動の活発さが反映されるパラメータである。図3及び図4のbに示す通り、多くのケースにおいて、地震発生直後から0.05以下の値で安定的に求められている一方、2016年熊本地震の最大前震（No.1）及び2018年北海道胆振東部地震（No.5）は、突出して大きな値を示した。2018年北海道胆振東部地

震では、通常は0.9~1.4程度とされる $p$ 値も0.7程度の小さい値を示した(図3d)。不完全なカタログを用いた場合、見掛け上、 $p$ 値は小さく、 $c$ 値は大きく求まることがあるが<sup>8)</sup>、図3cに示した通り、 $c$ 値は0.03日程度(48時間後のデータに基づく推定値)と通常見られる0.1日より有意に小さく、活発な余震活動が継続している様子が捉えられていると言える。なお、他の地震における $c$ 値も、概ね0.1日以下に収まっているが、2016年熊本地震の本震(No.2)のみ、予測期間中、常に0.1日を超える結果となった。これは、本震発生直後に活発化した規模の大きな余震の二次的な余震活動の影響を受けている可能性が高い。

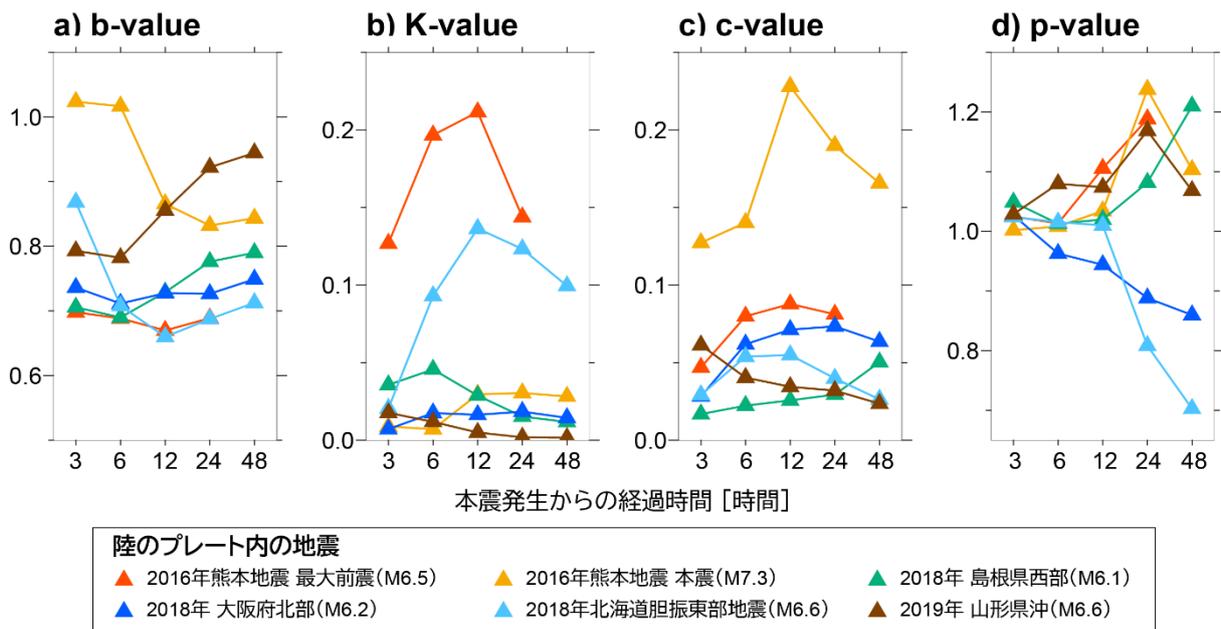


図3 陸のプレート内で発生した地震に対する各パラメータ推定値の時間変化。a) G-R 則における $b$ 値、b)大森・宇津公式の $K$ 値、c)  $c$ 値及びd)  $p$ 値を示す。

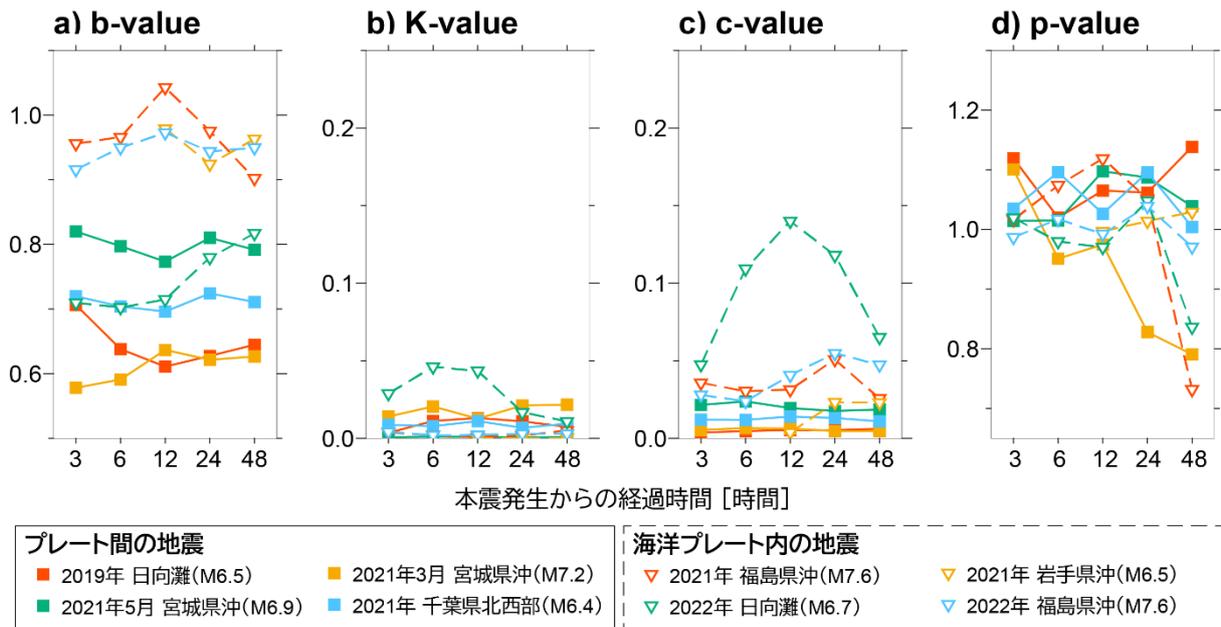


図4 プレート間及び海洋プレート内で発生した地震に対する各パラメータ推定値の時間変化。a) G-R 則における  $b$  値、b) 大森・宇津公式の  $K$  値、c)  $c$  値及び d)  $p$  値を示す。

### 3) 予測された余震発生確率と対象地震の発生状況

本システムでは、本震発生から3時間後以降1時間ごとに前項で示したパラメータの推定を実施し、それらのパラメータに基づいて、指定されたマグニチュードの地震が予測期間（予測時点から、1日、3日、7日）内に1イベント以上発生する確率を計算している。

図5 a~c に、本震発生から6時間後までに得られた地震カタログに基づいて、各予測期間中に M6.0 以上の地震が少なくとも1回発生する確率と、その期間中に実際に発生した M6.0 以上の地震の数を対比して示した。なお、本システムは防災科研 Hi-net の震源カタログに基づいた予測を行っているため、余震の計数にも同じカタログを用いた。今回、調査の対象とした地震（表1）のうち、対象期間内に M6.0 以上の地震が発生したのは、2016年熊本地震の最大前震（No.1）のみであり、同地震系列の本震（No.2）が該当する。図5 a~c から、2016年熊本地震の最大前震後の余震発生確率は他の地震よりも有意に大きく予測されており、次に発生確率の高かった2018年北海道胆振東部地震（No.5）よりも0.1（10%）以上高い確率を示していたことが分かる。

図5 d~f には、対象となる地震を M5.0 とした結果を示す。2019年の日向灘の地震（No.6）を除き、予測期間1日の場合は0.6（60%）以上、7日間の場合は概ね0.8（80%）以上の確率が予測された場合にのみ、対象となる該当する M5.0 以上の地震が発生していた。2019年の日向灘の地震については、本システムで予測された発生確率が7日以内でも0.3（30%）程度であったにも関わらず、本震発生から約12時間後に M5.0 と M5.1 の地震が相次いで発生した。気象庁による一元化震源カタログ<sup>9)</sup>では、これらの地震はそれぞれ M4.7、M4.2 として登録されているが、別の計算方法ではいずれの地震も M4.8 となることが併記されている。この地震に関しては、予測対象となる地震の下限ぎりぎ

りの規模の地震が発生したと言える。2019年の日向灘の地震以外で、予測時点から7日以内に M5.0 以上の地震を検知したのは、陸のプレート内で発生した3地震と海洋プレート内の2地震、計5地震であった(図5f)。このうち、2016年熊本地震の本震(No.2)と2回の福島県沖の地震(No.8, 14)は、いずれも本震のマグニチュードが7を超えており、M5.0の地震が相対的に発生しやすいことは容易に想像出来る。一方、2016年熊本地震の最大前震(No.1)と2018年北海道胆振東部地震(No.5)は、本震がM6.5~6.6程度ではあるものの、極めて高い予測確率のもとでM5.0以上の余震が発生した。

