

# 機械学習による地震動評価モデル

小穴 温子 石井 透 古川 慧 宮下 裕貴  
(技術研究所) (技術研究所) (技術研究所) (技術研究所)

## Earthquake Ground Motion Evaluation Models Using Machine Learning

Atsuko Oana, Toru Ishii, Kei Furukawa and Yuki Miyashita

地震動に関する新たな知見を獲得することを目指し、データ駆動型の利点を活かした従来とは全く異なる発想に基づき、機械学習を用いて地点固有および全国を対象とした地震動評価モデルの構築を試みた。地点固有モデルでは、従来の地震動予測式では扱われなかった震央方位を特徴量とした結果、その影響度は従来の予測式で用いられている特徴量による影響度と同等以上になる場合があることがわかった。全国モデルでは、従来の予測式による予測結果を含む、従来よりも多数の特徴量を用いた結果、従来の予測式よりもばらつきが小さく、広帯域にわたり高精度な地震動予測結果が得られることを示した。

We have attempted to construct site-specific and nationwide earthquake ground motion evaluation models using machine learning, to gain new insights about ground motion based on a concept that takes advantage of the data-driven approach. In the site-specific models, the epicentral direction was newly used as a feature. The results showed that impacts of the epicentral direction are equal to or greater than the ones of the features used in the previous ground motion prediction equation (GMPE). The nationwide models used a larger number of features than a conventional GMPE, including the prediction results from the previous GMPE. As a result, it is shown that the models can obtain higher accurate results over a wide period range with less variation than the conventional GMPEs.

### 1. はじめに

近年、地震観測点が全国展開され<sup>例えば1)</sup>、高品質で膨大なデータがリアルタイムに得られるようになった。従来から、それらの一部である主要な被害地震のデータ等に基づき統計・回帰分析が行われ、3~6個程度の説明変数を用いた実用的な地震動評価モデル（距離減衰式等）が開発されてきた<sup>例えば2)</sup>。それらは予め専門家が考えた仮説に基づき定式化され、検証されたものである。しかしながら、地震動特性に影響を及ぼす複数のパラメータ間には非線形な相互関係が存在しており、定式化が困難な事象もデータによって何らかの形で説明される可能性がある。そこで、地震学・地震工学の常識や先入観を取り払い、地震動に関する新たな知見を獲得することを目指し、現時点における強震動データを最大限に活用して、機械学習により地震動評価モデルの高度化を試みることにした。

本論文では2種類の地震動評価モデルの構築を試みた。一つは特定の地震観測点を対象としたモ

デル（以後、地点固有モデルと呼ぶ）である。これは特定地点に固有な地震動特性に着目したモデルである。機械学習によって震源特性の違いや三次元的な地震波伝播特性の違いなどが反映されることを期待し、従来の単純な式では扱いつづかった震央方位を特徴量として考慮した点に新規性がある。もう一つは日本全国の地震観測点を対象としたモデル（以後、全国モデルと呼ぶ）である。震源と観測点の位置座標をはじめ、既往式では実現し得ないほど多様な特徴量を用いた点ならびに既往の地震動予測式による予測結果を特徴量の一つとして加えた点に特色がある。

### 2. 機械学習手法

複数のパラメータの非線形な相互関係が反映されることを期待し、地震動評価モデルの構築に機械学習（教師あり学習）を用いた。機械学習のアルゴリズムには、勾配ブースティング決定木（Gradient Boosting Decision Tree）<sup>3)</sup>を用いた。勾配ブース

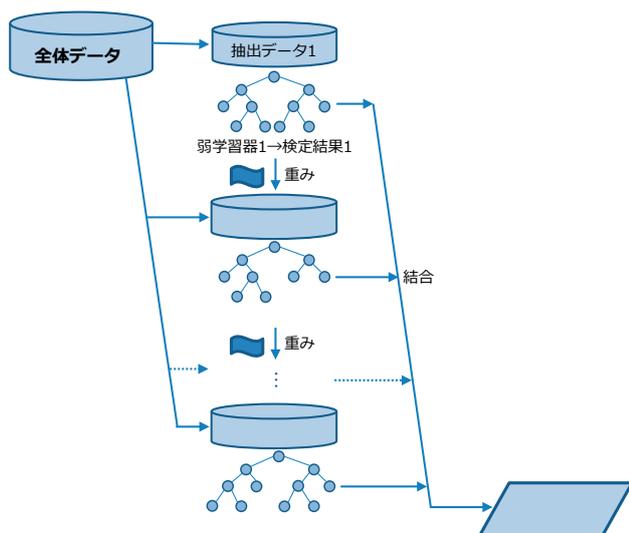


図-1 勾配ブースティング決定木の概念図

ティング決定木は、予測値と真値との差を埋めるように逐次的に新しい弱学習器を増やし、最終的にそれらの弱学習器をすべて用いて予測値を計算するという方法であり、単一の決定木やランダムフォレストのアプローチよりも高い精度が期待できる。勾配ブースティング決定木の概念図を図-1に示す。本検討では、XGBoost (eXtreme Gradient Boosting)<sup>4)</sup>が実装された機械学習ソフトウェア DataRobot<sup>5)</sup>を使用した。なお、過学習対策として Early Stopping を適用した。学習用データセットの80%を5分割し、その5分の4(学習用データセットの64%)をモデル作成のための教師データ、5分の1をモデルの精度を評価するための検定データとして、検定を5回反復する交差検定を行った。そして、残りの20%をモデルの汎化性を評価するためのテストデータとした。教師データ、検定データ、テストデータはいずれもランダムに選定した。

### 3. 地点固有モデル

#### 3.1 学習用データセット

防災科学技術研究所(以下、防災科研と略す)の全国強震観測網 K-NET<sup>1)</sup>のうち関東地方の観測点の中から、基盤が深く表層地盤が軟らかな地点 TKY028(越中島)を例に地表観測記録を用いて地震動評価モデルを検討した。

