

# 地震動の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

草開 俊介<sup>1</sup>・丸山 喜久<sup>2</sup>

<sup>1</sup>学生会員 千葉大学大学院融合理工学府 博士前期課程 (〒263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町1-33)

E-mail: acta2047@chiba-u.jp

<sup>2</sup>正会員 千葉大学大学院工学研究院 教授 (〒263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町1-33)

E-mail: ymaruyam@tu.chiba-u.ac.jp

本研究は、H/Vスペクトル比の機械学習に基づきAVS30を推定するための基礎検討を行う。まず、日本全国に配備されているK-NET、KiK-netの観測データを使用し、常時微動のH/Vスペクトル比と振幅形状が似ているとされる地震動のH/Vスペクトル比を計算する。次に、公開されている観測点のS波速度構造からAVS30を算出し、両者の関係性を考察した。その後、これらの算出したデータにおいて、複数の機械学習手法に基づく回帰分析によって、H/Vスペクトル比からAVS30を推定することを試みた。さらに、深部地盤情報データや微地形区分を取り入れることで、本研究の予測モデルの精度向上を図った。

**Key Words :** *H/V spectral ratio, AVS30, machine learning, seismic motion record*

## 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<sup>1)</sup>、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。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<sup>2)</sup>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。H/Vスペクトル比は、水平成分と上下成分のスペクトル比のことで、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もので、米国では耐震設計における地盤種別分類にAVS30が使用されている<sup>3)</sup>。我が国では、250m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<sup>4)</sup>。AVS30の推定には、防災科学技術研究所の強震観測点（K-NET、

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<sup>5)</sup>。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、我が国には地形が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、250m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、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<sup>6)</sup>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<sup>7)</sup>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を推定することを試みる。

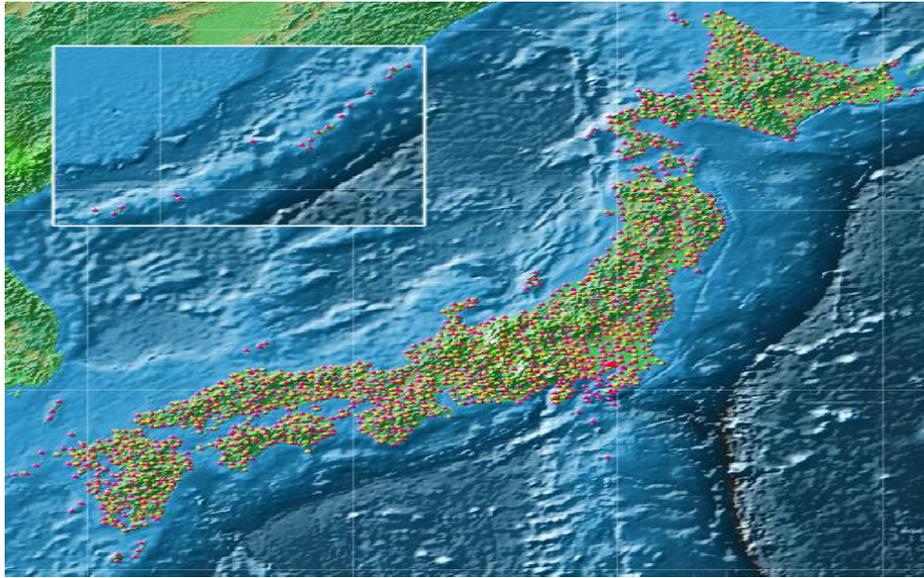


図-1 K-NETとKiK-netの強震観測点

## 2. 対象とする観測点と地震動のH/Vスペクトル比

### (1) 地震記録の選択

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(図-1)。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を考慮し、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/s<sup>2</sup>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。

### (2) 地震動のH/Vスペクトル比

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<sup>8)</sup>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<sup>9)</sup>。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-2

