

地震動の H/V スペクトル比の機械学習に基づく地盤増幅度の推定に向けた検討

ESTIMATION OF SITE AMPLIFICATION FACTORS BASED ON MACHINE LEARNING OF H/V SPECTRAL RATIOS OF GROUND MOTION RECORDS

18WM1308 草開 俊介
Shunsuke Kusabiraki

指導教員 丸山 喜久

SYNOPSIS

This study tries to estimate the site amplification factors through the average shear wave velocities at the top 30 m of soil (AVS30) based on machine learning of the horizontal-to-vertical (H/V) spectral ratios. The H/V spectral ratios of microtremor are often employed to draw a seismic zonation map. Besides, the H/V spectral ratio of microtremor shows a similar shape to that of ground motion records. Hence, this study employs the H/V spectral ratios of ground motion records to estimate the site amplification factors. First, the H/V spectral ratios are calculated at 1,219 seismic observation stations, where the AVS30 estimated from P-S logging data are available. And then, the different machine learning techniques are applied to estimate the AVS30 using the H/V spectral ratios. Finally, the best model is selected based on the accuracy indices associated with the machine learning techniques.

1. はじめに

我が国では2011年東北地方太平洋沖地震、2016年熊本地震など、近年多くの被害地震が発生している。さらに内閣府の中央防災会議では、南海トラフ地震や首都直下地震の発生が指摘されており、広域にわたる地震被害の発生が懸念される。こうした広域な地震被害分布を予測するには地震動強さの分布を適切に評価することが必要であり、各地点での地盤特性の評価が重要になる。しかし、日本全国にわたって地盤構造を評価することによって地盤モデルを作成し、そこから地盤の増幅特性を解析的に推定することは容易ではなく、詳細な地盤情報が必要となる。

地盤特性を簡易に評価する情報として、AVS30（地表から深さ30mまでの地盤の平均S波速度）や中村¹⁾によって提案された常時微動の水平鉛直 (H/V) スペクトル比がよく用いられる。一般に、H/Vスペクトル比はフーリエスペクトルの水平成分と上下成分の比であり、地盤のゾーニングに用いられることがある。AVS30は地盤のS波速度構造によって算出される。表層地盤の増幅度とAVS30の間には相関があると考えられており、例えば藤本・翠川²⁾はAVS30から地盤増幅度を推定する式(1)を構築した。

$$\log AF_{PGV} = 2.367 - 0.852 \times \log(AVS30) \quad (1)$$

ここで、 AF_{PGV} は最大速度に対する地盤増幅度である。

また、AVS30は米国では耐震設計における地盤種別分類にも使用されている。我が国では、250 mメッシュ単位でAVS30が全国に渡って推定され、地震ハザードステーションで公開されている。AVS30の推定には、防災科学技術研究所の強震観測点 (K-NETおよびKiK-net) における地盤データと微地形区分が用いられている³⁾。しかし、AVS30を高精度に推定するのに十分なボーリングデータを収集するのは大都市圏以外では困難であることに加え、地形が複雑に入り組んだ領域があり、数十m単位で地形が変化する地域

もあるため、250 mメッシュの微地形区分だけでは高精度にAVS30を評価するのが難しいこともある。そのため、常時微動のH/Vスペクトル比などの現地観測データを組み合わせて地盤増幅度を推定するためのAVS30を評価できるようになれば、特定の地域の詳細な地盤震動特性の評価に貢献できるものと考えられる。

そこで本研究では、地震動のH/Vスペクトル比から地盤増幅度を評価することを目的とする。地盤増幅度は、AVS30を通じて推定することとし、AVS30の推定には機械学習に基づく回帰分析を利用する。常時微動と地震動のH/Vスペクトル比の形状が似ていることが指摘されている⁴⁾ため、本研究では日本全国のK-NETおよびKiK-netの地震観測点⁵⁾を対象として、地震動のH/Vスペクトル比を算出する。さらに、公開されている観測点のS波速度構造からAVS30を算出し、地震動のH/Vスペクトル比とAVS30の関係について考察する。最後に、これらのデータを用いて機械学習手法に基づく回帰分析を行い、AVS30を推定し、式(1)を通じて地盤増幅度の評価を試みる。