学習用データセットとして、K-NET<sup>1)</sup>のデータ検索&ダウンロードサイトより、TKY028で1996年~2019年5月31日に観測された地表観測記録のうち3成分合成値最大加速度が1 cm/s<sup>2</sup>以上となった全地震の水平地震動データを選択した。さらに、そ

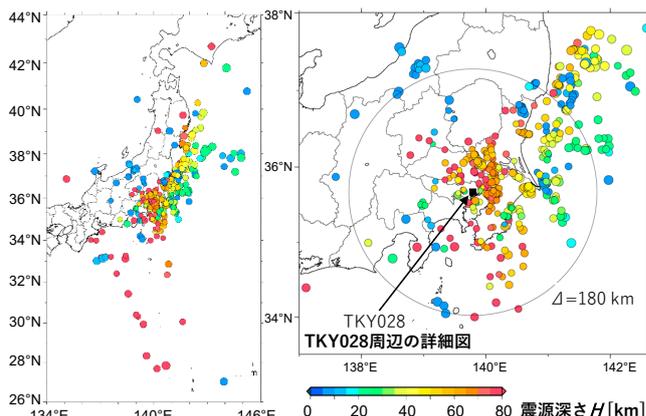


図-2 TKY028における地点固有モデルの学習用データセットの震央分布

表-1 地点固有モデルの目的変数と特徴量

	パラメータ	単位
目的変数	最大加速度 $PGA$	[cm/s <sup>2</sup> ]
	減衰定数5%の擬似速度応答 $s^*$ かつ $S_V$ (周期 $T=0.1, 0.5, 1, 3, 5$ [s])	[cm/s]
	減衰定数5%の速度応答継続時間 $s^*$ かつ $TS_V^{(8)}$ (周期 $T=0.1, 0.5, 1, 3, 5$ [s])	[s]
特徴量	モーメントマグニチュード $M_W$	-
	震源距離 $X$	[km]
	震源深さ $H$	[km]
	震央方位 $A$ ( $\sin A$ と $\cos A$ のペア)	[degree]

れらのうち、防災科研の F-net<sup>6)</sup>によりモーメントマグニチュード  $M_W$  が求められている地震の地震動データを抽出した。検討対象地震の震央<sup>7)</sup>と観測点<sup>1)</sup>を図-2に示す。選択された水平地震動は計1314波形である。なお、水平2成分はそれぞれ独立に扱った。

目的変数と特徴量を表-1に示す。本検討では、地点に固有な地震動評価モデルを作成するので、地震動の震源・伝播・サイトの三特性のうちサイト特性は共通である。そこで、試行錯誤を含めた様々な事前検討に基づき、特徴量には、震源特性や伝播特性を記述するパラメータであり互いに物理的には独立と考えられるモーメントマグニチュード  $M_W$ 、震源深さ  $H$  [km]、震源距離  $X$  [km]、および、震央方位  $A$  [deg]の4種類を考慮した。 $A$ は真北を0°として時計回りに定めたが、そのままでは真北を境に不連続量となるので、解析上の特徴量としては  $\sin A$  と  $\cos A$  のペアを与えた。

代表的な特徴量および目的変数の分布の例を図-3に示す。遠方の小規模地震のデータは少なく、震央が近いものでも震源深さを考慮すれば近距離地震

のデータも少ない。震央方向は全方向に広がっているが、2011年東北地方太平洋沖地震の多数の余震が分布している北東方向 ( $\Lambda=45$  度付近) には特に多くの地震の震央が分布している。 $M_w$ が大きくなると長周期側の擬似速度応答スペクトル  $pS_v$  や速度応答継続時間スペクトル  $TS_v$  が相対的に大きく、そのばらつきも大きくなっている。地震規模が大きいほど震源断層の破壊領域が広がって破壊時間が長くなるために地震波の伝播経路が複雑化したり表面波が励起されたりすることを反映していると考えられる。目的変数のヒストグラムの例を図-4に示す。機械学習モデルの最適化を図るため、これらの分布形状に合わせて、解析上、 $PGA$  と  $pS_v$  は常用対数をとって、損失関数には正規分布を適用した。 $TS_v$  は線形値とし、損失関数にはポアソン分布を適用した。

### 3.2 特徴量の影響度

Permutation Importance<sup>9)</sup> (特定の特徴量のデータ列のみランダムにシャッフルし、他の特徴量のデータ列は元のままとして目的変数を評価したときの評価精度の悪化の度合い) により、各特徴量が目的変数に与える影響度を評価した。

地点固有モデルにおける各特徴量の影響度を図-5に示す。短周期帯域では  $X$  の影響度が大きいですが、それを除くと  $M_w$  の影響度が最も大きい。全体として、周期と共に  $M_w$  の影響度は増大し  $X$  の影響度は減少する。これに比べると  $H$  の影響度は大きくはないが、長周期帯域での  $TS_v$  への影響度は  $X$  の影響度と同等以上にもなる。 $\Lambda$  の影響度は  $PGA$  や  $pS_v$  よりも  $TS_v$  で大きく、周期0.1秒以下では  $X$  の影響度を超え、周期0.5秒以下では  $M_w$  の影響度も超える。

### 3.3 観測値と予測値の比較

観測値と予測値の関係の例を図-6に示す。教師データおよび検定データとテストデータのいずれについても観測値は良くモデル化され、予測値の大半は観測値の倍～半分の範囲に収まった。地点固有モデルの検定結果と、予測/観測比の常用対数の平均と標準偏差を表-2に示す。ここで、検定の評価指標には、値が大きい順に並べ替えたときの観測の順位と予測の順位の整合性を評価する正規化ジニ係数を用いた。この値が1のとき、観測値と予測値の順位が完全に一致していることになる。いずれの目的変数も検定結果は0.8程度以上となり、概ね良好な評価精度が得られることを確認した。予測/観測比の常用対数平均はほぼ0である。常用対数標準偏差は  $PGA$  や  $pS_v$  では概ね0.2強で、既往研究<sup>(例えば2)</sup>に