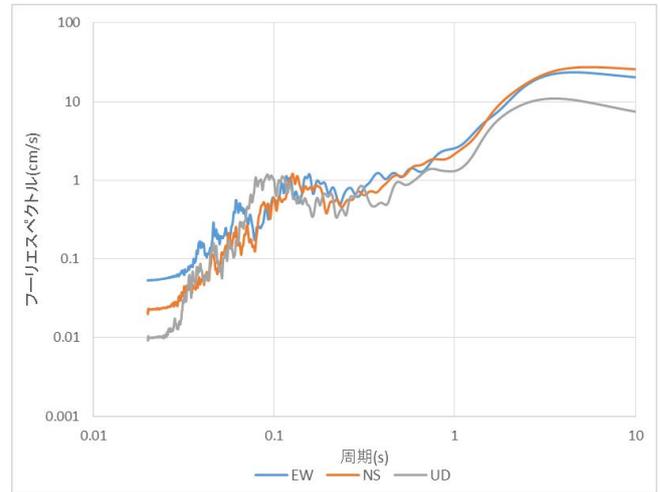


図-2 K-NET松戸における地震動の加速度フーリエスペクトル

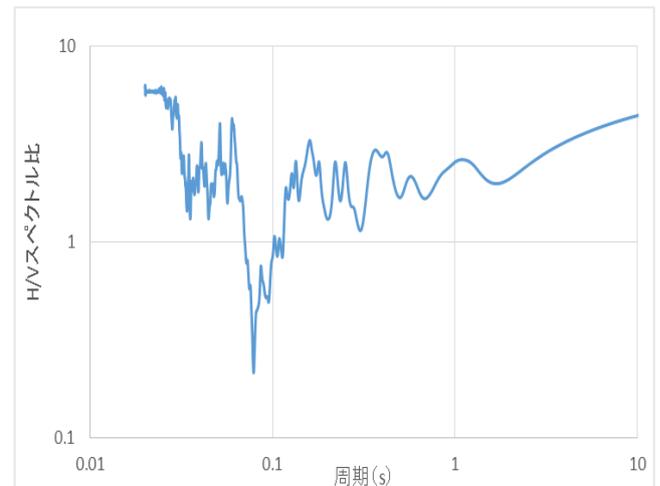


図-3 K-NET松戸における地震動のH/Vスペクトル比

表-1 地盤のS波速度情報が不足した地盤データに対する使用基準

最表層までの深さ(m)	~2.0	~5.0
最表層のS波速度(m/s)	—	<200

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

速度フーリエスペクトル（振幅），図-3に地震動のH/Vスペクトル比を示す。

### 3. AVS30の算出

K-NET, KiK-netの観測点における地盤のS波速度を使用し，AVS30を計算した。K-NET（全国強震観測網）では，全国を約20km間隔で1045箇所の地震計が設置されている。ほとんどの強震計は地表に設置され，地盤データの調査深度は約20m程度である。KiK-net（基盤強震観測網）では，全国に697箇所に観測点が設置されており，地表と地中の双方に強震計が設置され鉛直アレーを構成している。これら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<sup>10)</sup>に従って，式(2)から地盤のAVS30を計算した。

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

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，これらの地盤のデータには調査開始深度が0mでないデータが含まれていた。こういったデータについては，最表層までの深さと最表層のS波速度が表-1の上段に示す条件を満足する場合に，最表層のS波速度が地表まで続くものとする<sup>10)</sup>。さらに，文献<sup>10)</sup>に従って，最下層の震度が30m未満のデータについては，表-1の下段に示す条件を満足する場合に，最下層のS波速度が深さ30mまで続くものとしてAVS30を算出する。また，地表から地下深部までS波速度が一定として記録されている地点は，地表付近にあるべきはずの速度層が省略されているように見えるため，これらのデータは除いた。

さらに，松岡ら<sup>9)</sup>にならい調査深度が30m未満であり，表-1の条件を満足しない場合であっても，深さ20mまで

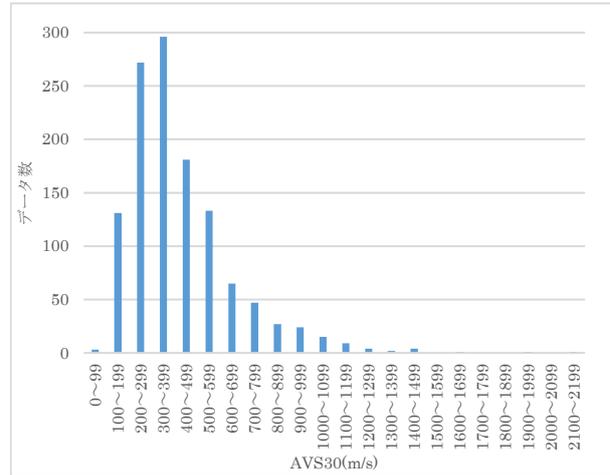


図-4 K-NET, KiK-net観測点のAVS30のヒストグラム

S波速度データがある地点においては，近似的にAVS30が算出できるとした。これらの条件を満足しない観測点は453箇所あった。したがって，地盤データが公開されている1675箇所から453箇所を除き，さらに休止中の3箇所を除外した1219箇所の観測点でAVS30を算出することができた。図-4にAVS30のヒストグラムを示す。

