

A-11

高密度な地震観測記録に基づく横浜市の地盤ゾーニング

17T0231Y 久保田 将史
 指導教員:丸山 喜久, 劉 ウェン

1. 研究背景と目的

AVS30(地表から深さ30mまでの平均S波速度)は,1979年にBorcherdtらによって地盤の増幅特性を簡易に評価するために提案されたり.これにより,地盤の揺れやすさなどの地盤の特性を広域的に評価することが可能になった.AVS30を精密に評価することは地盤の特性を精緻に把握することにつながるが,AVS30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が,費用等の面からも広域にわたって高密度に詳細調査を実施することは難しい.しかし,地震動や常時微動の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)などの情報を用いてAVS30を算出できるようになれば,この問題が解決できる.

そこで,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H/Vスペクトル比からAVS30を予測する数理モデルを構築することを目指す.このモデルを用いて得られたAVS30をもとに地盤ゾーニングを精緻に行い,今後の地震被害の軽減や防災対策の立案に貢献することを本研究の目的とする.

2. 本研究で使用するデータ

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防災システムSUPREMEの地震計による地震データを用いる.

横浜市強震計は横浜市内に150地点設置されていた(現在は42地点).本研究では,この横浜市強震計によって1997年~1998年に発生した10地震から得られた合計1439記録を使用する.この加速度記録から地震動H/Vスペクトル比を算出し,機械学習によってAVS30を予測する数理モデルを構築する.また,予測モデルを構築する際の目的変数であるAVS30は,横浜市強震計設置地点のPS検層データを用いて算出した.

東京ガスの地震計は横浜市内に合計665地点設置されており,本研究ではこれらの地震計の1998年~2013年に発生した148地震,4792記録を使用する.なお,665地点中地震記録が入手できたのは596地点であり,このデータから先述した数理モデルを用いてAVS30の予測を行う.さらに,算出されたAVS30をもとに横浜市の地盤ゾーニングを行う.

3. AVS30の予測モデルの構築

3.1 AVS30と地震動H/Vスペクトル比の算出

横浜市強震計設置地点(全150地点)のPS検層データを用いて,藤本・翠川ら²⁾にならない H_i を*i*層目の層厚, V_{Si} を*i*層目のS波速度とし,(1)式と表-1の計算条件のもとAVS30を算出した.

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

表-1 30mより浅いデータに対する計算条件

最下層までの深さ(m)	100~	150~	175~	200~	225~	250~	275~
最下層のS波速度(m/s)	>1,000	>500	>400	>350	>250	>200	>100

また,横浜市強震記録による1998~1999年の地震記録より地震動H/Vスペクトル比を算出した(図-1).

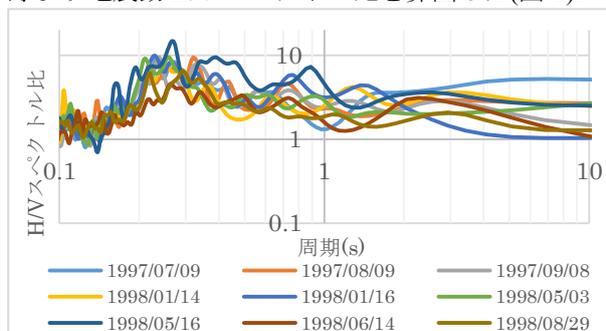


図-1 地震動H/Vスペクトル比の例
 (kg03sb, AVS30:418.15(m/s))

3.2 機械学習モデルの選定

プログラミング言語の一つであるR言語を使用し,説明変数を地震動H/Vスペクトル比,目的変数をAVS30とする予測モデルの構築を行った.ここで,地震動H/Vスペクトル比の値は,周期区間数30でそれぞれ平均したものを用いた³⁾.また,精度評価指標にはRMSE(二乗平均平方根誤差)と R_2 (自由度調節済み決定係数)を用いている.

機械学習手法を選定するために4つの非線形回帰アルゴリズム(NN, SVM, RF, XGBoost)を用いた.この際,訓練データを全データとし,テストデータにも同じデータを用いた.結果を表-2に示す.