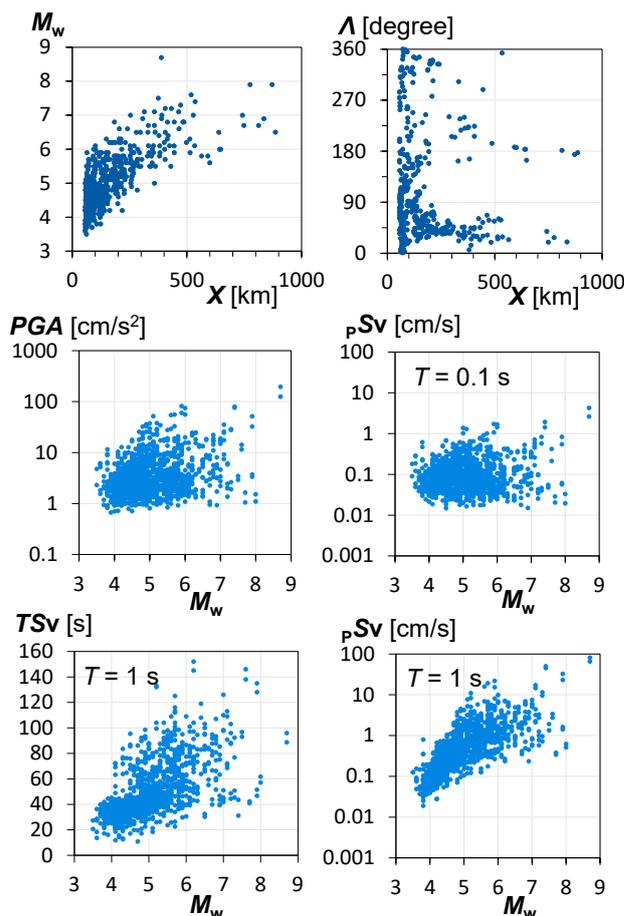


図-3 代表的な特徴量および目的変数の分布の例

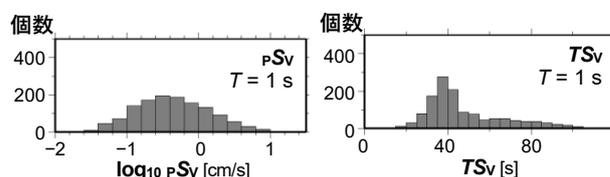


図-4 目的変数のヒストグラムの例

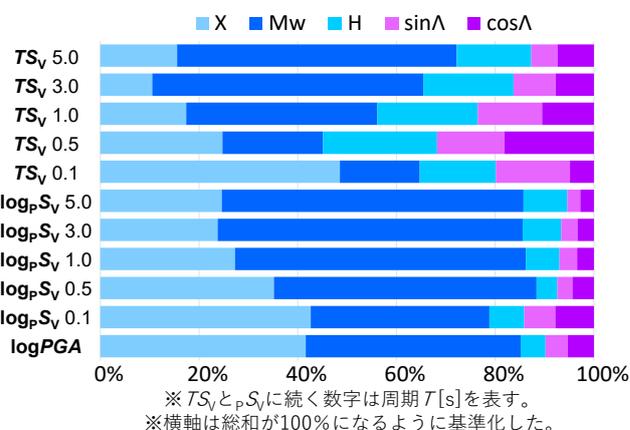


図-5 地点固有モデルにおける特徴量の影響度

より得られた値と比べて同等以下になった。一方、 $TS_v$  については既往の事例がないため、物理的な意

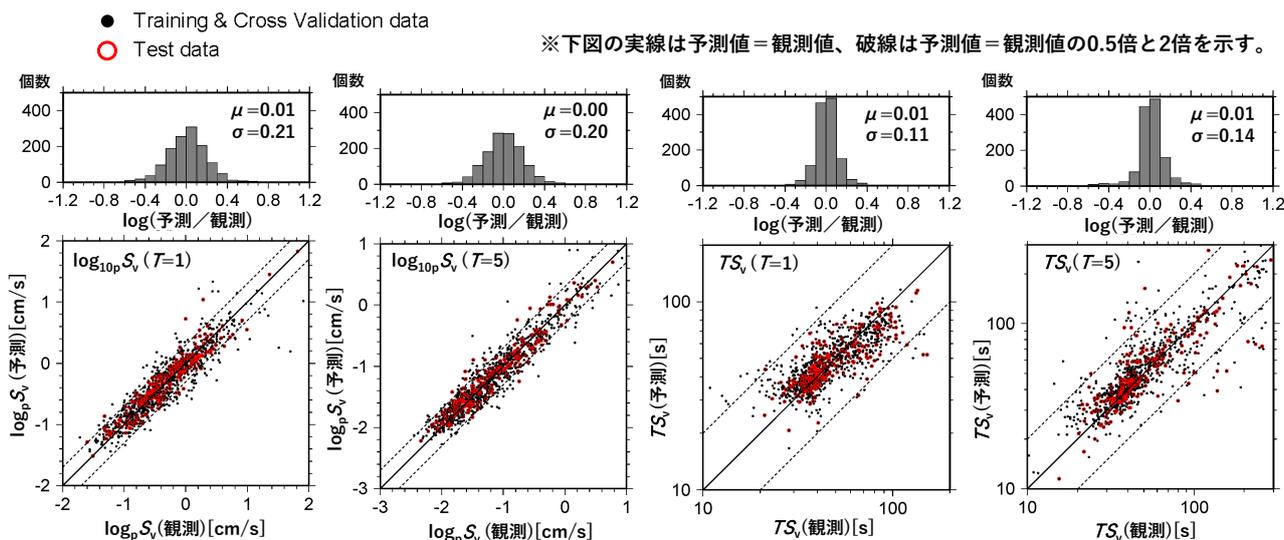


図-6 地点固有モデルの観測値と予測値の関係の例

表-2 地点固有モデルの交差検定・テストの結果と、予測/観測比の常用対数の平均と標準偏差

	PGA	$pS_v(T=0.1)$	$pS_v(T=0.5)$	$pS_v(T=1)$	$pS_v(T=3)$	$pS_v(T=5)$	$TS_v(T=0.1)$	$TS_v(T=0.5)$	$TS_v(T=1)$	$TS_v(T=3)$	$TS_v(T=5)$
交差検定	0.85	0.87	0.88	0.94	0.95	0.95	0.92	0.84	0.81	0.91	0.91
テスト	0.83	0.81	0.87	0.95	0.96	0.96	0.95	0.79	0.80	0.90	0.90
常用対数平均	0.01	0.02	0.00	0.01	0.00	0.00	0.01	0.02	0.01	0.02	0.01
常用対数標準偏差	0.20	0.20	0.23	0.21	0.20	0.20	0.15	0.11	0.11	0.14	0.14

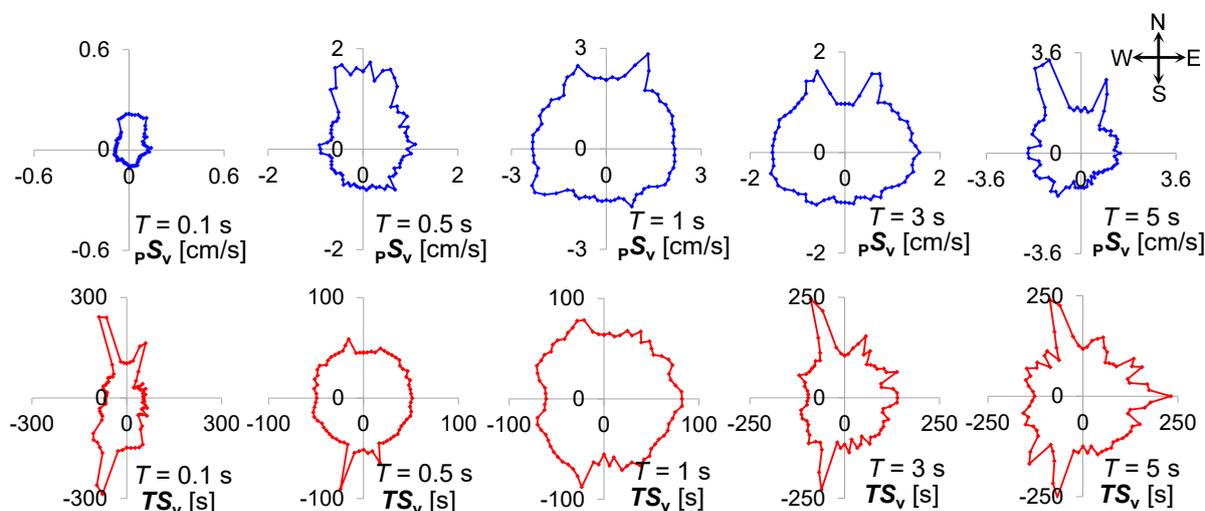


図-7 地点固有モデルに基づく全72方位(5°刻み)に対する減衰定数5%の $pS_v$ と $TS_v$ の評価例  