2. 対象とする地震観測点

本研究では、日本全国に配備されている K-NET と KiK-net の観測データを使用した。現在整備されている計 1742 箇所の中から、後述のように地盤の AVS30 を計算することができ、かつ稼働中である K-NET 観測点 563 箇所、KiK-net 観測点 656 箇所の計 1219 箇所を選択した。また H/V スペクトル比を算出する地震記録は 1219 箇所において各 3 つの地震記録とし、同地点の 3 つの H/V スペクトル比を平均して使用した。

さらに、地盤の非線形化の影響や地震ごとにH/Vスペクトル比の形状の大きな違いがないように、地震動強さは水平成分の最大加速度(PGA)がなるべく小さいものを選び、最大でも50 cm/s²となるようにした。このように1219箇所のH/Vスペクトル比を得るために、2002年10月13日以降の260の地震を用いた。

3. 地震動の H/V スペクトル比の算出

前章のように選択した地震記録を用いて H/V スペクトル比を算出する。加速度振幅の累積パワー⁶⁾が 95%となる直前の 30 秒間の加速度記録を用いて、バンド幅 0.4Hz の Parzen ウィンドウで平滑化した加速度フーリエスペクトルを計算した⁷⁾。それらを用いて式(2)で H/V スペクトル比を算出した。

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

ここで、 $R_{surface}(f)$ は地震動の H/V スペクトル比、 $F(f)$ は(地表面)地震動の加速度フーリエスペクトルである。図-1に K-NET松戸 (CHB002) で観測された3つの地震記録を用いて計算した地震動の H/V スペクトル比とその実数軸における平均値を示す。

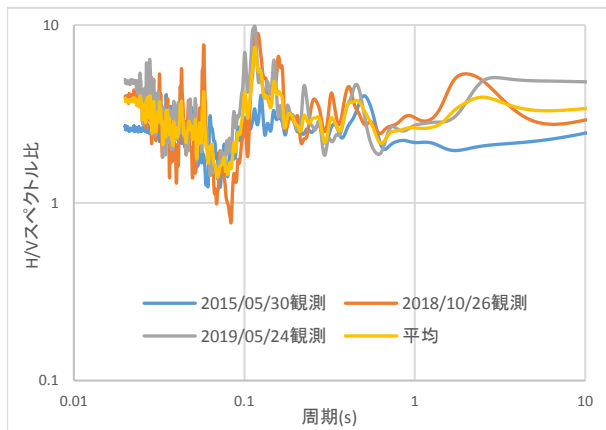


図-1 K-NET 松戸における地震動の H/V スペクトル比

4. AVS30 の算出

K-NET, KiK-net の観測点における地盤の土質データを使用し、AVS30 を計算した。1742 箇所の観測点の中で地盤データが公開されていない観測点が 67 箇所あった。これを除いた 1675 箇所のデータに対して、翠川・松岡⁸⁾に従って、式(2)から地盤の AVS30 を計算した。

$$AVS30 = 30 / \sum_{i=1}^n (H_i / V_{Si}) \quad (3)$$

ここで、 n は深さ 30m までの速度層の層数、 H_i および V_{Si} は第 i 層での層厚(m)および S 波速度(m/s)である。また、松岡ら⁸⁾を参考に地盤データの使用基準を定め、AVS30 を近似的に算出できる地点を選びデータ数を増やした。その結果、先程の 1675 箇所から条件に満たない観測点 453 箇所を除き、また、休止中の 3 箇所を除いた 1219 箇所の観測点における値を得ることができた。また、図-2 に AVS30 のヒストグラムを示す。

