# 機械学習による室内弾性波試験の到達時間の推定

秋田大学　学生会員　○長野 志伸　　正会員　荻野 俊寛

## 1.　背景

ベンダーエレメント(以下 BE)試験は供試体や BE の条件が受信波の形状に大きく影響し，しばしば波の到達点を決定することが困難になる．Ogino[1]は送・受信 BE および供試体をそれぞれひとつの線形系とみなした線型モデルによって任意の送信波に対する受信波をシミュレートする手法を開発し，実際の実験結果とよく一致することを示した．この手法では供試体を伝播する S 波速度を任意に設定するため，真の到達時間が既知の状態で受信波形が得られる．本研究はこのことを利用し，様々な送・受信波形に対する真の S 波到達時間を機械学習させることで，S 波到達時間の予測を試みるものである．

## 2.　線形理論による BE 試験の受信波形シミュレーション

Ogino によって提案された BE 試験の線形モデルを図-1 に示す．試験装置全体としての系の伝達関数は送・受信 BE および供試体の伝達関数の積で表される．したがって任意の送信波に対する受信波は周波数領域において式(1)で表すことができる．

$$Y = H_{be,r} \cdot H_{soil} \cdot H_{be,s} \cdot X \tag{1}$$

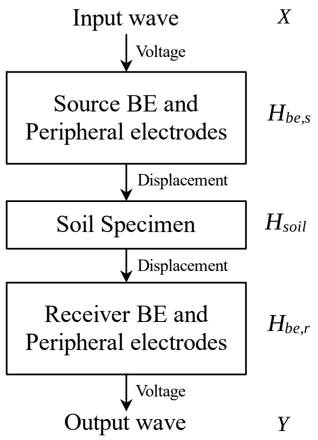


図-1　線形系としての BE 試験装置

ここに，$X$，$H_{be,s}$，$H_{soil}$，$H_{be,r}$，$Y$ はそれぞれ送信波，送信 BE，供試体，受信 BE，受信波の伝達関数である．BE は片持ち梁を仮定して $H_{be,s}$，$H_{be,r}$ には一自由度の減衰振動，供試体は弾性体を仮定して $H_{soil}$ には 3 次元弾性体の振動を表す伝達関数の理論式を用いている．これらはパラメータとして BE の剛性やサイズ，供試体の高さや S 波速度を含んでおり，これらのパラメータをあらかじめ設定することで任意の送信波 $X$ に対する受信波 $Y$ を計算することができる．したがってこの計算では真の S 波速度が既知の情報として与えられていることになる．本研究ではこれらのうち，表-1 に示すパラメータを様々に変化させることで 10580 通りの送・受信波形をシミュレートし，機械学習に用いた．図-2 に代表的な送・受信波形を示す．

表-1　パラメータの範囲

| 送信波の周波数 [kHz] | 土のせん断波速度 [m/s] | BE 間距離 [mm] |
|---|---|---|
| 1～10 | 20～200 | 10～100 |

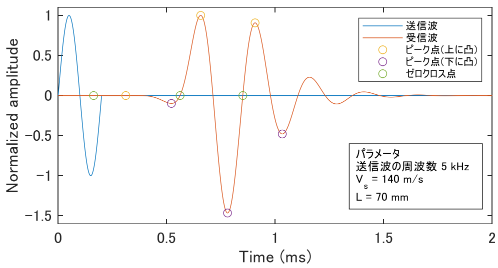


図-2　計算された送受信波形の代表例

## 3.　サポートベクター回帰

機械学習のアルゴリズムにはサポートベクター回帰 [2] (以下 SVR)を用いた．SVR の回帰式は式(2)で表される．

$$f(\boldsymbol{x}) = \sum_{n=1}^{N} (\boldsymbol{\alpha_n} - \boldsymbol{\alpha_n^*}) G(\boldsymbol{x_n}, \boldsymbol{x}) + \boldsymbol{b} \tag{2}$$

ここに，$x$ は特徴量のベクトル，$N$ は学習データの数，$G$ は $x$ を非線形空間へ写像するカーネル関数，$b$ は切片を表すベクトルである．カーネル関数にはガウシアンカーネル(式(3))を用いた．

$$G(\boldsymbol{x_i}, \boldsymbol{x_j}) = exp\left(-\frac{1}{s^2}\|\boldsymbol{x_i} - \boldsymbol{x_j}\|^2\right) \tag{3}$$

表-2　機械学習に用いた特徴量

| 特徴量 | 次元数 |
|---|---|
| 送信波の周波数 | 1 |
| BE 間の距離 | 1 |
| 受信波のピーク点 | 6 |
| 受信波のゼロクロス点 | 3 |

