

## 地震動 H/V スペクトル比の機械学習に基づく横浜市の地盤増幅特性の評価

Evaluation of Ground Amplification Characteristics of Yokohama City  
Based on Machine Learning of Seismic H/V Spectral Ratios

21WM1310 久保田 将史  
Masafumi Kubota

指導教員 丸山 喜久  
劉 ウェン

### SYNOPSIS

The ground shaking during an earthquake depends not only on the seismic source and seismic wave characteristics, but also on the properties of the surface soil. In this study, we developed an estimation model using machine learning methods for Yokohama City, Kanagawa Prefecture, where seismometers are densely installed, with the aim of accurately predicting the AVS30 (average S-wave velocity from the ground surface to a depth of 30 m) and S-wave transfer function. The model using XGBoost showed good accuracy in predicting AVS30 with RMSE = 0.71 and  $R^2 = 0.56$ . In the prediction of the S-wave transfer function, the AVS30 was added as an explanatory variable to improve the accuracy, and the model using the Random Forests showed the best accuracy and a certain degree of repeatability for the original transfer function.

### 1. はじめに

我が国では地震による甚大な被害が度々生じており、今後発生が見込まれている地震に対して防災対策を講じる必要がある。一般に、地震動強さは、震源の特性、地震波の伝播の特性に加えて、表層地盤の増幅特性によって決まると言われている<sup>1)</sup>。同一の地震に対しても表層地盤の違いによって揺れやすさは異なるため、地震防災対策を講じるには、表層地盤に関する情報を評価することは重要である。

一般に、表層地盤の揺れやすさを評価するのに、AVS30(地表から深さ30mまでの平均S波速度)や地盤のS波伝達関数(表層地盤の地盤増幅度を周期または振動数で表した関数)がよく用いられる。しかし、これらの情報を得るにはPS検層などの詳細な地盤調査が必要となるため、費用等の面を考慮すると広域にわたって高密度に詳細調査を実施することが難しいという問題点がある。

このような背景を踏まえて、本研究では地震計が高密度に設置されている神奈川県横浜市を対象に、地震動や常時微動から算出されるH/Vスペクトル比(水平成分と鉛直成分の振幅スペクトルの比)を用いて、AVS30やS波伝達関数を推定することを目指す。H/Vスペクトル比などから高精度に表層地盤の揺れやすさに関する指標を推定できるようになれば、詳細な地盤調査を省略することができ、費用等の削減につながる。さらに、本研究の推定モデルによって得られた結果をもとに地盤ゾーニングを行えば、今後の地震防災対策に貢献できるものと期待される。

そこで本研究では、まず機械学習に基づくAVS30の推定モデルを構築し、その後にS波伝達関数の推定を試みる。S波伝達関数を推定するには、機械学習の説明変数にAVS30を加えることが非常に効果的であったため、2段階の推定モデルとすることにした。最後に、提案手法を東京ガスの地震記録に適用した。

### 2. 地震動 H/V スペクトル比の算出

#### (1) 横浜市内における観測地点と使用する地震記録

本研究では横浜市が設置した横浜市強震計と、東京ガス

が横浜市内に設置したリアルタイム防災システムSUPREMEの地震計(SIセンサー)による地震データを用いる。本研究で使用した地震観測地点数は、横浜市強震計が150地点、東京ガスの地震計が596地点である。図-1に、本研究で用いた地震観測地点の位置および微地形区分<sup>2)</sup>を示す。

本研究では、横浜市強震計によって1997年から1998年に発生した10地震から得られた1439記録を機械学習に使用し、AVS30とS波伝達関数の推定モデルの構築・検証を行う。さらに、構築した推定モデルを東京ガスの地震記録に適用した。これに使用した東京ガスの地震記録は、1998年～2013年に発生した148地震で、計4792記録である。