( $M_w = 6$ ,  $H = 10$  km,  $X = 180$  km)

味が振幅指標とは異なることに留意は必要だが、PGAや $pS_v$ に比べてばらつきが小さく、常用対数標準偏差は0.1強となった。

### 3.4 地点固有モデルに基づく震央方位依存性

地点固有モデルに基づく全72方位(5°刻み)に対する各目的変数の評価例( $M_w = 6$ ,  $H = 10$  km,  $X = 180$  km)を図-7に示す。これらの例は、地震

動の震央方位依存性を示している。その特性は地点によっても周期によっても異なり、 $pS_v$ と $TS_v$ でも異なる。例えば、震央方位が北北西の場合、特に長周期帯域では、 $pS_v$ と $TS_v$ がいずれも大きな値となった。関東地方とその周辺の深部地下構造<sup>10)</sup>は新潟県方面から都心方面に向かってチャンネル状の深い基盤構造が続いており、上記の結果はこのような地下構造に由来する表面波の伝播を反映している可能性がある。

## 4. 全国モデル

### 4.1 学習用データセット

強震動データには、Morikawa et al.<sup>11)</sup>による強震動統一データベース試作版を用いる。これは、1997年～2018年2月に防災科研 K-NET と KiK-net<sup>1)</sup>で得られた強震記録が表形式にまとめられたものである。このうち、本検討ではPGAが1 cm/s<sup>2</sup>以上の地表記録を対象とした。学習用データセットの地震の震央分布を図-8に、気象庁マグニチュード  $M_J$  と断層最短距離  $X_{min}$  の対数  $\log_{10}X_{min}$  のヒートマップを図-9に示す。 $M_J$  が大きく  $X_{min}$  が小さいデータが極めて少ない。将来的にはこのようなデータ分布の偏りへの対策を講じることが必要と考えるが、本論文ではこのまま検討を行った。