### 4. H/Vスペクトル比とAVS30の関係性

地震動のH/Vスペクトル比とAVS30の関係性を評価する。本研究では，AVS30と広域での地震動強さの分布を計算する際に用いる表層地盤の増幅度を関連付けて，両者の関係を考察した。具体的には，藤本・翠川<sup>11)</sup>にならい，AVS30から地盤増幅度を推定する式(3)を利用し，AVS30を増幅度に応じて5区分(A~E)に分割した(表-2)。

$$\log AF_{PGV} = 2.367 - 0.852 \times \log(AVS30) \quad (3)$$

ここで， $AF_{PGV}$ は最大速度に対する地盤増幅度である。各観測点の地震動のH/Vスペクトル比を表-2のAVS30に従って平均した。平均した地震動のH/Vスペクトル比の形状を図-5に示す。

図-5に基づき，平均した地震動のH/Vスペクトル比の形状を比較すると，地盤増幅度が大きくなる，つまり

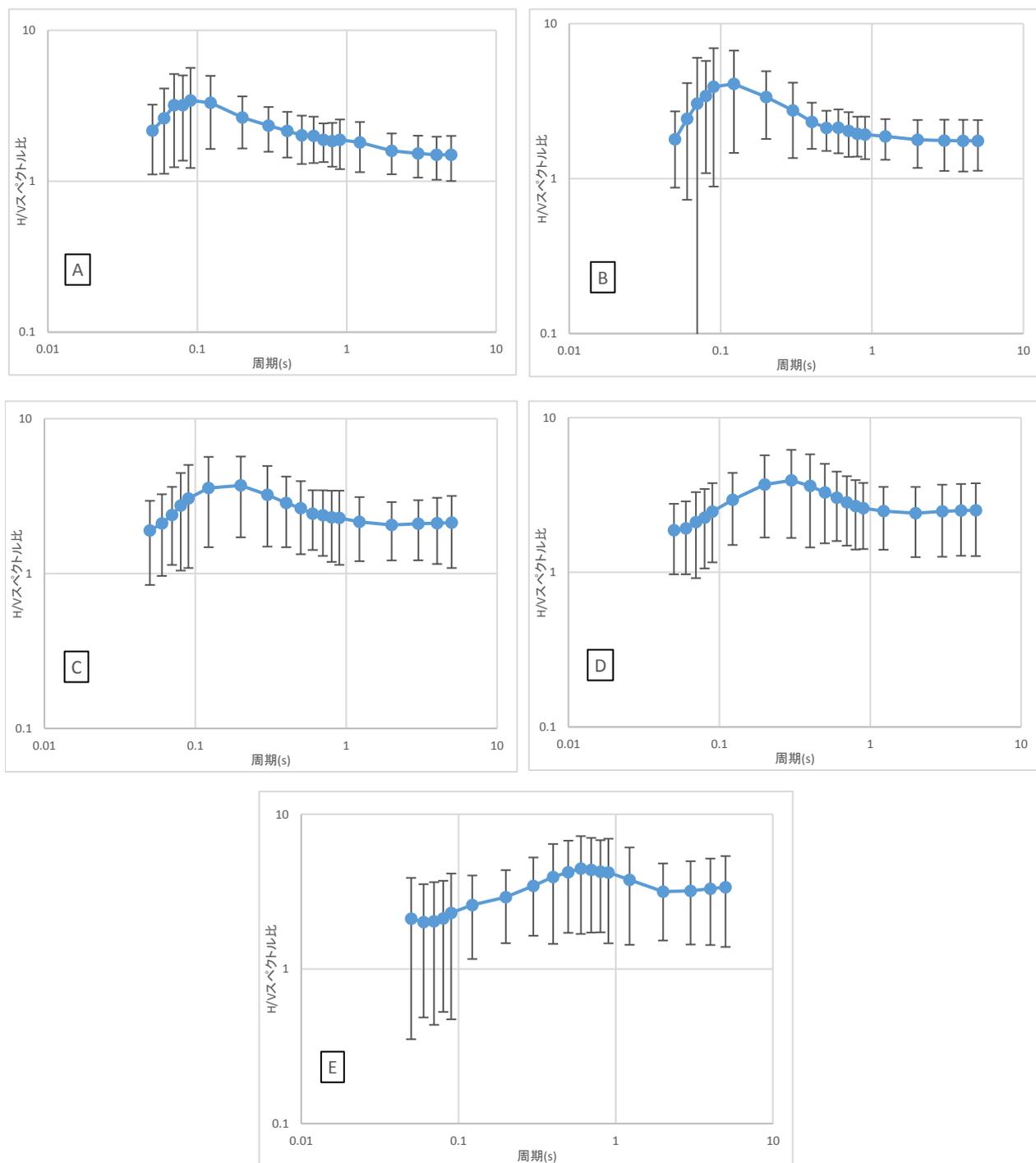


図-5 AVS30に対応した5段階の地盤増幅度による平均した地震動のH/Vスペクトル比と標準偏差

表-2 地盤増幅度に対応した5段階のAVS30

	地盤増幅度	AVS30
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

AVS30の値が小さくなるとH/Vスペクトル比のピーク周期が長くなる。

逆に、AVS30の値が大きくなるとピーク周期が短くなる傾向があることが確認できる。また、AVS30の値が小さくなると、とくに周期0.5s以上の範囲で標準偏差が大きくなる傾向もみとれた。このように、地震動のH/Vスペクトル比とAVS30には何らかの関係性があるのではないかと考えられ、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る。

## 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、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)<sup>12)</sup>を主として用いた。caretパッケージは、予測モデルを構築する処理を、分類や回帰に使用するアルゴリズムによらず、ほぼ同様の記述方法で対応できるパッケージである<sup>13)</sup>。具体的には、データの分割や標準化、ハイパーパラメータの自動チューニング、予測モデルの構築と予測、複数のモデルの評価を一括して行うことが可能となっている。

本研究では回帰問題として AVS30 を予測する。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) , XGBoosting (eXtreme Gradient Boosting)の線形モデルと木モデルの計5種類とした。

サポートベクター回帰は、教師あり学習を用いたパターン認識手法の1つであるサポートベクターマシン (Support Vector Machine: SVM)<sup>14)</sup>を回帰問題に適用したモデルである。本研究では、非線形写像には式(4)に示すガウシアンカーネルを使用している。なお、サポートベクター回帰では、機械学習のパッケージはcaretではなくより予測精度が高かったカーネルベース機械学習パッケージであるkernlab<sup>15)</sup>を使用している。