また，係数 $a_n$，$a^*_n$ は $0 \leqq a_n \leqq C$，$0 \leqq a^*_n \leqq C$，$\sum_{i=1}^{N}(\alpha_i - \alpha_i^*) = 0$を満たし，式(4)を最小化するように決められる．

$$L(\boldsymbol{\alpha}) = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N}(\boldsymbol{\alpha_i} - \boldsymbol{\alpha_i^*})(\boldsymbol{\alpha_j} - \boldsymbol{\alpha_j^*})G(\boldsymbol{x_i}, \boldsymbol{x_j})$$
$$+\varepsilon\sum_{i=1}^{N}(\boldsymbol{\alpha_i} - \boldsymbol{\alpha_i^*}) - \sum_{i=1}^{N} y_i(\boldsymbol{\alpha_i} - \boldsymbol{\alpha_i^*}) \tag{4}$$

ここに，$s$，$C$，$\varepsilon$はそれぞれ，カーネルスケール，ボックス制約，$\varepsilon$不感帯と呼ばれるパラメータであり，学習結果が最適になるように調整する．

## 4.　特徴量の抽出と SVR モデルの学習

機械学習に用いた特徴量を表-2 に示す．用いた特徴量は送信波の周波数，BE 間の距離，および受信波のピーク点とゼロクロス点で合計 11 次元である．BE の剛性などその他の必要なパラメータについては定数とし，一般的な値を用いた [1]．BE 試験の受信波はこの他にも供試体境界での反射や屈折の影響を受けるが，本研究ではこれらの影響は考慮していない．

パラメータ $s$，$C$，$\varepsilon$ の最適化は，各パラメータ値を所定の範囲

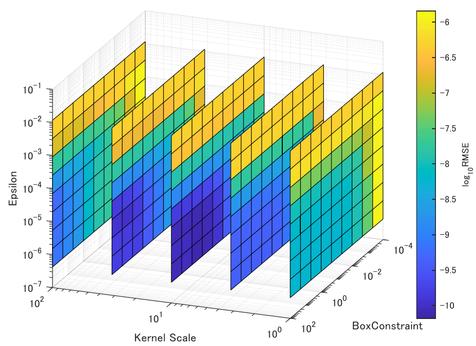


図-3　代表的なグリッドサーチ結果

キーワード　ベンダーエレメント試験　線形理論　機械学習
連絡先　〒010-8502　秋田県秋田市手形学園町　1-1　TEL 018-889-2364

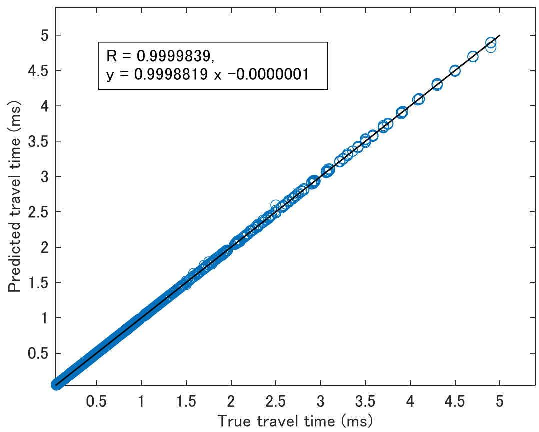


図-4　予測された S 波到達時間と真の値の比較

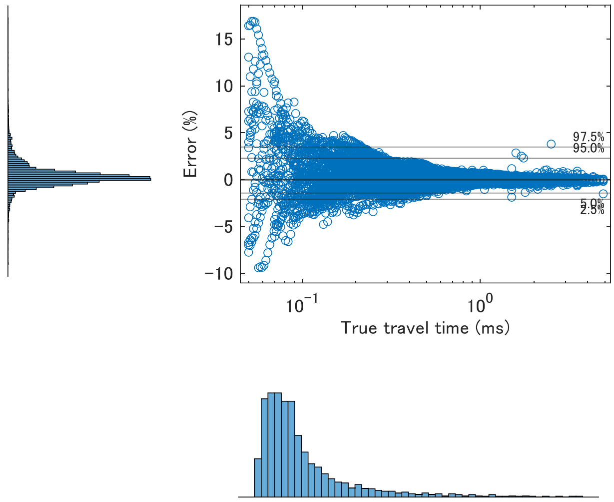


図-5　予測値の誤差の分布

で 10 分割し，全ての組み合わせを総当たりするグリッドサーチによって，予測値と真の到達時間の平均二乗誤差(RMSE)が最も小さくなるパラメータの組み合わせを探索することで実施した．平均二乗誤差の計算には 5 分割交差検証を用い，ランダムに 5 分割したデータのうち，4 つを学習に用い，残り 1 つで平均二乗誤差を計算した．この計算を学習データを入れ替えて 5 回実施し，平均二乗誤差の平均値を最終的なモデルの汎化性能とした．図-3 はグリッドサーチの代表的な結果を示している．代表例として，5 つのカーネルスケール軸に垂直な面で切断した場合のモデルの汎化性能を色で表した．暗い場所ほど平均二乗誤差が小さいことを示し，グリッドサーチにより最適化されたパラメータはカーネルスケール 16.7，ボックス制約 1，$\varepsilon$不感帯 $5.4\times10^{-6}$であった．これらの値を用いて最終的な SVR モデルを作成した．