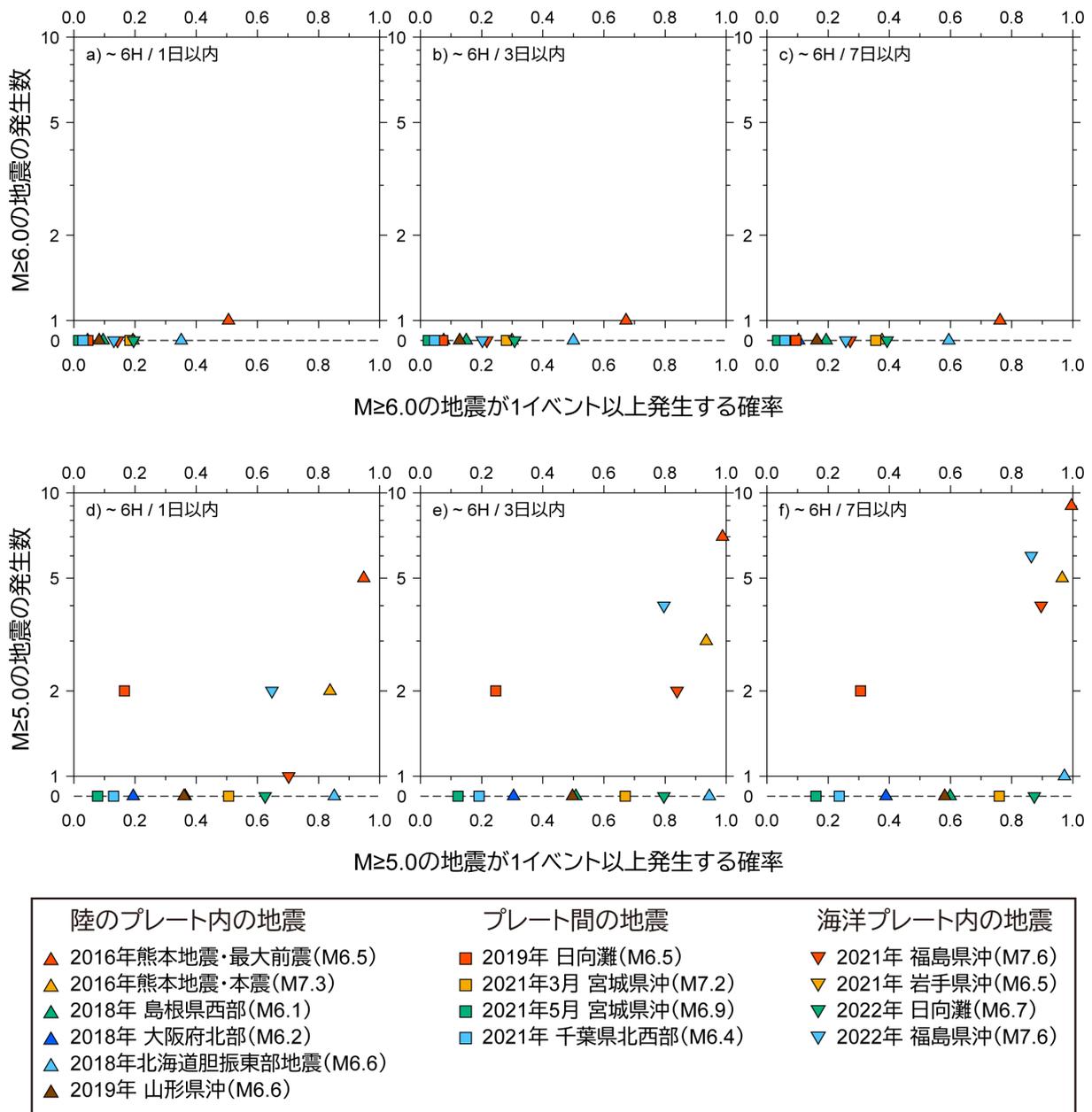


図5 本システムによって予測された余震の発生確率と実際に発生した地震数。上段の a) ~c) は M6.0 以上の地震、下段の d) ~f) は M5.0 以上の地震を対象とした結果を示す。いずれの地震も、本震発生から6時間後までの地震カタログを用いて推定した余震発生確率と、その時点からの予測期間内に発生した地震数を示す。なお、縦軸は対数表示をしてお

り、該当する地震が発生しなかった場合は、各図グラフ領域下部の点線上にシンボルを配置した。

#### (c) 結論ならびに今後の課題

大規模な地震が発生した直後は、本震あるいは大きな余震による揺れに埋没することで小さな地震が検知出来なくなったり、連続的に発生する余震活動により震源位置を正しく推定出来なくなったりするため、震源カタログは不完全なものとなる。防災科研では、Hi-net 自動処理震源カタログを用い、地震発生直後のカタログは不完全であることを考慮した上で、近い将来を対象とした余震発生確率を自動推定するシステムを運用している<sup>2)</sup>。今年度は、このシステムでこれまでに予測が実施された14の地震を対象とし、余震活動モデル化に必要な Gutenberg-Richter 則<sup>4)</sup>の $b$ 値等の各パラメータの経過時間ごとの推定状況を調査した。その結果、本震発生から概ね6時間程度までのデータを用いることで各パラメータ推定値が安定しはじめることが分かった。求められた各パラメータの比較から、太平洋プレート内で発生した地震の余震の $b$ 値は他の地震に比べてやや大きめの値を取る傾向が見えた一方、2021年3月と5月に宮城県沖のプレート間で発生した地震活動は、活動領域が近接しているにもかかわらず、 $b$ 値に大きな差異があるといった特徴も明らかになった。

次に、求められた各パラメータに基づいて予測された発生確率と対象となる地震のその後の活動状況を調査した。M6.0以上の余震活動については、最も高い余震発生確率を予測した2016年熊本地震の最大前震でのみ、実際に該当する地震が発生していた。予測の基準をM5.0以上とすると、発生確率が60%以上の場合に該当地震が発生している傾向が見えた。一方、2019年の日向灘の地震でのみ、発生確率30%程度でM5.0及びM5.1の余震が発生していた。

現時点では14事例のみの調査であるため、各パラメータ推定の安定性や求めたパラメータ値そのものに地域性や発生場所の違いが明瞭に存在するのかの判断は難しい。少なくとも、G-R則の $b$ 値については普段の地震活動からも推定可能なので、地域性や発生場所依存性がどの程度存在するのかを事前に把握しておくことは重要である。特に海域で発生する地震の場合、地震の発生場所を明確に分類するためには、震源位置推定の高精度化が必要となる。防災科研ではS-netやDONETといった海底地震津波観測網の運用も行っており、震源カタログへの適用の取り組みも進められている<sup>10)</sup>。今年度、本システムと同等の処理をPython3により実行出来る環境を、別系として構築した。今後は、この別系のシステムを活用し、S-netやDONETを用いて構築された震源カタログを用いた評価も進めなくてはならない。また、本システムでは、全ての余震活動でG-R則が成り立つものとして予測を行っているが、実際にはG-R則とは異なる地震活動モデルも多数提案されている<sup>8)</sup>。それぞれの余震活動に対し、どのような地震活動モデルを適用して、予測に用いることが最適かという視点での検討も進める必要がある。

#### (d) 引用文献

- 1) Omi, T., Ogata, Y., Hirata, Y., and Aihara, K.: Forecasting large

- aftershocks within one day after the main shock, Sci. Rep. 3, 2218, doi: 10.1038/srep02218, 2013.
- 2) Omi, T., Ogata, Y., Shiomi, K., Enescu, B., Sawazaki, K., and Aihara, K.: Implementation of a real-time system for automatic aftershock forecasting in Japan, Seism. Res. Lett., 90, pp. 242-250, doi: 10.1785/0220180213, 2018.
  - 3) Utsu, T., Ogata, Y., and Matsu'ura, R. S.: The centenary of the Omori formula for a decay law of aftershock activity, J. Phys. Earth, 43, pp. 1-33, doi: 10.4294/jpe1952.43.1, 1995.
  - 4) Gutenberg, B., and Richter, C. F.: Frequency of earthquakes in California, Bull. Seismol. Soc. Am., 34, pp. 185-188, doi: 10.1785/BSSA0340040185, 1944.
  - 5) Ringdal, F.: On the estimation of seismic detection thresholds, Bull. Seismol. Soc. Am., 65, pp. 1631-1642, doi: 10.1785/BSSA0650061631, 1975.
  - 6) Ogata, Y., and Katsura, K.: Immediate and updated forecasting of aftershock hazard, Geophys. Res. Lett., 33, L10305, doi: 10.1029/2006GL025888, 2006.
  - 7) Utsu, T.: Aftershocks and Earthquake Statistics (1): Some Parameters Which Characterize an Aftershock Sequence and Their Interrelations, J. Fac. Sci. Hokkaido Univ. Ser. 7 Geophysics, 3, pp. 129-195, 1970.
  - 8) 宇津徳治: 地震活動総説, 東京大学出版会, 876p, 1999.
  - 9) 気象庁: 地震月報(カタログ編),  
<<https://www.data.jma.go.jp/eqev/data/bulletin/index.html>>, (参照 2022-3-31).
  - 10) Aoi, S. et al.: MOWLAS: NIED observation network for earthquake, tsunami and volcano, Earth Planets Space, 72, 126, doi: 10.1186/s40623-020-01250-x, 2020.

(e) 成果の論文発表・口頭発表等

- 1) 学会等における口頭・ポスター発表  
なし
- 2) 学会誌・雑誌等における論文掲載  
なし

(f) 特許出願、ソフトウェア開発、仕様・標準等の策定

- 1) 特許出願  
なし
- 2) ソフトウェア開発  
なし
- 3) 仕様・標準等の策定

なし

(2-2)サブテーマ 1-B「地震動データそのものを用いた将来に発生しうる揺れの強さの予測に関する研究開発」

(a) 業務の要約

本年度は、Hi-net や MeSO-net 等の連続地震動記録について区間最大振幅データベースを作成し、それらに極値統計解析を施して、任意の期間内に任意の値以上の揺れが生じる超過確率を計算した。Hi-net については、2008 年岩手・宮城内陸地震の震源に近い 4 観測点を対象に、本震発生から 3 時間以内に得られた記録を用いて揺れの超過確率を計算した。その結果、本震後 4 日以内に 1 cm/s 以上を超える確率は 4 観測点で高い方から順に 91%、70%、64%、36%と推定され、そのうち 91%および 64%と推定された観測点で実際に 4 日以内に 1 cm/s 以上の揺れが観測された。また、本震前半年間の区間最大振幅にも極値統計解析を適用し、本震後の超過確率が普段の 94~230 倍に上昇したことを明らかにした。MeSO-net については、つくば市にある E. TSRM 観測点を対象に 2008 年から 2021 年までの区間最大振幅について極値統計解析を施した結果、30 年後までに東北沖地震と同程度の PGA が観測される確率は 8%という結果を得た。並行して、連続地震動記録への機械学習の適用にも着手した。

(b) 業務の成果

1) 区間最大振幅データベースの作成

まず防災科学技術研究所が管理する Hi-net<sup>1), 2), 3)</sup>を対象に区間最大振幅のデータベースを作成した。2008 年岩手・宮城内陸地震 ( $M_j$  7.2) の震源に近い 4 観測点 (N. HNRH、N. ICEH、N. KGSH、N. NRKH) を選び (それぞれの観測点の配置および周辺の地震活動は図 6 参照)、本震発生から 4 日間について 1 分毎の区間最大振幅と、本震発生前半年間について半日毎の区間最大振幅のデータベースを作成した。Hi-net の波形は強震時に飽和するため<sup>4)</sup>、強震時については Hi-net に併設されている KiK-net<sup>2), 5), 6)</sup>地中記録を速度波形に積分変換し、その記録で代替することで区間最大振幅を作成した。

また区間最大振幅を含めた地震動指標の時系列データの網羅的な整備を、MeSO-net<sup>7), 8), 9)</sup>の連続記録および K-NET・KiK-net<sup>2), 5), 6)</sup>のトリガー記録およびを対象として行い、1 秒毎の地震動指標の時系列データを各観測網の各観測点において作成した。その上で MeSO-net についての区間最大振幅のデータベースを作成した。茨城県つくば市に設置されている E. TSRM 観測点を対象に、2008 年 9 月から 2021 年 7 月までの約 13 年間の加速度波形について、1 日毎の区間最大振幅のデータベースを作成した。この期間中には 2011 年東北地方太平洋沖地震 (東北沖地震) も含まれる。