5. 機械学習による AVS30 の推定

(1) 本研究で使用した手法

本研究では、統計処理ソフトウェア R の機械学習のための複合パッケージである caret (Classification And Regression Training) を主として用いた。caret パッケージは、教師有学習の分類や回帰において、予測モデルを構築するプロセスを統一化したパッケージである。

まず、回帰問題として AVS30 を推定する。その後、式(1)によって地盤増幅度を推定する。回帰分析手法としては、線形回帰分析手法として多変量解析によく用いられる重回帰分析、非線形回帰分析手法としてサポートベクター回帰 (Support Vector Regression : SVR)、ランダムフォレスト (Random Forest : RF)、XGBoost (eXtreme Gradient Boosting) の線形モデルと決定木モデルの計 5 種類とした。

caret による method 関数にはランダムフォレストは Rboeist, XGBoost の線形モデルは xgbLineat, 決定木モデルは xgbTree を使用しており、サポートベクター回帰においては、予測精度が高かった機械学習パッケージ kernlab を使用した。

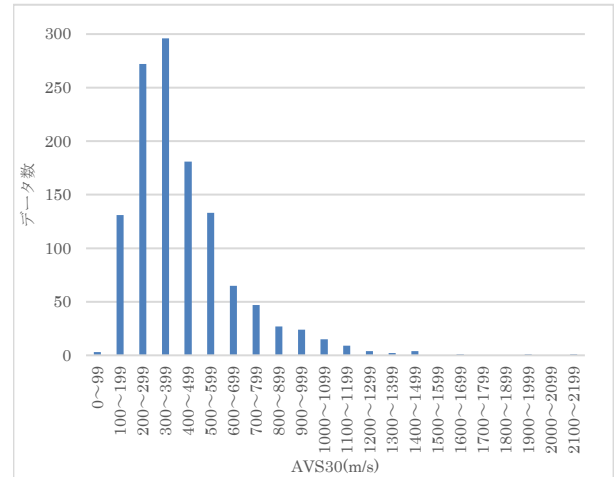


図-2 使用したデータの AVS30 のヒストグラム

(2) H/V スペクトル比の周期区間の設定

本研究では、地震動の H/V スペクトル比の周期ごとの振幅比を変数として機械学習を行った。周期区間の数は、5, 10, 19, 30, 40 の 5 通りで検討し、最も精度が高かった 30 を採用した。各周期区間においては、その振幅比の平均値を回帰分析の説明変数に用いた。

(3) 評価方法

本研究で用いる H/V スペクトル比は、1219 の観測点分存在する。まず、すべてのデータをモデル構築のための学習に使用し、回帰手法ごとの特徴を概観することとした。その後、全てのデータの 70% をランダムにサンプリングしたものを学習データとして、予測モデルの構築に用いた。また、残りの 30% のデータをテストデータとして予測モデルの精度評価を行った。学習時のパラメータチューニングは、10 交差検証法を用いた。精度評価には、自由度調節済決定係数 R^2 と RMSE (Root Mean Squared Error, 平均2乗誤差) を用いた。さらに、回帰モデルによる AVS30 から推定される地盤増幅度が、地盤の S 波速度構造に基づく AVS30 によって算出される地盤増幅度の 0.7~1.3 倍の範囲内に含まれたデータ数の割合を精度評価に用いた。ここで、0.7~1.3 倍を精度評価の対象としたのは、式(1)の標準偏差が 0.166 であり、PGV の地盤増幅度を約 0.7~1.5 倍 ($= 10^{\pm 0.166}$) の精度で推定できる³⁾とされていることを踏まえたものである。なお、式(1)を用いて地盤増幅度の 0.7~1.3 倍を AVS30 に換算すると、回帰モデルによって推定された AVS30 が S 波速度構造から算出された AVS30 の 0.74~1.51 倍の範囲に含まれることに対応する。

