

H/V スペクトル比の機械学習による AVS30 の推定に向けた基礎検討

千葉大学大学院融合理工学府 学生会員 ○草開俊介 正会員 丸山喜久

1. 研究背景と目的

2011 年東北地方太平洋沖地震, 2016 年熊本地震など, 近年では多くの被害地震が発生している. さらに中央防災会議では, 南海トラフ地震や首都直下地震の発生が予測されており, 広域での被害の発生が見込まれている. 広域な地震被害分布を予測するには地震動の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.

地盤特性を評価する情報として, AVS30 (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. AVS30 は PS 検層による S 波速度構造やボーリングデータによる N 値に加えて, 250m メッシュ単位で全国に渡って整備された微地形区分などからも推定されている. しかし, ボーリングデータに基づいた地盤データベースを構築するのは, データが豊富な大都市圏以外では困難である. また, 250m メッシュの微地形区分では地形が入り組んだ領域の評価が難しいこともある.

そこで本研究では, H/V スペクトル比から AVS30 を推定するために機械学習を利用することを試みる. 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ため, 本研究では K-NET および KiK-net の地震観測点²⁾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, 公開されている地震観測点の S 波速度構造から AVS30 を算出する. 地震動の H/V スペクトル比と AVS30 の関係について考察し, これらのデータを用いて機械学習を行い AVS30 を推定することを試みる.

2. 対象とする観測点と地震データ

本研究では, 日本全国に配備されている K-NET と KiK-net の強震観測データを使用した. 現在整備されている計 1742 箇所の中から地盤の S 波構造により AVS30 を計算することができ, かつ稼働中の 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強震記録は, 1219 箇所各 1 つの強震記録とした. 1219 箇所を網羅するために, 2003 年 10 月 31 日以降の 68 の地震を用いた.

3. 地震動の H/V スペクトル比の算出

常時微動と地震動の H/V スペクトル比がよく似た振幅形状を示す³⁾ため, 地震動の H/V スペクトル比を 1219 箇所の K-NET, KiK-net 観測点で計算した. 加速度振幅の累積パワーが 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. それらを用いて式(1)で H/V スペクトル比を算出した.

$$|R_{surface}(f)| = \sqrt{|F_{EW}(f)| |F_{NS}(f)|} / |F_{UD}(f)| \quad (1)$$

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 松戸における地震動の H/V スペクトル比を示す.

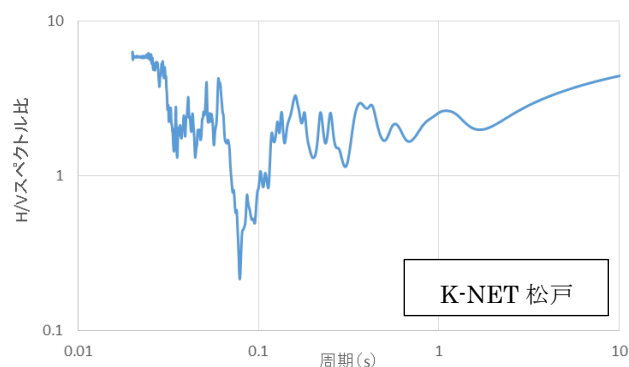


図-1 地震動の H/V スペクトル比

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・松岡に従って, 式(2)から地盤の AVS30 を計算した⁴⁾.

$$AVS30 = 30 / \sum_{i=1}^n (H_i / V_{Si}) \quad (2)$$

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⁵⁾ら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

Key words H/V スペクトル比, AVS30, 地震動記録

連絡先: 〒263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町 1-33 千葉大学大学院研究科 建築・都市科学専攻 TEL 043-29

いた 1219 箇所の観測点における値を得られることができた。

5. 機械学習による AVS30 の推定

(1) 本研究で使用した手法

本研究では線形回帰分析として重回帰分析、非線形回帰分析としてサポートベクター回帰、ランダムフォレスト回帰を採用した。その中から線形回帰と非線形回帰でそれぞれ良好な予測モデルを選択した。その結果、線形回帰モデルとして重回帰分析、非線形回帰モデルとしてランダムフォレスト回帰を採用した。ランダムフォレストは、複数の弱識別器の多数決の結果に基づくアンサンブル学習である⁶⁾。

(2) 設定したモデルの説明変数

本研究では、地震動の H/V スペクトル比の周期ごとと振幅比を変数として機械学習を行った。具体的には、周期帯を 19 設定し、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

