

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に向けた機械学習の利用

千葉大学大学院融合理工学府
千葉大学大学院工学研究院

学生会員 ○久保田 将史
正会員 劉 ウェン・丸山 喜久

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 Borchardt 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¹⁾. 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されるようになった. AVS30 を精密に評価することは揺れやすさ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. しかし, 広域にわたって高密度に詳細調査を実施することは費用等の面からも難しい. このため, 簡便に得られる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, 東京ガスが設置した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 地震で得られた合計 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 地震で得られた 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⁾にならぬ H_i を i 層目の層厚, V_{s_i} 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. 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.

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

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)	10.0~	15.0~	17.5~	20.0~	22.5~	25.0~	27.5~
最下層のS波速度(m/s)	>1,000	>500	>400	>350	>250	>200	>100

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, 周期区間数を 30 とし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_f^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, 全データを訓練データとし, 精度指標を比較した. 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_f^2
NN	51.05	0.68
SVM	44.86	0.75
RF	23.84	0.93
XGBoost	0.0049	1

キーワード AVS30, 地震動 H/V スペクトル比, 地盤ゾーニング, 機械学習

連絡先 〒263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町 1-33 千葉大学大学院工学研究院 TEL 043-290-3555

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_f^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 の信頼性検証

予測した AVS30 の信頼性を検証するため、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-1)。

図-1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る。

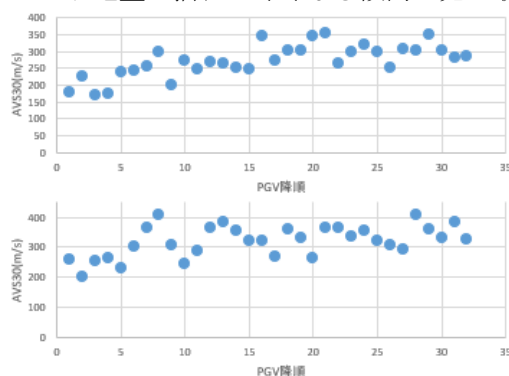


図-1 PGV 降順に並べた神奈川区の AVS30(上)と港南区の AVS30(下)

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 の信頼性が高いものと考えられる。

4.2 横浜市の AVS30 の分布

東京ガスの地震観測点 596 地点と、横浜市強震観測点 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-2)。

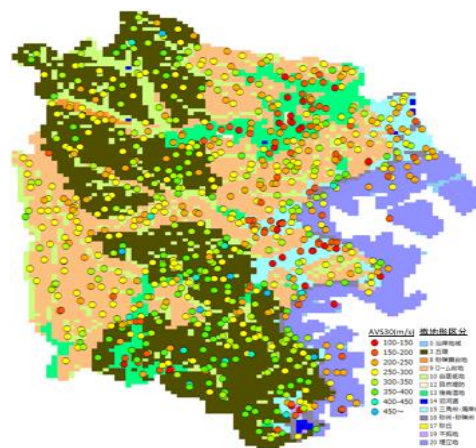


図-2 横浜市の AVS30 の分布

図-2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.