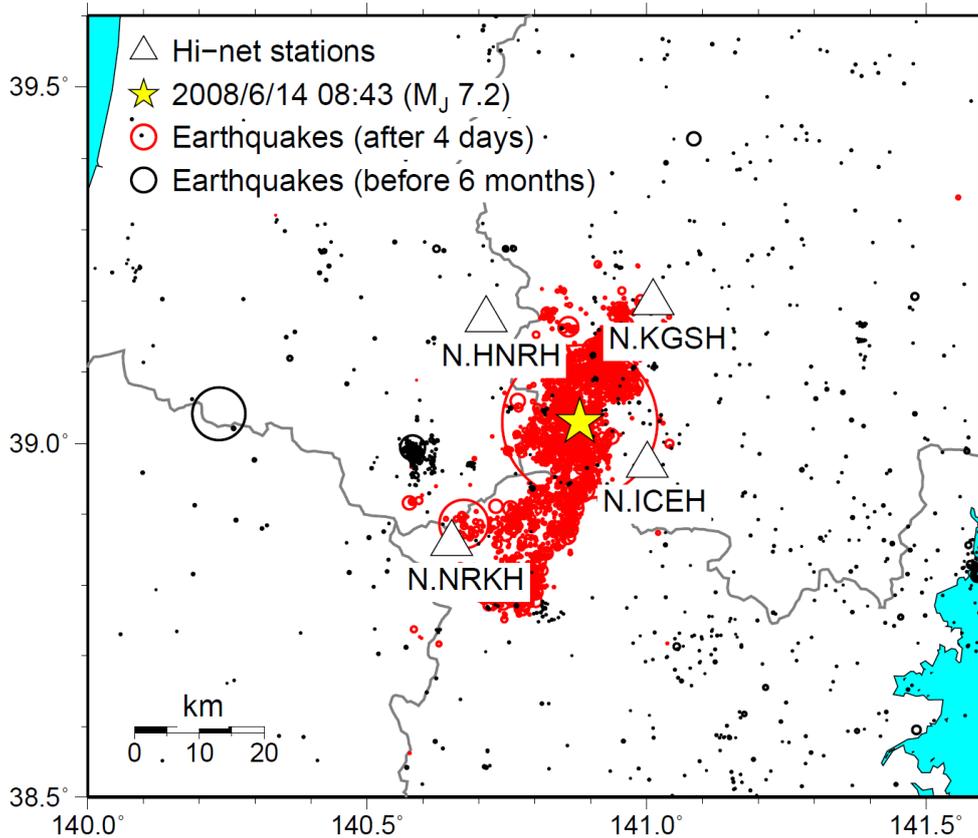


図6 岩手・宮城内陸地震の発生後4日間（赤丸）および発生前半半年間の震央分布。三角印は解析に使用したHi-net観測点。黄色の星印は本震の震央。

## 2) 2008年岩手・宮城内陸地震前後における最大振幅超過確率

岩手・宮城内陸地震後の最大振幅超過確率の予測には、本震発生から10分後から3時間後までの1分毎の区間最大振幅を使用した。岩手・宮城内陸地震前については、本震発生から半年前から前日までの半日毎の区間最大振幅を使用した。区間最大振幅の観測値の時系列を図7に示す。区間最大振幅は岩手・宮城内陸地震を境に急増し、その後時間減衰を示す。本震前後では時間スケールが大きく異なることに注意する必要がある。

区間最大振幅は非定常Frechet分布(NFD, Non-stationary Frechet Distribution)と呼ばれる極値分布の一種に従うことが指摘されている<sup>10)</sup>。NFDの確率密度関数は

$$g(z, t, t + T) = \frac{(m-1)Tt^{-p}}{A} \exp \left[ -Tt^{-p} \left( \frac{z-x_{\min}}{A} \right)^{1-m} \right] \left( \frac{z-x_{\min}}{A} \right)^{-m}$$

と表される。この分布を規定するパラメータは、地震活動の活発さや震源距離などを反映する $A$ 、地震活動の時間減衰を反映する $p$ （大森・宇津公式の $p$ 値）、最大振幅の規模別頻度分布を表す $m$ （Gutenberg-Richter式の $b$ 値と関係する値）、および区間最大振幅の下限を表す $x_{\min}$ の4個である。 $z$ は区間最大振幅、 $t$ は本震後の経過時間、 $T$ は区間最大振幅を計算する時間間隔を表す。

各観測点において経過時間 $t_j$ に観測された区間最大振幅 $z_j$ を用いて、対数尤度

$$\ln L(\boldsymbol{\theta}) = \sum_{j=1}^J \ln g(\boldsymbol{\theta}; z_j, t_j)$$

を最大化するようにパラメータベクトル $\boldsymbol{\theta}$ を最尤法により推定した。ただし、 $x_{\min}$ については本震前の期間のノイズレベルを参考に試行錯誤により決定した。 $p$ 値については、本震前の期間については地震活動が時間変化しないと仮定し、0に固定した。

図7の各図上部の数値およびカラースケールは、推定したパラメータの値とNFDの確率密度関数である。本震前後では $T$ の値が大きく異なる（本震前： $T$ =半年、本震後： $T$ =1分）ことに注意する必要がある。本震後の $p$ 値は各観測点で0.92から1.0、 $m$ 値は本震前で1.93から2.01、本震後で1.85から1.96と推定された。 $p$ 値については、日本で発生した過去の地震においては概ね0.9から1.4の値をとることが多い<sup>11)</sup>。今回の推定値がやや小さい理由としては、地域性や解析期間の違いのほか、本研究では大森・宇津公式の $c$ 値を0とみなしていることなどが考えられる。 $m$ 値については1.7から2.0程度の場合が多いとの報告があり<sup>12)</sup>、今回の結果は概ねその範囲内である。本震後の方が本震前よりもやや小さいものの、いずれの観測点でもその有意性は認められない。

推定したパラメータをもとに算出した、本震の4日後までに1 cm/sを超える揺れが発生する確率を表2に示す。4観測点のうちN. ICEHとN. KGSHでは4日後までに実際に1 cm/s以上の揺れを観測した。この2点では、本震後の区間最大振幅を用いた推定ではそれぞれ64%と91%と高めの超過確率が予測されている。一方、本震前の平常時の区間最大振幅を用いた場合の超過確率は、いずれの観測点でも1%未満であり、本震後の超過確率は平常時の94倍から230倍に達することが分かった。

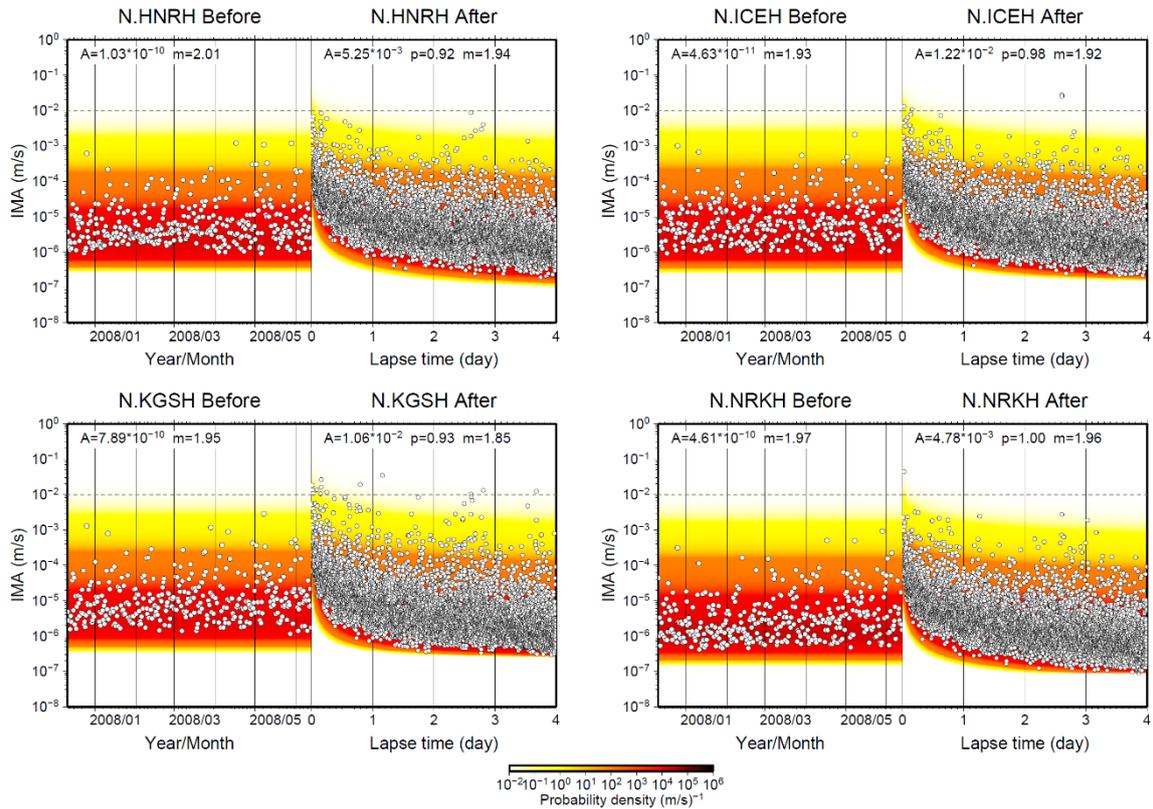


図7 図6に示した各 Hi-net 観測点における区間最大振幅の推移。各パネルの左半分、右半分がそれぞれ岩手・宮城内陸地震発生前半年間および発生後4日間の区間最大振幅を表す。区間最大振幅を計算した時間幅は、本震発生前と後でそれぞれ半日と1分間である。各観測点および時期について推定されたパラメータの値を各パネルの上部に示す。ここで A 値の単位は  $s^{(p-1)/(m-1)} (m/s)$  である。

表2 岩手・宮城内陸地震発生から4日後までに1 cm/s以上の揺れが生じる確率の予測

	本震後3時間のデータを用いた場合の確率	本震前半年間のデータを用いた場合の確率	確率の本震前後の倍率	実際の観測の有無
N. HNRH	70%	0.30%	230倍	×
N. ICEH	64%	0.68%	94倍	○
N. KGSH	91%	0.72%	130倍	○
N. NRKH	36%	0.29%	120倍	×

### 3) MeSO-net を用いた長期的な揺れ超過確率

図8に、MeSO-net E. TSRM 観測点で取得された13年分の1日ごとの区間最大振幅を示す。MeSO-netで記録されるのは加速度なので、縦軸およびカラスケールの単位が Hi-net の速度記録の場合(図7)とは異なることに注意する必要がある。期間中最大の振幅は東北沖地震時の201 galである。m値は2.99と岩手・宮城内陸地震の解析結果(図7)よりもかなり高く推定された。使用した区間最大振幅には東北沖地震の  $M_j 9.0$  等か

なり大きな地震によるものが多く含まれているため、マグニチュードの増分に比して最大振幅の増分が小さくなる振幅の飽和現象をとらえた結果、 $m$ 値が大きく推定された可能性が考えられる。

得られた区間最大振幅をもとに NFD のパラメータおよび今後 30 年以内の超過確率を計算した結果、東北沖地震で観測された 201 gal 以上の揺れが生じる確率は 8%、その半分の 100 gal 以上の揺れが生じる確率は 30%と算出された。

