機械学習による室内弾性波試験の S 波到達時刻の予測

– 熟練者による評価と予測値の比較 –

送信波の

周波数

[kHz]

 $1 \sim 80$

断波速度

[m/s]

20~200

秋田大学 学生会員 〇樅山 翔哉 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. Ogino¹⁾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.長野ら²⁾ はこのことを利用し、シミュレーションから得られた様々な送・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、高い精度でS波 到達時間が予測可能であることを示した.本報告は、長野らの機械学習 モデルの実際の実験結果への適用性を把握するため、実験から得られた 送受信波形に対する予測と熟練者が判定したS波到達時間を比較してい る.

2. 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³⁾ (以下 SVR)を用いた. SVR の回帰式は式(1)で表される.

$$f(\boldsymbol{x}) = \sum_{n=1}^{N} (\boldsymbol{\alpha}_n - \boldsymbol{\alpha}_n^*) G(\boldsymbol{x}_n, \boldsymbol{x}) + \boldsymbol{b}$$
(1)

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(2))を用いた.

$$G(\boldsymbol{x}_{i}, \boldsymbol{x}_{j}) = exp\left(-\frac{1}{s^{2}} \|\boldsymbol{x}_{i} - \boldsymbol{x}_{j}\|^{2}\right)$$
(2)

また, 係数 a_n , a^*_n は $0 \le a_n \le C$, $0 \le a^*_n \le C$, $\sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0$ を満た し, 式(3)を最小化するように決められる.

$$L(\boldsymbol{\alpha}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} (\boldsymbol{\alpha}_{i} - \boldsymbol{\alpha}_{i}^{*}) (\boldsymbol{\alpha}_{j} - \boldsymbol{\alpha}_{j}^{*}) G(\boldsymbol{x}_{i}, \boldsymbol{x}_{j})$$
$$+ \varepsilon \sum_{i=1}^{N} (\boldsymbol{\alpha}_{i} - \boldsymbol{\alpha}_{i}^{*}) - \sum_{i=1}^{N} y_{i} (\boldsymbol{\alpha}_{i} - \boldsymbol{\alpha}_{i}^{*})$$
(3)

ここに, s, C, ε はそれぞれ, カーネルスケール, ボックス制約, ε 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.

3. 訓練データおよびテストデータの準備

3.1 訓練データ

機械学習に使用する訓練データは,到達時間が既知でなければならない. Ogino によって提案された BE 試験の線形モデルでは任意の送 信波に対する受信波は周波数領域において式(4)で表すことができる.

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

(4)

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. これらにはパラメータとして供試体の高さと S 波速度が含まれるため,到達時間が既知の状態で受信波形 が得られる.機械学習のモデルの学習には S 波到達時間の正解値が必要となるため,本研究では式(4)によ るシミュレーションから得られた波形を用いて機械学習をおこなう.表-1 に示すパラメータを様々に変化さ せて得られる 6720 通りの様々な受信波形を訓練データとして使用する. 3.2 テストデータ

SVR モデルの精度測定には 5 分割交差検証を用いる.その際のテストデータは,訓練データの一部をラン ダムに抽出して使用する.線形理論から人工的に作り出した受信波に対し,SVR モデルを作成して S 波到達 時間の予測をしたところ,予測精度は高かった²⁾.これを踏まえて,本研究では実際の実験から得られる受 信波に対して S 波到達時間の予測を行う.過去に本研究室で実施されたベンダーエレメント試験の実験デー タから,月面模擬土 83 個,砂 65 個,泥炭 101 個の合計 249 個の波形データを S 波到達時間の予測を行うた めのテストデータとした.図-1 にシミュレーションによる波形および実験データの代表例を示す.シミュレ

表-1 パラメータの範囲 土のせん BE 間距離 BE 長さ

[mm]



入力,出力

土の湿潤密

度

図-1 シミュレーション波形(上)と実 際の実験のデータ(下)

表-2 機械学習に用いた特徴量

特徴量	次元数
BE 長さ	2
送信波の周波数	1
BE 間の距離	1
土の湿潤密度	1
受信波のピーク点位置	4
受信波のゼロクロス点	2



図-2 特徴量の検出例

ーションの波形とは異なり、実験データには、トレンドやノ イズが混入していることから、データの下処理として、トレ ンド除去およびノイズ除去を実施した.また、実験データは 最大ピーク点より前に小さなピーク点が連続し、波の到達点 が判定しにくいことから、実験データを使った場合、シミュ レーション波形に比べ、予測精度の低下が想定される.