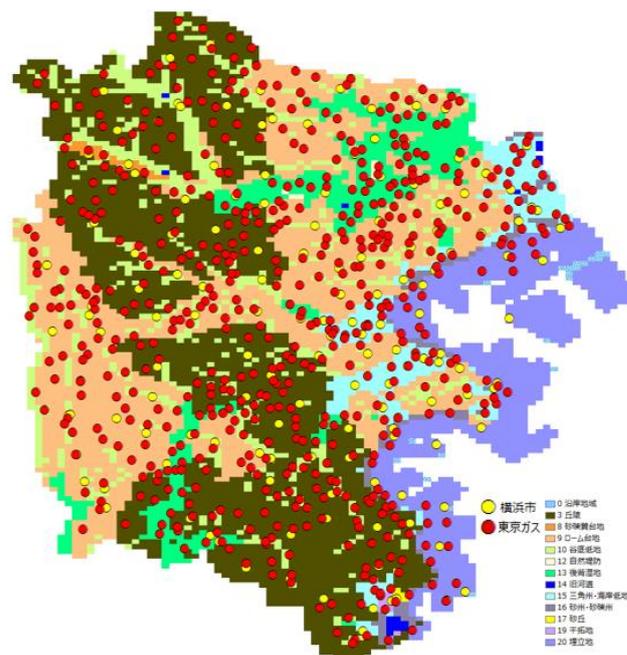


図-1 本研究で用いた地震観測点と微地形区分

(2) 地震動 H/V スペクトル比

横浜市強震計の 1439 記録について、地震動 H/V スペクトル比を算出した。スペクトルの平滑化はバンド幅 0.4Hz の Parzen ウィンドウによって行い、3 成分の加速度フーリエスペクトルを算出した。それらの値を用いて(2)式より H/V スペクトル比を求めた。

$$|R_{surface}(f)| = \sqrt{|F_{EW}(f)|^2 + |F_{NS}(f)|^2} / |F_{UD}(f)| \quad (2)$$

ここで、 $R_{surface}$  は地震動 H/V スペクトル比、 $F$  は各成分の加速度フーリエスペクトル、 $f$  は振動数である。

地震動 H/V スペクトル比の短周期成分は、高速フーリエ変換の影響で計算数が多いためばらつきが大きい。そこで、本研究では周期区間を設定し、地震動 H/V スペクトル比の平均値を周期区間ごとに算出し、それを機械学習の説明変数として用いる<sup>3)</sup>。この際、最適な周期区間数を評価するため、周期区間の数を 10, 20, 30, 40 の 4 パターンに仮定し、推定精度の比較を行った。また、既往研究<sup>3)</sup>を参考に、機械学習に用いる地震動 H/V スペクトル比の周期は 0.045 ~ 3.0 s とした。

3. AVS30 の推定モデルの構築

(1) AVS30 の算出とデータセットの作成

横浜市強震観測点 150 地点の PS 検層データから、AVS30 を算出した。藤本・翠川<sup>4)</sup>を参考に、 $H_i$  を  $i$  層目の層厚、 $V_{si}$  を  $i$  層目の S 波速度とし(3)式を用いて計算を行った。

$$AVS30 = \sum_{i=1}^n \left( \frac{H_i}{V_{si}} \right) \quad (3)$$

次に、機械学習に用いるデータセットの作成を行った。データセット作成に当たり、横浜市強震観測点 150 地点を 8:2 の割合で分割し、対応する地震記録をそれぞれ訓練データとテストデータとした。その結果、訓練データは 1148 記録、テストデータは 291 記録となった。ここで、分割の際に、訓練データとテストデータそれぞれの微地形区分の割合が等しくなるようにし、地形の違いに結果が影響されないようにした。また、推定モデルの説明変数には地震動 H/V スペクトル比の他に微地形区分<sup>2)</sup>と地形指標 TPI を用いた。微地形区分は、日本全国の地形・地盤条件を 24 種類の微地形に統一的に分類したもので、微地形区分 ID をダミー変数化して用いた。地形指標 TPI (Topographic Position Index) は、DEM (数値標高モデル) の各セルの標高  $A$  とその周辺セルの標高平均値  $B$  (当該セルを中心とした半径  $R$  の円内で算出) との差で定義される。本研究では、一般的に揺れやすい<sup>5)</sup>ことが知られている谷底低地の抽出を目的に使用した。これらの説明変数の組み合わせにより、地震動 H/V スペクトル比に微地形区分を加えたモデル①、TPI

を加えたモデル②、微地形区分と TPI の両方を加えたモデル③の精度を比較した。なお、本論文の TPI を加えたモデルに関しては、最も精度の良かった半径 300 m の結果を述べる。