目的変数と特徴量を表-3に示す。目的変数はそれぞれの常用対数を学習させた。特徴量には16種類を与えた。ここで、既往の地震動予測式<sup>2)</sup>に基づく予測結果  $MF13$  を考慮したのは、教師データの外挿領域の予測に対して冗長性を持たせることを狙った方策である。なお、地震動予測式<sup>2)</sup>の適用範囲外である  $M_w < 5.5$  では式を外挿し、 $M_w$  が不明の場合は武村<sup>13)</sup>により  $M_J$  から  $M_w$  に換算した。

### 4.2 特徴量の影響度

全国モデルにおける各特徴量の影響度を図-10に示す。いずれの周期の  $S_A$  においても  $X_{min}$ 、 $M_J$ 、

$H$  の影響度が大きいという点は、既往の地震動予測式で主にそれらのパラメータが使われていることと調和的な結果である。周期0.05～0.2秒の  $S_A$  を除き、既往の地震動予測式に基づく  $MF13$  の影響度が2～3割程度と大きい。 $MF13$  には  $M_J$  と  $X_{min}$  の効果が反映されているため、それらの影響度のうち相当量を  $MF13$  が担ったと推察される。周期0.05～0.2秒の帯域は地震動予測式<sup>2)</sup>においても回帰誤差が大きくなっていた範囲に対応する。サイト直下の地下構造の影響だけでなく震源位置や観測点位置に応じた

表-3 全国モデルの目的変数と特徴量

	パラメータ	単位
目的変数	最大加速度PGA	[cm/s <sup>2</sup> ]
	減衰定数5%の加速度応答スペクトル $S_A$ (周期 $T=0.02, 0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0, 1.2, 1.5, 2.0, 2.2, 2.5, 3.0, 3.5, 4.0, 4.5, 5.0$ [s])	[cm/s <sup>2</sup> ]
特徴量	気象庁マグニチュード $M_J$	-
	震源距離または断層最短距離 $X_{min}$	[km]
	震源深さ $H$	[km]
	震源の緯度・経度 $lat_{eq}, lon_{eq}$	[degree]
	観測点の緯度・経度 $lat_{site}, lon_{site}$	[degree]
	最上層のS波速度 $V_{S1}$	[m/s]
	表層10m平均S波速度 $AV_{S10}$	[m/s]
	表層30m平均S波速度 $AV_{S30}$	[m/s]
	S波速度1400m/s層上面の深さ $D_{1400}$	[m]
	地震基盤上面の深さ $D_{base}$	[m]
	震央方位 $\Lambda$ ( $\sin \Lambda$ と $\cos \Lambda$ のペア)	[degree]
	火山フロント通過の判定フラグ $X_{vflg}$ <sup>12)</sup>	-
	震源の破壊伝播効果係数 $Dir$ <sup>12)</sup>	-
	地震動予測式 <sup>2)</sup> に基づく予測結果 $MF13$	[cm/s <sup>2</sup> ]

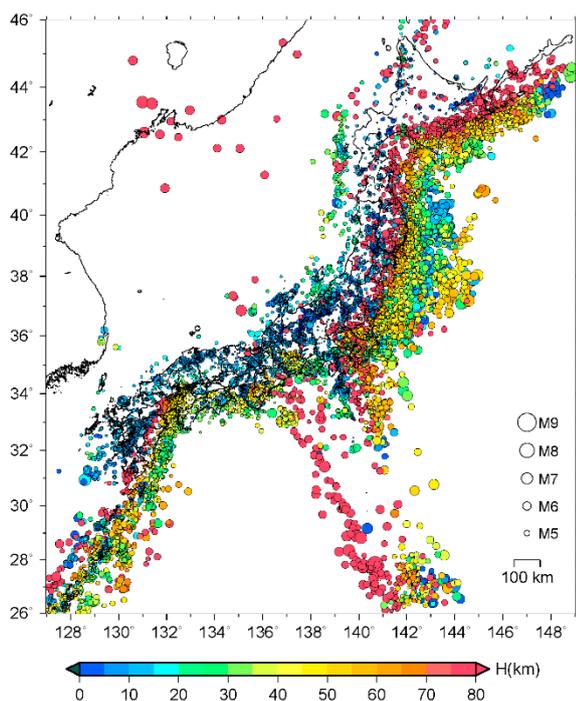


図-8 全国モデルの学習用データセットの震央分布

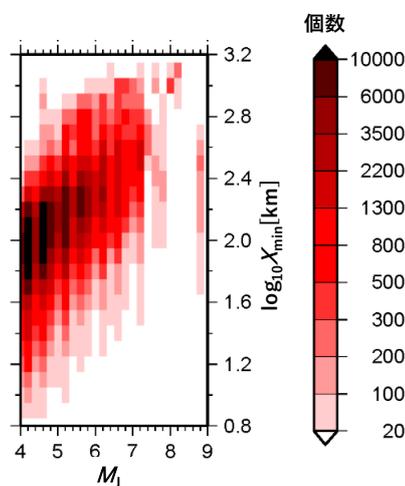


図-9 全国モデルの学習用データセットの  $M_J$  と  $\log_{10}X_{min}$  のヒートマップ

地域性の影響を受けやすい可能性、あるいは未検討の特微量による影響が強くなっている可能性を示唆していると捉えられる。*lon\_eq*、*lat\_eq*、*lon\_site*、*lat\_site*の影響度は、*H*に匹敵または凌駕するほど大きい。震源とサイトの位置座標によって、震源特性の地域性とサイト特性がそれぞれ支配されていると考えられるので、主にそれらの効果が影響度に反映されていると推察される。表層地盤の特微量である *VS1*、*AVS10* および *AVS30* は、周期 0.2~1.5 秒ではこれら 3 つの総和が全体の 5%以上を占める一方、周期 0.1 秒以下では必ずしも大きくない。深部地盤の特微量である *D1400* と *Dbase* の影響度は、周期による差はさほど大きくなく、2 つの合計は全体の 5%程度以下である。*sinA* と *cosA* の影響度は、周期によらず数%程度と小さい。*Xvflg* と *Dir* の影響度が全体に占める割合は数%と小さいが、*Xvflg* は短周期ほど、*Dir* は長周期ほど効果があることがわかる。