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, 1919年 BE 長さ,送信波の周波数, BE 間の距離,土の湿潤密度,お よび受信波のピーク点に対応する時刻,ゼロクロス点で合計 11 次元である.図-2 に代表的な特徴量検出例を示す.抽出す るピーク点位置は,受信波形上で最初に顕著な増加を示す正 のピークを基準とし,前後の負のピーク,1つ後の正のピーク それぞれのピーク点位置とした.これはS 波の到達によって 受信波形に顕著な変化が現れると考えたためである.ゼロク ロス点は,抽出するピーク点位置の範囲に位置し,グラフが 負から正に移動するときのゼロクロス点を対象とした.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, ε の最適化は,各パラメータ値を所定の範囲 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 二乗誤差の計算は前述のように 5 分割交差検証を用いた.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 2.15,ボ ックス制約 0.046, ε 不感帯 3.5×10⁶であった.

5. 予測値と熟練者による到達時間の比較

実験データから特徴量を抽出し、モデルに代入することで、S 波到達時間の予測値が得られる.得られた予測値と熟練者が判定した到達時間の比較を図-3 に、熟練者が判定した到達時間に対する予測誤差(=(予測値 – 熟練者による判定値)/熟練者による判定値)の分布を図-4 に示す.図-3 の破線は熟練者による判定値と予測値のずれに関して25%の範囲であることを示している.月面模擬土と砂に関してはプロットがほぼ傾き1の直線上にあり、比較的予測精度がよい.誤差は最大でも20.2%(月面模擬土),および-22.6%(砂)となった.一方、泥炭の場合、両者に直線関係は見られるものの、誤差はほとんどが負の値を示しており、予測値が小さくなっていることがわかる.誤差の絶対値は最大で57.0%となった.

泥炭において誤差の絶対値が最大および最小となったデータを図-5 に示 す. 黒線は熟練者による判定値,赤線は予測値である. 熟練者による到達 時間は受信波の立ち上がり点付近にあり,地盤工学会基準 4)と合致する. また,予測値は基準ピーク付近を示し,これは特徴量の影響を受けたと考 えられる. 図-5 を見ると,誤差の絶対値が最大のデータは誤差の絶対値が 最小のデータと比べて一つ目の負のピーク点から基準ピークまでの間隔が 長いことがわかる. 誤差が小さいデータは比較的この間隔が短い傾向があ り,このことが誤差の大きさに差が出た要因になったと考えられる. ま た,誤差の計算において,予測値と熟練者による判定値の差が同じであれ





図-4 予測値の誤差の分布





ば熟練者による判定値が小さいほど誤差の値は大きくなる. 誤差の絶対値が最大のデータは誤差の絶対値が 最小のデータに比べて受信波形の立ち上がりが早いことが図-5 よりわかる. これにより誤差の絶対値が最大 のデータは熟練者による判定値が小さくなり, このことが誤差を大きくした要因であると考えられる. これ は泥炭の他のデータに対しても同様の傾向を示した. 誤差の大きさに関して, 長野ら²⁾は BE 間距離が小さ いデータほど誤差が大きくなるとしたが, 図-5 のデータではこの傾向は当てはまらなかった. これは月面模 擬土, 砂のデータに関しても同様に当てはまらかった.

図-5 の誤差の絶対値が最大となったデータ波形の初期部分はシミュレーション波形と大きく異なっている が、泥炭ではこのようなケースが多く、このことが泥炭のほとんどのデータで負の誤差を示す要因になった と考えられる.

6. 結論

BE 試験の受信波形上での S 波到達点の判定について,機械学習による支援を念頭に,本研究では S 波到 達時間を予測する SVR モデルを作成し,実際の実験データに対するモデルの精度を確認した.受信波形上 で最初に顕著な増加を示す正のピークを基準とし,前後の負のピーク,1 つ後の正のピークそれぞれの位置 にゼロクロス点を加えた計 6 つの位置を抽出,特徴量としたモデルに実際の実験から得られた受信波の S 波 到達時間を予測させたところ,予測はおおむね良好であり,実際の実験データに対する本モデルの適用性が 示された.

【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)長野:機械学習による室内弾性波試験の到達時間の推定, 2021. 3) V. Vapnik: The nature of statistical learning theory. Springer, New York, 1995. 4) 地盤材料試験の方法と解説(第一回改訂版), 地盤工学会, 2020.