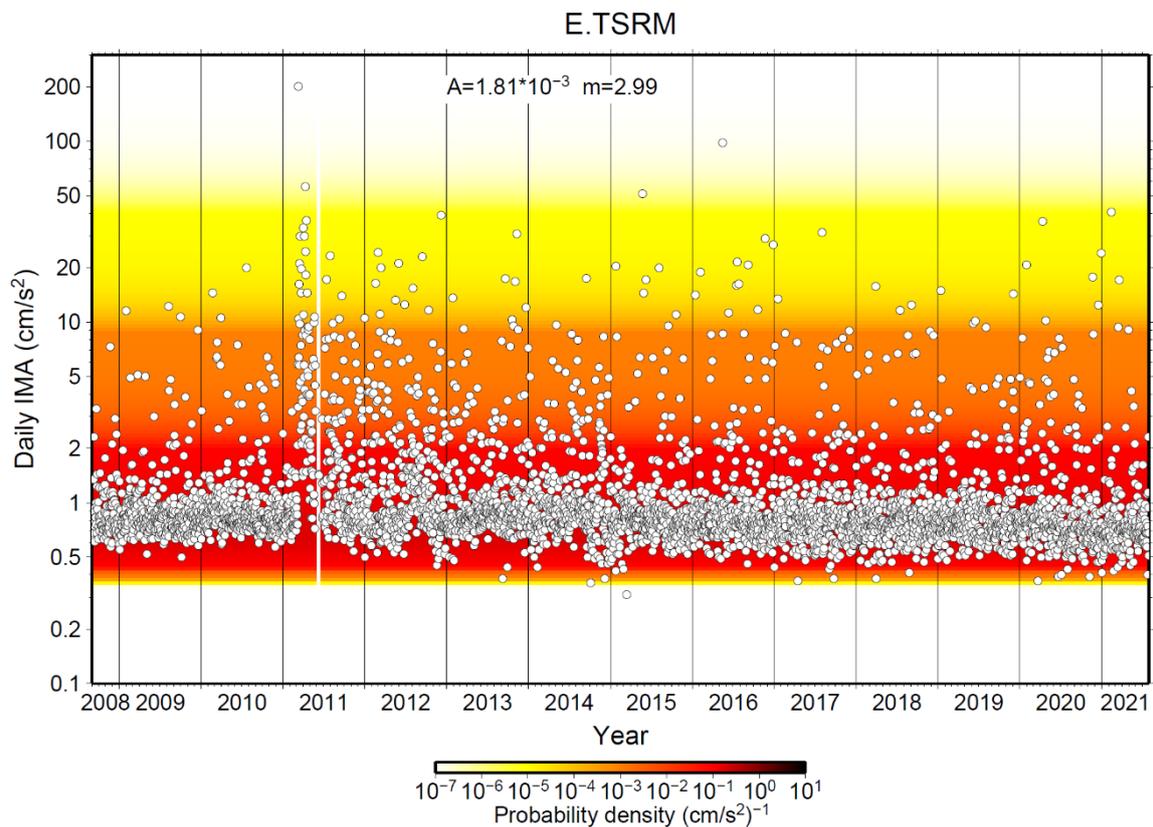


図8 MeSO-net E.TSRM 観測点における、2008年9月からから2021年7月までの1日ごとの区間最大振幅の推移。図の上部に推定されたパラメータの値を示す。MeSO-netの地震計記録は加速度を表すため、区間最大振幅およびA値の単位はそれぞれ  $\text{cm/s}^2$  および  $\text{s}^{(p-1)/(m-1)} (\text{cm/s}^2)$  であり、Hi-netの場合(図7)とは異なる。

#### 4) 機械学習の導入

地震動データそのものを用いた将来に発生しうる揺れの強さの予測について、機械学習の導入を行った。時系列データに対する分類や予測においては Long short-term memory<sup>13)</sup> (LSTM) がよく用いられている。またニューラルネットワークによる予測の不確定性を評価することを目指し、ニューラルネットワークとベイズ推論を組み合わせた Bayesian Neural Network<sup>14)</sup>が近年注目されている。ここでは LSTM と Bayesian Neural network を組み合わせた Bayesian LSTM<sup>15)</sup>を用いて予測アルゴリズムを作成した。Bayesian Neural network の実装方法には Monte Carlo dropout<sup>16),17)</sup>を採用した。作成した予測アルゴリズムを、地震が発生していない平常時のデータに適用し(図9)、不確

定性の情報を有した予測ができていることを確認した。

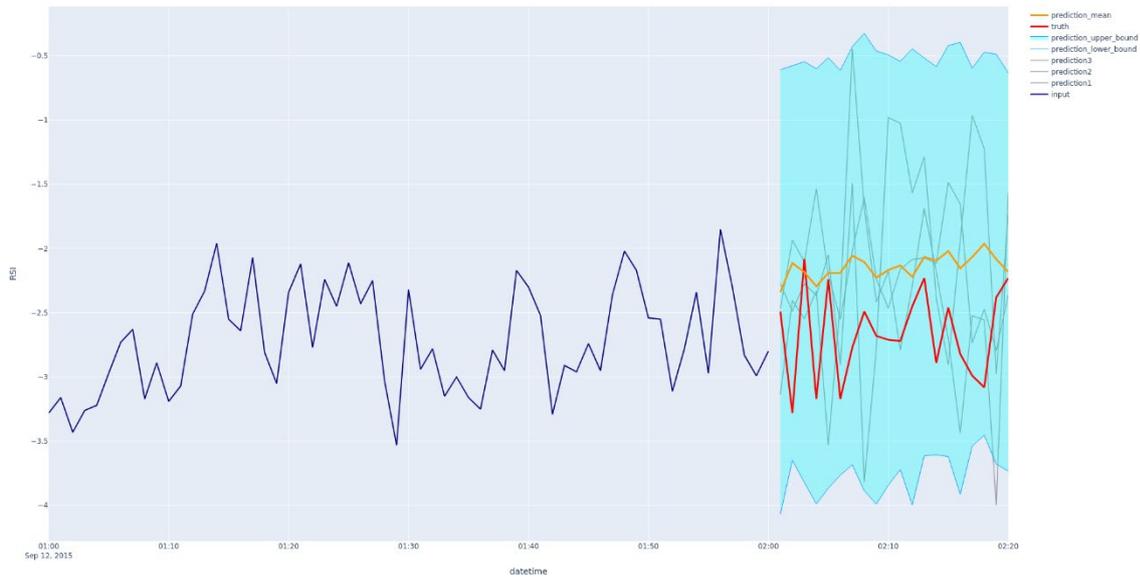


図9 MeSO-net の M. ICEM 観測点における 2015 年 9 月 22 日 01 時 00 分から 02 時 00 分までのリアルタイム震度時系列データ（1 分間隔）を入力とし、Bayesian LSTM によって同日 02 時 01 分から 02 時 20 分までを予測した結果。実際の観測値を赤線で、予測値をオレンジ線で、99%信頼区間を水色塗りで表示する。

### (c) 結論ならびに今後の課題

令和 3 年度の目標は、防災科学技術研究所に蓄積された過去の地震動データセットに対して極値統計解析を適用し、その統計的な性質の把握を行うとともに、提案手法の予測性能の検証に着手することであった。まず、極値統計解析に必要な地震動の区間最大振幅のデータベースを、Hi-net および MeSO-net の一部の観測点について作成した。また、岩手・宮城内陸地震時の Hi-net 観測点を対象に区間最大振幅の統計的な性質（ $p$ 値、 $m$ 値など）を把握し、予測性能を確認した。現時点では、本震発生後 3 時間以内に推定した結果が 4 日後までの地震動発生状況をおおむね予測できるという結果を得ている。今後は様々な種類の地震や観測点について同様の性能確認を行い、より多角的な検証を行いたい。さらに、普段の地震活動と比べたときの「倍率」や、大地震後のみならず長期的な地震動超過確率に関して、予備的ではあるが検証に着手しつつある。特に前者については、普段の体感と照らし合わせた確率情報を提供できる可能性を秘めており、今後注力していきたい。課題としては、本震直後の解析においてはデータセットが少ないため、予測結果が時間的に安定しないことが懸念される。そのため、例えば事前分布を取り入れたベイズ的な解析手法を導入するなどの対策が必要と考えている。

さらに、時系列データの予測に対応した機械学習手法である Bayesian LSTM を、地震動データそのものを用いた将来に発生しうる揺れの強さの予測に導入することに取り組み、令和 3 年度は非地震時の時系列データへの適用を行った。今後は地震時のデータに適用し、

機械学習に基づく予測手法の性能検証を行っていく必要がある。

(d) 引用文献

- 1) Okada, Y., Kasahara, K., Hori, S., Obara, K., Sekiguchi, S., Fujiwara, H. and Yamamoto, A.: Recent progress of seismic observation networks in Japan -Hi-net, F-net, K-NET and KiK-net-, Earth, Planets Space, Vol. 56, pp. xv-xxviii, doi: 10.1186/BF03353076, 2004.
- 2) Aoi, S. et al.: MOWLAS: NIED observation network for earthquake, tsunami and volcano, Earth Planets Space, 72, pp. 1-31. doi: 10.1186/s40623-020-01250-x, 2020.
- 3) 防災科学技術研究所: 防災科研 Hi-net, 防災科学技術研究所, doi: 10.17598/NIED.0003, 2019.
- 4) 汐見勝彦, 小原一成, 笠原敬司: 防災科研 Hi-net 地震計の飽和とその簡易判定, 地震 第2輯, 57(4), 451-461., doi: 10.4294/zisin1948.57.4, 2005.
- 5) Aoi, S., Kunugi, T., Nakamura, H. and Fujiwara, H.: Deployment of new strong motion seismographs of K-NET and KiK-net. In Earthquake Data in Engineering Seismology. Geotechnical, Geological, and Earthquake Engineering, Vol. 14, pp. 167-186, 2011.
- 6) 防災科学技術研究所: 防災科研 K-NET, KiK-net, 防災科学技術研究所, doi: 10.17598/NIED.0004, 2019.
- 7) 酒井慎一, 平田直: 首都圏地震観測網の設置計画, 地震研究所彙報, Vol. 84, pp. 57-69, 2009.
- 8) Aoi, S., Kimura, T., Ueno, T., Senna, S. and Azuma, H.: Multi-Data Integration System to Capture Detailed Strong Ground Motion in the Tokyo Metropolitan Area, J. Disaster Res., Vol. 16, No. 4, pp. 684-699, 2021.
- 9) 防災科学技術研究所: 防災科研 MeSO-net, 防災科学技術研究所 doi: 10.17598/NIED.0023, 2021.
- 10) Sawazaki, K.: Early Forecast of Maximum Amplitude due to Aftershocks by Applying Extreme Value Statistics to a Single Continuous Seismogram, Bull. Seism. oc. Am., 111(5), 2825-2845, doi: 10.1785/0120200365, 2021.
- 11) Guo, Z., and Ogata, Y., Statistical relations between the parameters of aftershocks in time, space, and magnitude, Journal of Geophysical Research: Solid Earth, 102(B2), 2857-2873, doi: 10.1029/96JB02946, 1997.
- 12) 宇津徳治: 地震学 第3版, 共立出版, 2001.
- 13) Hochreiter, S. and Schmidhuber, J.: Long short-term memory," Neural computation, Vol. 9, No. 8, pp. 1735-1780, 1997.
- 14) Jospin, L. V., Buntine, W., Boussaid, F., Laga, H., and Bennamoun, M.: Hands-on Bayesian Neural Networks -- a Tutorial for Deep Learning Users, arXiv, doi: 10.48550/ARXIV.2007.06823, 2020

- 15) Zhu, L., and Laptev, N.: Deep and Confident Prediction for Time Series at Uber, 2017 IEEE International Conference on Data Mining Workshops, p.p. 103-110, 2017.
- 16) Gal, Y., and Ghahramani, Z.: Dropout as a Bayesian approximation: Representing model uncertainty in deep learning, Proc. of the 33rd International Conference on Machine Learning, pp. 1050-1059, 2016.
- 17) Gal, Y., and Ghahramani, Z.: A theoretically grounded application of dropout in recurrent neural networks, Advances in Neural Information Processing Systems, pp. 1019-1027, 2016.

