

AVS30 の推定に向けた H/V スペクトル比の機械学習の利用

14T01213Z 草開 俊介
指導教員：丸山 喜久

1. 研究背景と目的

我が国では多くの被害地震が発生しており、近年では、2011年東北地方太平洋沖地震、2016年熊本地震などが起きている。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予測されており、広域での被害の発生が見込まれている。地震被害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。

地盤震動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、ボーリングデータの十分なデータベースを構築するのは大都市圏以外では困難であることに加え、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。現在日本全国における観測点は、休止中のものも含めると、K-NET 観測点が 1045 箇所、KiK-net 観測点が 697 箇所、合計 1742 箇所である。研究に使用する観測点は、地盤の S 波構造から 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 箇所である。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観測点で計算することとした。加速度振幅の累積パワーが95%となる直前の30秒間の加速度記録からバンド幅0.4HzのParzenウィンドウで平滑化した3成分の加速度フーリエスペクトルを計算し、それらを用いて式(1)でH/Vスペクトル比を計算した。

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

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。

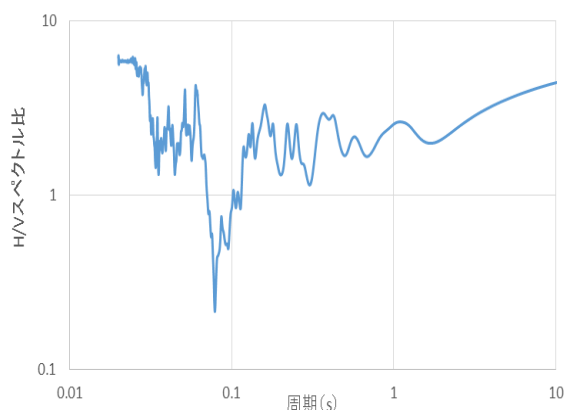


図-1 K-NET 松戸における地震動の H/V スペクトル

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⁴⁾にならい、式(2)から地盤の AVS30 を計算した。

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

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 i 層での層厚(m)およびS波速度(m/s)である。また、松岡・若松ら⁵⁾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、先ほどの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。

5. 機械学習による AVS30 の推定

(1) 本研究で使った手法

本研究ではSVR(Support Vector Regression, サポートベクター回帰)を用いた。SVRとはSVM(Support Vector Machine, サポートベクターマシーン)による分離超平面を求める際に用いるアルゴリズムを回帰問題に適用したモデルである。データを (x_i, y_i) としたときにSVRでは(3)式で表される評価関数を最小化することを目的として考える。

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^-) \quad (3)$$

ここで、 ξ_i と ξ_i^- は回帰誤差に関する損失、 w は回帰関数の係数パラメーター、 C は回帰関数からのデータ点の損失と関数の複雑さといったバランスを決めるハイパーパラメーターである。

(2) 設定した変数

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。具体的には、周期帯を19設定し、その振幅比の平均値を機械学習に用いた。

(3) 評価方法

データ数1219の全てのデータをサポートベクター回帰モデルの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決定係数、自由度調節済み決定係数、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、サポートベクター回帰のためのパッケージkernlabを使用した。学習におけるパラメーターはデフォルトで行った。

(4) 結果

サポートベクター回帰モデルについてパラメーター C は1、パラメーター ϵ は0.01、パラメーター γ は0.07221となった。全てのデータ(1219データ)を学習させた結果を表-1と図-2に示す。サポートベクター回帰によって、本研究のモデルの決定係数は0.39、自由度調節済み決定係数は0.38となった。また、相対誤差 ± 0.5 の範囲内には全体の91.2%(1112データ)が存在しており、ある程度の予測精度をもっていることもわかる。

表-1 全データを学習させた場合の結果

決定係数	自由度調節済み決定係数	RMSE
0.39	0.38	162.24

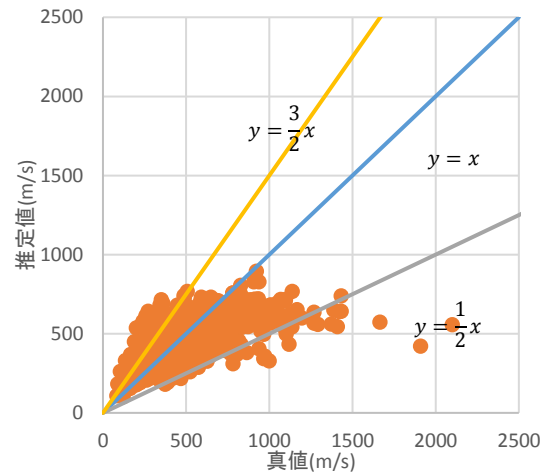


図-2 全データを学習させた場合の AVS30 の推定値と真値の比較

6. まとめ

本研究は地震データ、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、SVRを用いてAVS30を推定することを試みた。現状のモデルの決定係数は0.39とあまり高くないが、相対誤差の絶対値が0.5以下の範囲内でAVS30が推定できる観測点が多かった。本研究の結果を精査すると、AVS30が大きい地点のAVS30の予測精度が悪く、推定結果が頭打ちする傾向が確認された。今後は、SVRのパラメーター、変数の数、その他の機械学習の手法などの検討が必要となる。

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.