### 4.3 観測値と予測値の比較

観測値と予測値の関係の例を図-11 に示す。いずれの目的変数でも教師・検定データとテストデータの分布に有意な違いは見られず、予測/観測比は正規分布に近い分布形状になった。

全国モデルの検定結果と、学習用データセットに対する予測/観測比の常用対数の平均と標準偏差を表-4 に示す。いずれの目的変数も交差検定・テストともに正規化ジニ係数が 0.9 程度以上となり、良好な評価精度が得られた。常用対数の平均はいずれの目的変数においても 0 となった。標準偏差は 0.18 ~0.21 で既往の地震動予測式<sup>例えは2)</sup>よりも小さくなり、本モデルの優位性が確認された。

### 4.4 2021 年福島県沖の地震の記録を用いた検証

前節では、学習用データセットからランダムに選んだテストデータを用いてモデルの汎化性を検証した。しかしながら、実際の予測問題に対する精度を検証するためには、教師データが得られた時間よりも時系列的に後に起こった地震をテストデータとすべきである。そこで、モデルの汎化性のさらなる検証として、本データセットには含まれない 2021 年福島県沖の地震を追加テストデータとし、全国モデルに基づく予測結果と観測記録を比較し、モデルの予測精度を検証した。地震諸元  $\eta$  を図-12 に示す。

追加テストデータに対する *PGA* の予測値と観測値の距離減衰特性の比較を図-13 に示す。観測値の距離減衰の傾向をよく捉えており、比較的良好に評

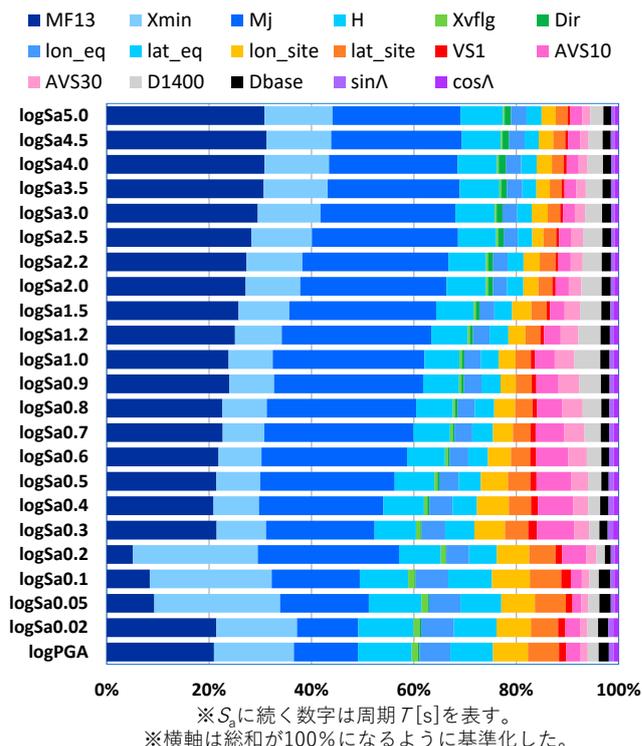


図-10 全国モデルにおける特微量の影響度

価できている。図-14 には、*PGA* の予測値と観測値の面的分布を示す。局所的な振幅の大小も含めて、面的な地震動の広がりや大きさを良く評価できている。図-15 には、図の左端に示す代表 2 地点における、 $S_a$  を円振動数  $\omega$  で除して求めた擬似速度応答スペクトル  $pS_v$  の観測値と予測値の比較を示す。全般的には、本予測結果は観測記録の応答スペクトルの周期特性を比較的よく捉えている。ただし、MYGH10 では表層地盤の一次卓越周期と考えられる周期 0.2~0.5 秒程度のピークの過小評価が目立つ。大振幅地震動を記録した経験がある地点は極めて限定的であり、さらに表層地盤の非線形挙動に伴う卓越周期の長周期化や振幅レベルの増減が現れたデータもほとんどないため、振幅依存の地盤増幅特性を学習できなかったと推察される。このような現象に対しては教師データの工夫が別途必要である。その他の周期帯では観測に近い結果となった。IWT020 では広帯域にわたって観測と非常によく対応している。追加テストデータに対する各目的変数の予測/観測比の常用対数の平均と標準偏差を図-16 に示す。いずれの目的変数においても予測/観測比の平均±標準偏差がゼロ付近に分布しており、その標準偏差は 0.18 ~0.24 と小さく、広帯域にわたり精度よく評価できている。既往の地震動予測式を特微量としたことによって、教師データの偏りや不足がある程度補填された可能性がある。