(e) 成果の論文発表・口頭発表等

1) 学会等における口頭・ポスター発表

発表した成果（発表題目、口頭・ポスター発表の別）	発表者氏名	発表した場所（学会等名）	発表した時期	国内・外の別
極値統計理論に基づく余震による最大振幅の早期予測手法の開発 （口頭発表）	澤崎郁	2021年度統計関連学会連合大会	2021年9月	国内
連続地震計記録の極値統計解析に基づく大地震後の平常時に対する揺れやすさの予測 （口頭発表）	澤崎郁	日本地震学会2021年度秋季大会	2021年10月	国内

2) 学会誌・雑誌等における論文掲載

なし

(f) 特許出願、ソフトウェア開発、仕様・標準等の策定

1) 特許出願

なし

2) ソフトウェア開発

なし

3) 仕様・標準等の策定

なし

(2-3)サブテーマ 2-A「ガウス過程回帰に基づくデータ同化による地震動の空間補間に関する研究開発」

(a) 業務の要約

距離減衰式などの物理モデルに基づく予測値を事前情報として、地震動指標値に関するガウス過程回帰モデルを構築し、地震時に得られた観測データを用いた地震動指標値の事後分布計算を行うことで、物理的手法と情報学的手法を統合した地震動指標の評価手法を確立した。2016年熊本地震時に観測された強震記録を対象に、距離減衰式から得られる震度値からガウス過程回帰モデルの事前分布を構築し、K-NET 観測記録を条件とした事後分布計算を実施した。KiK-net 観測データに対する予測精度を評価した結果、距離減衰式のみを用いた場合に比較して予測震度値の決定係数が上昇し、提案手法による回帰モデルの性能向上に成功した。また地震動強度予測値の空間分布からは、物理モデルによる予測値と観測データの両者と整合する予測値を得るという、提案手法に期待される効果が得られていることが確認できた。

(b) 業務の成果

地震動指標の空間補間を目的とした、ガウス過程回帰に基づくデータ同化手法を開発し、過去の地震動データセットに対して提案手法を適用することでその有効性について基礎的検討を行った。

モデル開発においては、距離減衰式 (Ground Motion Prediction Equation: GMPE) から与えられる予測値と計測震度の残差をガウス過程としてモデル化し、観測点記録から任意の地点におけるその事後分布を計算する、ガウス過程回帰モデルを定式化した。以下に定式化の手続きを詳述する。

GMPE は、次式で示される Morikawa and Fujiwara<sup>1)</sup>の式を用いた。

$$\frac{INT}{2} = a(Mw' - Mw)^2 + b_k X + c_k - \log(X + d \cdot 10^{eMw'}) \pm \sigma$$

ここで  $INT$  は予測震度、 $Mw$  はモーメントマグニチュード、 $X$  は断層最短距離、 $(a, b_k, c_k, d, e)$  は回帰係数であり、 $k$  は地震種別を表す添字である。また  $Mw'$  はモーメントマグニチュードに対する地震動強度の飽和を表現しており、飽和マグニチュード  $Mw_0$  を用いた以下の式によって与えられる。

$$Mw'_1 = \min(Mw, Mw_0)$$

今、上式によって求められる GMPE 式による震度予測値  $INT(x)$  と計測震度との残差  $\Delta I(x)$  を、ガウス過程を用いて以下のようにモデル化する。

$$\Delta I(x) = GP(0, k(x, x'))$$

ここで  $GP(\mu(x), k(x, x'))$  は平均  $\mu(x)$ 、カーネル関数  $k(x, x')$  を有するガウス過程である。またカーネル関数は、次式で与えられる Exponential カーネルを用いる。

$$k(x, x') = \theta_1 \cdot \exp\left(-\frac{|x - x'|}{\theta_2}\right)$$

ただし、 $\theta_1, \theta_2$  は任意の 2 地点  $x, x'$  間の相関の強さを調整するパラメータである。このとき、 $N$  個の座標  $(x_1, \dots, x_n)$  での計測震度  $(I_1, \dots, I_n)$  と、同座標における GMPE 予測震度

との残差  $\Delta \mathbf{I} = (I_1 - INT(x_1), \dots, I_n - INT(x_n))$  を用いると、任意の地点  $\mathbf{x}^*$  における震度補正值  $I^*$  は次式のように与えられる。

$$I^* = INT(\mathbf{x}^*) + N(\mathbf{k}_*^T \mathbf{K}^{-1} \Delta \mathbf{I}, k_{**} - \mathbf{k}_*^T \mathbf{K}^{-1} \mathbf{k}_*)$$

ここで  $N(\mu, \sigma)$  は平均  $\mu$ 、標準偏差  $\sigma$  の正規分布であり、 $\mathbf{k}_*$ ,  $\mathbf{K}$ ,  $k_{**}$  はそれぞれ以下のよう  
に定義される。

$$\mathbf{k}_* = (k(\mathbf{x}^*, \mathbf{x}_1), \dots, k(\mathbf{x}^*, \mathbf{x}_n))$$

$$\mathbf{K} = [K_{ij}] = [k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)]$$

$$k_{**} = k(\mathbf{x}^*, \mathbf{x}^*)$$

上式は、ガウス過程としてモデル化された  $\mathbf{x}^*$  における震度予測値の残差について、観測点における情報を用いてその事後分布を求めることを意味しており、物理的には観測点近傍では観測点の値を重視し、観測点から離れた地域では GMPE による予測を重視する手法となることが期待されるものである (図 10)。

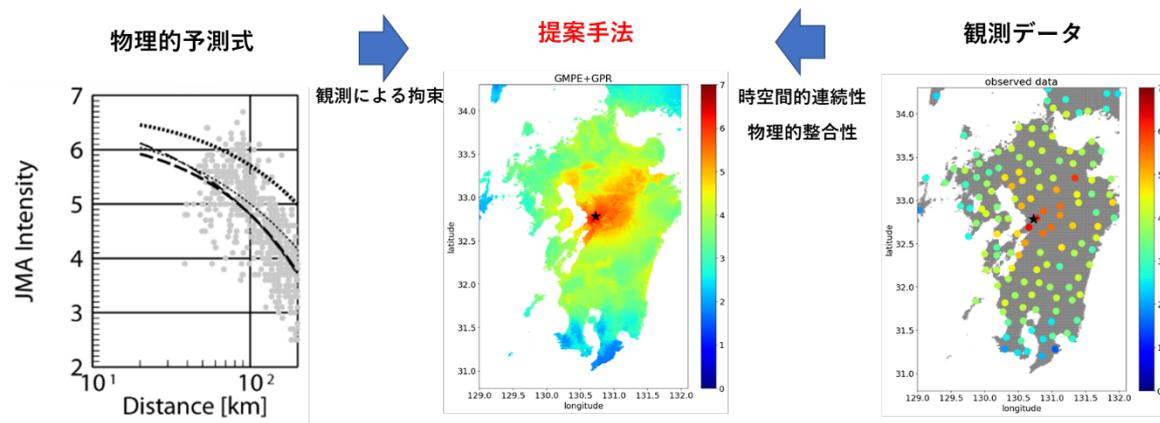


図 10 提案手法の物理的解釈

提案手法の有効性の検証においては、2016 年熊本地震時に観測された強震記録を検証に用いた。地震種別 Type1 (Crustal) に対応するパラメータ値<sup>1)</sup>を用いた GMPE による震度予測値と、計測震度との残差をガウス過程によってモデル化し、K-NET 観測記録が得られている条件の下で任意地点における事後分布計算を実施し、その期待値を提案モデルによる予測震度とした。またこのときガウス過程モデルにおけるカーネルのパラメータは、K-NET 観測記録の半数を用いた交差検証法によって  $(\theta_1, \theta_2) = (0.28, 0.74)$  と決定した。

KiK-net 観測データに対する予測精度の精度を評価した結果、GMPE のみを用いて震度を予測した場合は実震度予測値に対する決定係数が 0.74 であったことに比較して、提案手法による震度予測値の決定係数は 0.85 となり、回帰モデルとして性能が向上することを確認した (図 11)。

また、図 12 は予測震度の空間分布を GMPE による予測値や観測データと比較したものである。観測データからは、震源から北東方向に大きな震度値が見られるが、GMPE による震度予測値ではそのような震度分布が表現されていない。一方で、提案手法はそのような観測データの特徴的な分布を含めて、GMPE と観測データの両者とよく整合する結果が得られている。このように、提案手法は GMPE と観測データの両方の情報を用いて震度分布を予

測する、研究目的に適した特性を有したものであることが定性的に確認された（図12）。

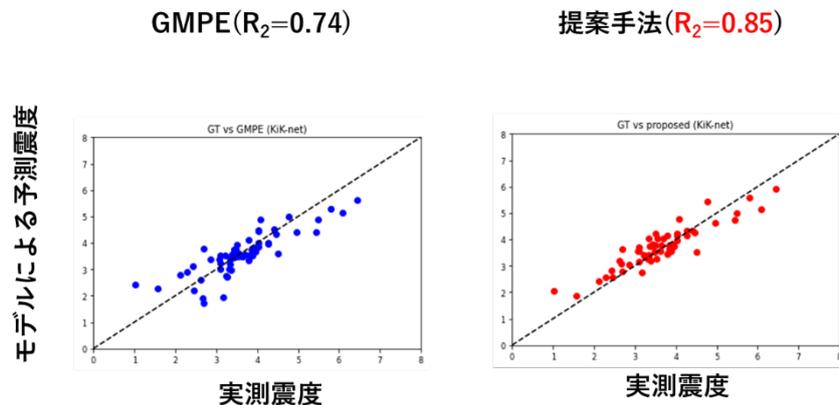


図11 GMPEと提案手法による震度予測値の精度比較

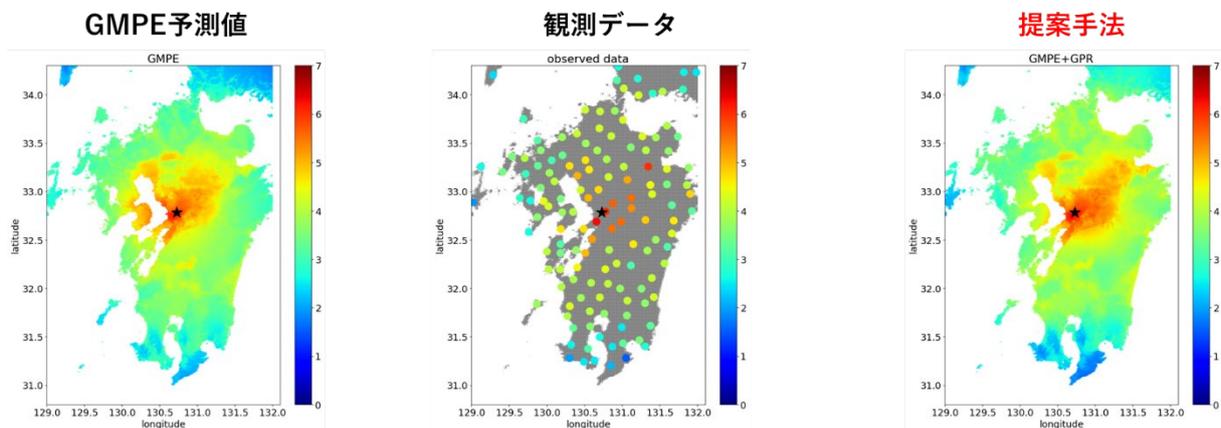


図12 GMPE・観測データ・提案手法による震度分布の比較。★は震源位置を表す。

(c) 結論ならびに今後の課題

物理モデルと情報学的手法を組み合わせた地震動指標予測の基礎モデルを開発し、その有効性に関する基礎的検討を行うという年度目標を十分に実行することができた。現在はガウス過程回帰モデルの入力値として位置座標のみを用いているが、今後はマグニチュードや震源距離などの他の物理的特徴量も入力とするより一般的なモデリングへと拡張を行い、日本国内で生じた過去の様々な地震記録に対して手法を適用することによってその適用性を詳細に検証する予定である。

(e) 引用文献

- 1) Morikawa, N. and Fujiwara, H.: A New Ground Motion Prediction Equation for Japan Applicable up to M9 Mega-Earthquake, J. Disaster Res., Vol.8, No.5, pp. 878-888, 2013.