## 5.　予測値と真の到達時間の比較

モデルに特徴量を再代入することで，S 波到達時間の予測値が得られる．真の到達時間と予測値との比較を図-4 に示す．全てのプロットが傾き 1，切片 0 の直線上にあり，モデルの予測が真の値から大きく外れることはない．相関係数 R は 0.999 以上となっている．図-5 は真の値に対する予測誤差( =(予測値 − 真の値)/真の値 )の分布を示している．予測誤差の分母が真の値であるため，到達時間が小さくなるほど予測誤差のばらつきが大きくなっており，誤差の大きさは最大で 15%を超えている．しかし，誤差分布のヒストグラム(図 5 右)を見ると，ほとんどのデータが誤差 0%付近に分布しており，全体の 95%が-2%〜3.5%の範囲にあることがわかる．

図-6 は図-5 において誤差が最大および最小となったデータについて，実際の送・受信波形上で真の到達時間と予測値を比較している．BE 間の距離はいずれも 10mm であり，設定値の中で最小となっている．また，せん断波速度は設定値の上限である 200m/s に近い．また，送信波の周波数はそれぞれ，10kHz，1kHz となっており，対照的である．誤差に及ぼす送信波の周波数の影響を確認するため，誤差が 97.5 および 2.5 パーセンタイルの外側にあるデータについて積み上げヒストグラムを図-7 に示した．97.5 パーセンタイル以上の場合は送信波の周波数が高い割合が大きいが，2.5 パーセンタイル以下の場合は送信波の周波数が低い割合が大きいことから，送信波の周波数が高いほど予測値が大きく見積もられる傾向があることがわかる．

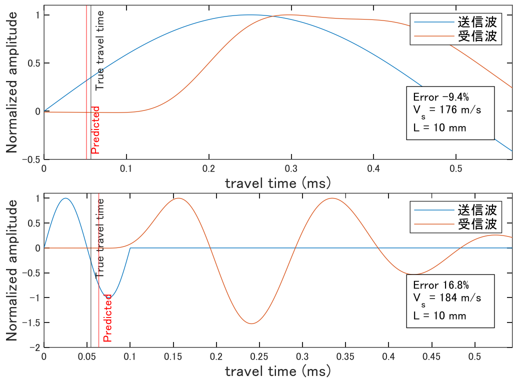


図-6　波形上での真の到達時間と予測値の比較

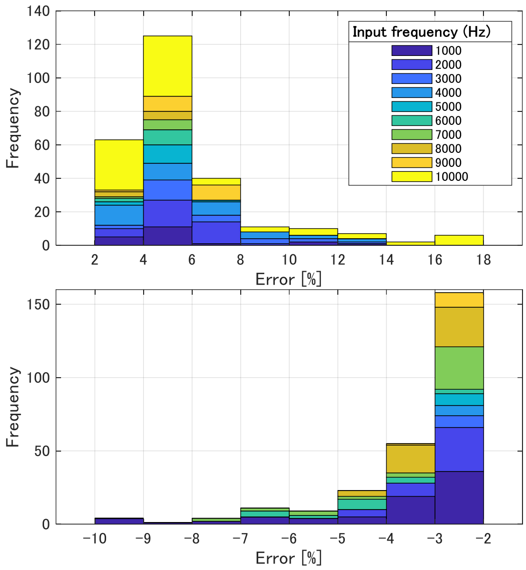


図-7　97.5 パーセンタイル以上(上)および 2.5 パーセンタイル以下(下)の誤差の分布

## 6.　結論

しばしばその決定が困難となる BE 試験の受信波形上での S 波到達点について，機械学習による支援を念頭に，本研究ではシミュレートした送受信波形を用いて SVR モデルを学習させ，その汎化性能を検討した．その結果，ハイパーパラメータを最適化した SVR モデルはデータ全体の 95%を到達時間の予測誤差-2%〜3.5%の範囲内の高い精度で予測し，到達点の決定における SVR の有効性が確かめられた．この学習済みモデルを用いて実際の受信波形データに対する予測精度を確かめることが次の課題となる．

【参考文献】1) T. Ogino: Travel time observation using numerical simulation of bender element testing in time and frequency domain, Soils and Foundations, Vol.59, No.3, pp. 657--670, 2019.　2) V. Vapnik: The nature of statistical learning theory. Springer, New York, 1995.