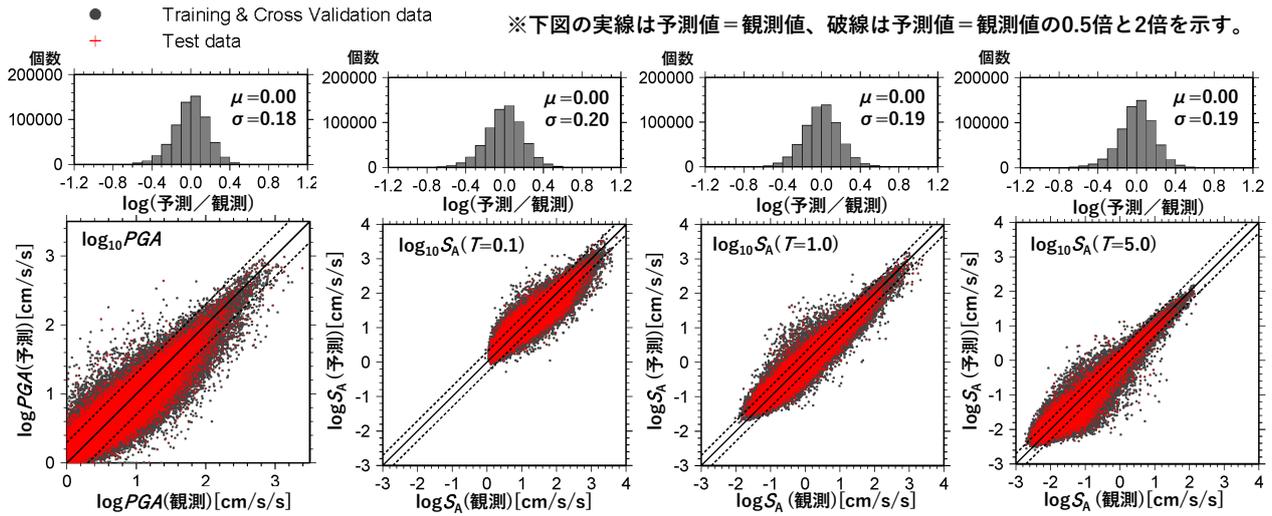


図-11 全国モデルの観測値と予測値の関係の例

表-4 全国モデルの交差検定・テストの結果と、予測/観測比の常用対数の平均と標準偏差

※ $S_A$ に続く数字は加速度応答スペクトルの周期 $T$ [s]を表す。

	PGA	$S_A0.02$	$S_A0.05$	$S_A0.1$	$S_A0.2$	$S_A0.3$	$S_A0.4$	$S_A0.5$	$S_A0.6$	$S_A0.7$	$S_A0.8$	$S_A0.9$	$S_A1.0$	$S_A1.2$	$S_A1.5$	$S_A2.0$	$S_A2.2$	$S_A2.5$	$S_A3.0$	$S_A3.5$	$S_A4.0$	$S_A4.5$	$S_A5.0$
交差検定	0.90	0.90	0.92	0.90	0.90	0.91	0.93	0.94	0.95	0.95	0.96	0.96	0.96	0.96	0.96	0.96	0.96	0.96	0.96	0.96	0.95	0.95	0.95
テスト	0.90	0.89	0.91	0.90	0.90	0.91	0.93	0.94	0.95	0.95	0.96	0.96	0.96	0.96	0.96	0.96	0.96	0.96	0.96	0.96	0.95	0.95	0.95
常用対数平均	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
常用対数標準偏差	0.18	0.18	0.18	0.20	0.21	0.21	0.20	0.20	0.20	0.19	0.19	0.19	0.19	0.19	0.18	0.18	0.18	0.18	0.18	0.18	0.19	0.19	0.19

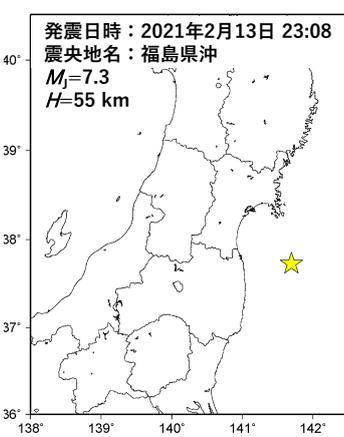


図-12 2021年福島県沖  
の地震諸元<sup>7)</sup>

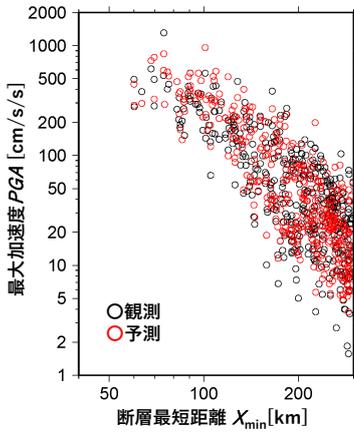


図-13 PGAの予測値と観測  
値の距離減衰特性

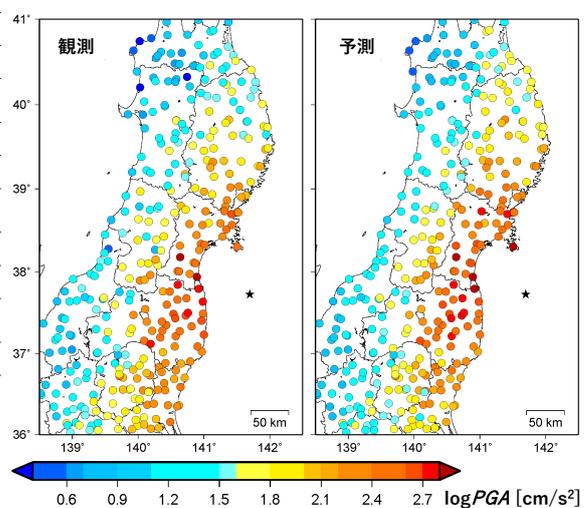


図-14 PGAの予測値と観測値の面的分布

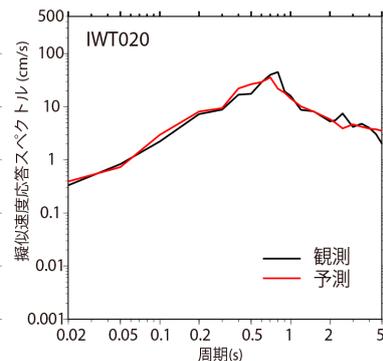
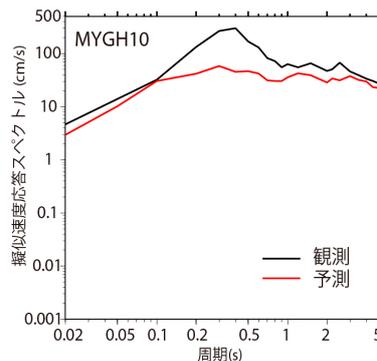
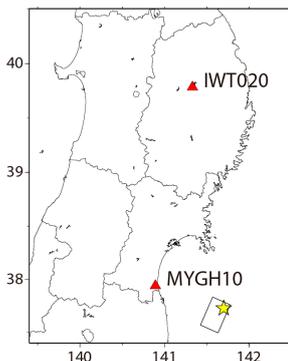