(4) 結果と考察

全てのデータ(1219データ)を学習させた結果を表-1に示す。この5つの回帰分析手法の精度を比較すると、RMSE, R^2 , 推定地盤増幅度がS波速度構造に基づく地盤増幅度の0.7倍～1.3倍の範囲内となる割合の3つの指標において、XGBoostの線形モデルを用いた予測モデルが最も良いモデルとなった。次いでランダムフォレストを用いた予測モデルが高い予測精度となった。そこで、予測精度の高いモデルとしてXGBoostの線形モデルとランダムフォレストの2つを採用し、学習データ(70%)とテストデータ(30%)に分けて精度評価を行った。

表-1 回帰分析手法ごとの精度指標

手法	RMSE	R^2	地盤増幅度 範囲内
重回帰分析	168.33	0.37	66.6%
サポートベクター回帰	156.66	0.38	83.1%
ランダムフォレスト	80.57	0.64	94.3%
XGBoost(線形)	18.66	0.92	100%
XGBoost(木)	133.19	0.53	77.9%

採用した2つの回帰分析手法の結果は図-3と表-2に示す。図-3において、縦軸は地震動のH/Vスペクトル比から予測した値、横軸は地盤のS波速度構造から算出した真値となっている。2つの回帰分析手法の精度を比較すると、RMSEはランダムフォレストを用いた予測モデル、 R^2 はXGBoostの線形モデルを用いた予測モデルの方が高かった。各種パラメータの値は各図の右下に示す。また推定地盤増幅度がS波速度構造に基づく地盤増幅度の0.7～1.3倍の範囲内となる割合は、ランダムフォレストの方が高かった。さらにこの結果を精査すると、両モデル共にAVS30の値が1000 m/s以上の地点においてやや過小予測する傾向にある。一方、AVS30の値が200 m/s以下の地点はやや過大評価となる傾向が見られた。この理由としては、AVS30のヒストグラム(図-2)にあるように、AVS30が1000 m/s以上または200 m/s以下のデータ数が少なく、学習不足になったことが挙げられる。

表-2 回帰分析の精度指標

手法	RMSE	R^2	地盤増幅度 範囲内
ランダムフォレスト	154.73	0.38	74.8%
XGBoost(線形)	227.10	0.47	63.6%

2つの予測モデルによって得られた推定結果において、既往研究²⁾を基に定めた表-3の区分に従って精度評価すると、表-4になる。ここで、正答率は推定結果がS波速度構造に基づく地盤増幅度の0.7倍～1.3倍の範囲内となった割合とした。ランダムフォレストとXGBoostの線形モデルの両方とも、地盤増幅度の値が0.8以下の区分Aにおいて正答率は24%程度となり、最も低い正答率となった。また、地盤増幅度の値が2.0以上の区分Eでも正答率が60%程度とあまり高くない値となった。一方、特にランダムフォレストで、地盤増幅度の値が0.8以上2.0以下の範囲(B, C, D)で約85%の高い正答率が得られた。正答率は、各区分のデータ数に偏りが生じているため、データ数が少ない区分で特に低くなることわかる(図-2)。