データ数 1219 の全てのデータを回帰モデルの構築および学習のために使用した。また、得られた出力データによる推定値から自由度調節済み決定係数 R^2 、RMSE(Root Mean Squared Error, 平均 2 乗誤差)を算出し、精度を評価した。さらに、相対誤差(推定値と真値の差を真値で除したもの)を用いた精度評価も行った。

回帰分析は統計ソフトウェア R、各予測モデルのためのパッケージ caret(Classification And Regression Training)を使用した。また、学習におけるパラメーターは自動チューニングで算出した。

(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図-2 に示す。重回帰分析では R^2 が 0.34、相対誤差 ± 0.5 の範囲内には全体の 76.2%(930 データ)が含まれた。ここで説明変数の数を増やしても多重共線性が起こりうることから、線形回帰モデルではこれ以上の高い精度は見込めないと判断した。

次に非線形回帰モデルのランダムフォレスト回帰では R^2 が 0.67、相対誤差 ± 0.5 の範囲内には全体の 91.4%(1115 データ)が含まれた。このことから、線形回帰モデルより良好な予測モデルを構築することができた。この結果を精査すると 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 300 m/s 以下の地点はやや過大予測となってしまう傾向がある。理由としては、本研究で使ったデータで AVS30 の値によるデータ数に偏りが生じてしまい、上記の地点において学習不足になってしまったことが挙げられる。

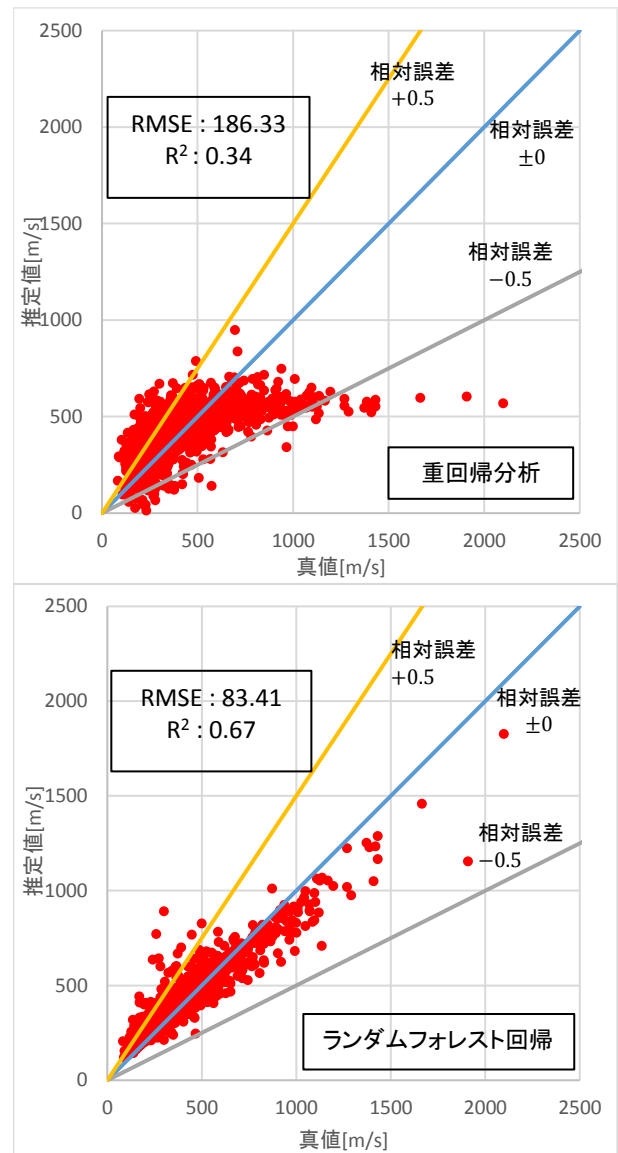


図-2 機械学習による AVS30 の推定値と真値の比較

6. まとめと今後の展望

本研究は地震と地盤データを用いて地震動の H/V スペクトル比、AVS30 を算出した。H/V スペクトル比の機械学習に基づき AVS30 を推定することを試みた。今後はさらなる精度向上のため、説明変数の数、その他の機械学習の手法、また地盤の非線形を考慮したデータの検討を考えている。

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) 防災科学技術研究所：地震波形ダウンロードサービス，<http://www.kyoshin.bosai.go.jp/kyoshin/>
- 3) 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.
- 4) 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.
- 5) 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.
- 6) R.Breiman：Random Forests，Machine Learning，Vol.45, pp5-32, 2001.