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp(-\gamma \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2) \quad (4)$$

ここで、 $\gamma$ はハイパーパラメータである。

ランダムフォレストは、複数の決定木を用いる集団学習法 (アンサンブル学習) の1つであり、各決定木での予測結果を多数決することにより、結果が得られるモデルである<sup>16)</sup>。本研究では、caretによるmethod関数はRboristを使用している。

XGBoostingは、勾配ブースティングと呼ばれる、誤答したデータを再度間違えないために、複数のステップにわたってデータの重み付けを適宜更新し、ひとつひとつの弱識別器を組み合わせ、損失関数の勾配を求めながら強識別器を作り上げていく学習方法<sup>17)</sup>をC++で高速に実装したモデルである。本研究では、caretによるmethod関数は線形関数をモデルとしたxgbLinearと樹木をモデルとしたxgbTreeの2つを使用している。

### (2) H/Vスペクトル比の周期区間

本研究では、地震動のH/Vスペクトル比の振幅比を周

表-3 本研究で振幅比の平均値を計算した周期区間

変数	周期 (s) の区間		
t1	2.0 ≤ t < 3.0	t16	0.2 ≤ t < 0.25
t2	1.5 ≤ t < 2.0	t17	0.15 ≤ t < 0.2
t3	1.25 ≤ t < 1.5	t18	0.125 ≤ t < 0.15
t4	1.0 ≤ t < 1.25	t19	0.1 ≤ t < 0.125
t5	0.9 ≤ t < 1.0	t20	0.09 ≤ t < 0.1
t6	0.8 ≤ t < 0.9	t21	0.08 ≤ t < 0.09
t7	0.7 ≤ t < 0.8	t22	0.075 ≤ t < 0.08
t8	0.6 ≤ t < 0.7	t23	0.07 ≤ t < 0.075
t9	0.55 ≤ t < 0.6	t24	0.065 ≤ t < 0.07
t10	0.5 ≤ t < 0.55	t25	0.06 ≤ t < 0.065
t11	0.45 ≤ t < 0.5	t26	0.055 ≤ t < 0.06
t12	0.4 ≤ t < 0.45	t27	0.0525 ≤ t < 0.055
t13	0.35 ≤ t < 0.4	t28	0.05 ≤ t < 0.0525
t14	0.3 ≤ t < 0.35	t29	0.0475 ≤ t < 0.05
t15	0.25 ≤ t < 0.3	t30	0.045 ≤ t < 0.0475

期区間ごとに平均した値を説明変数とした。周期区間の数は、5, 10, 19, 30の4通りで検討し、最も予測精度が高かった30を採用した (表-3)。例えば変数t1は周期2.0 s以上、3.0 s未満のH/Vスペクトル比の振幅比の平均値を指している。