図-15 減衰定数5%の擬似速度応答スペクトル $pSA$ の観測値と予測値の比較の例

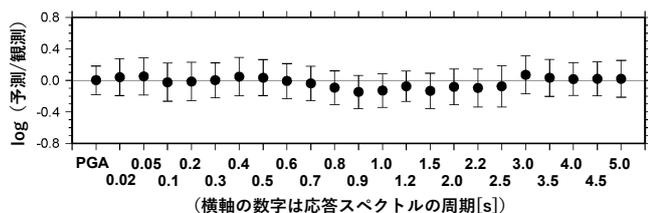


図-16 追加テストデータに対する予測／観測比の常用対数の平均と標準偏差

## 5. まとめと今後の展望

地震動に関する新たな知見を獲得することを目指し、機械学習を用いて地点固有および全国の地震動評価モデルの構築を試みた。

地点固有モデルでは、従来の地震動予測式では扱われなかった震央方位を特徴量とした結果、その影響度は従来の予測式で用いられている特徴量の影響度と同等以上になる場合もあることを示した。

全国モデルでは、従来の地震動予測式よりも多数の特徴量を用い、その一つとして既往の地震動予測式による予測結果も考慮した。結果として、既往の地震動予測式よりもばらつきが小さくなることを示した。さらに、2021年福島県沖の地震によりモデルの汎化性を検証した結果、広帯域にわたり安定的な予測結果が得られることを確認した。

なお、大振幅地震動に対する表層地盤の非線形挙動の影響や、種々のデータ分布の不均衡については、シミュレーションデータで補う等の対策の検討が今後必要である。

本研究の一部は石井・小穴<sup>14)</sup>と小穴・他<sup>15)</sup>に発表したものである。

## 謝辞

防災科学技術研究所の強震動統一データベース構築WGにより作成された強震動統一データベース試作版およびGMT (The Generic Mapping Tools) を使用しました。ここに深く感謝申し上げます。

## <参考文献>

- 1) National Research Institute for Earth Science and Disaster Resilience, NIED K-NET, KiK-net, National Research Institute for Earth Science and Disaster Resilience, 2019.
- 2) Morikawa, N. and Fujiwara, H.: A New Ground Motion Prediction Equation for Japan Applicable up to M9

Mega-Earthquake, Journal of Disaster Research, Vol. 8, No. 5, pp. 878–888, 2013.

- 3) Friedman, J. H.: Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine, The Annals of Statistics, Vol. 29, No. 5, pp. 1189–1232, 2001.
- 4) Chen, T. and Guestrin, C.: XGBoost: A Scalable Tree Boosting System, Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, pp. 785–794, 2016.
- 5) DataRobot Inc.: Datarobot, <https://app.datarobot.com/> (参照 2021-09-01).
- 6) 防災科学技術研究所：F-net, 2019.
- 7) 気象庁：地震情報, [http://www.jma.go.jp/jp/quake/quake\\_singendo\\_index.html](http://www.jma.go.jp/jp/quake/quake_singendo_index.html) (参照 2021-09-01).
- 8) 石井 透：地震動の応答継続時間スペクトル評価手法の提案と2011年東北地方太平洋沖地震およびその前震・余震・誘発地震による東京の地震動への適用例一, 日本建築学会構造系論文集, 第77巻, 第676号, pp. 843–850, 2012.
- 9) Fisher, A., Rudin, C. and Dominici, F.: All Models are Wrong, but Many are Useful: Learning a Variable's Importance by Studying an Entire Class of Prediction Models Simultaneously, Journal of Machine Learning Research, Vol. 20, No. 177, pp. 1–81, 2019, <https://arxiv.org/abs/1801.01489> (参照 2021-09-01).
- 10) 防災科学技術研究所：J-SHIS, 2019. DOI: <https://doi.org/10.17598/nied.0010>.
- 11) Morikawa, N., Fujiwara, H., Iwaki, A., Maeda, T., Kubo, H., Aoi, S., Kato, K., Tomozawa, Y., Suzuki, F., Sato, T., Ishii, T., Shimazu, N., Miyakoshi, J., Oana, A., Si, H., Hayakawa, T., Hayashi, T., Kishida, N. and Midorikawa, S.: Toward to Construction of Strong-Motion Database for Seismic Hazard Assessment in Japan, JpGU-AGU Joint Meeting 2020 (日本地球惑星科学連合2020年大会), SSS04-P01, 2020.
- 12) 小穴温子, 石井透, 宮下裕貴, 古川慧：機械学習による地震動評価モデルの構築の試行—火山フロントと破壊伝播効果の影響に関する特徴量の検討—, 日本地震工学会第16回年次大会梗概集, T2021-010, 2021.
- 13) 武村雅之：日本列島およびその周辺地域に起こる浅発地震のマグニチュードと地震モーメントの関係, 地震, 第2輯, No. 43, pp. 257–265, 1990.
- 14) 石井透, 小穴温子：震央方位と応答継続時間を考慮した機械学習による地点固有の地震動評価モデルの検討, 日本地震工学会論文集, 第22巻, 第2号, pp.1-16, 2022.
- 15) 小穴温子, 石井透, 宮下裕貴, 古川慧：強震動データベースに基づく機械学習による地震動評価モデルの構築, 日本地震工学会論文集, 第22巻, 第4号, pp.23-38, 2022.