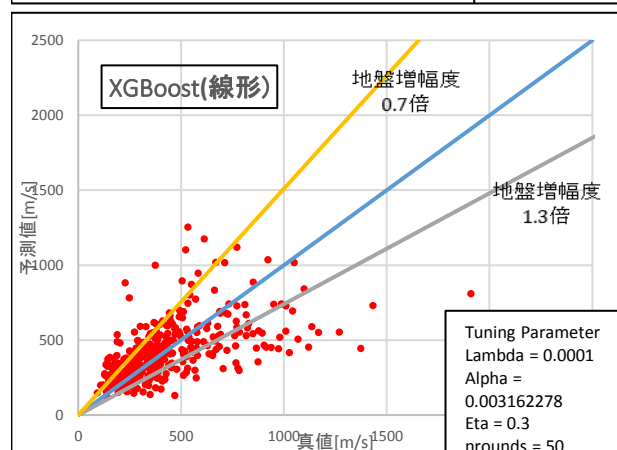
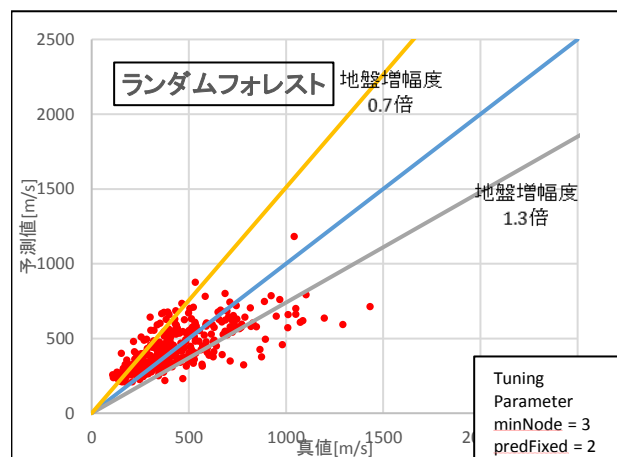


図-3 学習データの割合を70%としたときのテストデータに対する予測結果の比較

表-3 地盤増幅度に対応した5区分のAVS30

区分	地盤増幅度	AVS30 (m/s)
A	～0.8	779.6～
B	0.8～1.0	600.0～779.6
C	1.0～1.4	404.2～600.0
D	1.4～2.0	265.9～404.2
E	2.0～	～265.9

表-4 5区分の正答率

上：ランダムフォレスト，下：XGBoost(線形)

	テストデータ					計
	A	B	C	D	E	
データ数	25	39	87	119	96	366
正解数	6	33	75	102	58	274
正答率	24%	84%	86%	85%	60%	74.8%

	テストデータ					計
	A	B	C	D	E	
データ数	36	33	78	124	95	366
正解数	8	20	56	93	56	233
正答率	24%	60%	71%	75%	58%	63.6%

6. 予測モデルの精度向上に関する検討

(1) 地盤情報の利用

前章の予測モデルから精度の向上を図るための検討を行った。前章のモデルに用いていた説明変数は、地震動のH/Vスペクトル比の周期ごとの振幅比のみである。そこで、予測モデルの説明変数に地盤情報を加えることを検討した。

具体的には、地震調査研究推進本部が公表している深部地盤モデルに基づき、K-NETおよびKiK-net観測点の地震基盤上面深さを推定した。地震基盤のS波速度は文献⁹⁾を参考に1400 m/sと仮定した。さらに、250 mメッシュごとの微地形区分も説明変数に加えることを検討した。本研究では、先程の予測モデルに基盤深さのみを加えたモデル、微地形区分のみを加えたモデル、また基盤深さと微地形区分両方を加えたモデルの計3モデルを試した。

(2) 予測モデルの精度評価

前章と同様に全データのうち70%を学習データとして予測モデルを構築し、残りの30%をテストデータとして精度評価を行った。また、前章と同様に、ランダムフォレストとXGBoostの線形モデルを回帰分析に用いた。

最も予測精度が高かった基盤深さと微地形区分の両方に加えた予測モデルの結果を表-5,6に示す。2つの予測モデルの精度を比較すると、RMSE、推定地盤増幅度がS波速度構造に基づく地盤増幅度の0.7~1.3倍の範囲内となる割合はランダムフォレストを用いた予測モデルの方が精度が良く、 R^2 はXGBoostの線形モデルの方が高かった。またXGBoostの線形モデルでは、推定地盤増幅度がS波速度構造に基づく地盤増幅度の0.7~1.3倍の範囲内となる割合が前章よりも3.8%増加したものの、ランダムフォレストを用いた予測モデルでは3%減少した。このことから、基盤深度や微地形区分の利用は地盤増幅度の推定精度の向上にあまり大きな効果を示さなかった。