### (3) 精度評価の方法

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、すべてのデータを予測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。また、学習時のパラメータチューニングには、10交差検証法を用いた。

精度評価の指標としては、自由度調節済決定係数R<sup>2</sup>とRMSE (Root Mean Squared Error, 平均2乗誤差)を用いた。さらに、相対誤差 (推定値と真値の差を真値で除したもの) が±0.5の範囲内に含まれたデータ数の割合による評価も行った。なお、このAVS30の差は式(3)によると、地盤増幅で真値の0.7倍～1.8倍の範囲に含まれることを表す。

### (4) 結果および考察

全てのデータ (1219データ) を学習させた結果を図-6と表-4に示す。各種パラメータの値は図-6の右下に記した。5つの回帰分析手法の精度評価を比較すると、RMSE, R<sup>2</sup>, 相対誤差±0.5の範囲内における割合の3つの指標においてXGBoosting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XGBoostingの線形モデルとラン

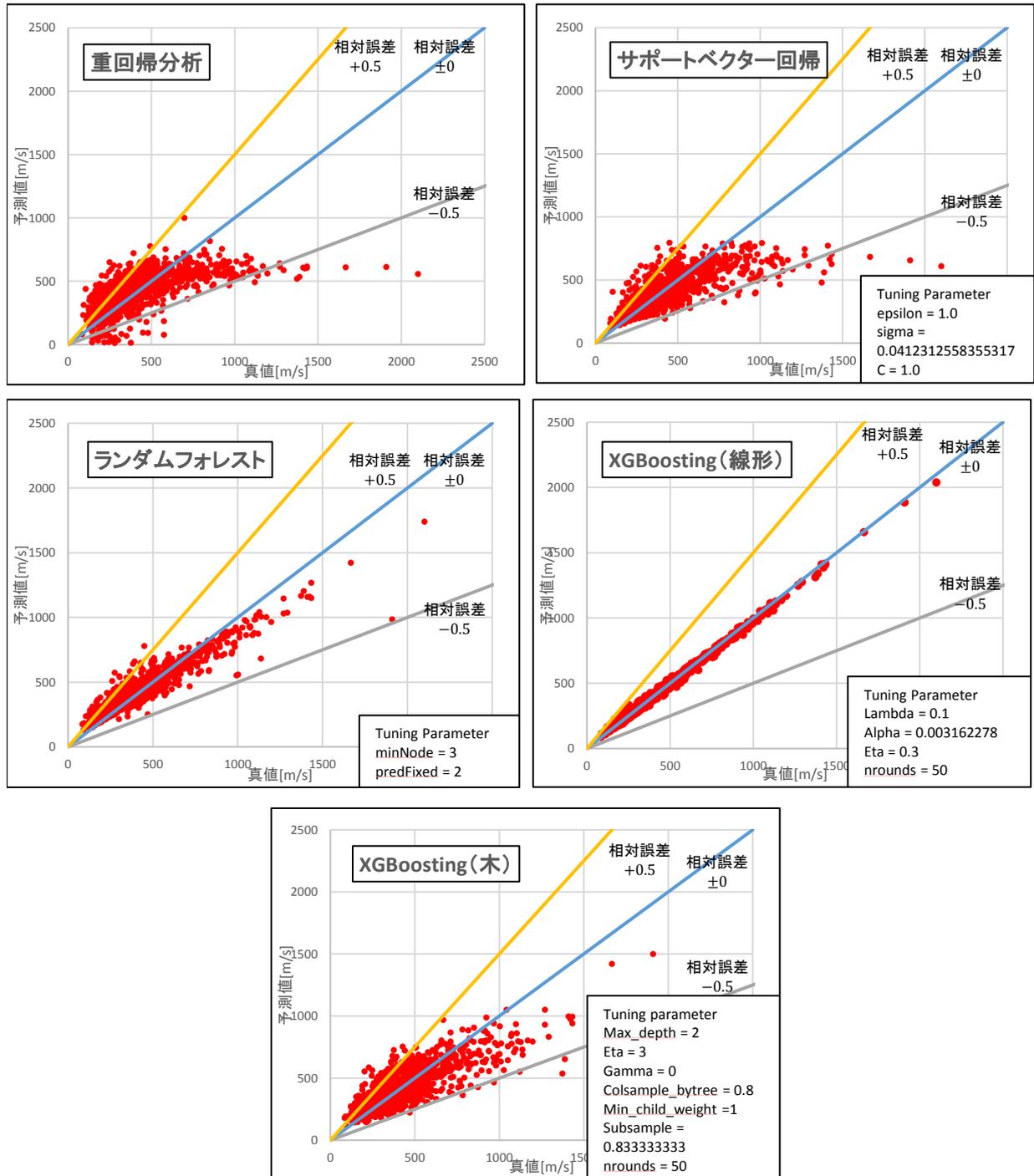


図-6 全データを学習させたときの AVS30 の予測結果

表-4 回帰分析手法ごとの精度評価

手法	RMSE	R <sup>2</sup>	相対誤差 範囲内
重回帰分析	168.33	0.37	77.1%
サポートベクター回帰	156.66	0.38	92.6%
ランダムフォレスト	80.57	0.64	95.4%