(2) 使用する手法とパラメータチューニング

地震動 H/V スペクトル比と微地形区分、TPI から AVS30 の値を推定する数理モデルを機械学習によって構築する。数理モデルの構築に際し、本研究では Random Forest と XGBoost の 2 つの回帰手法を採用した。各回帰手法において行ったハイパーパラメータチューニングの方法について、RF では、R 言語の caret パッケージ内にある train 関数を用いてパラメータのチューニングを行った。XGBoost では、文献<sup>6)</sup>を参考に、グリッドサーチによるチューニングを行った。

(4) 推定結果

RF と XGBoost による推定結果を表-1 に示す。ここでは、精度評価指標には RMSE (二乗平均平方根誤差) と  $R_f^2$  (自由度調整済み決定係数) を用い、各地点の推定値の平均に対して精度を算出している。また、説明変数の地震動 H/V スペクトル比の周期区間数は、両手法ともに最も精度の高かった 30 とした。

表-1 で RF と XGBoost の推定精度を比較すると、全体的に XGBoost の方が精度が良いことがわかる。さらに、AVS30 の範囲別に見た精度を比較すると、AVS30 の小さい揺れやすい地点 (100-200 m/s, 200-300 m/s) で、XGBoost のモデルの精度が優れていることが確認できる。XGBoost の 3 つのモデルを比較すると、各地点の平均値の精度はモデル①が最も良好な精度であった。また、AVS30 が小さい地点における精度はモデル①とモデル③が同程度であった。このことから、本研究では全体的に精度が優れている XGBoost のモデル①を採用することにした。

4. 地盤の S 波伝達関数の推定

(1) S 波伝達関数の算出

地震動 H/V スペクトル比から地盤の S 波伝達関数を推定することを試みる。まず、等価線形解析プログラム microSHAKE<sup>7)</sup>を用いて、横浜市強震観測地点 150 地点分の PS 検層データに基づき、最下層を露頭基盤とした場合の地表面の S 波伝達関数を算出した。この際、各層の減衰定数は 2% とし (最下層は 0%)、土の密度には PS 検層データの各層における N 値より換算した値<sup>8),9)</sup>を用いた。

(2) データセットの作成

S 波伝達関数を推定するための説明変数には、地震動 H/V スペクトル比を用いる。さらに、微地形区分と AVS30 も説明変数とした。AVS30 がない地点においては、本研究の 3 章の数理モデルで AVS30 を推定し、その後 S 波伝達関数を推定することになる。また、S 波伝達関数は、周期 0.1~1.024 s の間から 20 個の値を抽出し、これらの値を推

表-1 RF と XGBoost における推定精度

			平均値の精度		AVS30 の範囲別の精度 (RMSE)			
			RMSE	$R_f^2$	100-200(m/s)	200-300(m/s)	300-400(m/s)	400-(m/s)
手法	RF	モデル①	76.30	0.47	78.68	32.71	23.18	152.62
		モデル②	74.79	0.49	76.91	32.89	26.62	148.64
		モデル③	74.58	0.50	78.23	32.51	21.18	147.28
	XGBoost	モデル①	70.07	0.56	68.39	29.79	25.02	144.77
		モデル②	73.61	0.53	71.28	32.89	22.11	152.81
		モデル③	70.98	0.54	67.94	28.23	25.47	149.27

表-2 RF を用いた際の伝達関数の各周期における推定精度 (RMSE,  $R_f^2$ )

		周期										
		0.1s	0.13s	0.16s	0.2s	0.25s	0.3s	0.35s	0.4s	0.45s	0.5s	
精度 評価 指標	RMSE	0.83	0.73	0.77	0.72	0.76	0.65	1.14	0.88	0.84	0.64	
	$R_f^2$	-0.37	-0.44	-0.14	-1.07	0.18	0.33	0.30	0.41	0.32	0.51	
			周期									
			0.55s	0.6s	0.65s	0.7s	0.75s	0.8s	0.85s	0.9s	0.95s	1.0s
		RMSE	0.52	0.39	0.37	0.59	0.63	0.72	0.69	0.61	0.54	0.48
		$R_f^2$	0.64	0.70	0.77	0.58	0.41	0.15	0.11	0.14	0.21	0.54

表-3 XGBoost (MOR) を用いた際の伝達関数の各周期における推定精度 (RMSE,  $R_f^2$ )