表-2 既知データに対する各アルゴリズムの精度

機械学習手法	RMSE	R_2
NN	51.05	0.68
SVM	44.86	0.75
RF	23.84	0.93
XGBoost	0.0049	1

3.3 テストデータによる検証と AVS30 の予測

表-2 のように、RF と XGBoost が特に良い結果を示したため、全データを訓練データとテストデータに 7:3 の割合で分割し、テストデータに対する予測精度の検証を行った。この際、新たに説明変数に観測地点の微地形区分⁴⁾も加えた。結果を表-3 に示す。

表-3 テストデータに対する RF と XGBoost の精度

機械学習手法	RMSE	R_2
RF	59.93	0.86
XGBoost	55.70	0.88

表-3 では、XGBoost の方が良い精度を示したため、XGBoost を用いて東京ガスの全 4792 データの地震動 H/V スペクトル比から AVS30 の予測を行った。表-4 にその際に用いたモデルのハイパーパラメタを示す。

表-4 XGBoost のハイパーパラメタ

max_depth	8
min_child_weight	1
colsample_bytree	0.6
subsample	1
eta	0.01
nrounds	2517

4. 予測結果に基づく横浜市の地盤ゾーニング

4.1 予測した AVS30 の精度検証

予測した AVS30 の精度を検証するため、観測地点における PGV(最大速度)との関係性を調べた。一般に、AVS30 は揺れにくい地盤だと大きな値を示し、揺れやすい地盤だと小さな値を示す。そのため、予測した AVS30 と地震動強さの指標である PGV との関係性を調べれば、予測した AVS30 の妥当性を確認することができる。今回は横浜市神奈川区と港南区について東北地方太平洋沖地震の本震の PGV を用いて検証を行った(図-2)。

図-2 によると、AVS30 が大きくなると PGV が小さくなる、つまり地盤が揺れにくくなる傾向が見て取れ

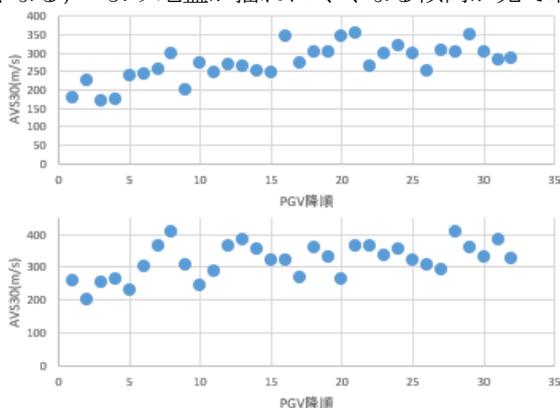


図-2 PGV 降順に並べた神奈川区の AVS30(上)と港南区の AVS30(下)

る。このことは先述した AVS30 と地盤の揺れやすさとの関係性に合致しており、予測された AVS30 の信頼性が高いことを示している。

4.2 横浜市の AVS30 の分布

東京ガスの地震観測地点 596 地点と、横浜市強震記録の観測地点 150 地点分を合わせた計 746 地点の AVS30 の数値を用いて、微地形区分上で色分けを行った(図-3)。

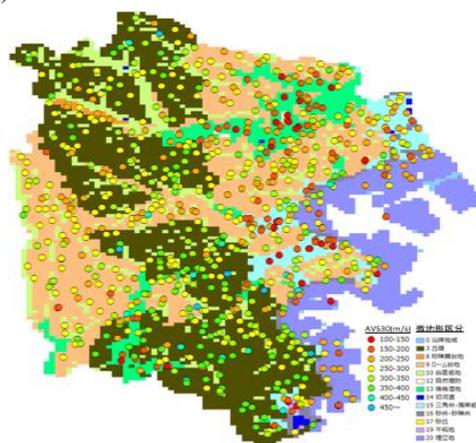


図-3 横浜市の AVS30 の分布

図-3 によると、後背湿地や三角州・海岸低地上では揺れやすく、丘陵やローム台地上では揺れにくい特性が表れていることがわかる。

5. まとめと今後の展望

本研究では、地震動 H/V スペクトル比から AVS30 を予測し、得られた結果に基づき横浜市の地盤ゾーニングを行った。機械学習モデルにより予測された AVS30 は、PGV が小さくなるほど AVS30 が大きくなる傾向を示した。今後は、説明変数の追加や常時微動 H/V スペクトル比の活用を検討し、さらなる予測モデルの精度向上と、詳細な地盤ゾーニングを目指す。

参考文献

- 1) Borchardt, R. D., Gibbs, J. F. and Fumal, T. E. : Progress on ground motion predictions for the San Francisco Bay region, California, U.S. Geol. Survey Cir. 807, 1979, pp.13-25.
- 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, pp. 11-22, 2006.
- 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), Vol. 76, No. 4, pp. I_249-I_258, 2020.
- 4) 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, Vol. 18, pp. 33-38, 2013.