XGBoosting(線形)	18.66	0.92	100%
XGBoosting(木)	133.19	0.53	88.0%

表-5 各回帰分析の評価指標

手法	RMSE	R <sup>2</sup>	相対誤差 範囲内
ランダムフォレスト	154.73	0.38	81.1%
XGBoosting(線形)	227.10	0.47	76.7%

ランダムフォレストの2つを採用し、前述のように学習データ (70%) とテストデータ (30%) に分けて精度評価を行った(図-7、表-5)。

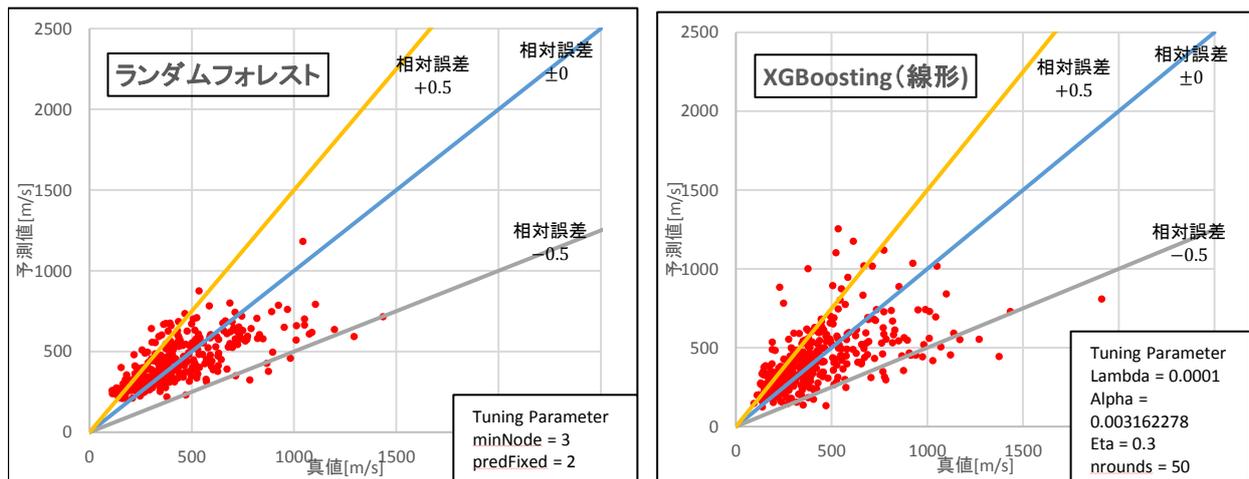


図-7 学習データの割合を70%としたときのテストデータに対する予測結果の比較

表-7 ランダムフォレストの5段階的的中率

		実際のデータ					計	的中率
		A	B	C	D	E		
分類結果	A	3	1	2	0	0	6	50%
	B	13	13	11	7	0	44	29%
	C	7	21	56	47	3	134	41%
	D	2	4	17	61	66	150	40%
	E	0	0	1	4	27	32	84%
計		25	39	87	119	96	366	—
的中率		12%	33%	64%	51%	28%	—	43.7%
								92.8%

表-8 XGBoosting 線形モデルの5段階的的中率

		実際のデータ					計	的中率
		A	B	C	D	E		
分類結果	A	5	5	6	1	2	19	26%
	B	8	8	12	3	0	31	25%
	C	21	16	38	41	5	121	31%
	D	2	4	18	60	45	129	46%
	E	0	0	4	19	43	66	65%
計		36	33	78	124	95	366	—
的中率		13%	24%	48%	48%	45%	—	42.0%
								86.8%