		周期										
		0.1s	0.13s	0.16s	0.2s	0.25s	0.3s	0.35s	0.4s	0.45s	0.5s	
精度 評価 指標	RMSE	0.86	0.83	0.82	0.70	0.73	0.82	1.35	0.83	0.86	0.60	
	$R_f^2$	-0.38	-0.80	-0.23	-0.88	0.27	-0.044	0.068	0.51	0.32	0.59	
			周期									
			0.55s	0.6s	0.65s	0.7s	0.75s	0.8s	0.85s	0.9s	0.95s	1.0s
		RMSE	0.49	0.43	0.49	0.98	0.83	0.81	0.77	0.61	0.56	0.64
		$R_f^2$	0.69	0.65	0.60	-0.11	0.024	-0.025	0.063	0.18	0.18	0.19

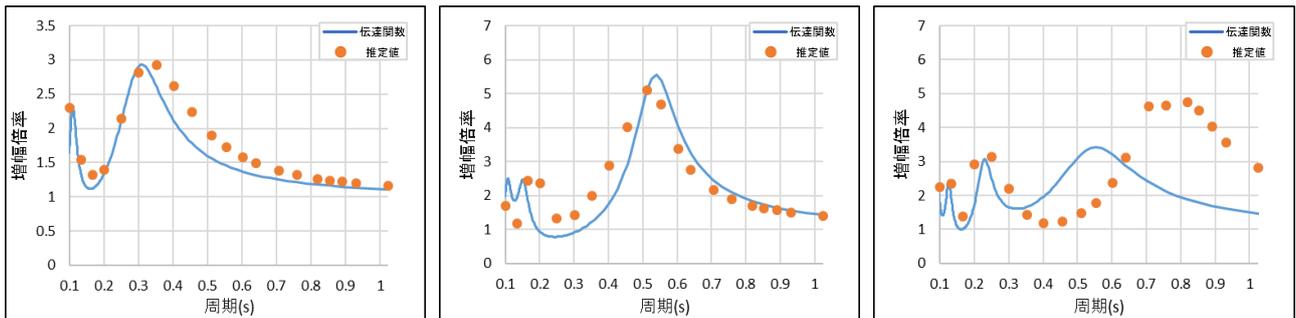


図-2 RMSE が 0~0.4, 0.4~0.8, 0.8 以上の地点における RF による伝達関数の各推定結果  
 左 : hd02 (RMSE : 0.25) 中 : kh07 (RMSE : 0.64) 右 : sk01 (RMSE : 1.58)

定する。また、伝達関数の周期範囲に合わせて説明変数の地震動 H/V スペクトル比の周期も 0.1~1.024 s の範囲とした。前章と同様に周期区間を設定し、その区間に含まれる値を平均化したものを説明変数に用いた。周期区間の数は 20 と 30 の 2 パターンとし、各パターンの推定精度を比較した。さらに、訓練データとテストデータは、前章と同じように分割した。

(3) 使用する手法とパラメータチューニング

S 波伝達関数の推定は、目的変数の数が 1 地点につき 20 個存在するため、一度に複数の値を推定することになる。ここで、回帰分析において複数の推定値を出力できるアルゴリズムとして、Random Forest (RF) や Neural Network (NN) が挙げられる。また、Python では Multi Output Regressor (MOR) が実装されており、この機能を用いれば複数出力に対応していない回帰手法でも複数の値を推定できるようになる。本研究では、RF と、MOR を使った XGBoost の 2 手法を用いて S 波伝達関数の推定を行った。ハイパーパラメータチューニングは、RF, XGBoost (MOR) とともに python の機械学習ライブラリ scikit-learn の GridSearchCV を用いたグリッドサーチで探索を行った。

(4) 推定結果

RF と XGBoost (MOR) について、地震動 H/V スペクト

ル比の周期区間数の違いによる精度の比較を行った。その結果、両手法ともに周期区間数 30 のときの推定モデルの精度が良好であった。周期区間数 30 の地震動 H/V スペクトル比、AVS30、微地形区分を説明変数に用いた RF と XGBoost (MOR) の推定精度をそれぞれ表-2, 表-3 に示す。

両手法を比較すると、周期 0.4~0.65 s の区間においては同程度の精度を示したものの、それ以外のほぼ全ての周期において RF の方が良い精度を示した。特に、周期 0.7~1.0 s においてその傾向が顕著に表れている。