(f) 成果の論文発表・口頭発表等

- 1) 学会等における口頭・ポスター発表  
なし
- 2) 学会誌・雑誌等における論文掲載  
なし

(g) 特許出願、ソフトウェア開発、仕様・標準等の策定

- 1) 特許出願  
なし
- 2) ソフトウェア開発  
なし
- 3) 仕様・標準等の策定  
なし

(2-4)サブテーマ 2-B「Site specific な地震動予測モデルによる地震動生成に関する研究開発」

(a) 業務の要約

令和3年度は、深層学習を含めた機械学習技術を活用して、応答スペクトルに関する Site specific な地震動予測モデル（以下 SS GMM）の作成を行った。まずトリガー収録型の強震記録に基づくデータセットに対して学習を行い、データの多寡が SS GMM の予測性能に対して与える影響を調べた。また連続波形記録に基づくデータセットに対して機械学習を適用し、機械学習手法の違いが SS GMM の予測結果に与える影響を調べた。加えて地震動予測分野における関数同定アルゴリズムおよびデータ生成 AI の適用に向けた基礎的な検討を行った。

(b) 業務の成果

まずトリガー収録された K-NET・KiK-net<sup>1), 2), 3)</sup>の強震記録を対象とした解析を行った。データセットには、日本における強震動統一データベースの試作版<sup>4)</sup>を参照した。このデータベースは、防災科学技術研究所 K-NET・KiK-net の地震動記録、防災科学技術研究所 K-NET・KiK-net・J-SHIS<sup>5)</sup>に基づくサイト情報、気象庁の震源情報と防災科学技術研究所 F-net<sup>2), 6), 7)</sup>のメカニズム解情報<sup>8)</sup>などから構成される。このデータセットから、(1)  $4.0 \leq M_w \leq 7.5$ 、(2) 震源距離  $\leq 300$  km、(3) 震源深さ  $\leq 200$  km、(4) 最大加速度 (PGA)  $\geq 1$  gal の条件を満たす地震記録を抽出した上で、1997 年から 2015 年までの記録を訓練データとし、2016 年から 2017 年までの記録をテストデータとした。図 1 3 に観測点毎のデータ数を訓練データとテストデータでそれぞれ示す。東日本の太平洋側の観測点では多数 (~1000) の訓練データがある一方で、西日本や北海道の日本海側の観測点における訓練データの数は桁で少ない。

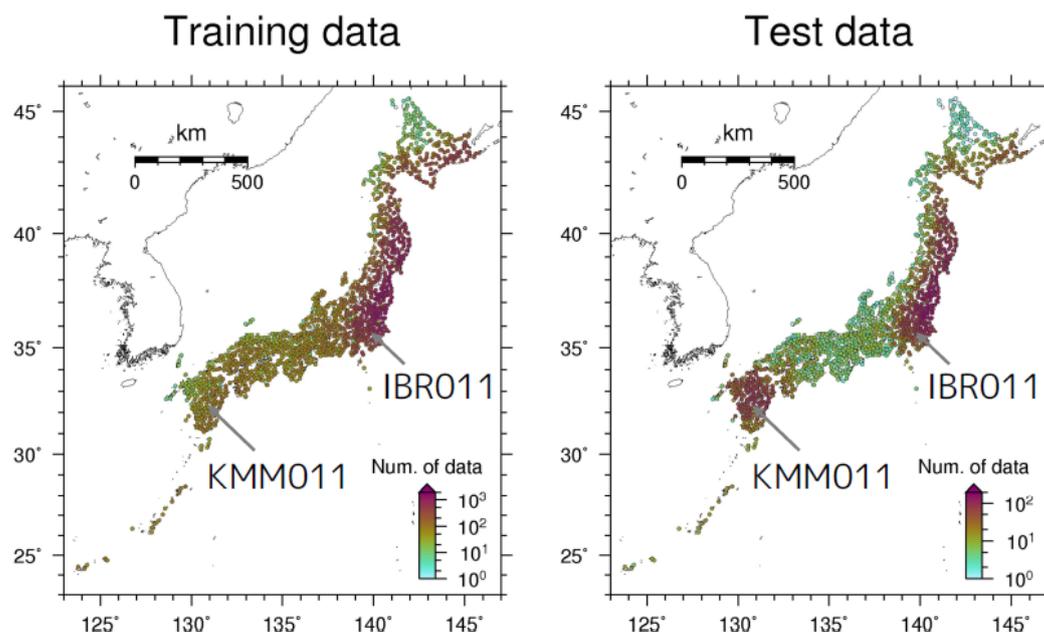


図 1 3 観測点ごとのデータ数。左に訓練データ、右にテストデータを示す。

図13で見たデータの多寡がSS GMMの予測性能にどのように影響を与えるのかを調べる。多数の訓練データを有する観測点としてK-NETつくば(IBR011)を、少数の訓練データ観測点を有する観測点としてK-NET 砒用(KMM011)を採用した。ここでのSS GMMは3つの説明変数(モーメントマグニチュード、震央距離、震源深さ)を有し、単一観測点における訓練データのみを学習した。予測対象とする地震動指標は、0.05秒から10秒までの46周期における5%減衰の加速度応答スペクトル(Sa)とした。訓練データ数およびテストデータ数は、IBR011が1,042および132、KMM011が123および88である。また比較用として、多数の観測点での記録に基づいて作成する従来の地震動予測モデル(以下、General GMM)も作成した。General GMMは、モーメントマグニチュード、震源距離、震源深さ、予測地点直下においてS波速度1400 m/sに到達する深さ、予測地点直下の深さ30 mまでの平均S波速度の5つの説明変数を持ち、学習には全観測点での訓練データを用いた。General GMM作成における訓練データ数およびテストデータ数では357,480および46,547である。それぞれのGMMは、scikit-learnのランダムフォレスト回帰によって作成した。

図14および図15にて、訓練データが多数あるIBR011におけるSS GMMとGeneral GMMによる予測結果を比較する。General GMMと比較してSS GMMの残差の標準偏差は小さく、General GMMの残差で見られる周期に依存した残差バイアスがSS GMMでは見られないことから、データ数が多い場合にはSS GMMは良好な予測性能を発揮することが分かる。訓練データが少ないKMM011における比較の結果を図16および図17にて示すが、テストデータに対するSS GMMの予測はGeneral GMMよりも残差の標準偏差が大きく、全体として過小評価の傾向を有する。他方でGeneral GMMにおける残差で見られる周期バイアスはSS GMMでは見られず、SS GMMがサイト固有の増幅特性を過去データから学習することができていることが示唆される。

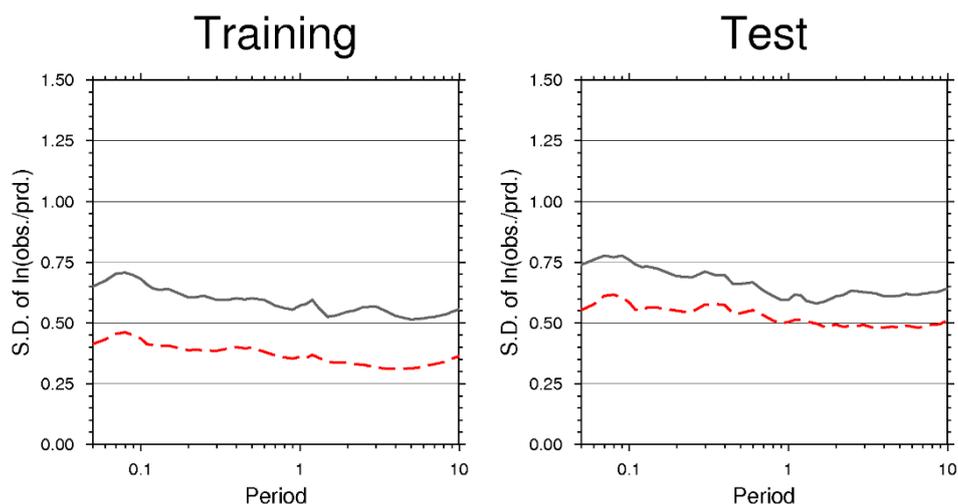


図14 IBR011におけるSS GMM(赤色波線)とGeneral GMM(黒色実線)における残差の標準偏差。左に訓練データでの結果を、右にテストデータでの結果を示す。

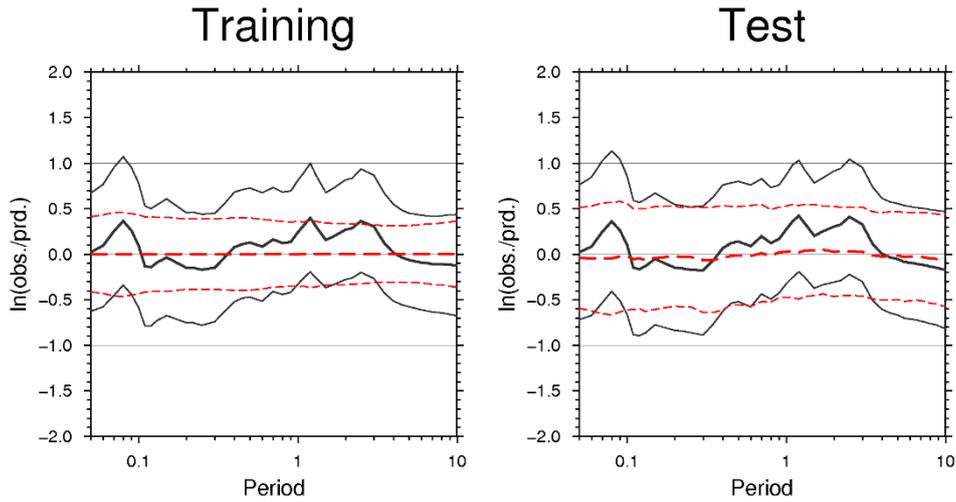


図 1 5 IBR011 における SS GMM (赤色波線) と General GMM (黒色実線) における残差。太線は平均を、細線は標準偏差の範囲を示す。左に訓練データでの結果を、右にテストデータでの結果を示す。