表-5 地盤情報を加えたときの回帰分析の精度指標

手法	RMSE	R^2	地盤増幅度 範囲内
ランダムフォレスト	201.94	0.23	71.8%
XGBoost(線形)	211.85	0.38	67.4%

表-6 5区分の正答率

上：ランダムフォレスト，下：XGBoost（線形）

	テストデータ					計
	A	B	C	D	E	
データ数	36	33	78	124	95	366
正解数	9	23	67	105	59	263
正答率	25%	69%	85%	84%	62%	71.8%

	テストデータ					計
	A	B	C	D	E	
データ数	36	33	78	124	95	366
正解数	11	17	59	103	57	247
正答率	30%	51%	75%	83%	60%	67.4%

また、前章と同様にAVS30の値が1000 m/s以上の地点においてやや過小予測し、AVS30の値が200 m/s以下の地点はやや過大評価となってしまう傾向が今回の予測モデルでも見られた。さらに、A~Eの5区分での精度は前章と同様の傾向を示しており、データ数が少ない区分における正答率が低い値を示す傾向があった。

7. まとめ

本研究では、K-NETおよびKiK-net観測点のうち、1219地点の地震動のH/Vスペクトル比、AVS30を算出した。両者の関係性を考察し、地震動のH/Vスペクトル比に基づき、線形回帰分析、非線形回帰分析の計5種類の機械学習モデルによりAVS30の推定を通じて地盤増幅度を評価することを試みた。また、地震基盤上面深さと微地形区分を予測モデルの説明変数に取り込むことで、予測精度の向上を図ったが大きな効果は得られなかった。現状のモデルでは推定地盤増幅度がS波速度構造に基づく地盤増幅度の0.7~1.3倍の範囲内となる割合は最高で74.8%を示している。

本研究の結果を精査すると、AVS30の値が1000 m/s以上の地点でAVS30を小さめに評価し、AVS30の値が200 m/s以下の地点でAVS30の値を大きめに推定する傾向が見られた。これらの傾向を改善するために、本研究で利用したデータにおいてAVS30の値によるデータ数の偏りを考慮していく必要があると考えている。また、予測精度の向上のため、使用しているデータの見直し、説明変数の数、その他の機械学習の手法やパラメータ設定などの検討を考えている。

謝辞

本研究では、独立行政法人 防災科学技術研究所による地震観測記録を使用しました。記して感謝の意を表します。

参考文献

- 1) 中村豊：常時微動に基づく地震動特性の推定，鉄道総研報告，Vol. 2, No. 4, pp. 18-27, 1988.
- 2) 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，Vol.6, No.1, pp11-22, 2006.
- 3) 松岡昌志，若松加寿江，藤本一雄，翠川三郎：日本全国地形・地盤分類メッシュマップを利用した地盤の平均S波速度分布の推定，土木学会論文集，No. 794/I-72, pp.239-251, 2005.
- 4) 丸山喜久，山崎文雄，本村均，浜田達也：常時微動のH/Vスペクトル比を用いた地震動推定法の提案，土木学会論文集，No.675/I-55, pp.261-272, 2001.
- 5) 防災科学技術研究所：防災科研 K-NET, KiK-net (NIED K-NET, KiK-net)，doi.org/10.17598/NIED.0004
- 6) 能島暢呂，高島拓也：累積パワーに基づく地震動継続時間の等価振幅レベルに関する考察，日本地震工学会論文集，Vol. 16, No. 6, pp. 1-15, 2016.
- 7) 大崎順彦：地震動のスペクトル解析入門，鹿島出版会，1976.
- 8) 翠川三郎，松岡昌志：国土数値情報を活用した地震ハザードの総合的評価，物理探査，Vol. 48, No. 6, pp.519-529, 1995.
- 9) Morikawa, N. and Fujiwara, H.: A New Ground Motion Prediction Equation for Japan Appkicate up to M9 Mega-Earthquake, Journal of Disaster Research, Vol. 8, No. 5, pp. 878-888, 2013.