(5) 伝達関数の推定精度の評価

実際の S 波伝達関数のグラフの上に RF モデルによる各周期の推定値をプロットし、S 波伝達関数の再現度を確認した。各地点の推定値は、それぞれ 8~10 個の地震動 H/V スペクトル比から得られているため、推定値の平均を用いて実際の値との誤差 (RMSE) を算出した。

RMSE の大きさごとに S 波伝達関数の再現度の違いを評価した。RMSE が 0~0.4, 0.4~0.8, 0.8 以上の 3 パターンに分けてそれぞれ図示した (図-2)。RMSE が 0~0.4 の該当地点は 30 地点中 10 地点であった。図中左では、そのうちの 1 地点を掲載しているが、S 波伝達関数を良く再現できている。RMSE が 0.4~0.8 の該当地点は 13 地点あった。誤差が生じている周期が多くはなっているが、ピーク周期やピ

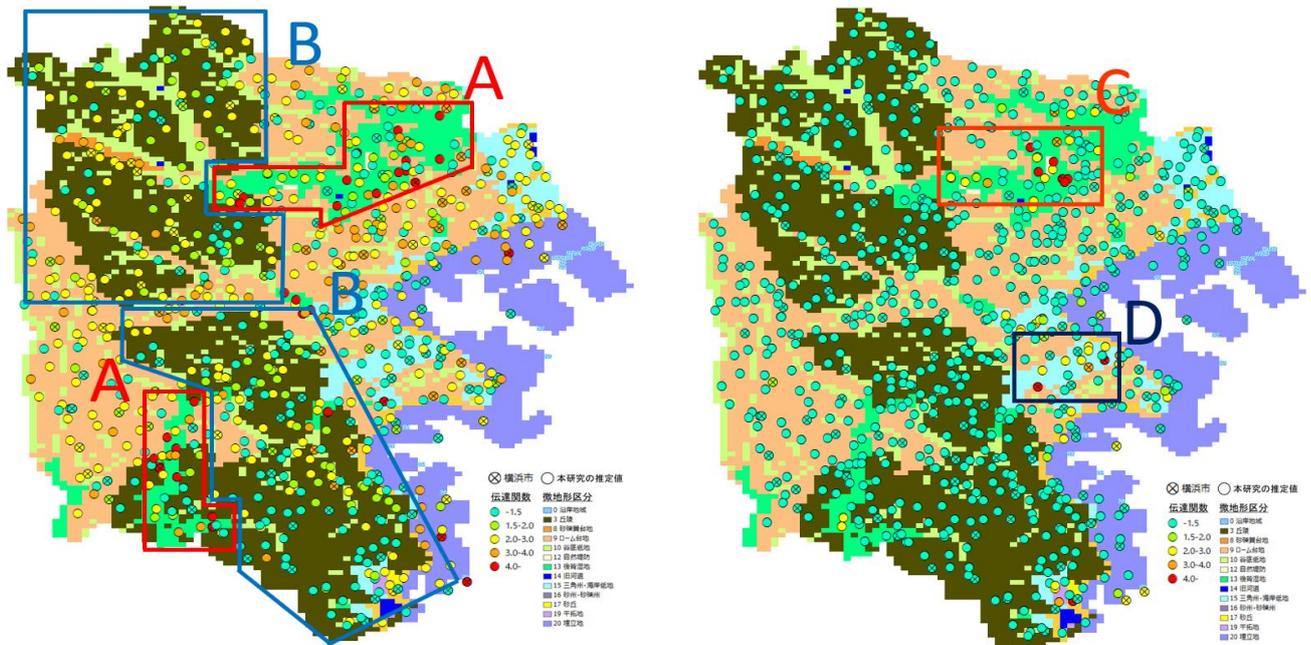


図-3 横浜市の伝達関数の分布 (左：周期 0.3s 右：周期 1.0s)

ーク倍率などは実際の値に近い値を推定できている。RMSE が 0.8 以上の該当地点は 7 地点である。このうち RMSE が 0.9 を超える 6 地点については、S 波伝達関数に対する当てはまりが非常に悪くなっていることが読み取れた。これらの地点においてはピーク周期、ピーク倍率ともに推定精度が悪く、特にピーク倍率の過大評価や過小評価が目立っている。このような傾向を示した地点は、すべて AVS30 が 100~260 m/s であった。