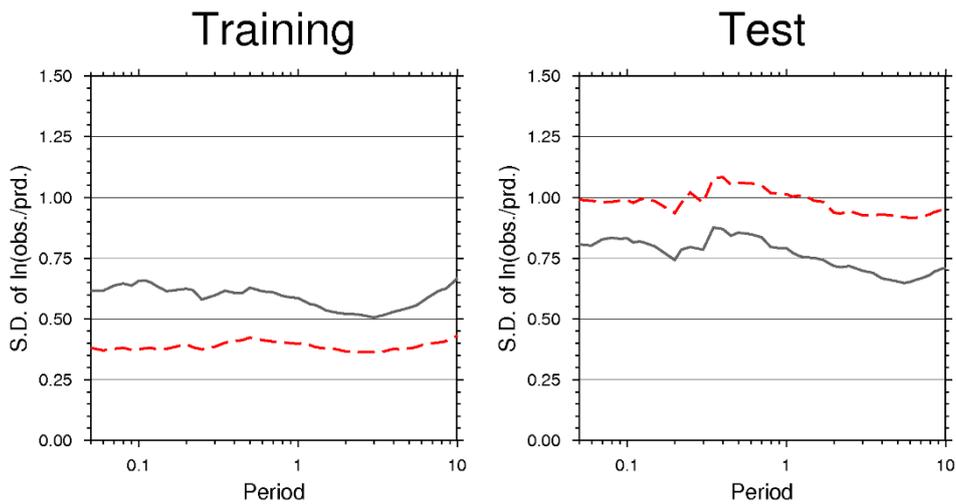


図 1 6 KMM011 における SS GMM (赤色波線) と General GMM (黒色実線) における残差の標準偏差。左に訓練データでの結果を、右にテストデータでの結果を示す。

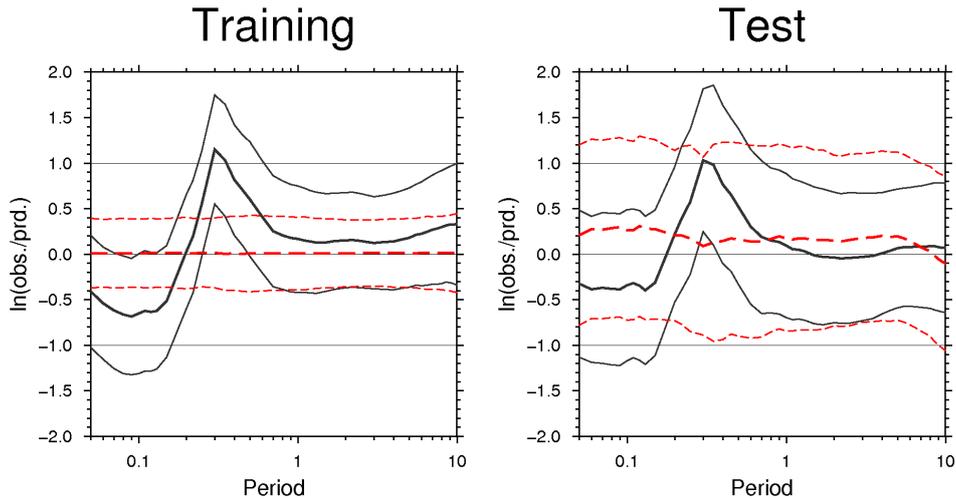


図 1 7 KMM011 における SS GMM (赤色波線) と General GMM (黒色実線) における残差。太線は平均を、細線は標準偏差の範囲を示す。左に訓練データでの結果を、右にテストデータでの結果を示す。

さらに MeSO-net<sup>9),10),11)</sup>の観測点 E. TSRM (茨城県つくば市松代) における地震動指標データセットを作成し、同観測点における SS GMM を作成した。MeSO-net 連続波形記録から地震動指標を算出し、F-net のメカニズム解情報と紐づけた上で、2008 年から 2018 年までの記録を訓練データとし、2019 年から 2020 年までの記録をテストデータとした。なお  $M_j$  が 5 以上で、複数の MeSO-net 観測点である程度の地震動を記録した地震の記録のみを対象とした。予測対象とする地震動指標は、PGA、最大速度 (PGV)、震度、0.05 秒から 10 秒までの 46 周期における 5% 減衰の  $S_a$  の計 49 指標とした。3 つの説明変数 (モーメントマグニチュード、震央距離、震源深さ) を持ち、単一観測点における訓練データのみを学習した。学習データおよびテストデータの個数はそれぞれ 293 および 38 である。

機械学習手法には、前述のランダムフォレストおよび Fully Connected Neural Network (FCNN) を用いた。FCNN にも、中間層を 1 層としたモデル (FCNN\_H1)、2 層としたモデル (FCNN\_H2)、3 層としたモデル (FCNN\_H3) を用意した。FCNN\_H1 の隠れ層のノード数は 12、FCNN\_H2 の隠れ層のノード数は第 1 層が 8、第 2 層が 20、FCNN\_H2 の隠れ層のノード数は第 1 層が 6、第 2 層が 12、第 3 層が 24 とした。なお入力層のノード数は 3、出力層のノード数は 49 である。中間層の活性化関数には mish 関数<sup>12)</sup>を用いた。目的関数には平均二乗誤差を用い、その最適化には Adam<sup>13)</sup>を用いた。FCNN の実装には PyTorch を用いた。

各機械学習手法による SS GMM の訓練データとテストデータでの合い具合を表 3 に示す。FCNN の隠れ層を増やすと、訓練データへの合い具合がよくなるが、テストデータへの合い具合が悪くなるという過学習の傾向が見られた。図 1 8 にランダムフォレストと FCNN\_H2 を用いた予測モデルによる予測結果を示す。両方の予測モデルの結果は似通っており、テストデータにおける過大評価の傾向を有する。データフィッティングはランダムフォレストの方がわずかによい。先の検討における General GMM の残差で見られた周期バイアスは見られず、この場合も SS GMM はサイト固有の増幅特性を学習できていると考えられる。

表3 各機械学習手法による地震動予測モデルのデータフィッティング

	訓練データ		テストデータ	
	平均二乗誤差	決定係数	平均二乗誤差	決定係数
ランダムフォレスト	0.03269	0.87360	0.08081	0.69754
FCNN_H1	0.06059	0.76524	0.08736	0.67298
FCNN_H2	0.04631	0.82044	0.08403	0.69074
FCNN_H3	0.03190	0.87579	0.11380	0.57190

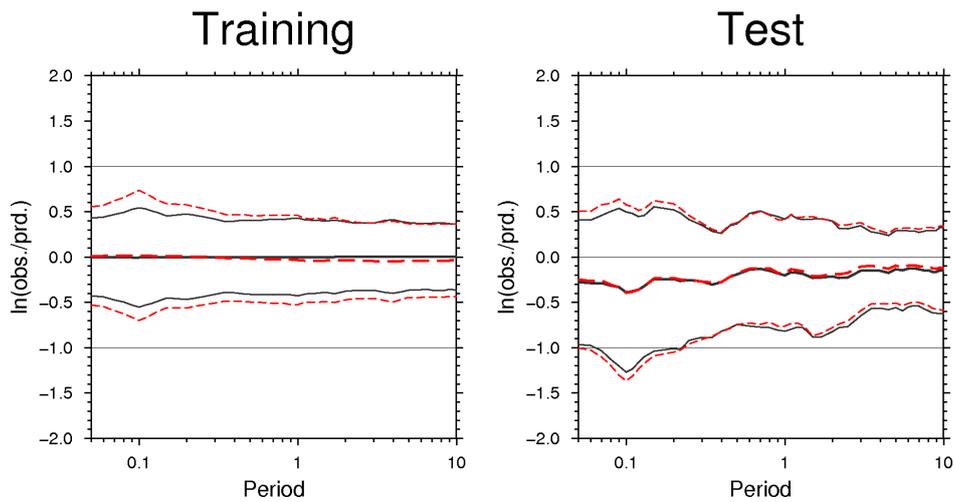


図18 E. TSRMのSS GMMによる予測値と観測値の残差。ランダムフォレストを用いた予測モデルの結果を黒色実線で、FCNN\_H2を用いた予測モデルの結果を赤色波線で示す。左に訓練データでの結果を、右にテストデータでの結果を示す。

また機械学習を活用した関数同定アルゴリズムによる地震動指標予測モデルの作成も試みた。これまでの地震動予測モデルの作成にあたっては、事前に仮定した関数形に基づいた回帰解析もしくはノンパラメトリックな機械学習手法が用いられてきた。前者は事前に仮定する関数形が解析者の主観に影響されるというデメリットがある。後者は関数形を事前に仮定しないため柔軟な予測が可能であるが、機械学習モデルの中で形成される関数形を陽に明示することができないため、外挿領域での予測性能および予測結果の説明性に問題を抱える。ここでは機械学習を活用した関数同定アルゴリズムである AI Feynman<sup>14), 15)</sup>を用いた新たなアプローチを考える。地震動指標の予測モデルの作成を関数同定問題と捉え、関数形も含めた回帰式をデータ駆動型解析によって求めることを目指す。ここでは実際の地震動予測式を模擬した理論テストを行った。サイト毎の増幅特性を考慮しない、最大加速度 (PGA) の地震動予測式は次のような重回帰式で表現されることが一般的である：

$$\log PGA = aM - b \log X - cX + d$$

ここで  $M$  はマグニチュード、 $X$  は地震と観測点の間の距離 (震源距離や断層最短距離など)、 $(a, b, c, d)$  は回帰係数である。右辺第1項は地震の規模が地震動指標に与える影響を、右辺第2項は地震波の幾何減衰による影響を、右辺第3項は地震波の非幾何減衰による影響を

表す。この式の特徴として、 $X$ が $\log X$ と $X$ という異なる関数形で別々に含まれている点があげられる。理論テストの結果、説明変数を $X$ のみで与えるのではなく、 $\log X$ および $X$ と別々の説明変数として扱うことによって、式の再現性が向上することが確認された。また回帰係数の大小によって同式のそれぞれの項の影響の程度が変わるが、小さな係数を持つ説明変数はその関数形の再現性が悪いことも分かった。

加えて地震動指標予測モデルの作成におけるデータ生成 AI の活用に向けた検討も行った。ここでは敵対的生成ネットワーク (Generative Adversarial Network, GAN) <sup>16)</sup> の一種である Conditional GAN<sup>17)</sup> を用いた。GAN は Generator と Discriminator の二つのニューラルネットワークで構成され、互いに敵対的な学習を行う教師無し学習アルゴリズムであり、学習した Generator を生成モデルとして使うことができる。Conditional GAN では条件ベクトルも入力・学習することによって特定条件に対応するデータ生成を実現している。ここではスペクトル情報もしくは3成分時系列と震源位置や地震規模などの地震情報のペアを学習した上で、予測時には地震情報を条件ベクトルとしてスペクトル情報もしくは3成分時系列を出力するアルゴリズムの実装を行った。