これらの2つの回帰分析手法の精度評価を比較すると、RMSEはランダムフォレストを用いた予測モデル、 $R^2$ はXGBoostingの線形モデルを用いた予測モデルの方が高かった。また相対誤差 $\pm 0.5$ の範囲内の割合は、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1000m/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200m/s以下の地点はやや過大評価となってしまう傾向が見られた。この理由としては、本研究で使用したAVS30のヒストグラム(図-4)にあるように、AVS30が1000m/s以上または200m/s以下のデータ数が少なく、学習不足になってしまったことが挙げられる。

2つの予測モデルによって得られたAVS30を、表-2の区分に従って精度評価すると、表-7および表-8のようになる。ランダムフォレストにおける的中率は43.7%、XGBoostingの線形モデルにおける的中率は42.0%となっ

た。一方、両隣の区分に含まれたものまで許容して精度評価を行うと、ランダムフォレストは92.8%、XGBoostingの線形モデルは86.8%となった。

## 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説明変数に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。地震基盤上面のS波速度は

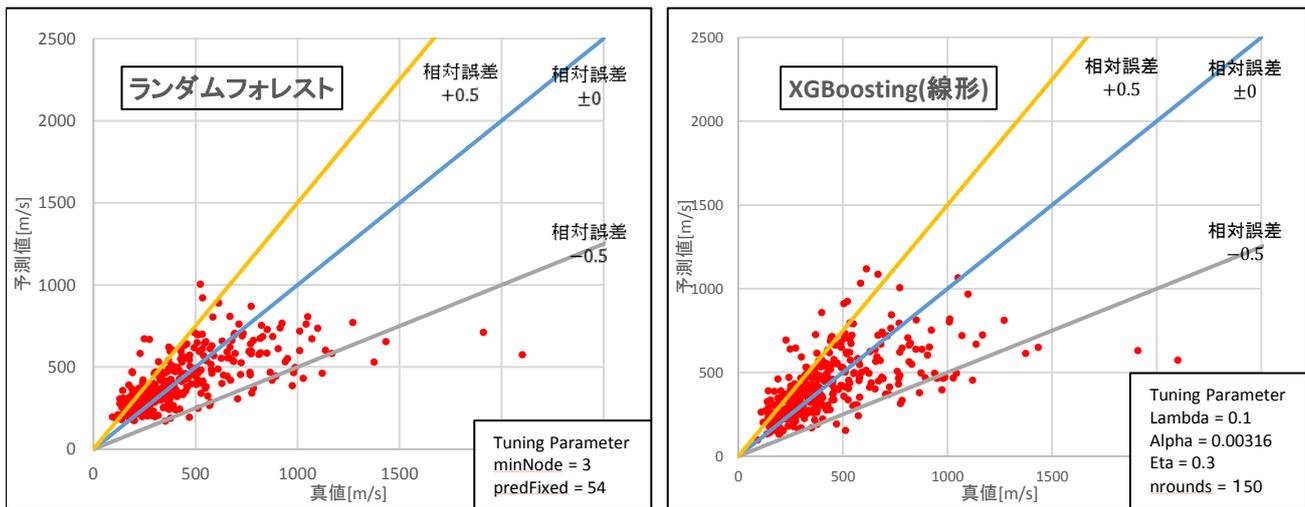


図-8 全データの70%を学習データとしたときの回帰分析の予測値とテストデータの比較

表-9 地盤情報を加えたときのランダムフォレスト的中率

		実際のデータ					計	的中率
		A	B	C	D	E		
分類結果	A	1	3	3	0	0	7	14%
	B	18	10	14	3	1	46	21%
	C	15	17	42	35	5	114	36%
	D	2	3	16	71	52	144	49%
	E	0	0	3	15	37	55	67%
計		36	33	78	124	95	366	—
的中率		2%	30%	53%	57%	38%	—	43.9%
								90.4%

表-10 地盤情報を加えたときのXGBoosting線形モデル的中率

		実際のデータ					計	的中率
		A	B	C	D	E		
分類結果	A	6	5	5	1	0	17	35%
	B	15	9	16	3	2	45	20%
	C	12	15	39	34	3	103	37%
	D	3	4	15	70	37	129	54%
	E	0	0	3	16	53	72	73%
計		36	33	78	124	95	366	—
的中率		16%	27%	50%	56%	55%	—	48.3%
								90.1%

表-11 各回帰分析の評価指標

手法	RMSE	R2	相対誤差範囲内
ランダムフォレスト	201.94	0.23	82.5%
XGBoosting(線形)	211.85	0.38	80.3%

文献<sup>18)</sup>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<sup>19)</sup>を加えた。

## (2) 予測モデルの精度評価

前章と同様に全てのデータの中で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。前章と同様に、ランダムフォレストとXGBoostingの線形モデルを回帰分析に用いた。