#### (6) 東京ガス地震記録への適用

最も良好な精度を示した RF のモデルに、東京ガス観測点の地震動 H/V スペクトル比、微地形区分、前章の XGBoost のモデル①で推定した AVS30 を入力して、伝達関数を推定した。

周期 0.3 s の推定値と周期 1.0 s の推定値を横浜市強震観測点の伝達関数の値とともに微地形上に表した地図を図-3 に示す。周期 0.3 s の推定値について、4.0 以上の特に大きな増幅倍率を推定した地点が後背湿地 (図-3A) に集中していることや、丘陵 (図-3B) ではほとんどの地点で 1.0~2.0 の値を推定していることなどから、微地形によって伝達関数の値に明確に違いが表れていることが確認できる。周期 1.0 s については、増幅倍率が 3.0 を超える地点が、後背湿地 (図-3C) や三角州・海岸低地 (図-3D) などの地形に集中していることが確認できる。このような地点では地震被害が大きくなることが予想されるため、対策が必要と考えられる。

#### 5. 結論

本研究では、地震動 H/V スペクトル比から AVS30 や地盤の S 波伝達関数を機械学習による回帰手法を用いて推定を行い、モデルの精度を評価した。AVS30 の推定では、説明変数に微地形区分を加えた XGBoost モデルが最も良い精度を示し、RMSE = 70.07,  $R^2 = 0.56$  となった。

さらに、地震動 H/V スペクトル比、微地形区分、AVS30 から地盤の S 波伝達関数を推定する機械学習モデルを構築した。RF によるモデルが最も良い精度を示し、特に 0.7~1.0 s の増幅倍率の推定において、他の手法と比較すると高精度であった。RF モデルでは、30 地点のテストデー

タのうち 24 地点の S 波伝達関数が良好に推定された。RF モデルを東京ガスの地震記録へ適用し伝達関数の推定値を地図上に表した結果、周期によって揺れやすい地点が異なること、微地形との関連性があることが確認できた。

本研究で構築したモデルは、特に AVS30 が小さな地点における精度が比較的悪くなっている点が課題である。今後は、新たな説明変数の追加を検討し、さらなる精度向上を図りたい。また、地震動だけでなく常時微動による H/V スペクトル比も利用し、より詳細な地盤ゾーニングを目指したいと考えている。

#### 参考文献

- 1) 松岡昌志, 翠川三郎: 国土数値情報を利用した地盤の平均 S 波速度の推定, 日本建築学会構造系論文報告集, 第 443 号, pp.65-71, 1993.
- 2) 若松加寿江, 松岡昌志: 全国統一基準による地形・地盤分類 250m メッシュマップの構築とその利用, 日本地震工学会誌, 18 号, pp. 33-38, 2013.
- 3) 草開俊介, 丸山喜久: 地震動 H/V スペクトル比の機械学習による地盤増幅度の評価に向けた AVS30 の推定, 土木学会論文集 A1 (構造・地震工学), 76 巻 4 号, pp. I 249-I 258, 2020.
- 4) 藤本一雄, 翠川三郎: 近接観測点ペアの強震記録に基づく地盤増幅度と地盤の平均 S 波速度の関係, 日本地震工学会論文集, 6 巻 1 号, pp. 11-22, 2006.
- 5) 安田進: 東京における地震時の地盤工学上の課題, 第四紀研究, 56 巻 5 号, pp.217-225, 2017.
- 6) marketechlabo: R を使った XGBoost の高度なパラメータチューニングと細かいノウハウ, <https://www.marketechlabo.com/r-xgboost-tuning/>
- 7) 株式会社地震工学研究所: microSHAKE/3D, [http://flush.co.jp/soft/doc/outline\\_ms3d\\_v20.pdf](http://flush.co.jp/soft/doc/outline_ms3d_v20.pdf), 2014.
- 8) 防災科学研究所: 強震観測網 (K-NET.KiK-net) 観測点一覧: <https://www.kyoshin.bosai.go.jp/cgi-bin/kyoshin/db/sitedat.cgi?0+AOM008+knet>.
- 9) 神奈川県地震被害想定調査委員会: 神奈川県地震被害想定調査報告書 (手法編), pp.9, 2015.