#### (c) 結論ならびに今後の課題

令和3年度は、トリガー強震記録および連続波形記録に基づくデータセットに対して深層学習を含めた機械学習技術を適用し、応答スペクトルに関する SS GMM の作成を行うことで、その予測性能の検証を行った。その結果、SS GMM の予測性能はデータの多寡に左右され、十分なデータが用意できる場合には従来の地震動予測モデルに比べてよりよい予測性能を発揮することが分かった。データ数が少ない場合でも、従来のアプローチでは考慮することが難しい、観測点ごとのサイト増幅特性を SS GMM は学習していると考えられる。今後は、個別の地震における予測結果の詳細や他の観測点における予測結果を確認し、SS GMM の予測性能の検証を進めるとともに、物理モデルに基づく地震動予測式とのハイブリッド予測アプローチ <sup>14)</sup> を取り入れることにも取り組みたい。また関数同定アルゴリズムおよびデータ生成 AI の活用については令和3年度の成果に基づいて更なる検討を進めていく。

#### (d) 引用文献

- 1) Aoi, S., Kunugi, T., Nakamura, H. and Fujiwara, H: Deployment of new strong motion seismographs of K-NET and KiK-net. In Earthquake Data in Engineering Seismology. Geotechnical, Geological, and Earthquake Engineering, Vol. 14, pp. 167-186, 2011.
- 2) Aoi, S. et al.: MOWLAS: NIED observation network for earthquake, tsunami and volcano, Earth Planets Space, Vol. 72, 126, doi: 10.1186/s40623-020-01250-x, 2020.
- 3) 防災科学技術研究所: 防災科研 K-NET, KiK-net, 防災科学技術研究所, doi:10.17598/NIED.0004, 2019.
- 4) Morikawa, N. et al.: Toward to construction of strong-motion database for

- seismic hazard assessment in Japan, JpGU-AGU Joint Meeting 2020, SSS04-P01, 2020.
- 5) 防災科学技術研究所: J-SHIS 地震ハザードステーション, 防災科学技術研究所, doi:10.17598/NIED.0010, 2019.
  - 6) Okada, Y., Kasahara, K., Hori, S., Obara, K., Sekiguchi, S., Fujiwara, H. and Yamamoto, A.: Recent progress of seismic observation networks in Japan -Hi-net, F-net, K-NET and KiK-net-, Earth, Planets Space, Vol. 56, pp. xv-xxviii, doi: 10.1186/BF03353076, 2004.
  - 7) 防災科学技術研究所: 防災科研 F-net, 防災科学技術研究所, doi:10.17598/NIED.0005, 2019.
  - 8) 福山英一, 石田瑞穂, DREGER, D. S., 川井啓廉: オンライン広帯域地震データを用いた完全自動メカニズム決定, 地震第2輯, Vol. 51, No. 1, pp. 149-156, doi: 10.4294/zisin1948.51.1\_149, 1998.
  - 9) 酒井慎一, 平田直: 首都圏地震観測網の設置計画, 地震研究所彙報, Vol. 84, pp. 57-69, 2009.
  - 10) Aoi, S., Kimura, T., Ueno, T., Senna, S. and Azuma, H.: Multi-Data Integration System to Capture Detailed Strong Ground Motion in the Tokyo Metropolitan Area, J. Disaster Res., Vol. 16, No. 4, pp. 684-699, 2021.
  - 11) 防災科学技術研究所: 防災科研 MeSO-net, 防災科学技術研究所 doi:10.17598/NIED.0023, 2021.
  - 12) Misra, D.: Mish: A Self Regularized Non-Monotonic Activation Function, arXiv:1908.08681v3, 2020.
  - 13) Kingma, D. P. and Ba J.: Adam: A Method for Stochastic Optimization. arXiv:1412.6980v9, 2017.
  - 14) Udrescu, S.-M. and Tegmark, M.: AI Feynman: A physics-inspired method for symbolic regression, Science Advances, Vol. 6, eaay2631, 2019
  - 15) Udrescu, S.-M., Tan, A., Feng, J., Neto, O., Wu, T., and Tegmark, M.: AI Feynman 2.0: Pareto-optimal symbolic regression exploiting graph modularity, arXiv:2006.10782v2, 2020.
  - 16) Goodfellow, I. J., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A. and Bengio, Y.: Generative Adversarial Networks, Advances in Neural Information Processing Systems, pp. 2672-2680, 2014.
  - 17) Mirza, M. and Osindero, S.: Conditional Generative Adversarial Nets, arXiv:1411.1784, 2014.
  - 18) Kubo, H., Kunugi, T., Suzuki, W., Suzuki, S. and Aoi, S.: Hybrid predictor for ground-motion intensity with machine learning and conventional ground motion prediction equation, Scientific Reports, Vol. 10, 11871, doi: 10.1038/s41598-020-68630-x, 2020.

(e) 成果の論文発表・口頭発表等

1) 学会等における口頭・ポスター発表

発表した成果（発表題目、口頭・ポスター発表の別）	発表者氏名	発表した場所（学会等名）	発表した時期	国内・外の別
Development of a site-specific ground motion model with a machine learning technique (ポスター発表)	久保久彦 岩城麻子 宮本崇	American Geophysical Union Fall Meeting 2021	2021年12月	国外

2) 学会誌・雑誌等における論文掲載

なし

(f) 特許出願、ソフトウェア開発、仕様・標準等の策定

1) 特許出願

なし

2) ソフトウェア開発

なし

3) 仕様・標準等の策定

なし

### 3. まとめ

令和3年度はプロジェクト初年度であり、オンライン等による議論も行いつつ、年度計画に従って着実に研究を開始した。令和3年度の年次実施計画に従い、既存の地震活動予測システムによる予測結果の検証、既存の極値統計解析手法の予測性能の検証、地震動指標の空間補間を目的としたガウス過程回帰に基づくデータ同化手法の開発、スペクトル情報に関する Site specific な地震動予測モデルの構築等を行った。以下に各サブテーマの成果の概要を示す。

#### サブテーマ 1-A「不完全性を予め考慮した上での地震カタログを用いた予測に関する研究開発」

防災科学技術研究所に蓄積された過去の地震カタログデータセットに対して既存システムを適用した結果について、陸のプレート内やプレート間、沈み込む海洋プレート内といった発生場所ごとに、その予測結果の確認ならびに検証を行った。

#### サブテーマ 1-B「地震動データそのものを用いた将来に発生しうる揺れの強さの予測に関する研究開発」

防災科学技術研究所に蓄積された過去の地震動データセットに対して極値統計解析を適用し、その統計的な性質の把握を行うとともに、提案手法の予測性能の検証に着手した。

#### サブテーマ 2-A「ガウス過程回帰に基づくデータ同化による地震動の空間補間に関する研究開発」

地震動指標の空間補間を目的とした、ガウス過程回帰に基づくデータ同化手法の開発に着手した。過去の地震動データセットに対して提案手法を適用し、その有効性について基礎的検討を行った。

#### サブテーマ 2-B「Site specific な地震動予測モデルによる地震動生成に関する研究開発」

深層学習を含む機械学習技術と個別地点でのトリガー波形記録および連続波形記録に基づく地震動データセットを用いて、スペクトル情報に関する Site specific な地震動予測モデルの構築に着手した。

## 4. 活動報告

### (1) 研究課題内ミーティング

#### (a) 令和3年度第1回ミーティング

日時：令和3年7月9日 16:00—17:00

会議形式：オンライン

議事：

- ・ 情報共有
- ・ 研究課題全体の年度計画に関して
- ・ 各サブテーマの年度計画に関して

#### (b) 令和3年度第2回ミーティング

日時：令和3年9月29日 15:00—16:30

会議形式：オンライン

議事：

- ・ 情報共有
- ・ 各サブテーマの進捗報告
- ・ 勉強会

#### (c) 令和3年度第3回ミーティング

日時：令和3年11月29日 15:30—17:30

会議形式：オンライン

議事：

- ・ 情報共有
- ・ 拡大ミーティングに関して
- ・ 各サブテーマの進捗報告
- ・ 勉強会

#### (d) 令和3年度第4回ミーティング

日時：令和4年3月17日 14:00—15:00

会議形式：オンライン

議事：

- ・ 情報共有
- ・ 各サブテーマの進捗報告
- ・ 来年度に向けて

## (2) 研究課題内拡大ミーティング

### (a) 令和3年度第1回拡大ミーティング

日時：令和4年1月13日 9:00—12:00

会議形式：オンライン

議事：

- ・ 研究課題全体の説明および質疑応答
- ・ 各サブテーマの説明および質疑応答
- ・ 全体議論

## (3) STAR-E プロジェクト全体

### (a) キックオフミーティング

日時：令和3年12月13日 9:00—13:00

会議形式：オンライン

議事：

- ・ 各研究課題の説明および質疑応答
- ・ 全体討論

### (b) 第1回研究フォーラム

日時：令和4年2月18日 9:30—12:00

会議形式：オンライン

議事：

- ・ STAR-E プロジェクトの紹介
- ・ 各研究課題の紹介
- ・ 民間企業による情報科学の利活用事例紹介

## 5. むすび

令和3年度から5年計画で開始された情報科学を活用した地震調査研究プロジェクト（STAR-E プロジェクト）の研究課題「地震データの不完全性に対応した地震活動およびそれに伴う揺れの準リアルタイム時空間予測に関する研究開発」における初年度の取り組みとして、オンライン等による議論も行いつつ、各サブテーマにおいて研究計画に沿った研究を着実に進めた。令和4年度は、令和3年度の研究成果に基づいて、当初目的を達成するための研究開発を推進する。

なお本課題の実施にあたって、気象庁・文部科学省が協力してデータを収集、処理し、構築した震源カタログ（気象庁一元化震源カタログ）を使用した。

## 様式第 2 1

### 学 会 等 発 表 実 績

委託業務題目 情報科学を活用した地震調査研究プロジェクト (STAR-E プロジェクト)  
「地震データの不完全性に対応した地震活動およびそれに伴う揺れの準リアルタイム  
時空間予測に関する研究開発」

機関名 国立研究開発法人防災科学技術研究所

#### 1. 学会等における口頭・ポスター発表

発表した成果（発表題目、口頭・ポスター発表の別）	発表者氏名	発表した場所（学会等名）	発表した時期	国内・外の別
極値統計理論に基づく余震による最大振幅の早期予測手法の開発 （口頭発表）	澤崎郁	2021年度統計関連学会連合大会	2021年9月	国内
連続地震計記録の極値統計解析に基づく大地震後の平常時に対する揺れやすさの予測 （口頭発表）	澤崎郁	日本地震学会2021年度秋季大会	2021年10月	国内
Development of a site-specific ground motion model with a machine learning technique （ポスター発表）	久保久彦 岩城麻子 宮本崇	American Geophysical Union Fall Meeting 2021	2021年12月	国外

#### 2. 学会誌・雑誌等における論文掲載

なし

（注1）発表者氏名は、連名による発表の場合には、筆頭者を先頭にして全員を記載すること。

（注2）本様式はexcel形式にて作成し、甲が求める場合は別途電子データを納入すること。