上述の学習データを学習させた結果を図-8、表-9～表-

11に示す。2つの予測モデルの精度指標を比較してみると、RMSE、相対誤差±0.5の範囲内における割合はランダムフォレストを用いた予測モデル、R<sup>2</sup>およびAVS30の5区分ごとの的中率においてはXGBoostingの線形モデルの方が高い精度だった。また両者ともに相対誤差±0.5の範囲内における割合、AVS30の5区分ごとの的中率が、これまでの予測モデルよりも精度が向上し、とくにXGBoostingの線形モデルは5段階の的中率が6%高くなった。このことから、地盤情報の利用はAVS30の推定に効果があることが示唆される。

しかし、従来の予測モデルにもあった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にも見られた。また、本章の予測モデルも精度は多少向上したものの、十分高い予測精度とはいえない。前章と同様に両隣の区分まで許容して精

度評価を行うと、ランダムフォレストは90.4%、XGBoostingの線形モデルは90.1%と、両者ともに90%以上の値を示した。

## 8. まとめと今後の課題

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を推定することを試みた。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。現状のモデルでは地盤増幅度に対応した5区分ごとの的的中率が最高でも48.3%とあまり高くないが、隣接する区分を許容した場合的的中率は90%程度となった。また、相対誤差 $\pm 0.5$ の範囲内における割合はAVS30が推定できる観測点も80%近く含まれていた。

本研究の結果を精査すると、AVS30の値が大きい地点での過小評価、AVS30の値が小さい地点での過大評価の傾向が見られた。これらの傾向を改善するために、本研究で使用した地震データにおいて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。今後は更なる予測精度の向上のため、上述の使用しているデータの考慮、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。

### 参考文献

- 1) 内閣府：防災情報のページ、<http://www.bousai.go.jp/kaigirep/chuobou/index.html> [http://corp.w-nexco.co.jp/activity/maint\\_bus/disaster\\_recovery/pdfs/01.pdf](http://corp.w-nexco.co.jp/activity/maint_bus/disaster_recovery/pdfs/01.pdf)
- 2) 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.
- 3) Building Seismic Safety Council (BSSC): *The 2003 HEHRP Recommended Provisions for the Development of Seismic Regulations for New Buildings and Other Structures*, FEMA, Washington D.C., 2003.
- 4) 防災科学技術研究所：地震ハザードステーション，<http://www.j-shis.bosai.go.jp/>
- 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) 丸山喜久，山崎文雄，本村均，浜田達也：常時微動のHV 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.
- 7) 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/>
- 8) 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.
- 9) 大崎順彦：地震動のスペクトル解析入門，鹿島出版会，1976.
- 10) 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.
- 11) 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.
- 12) CRAN: Package 'caret', CRANHP, 2017, <https://cran.rproject.org/web/packages/caret/caret.pdf>
- 13) Rサポーターズ：パーフェクトR，技術評論社，pp.380-384, 2017.
- 14) 竹内一郎，鳥山昌幸：サポートベクトルマシン(機械学習プロフェッショナルシリーズ)，講談社，2015.
- 15) CRAN: Package 'kernlab', CRANHP, 2018, <https://cran.rproject.org/web/packages/kernlab/kernlab.pdf>
- 16) R.Breiman: Random Forests, Machine Learning, Vol.45, pp.5-32, 2001.
- 17) Tianqi Chen, Carlos Guestrin: XGBoost: A Scalable Tree Boosting System, KDD'16, pp.785-794, 2016.
- 18) Morikawa, N. and Fujiwara, H.: A New Ground Motion Prediction Equation for Japan Applicable up to M9 Mega-Earthquake, Journal of Disaster Research, Vol.8, No.5, pp.878-888, 2013.
- 19) 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，No.18, pp.35-38, 2013.

## FUNDAMENTAL STUDY FOR ESTIMATION OF AVS30 BASED ON MACHINE LEARNING OF H/V SPECTRAL RATIO OF GROUND MOTION

Shunsuke KUSABIRAKI and Yoshihisa MARUYAMA

This study tries to estimate the average shear wave velocities at the top 30 m of soil (AVS30) based on

machine learning of the horizontal-to-vertical (H/V) spectrum ratios. The H/V spectrum ratios of microtremor are also employed to draw a seismic zonation map. Besides, the H/V spectrum ratio of microtremor shows a similar shape to that of ground motion record. Hence, this study employs the H/V spectrum ratios of ground motion records to estimate the AVS30. First, the H/V spectrum 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 determine the AVS30 using the H/V spectrum ratios. Finally, the best model is selected based on the accuracy indices associated with the machine learning techniques.