

地盤応答解析を代替する 機械学習モデルに関する基礎的検討

月岡 桂吾¹・田中 浩平²・井澤 淳³

¹正会員 鉄道総合技術研究所 鉄道地震工学研究センター 地震動力学研究室
(〒185-8540 東京都国分寺市光町 2-8-38)

E-mail: tsukioka.keigo.39@rtri.or.jp

²正会員 鉄道総合技術研究所 鉄道地震工学研究センター 地震動力学研究室
(〒185-8540 東京都国分寺市光町2-8-38)

E-mail: tanaka.kohei.22@rtri.or.jp

³正会員 鉄道総合技術研究所 鉄道地震工学研究センター 地震動力学研究室
(〒185-8540 東京都国分寺市光町2-8-38)

E-mail: izawa.jun.06@rtri.or.jp

本研究では、表層地盤の非線形応答解析を機械学習モデルで代替することを目標として、地盤挙動を機械学習モデルで表現する際に有効となる説明変数の抽出を試みた。検討の結果、表層地盤諸元由来の説明変数として固有周期、基盤深度および地盤全体系の強度比 K_f 、入力地震動由来の説明変数として評価時刻の数秒前の加速度値、直近数秒間の統計量およびバンドパスフィルター後の時刻歴波形の包絡線が有効であることを確認した。また、これに加えて、地盤の共振現象を表現するための説明変数として、時間変動を考慮した入力地震動と地盤の周期比を用いることの有効性も示された。

Key Words : machine learning, 1D ground response analysis

1. はじめに

路線延長の長い鉄道構造物の耐震設計では、直下の地盤構造の変動による局所的な地震動増幅の影響を考慮する必要がある。そのため、有限要素法などの詳細な数値解析により、多次元地盤応答解析を行うことが望ましい。しかしながら、詳細な数値解析を行うには、莫大な計算資源や計算時間を必要とするうえに、解析モデルの作成に多大な手間を要する。

こうした状況の中で、近年では様々な分野において機械学習により詳細な数値解析を代替することを目標とした研究が盛んに行われている。これによれば、上記のようなコストとリソースを払わずに詳細な数値解析と同等の評価が実施可能となることが期待されている。

例えば、流体分野においては、機械学習モデルを用いた流れ場の時間発展予測手法が長谷川ら¹⁾により提案されている。また、生物学の分野では遺伝子配列情報からタンパク質の立体構造を解析する機械学習モデルであるAlpha Fold V2.0²⁾が一般公開されている。類似の検討は防災分野でも行われており、Makinoshima³⁾らの検討では、地震時に沖合で観測される津波波形を機械学習モデルに

与えることで、津波到達前に沿岸域の浸水状況を予測することを実現している。また、Ichimura⁴⁾らの検討では東京エリアを対象とした大規模地盤応答解析の結果を学習させた機械学習モデルを用いて、当該エリアの地層境界位置を変化させたモンテカルロシミュレーションを高速で実現している。

また、著者の一人は2次元2層地盤の地表面位置における線形時の地盤増幅特性を評価する機械学習モデルを構築し、これを用いて現象解明や信頼設計における不確実性解析、地盤構造の逆解析がより効率的に実施できる可能性を示している⁵⁾。

そこで、本研究では、文献5)の中で検討されたモデルを更に拡張することを目標として、文献5)で考慮されていない地盤の多層構造、非線形挙動を考慮した地表面位置の時刻歴波形を、機械学習モデルで評価するために有効となる説明変数の抽出を試みる。

なお、本研究は説明変数の重要度を評価することに主眼を置いた基礎的検討であるため、現状でも十分実施可能な1次元地盤応答解析（線形解析および非線形解析）に対する検討を実施している。また、評価対象は地表面位置の時刻歴波形であるため、LSTM⁶⁾のような時間依存

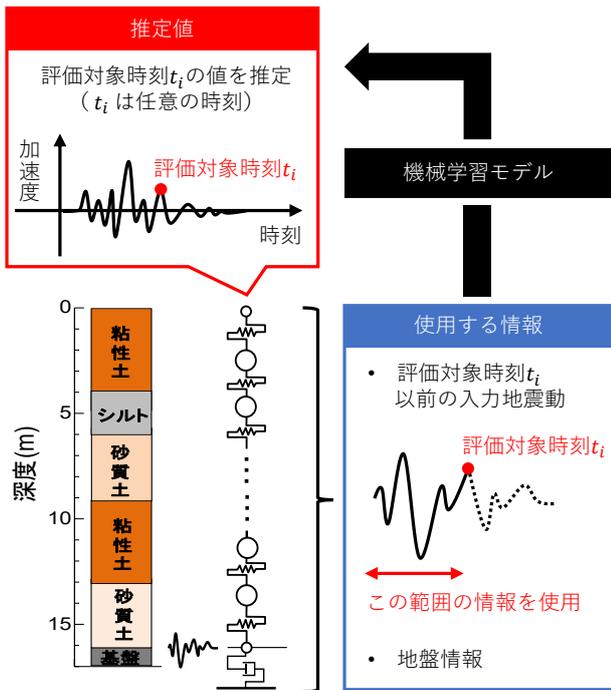


図-1 問題設定の概要

の機械学習モデルを使用することが一般的であるが、説明変数の重要度を評価できる機械学習モデルとして、決定木を用いることとした。

2. モデル構築にあたっての問題設定

本論文におけるモデルの問題設定を図-1に示す。地盤や入力地震動の情報から、1次元地盤応答解析から求まる地表面地震動を予測する問題を取り扱う。このとき、使用する入力地震動の情報は評価対象時刻 t_i 以前の情報のみとし、未来の情報は使用しない。また、推定値は評価対象時刻 t_i における地表面加速度であり、繰り返し評価を行うことで時刻歴波形全体が評価できる。

対象とする地盤は、鉄道構造物の設計用地表面地震動の設定に用いられる60地盤⁷⁾とする。これらの地盤は実際のボーリング調査結果に基づき物性値が設定された多層地盤であり、各層の土質区分は一般的な砂質土、粘性土、砂礫等である。固有周期($T_g = 0.1 \sim 1.7$ 秒)や基盤深度(5.9m~66.1m)は広い範囲を有しており、地盤物性の鉛直方向にわたる分布形状も多種多様である。また、基盤として $V_s = 400$ m/sの比較的強固な地盤を想定している。

これらの地盤を多質点系でモデル化する。その際、各層の非線形特性はGHE-S⁸⁾モデルおよびその標準パラメータにより表現し、砂質土や粘性土等の土質区分や拘束圧に応じて各層のパラメータを与えている。また、減衰としてレーリー減衰を設定し、地盤のせん断弾性波速度、土質分類をパラメータとして周波数依存性を考慮したQ

予測値： \hat{y} 説明変数： x_1, x_2, \dots, x_n

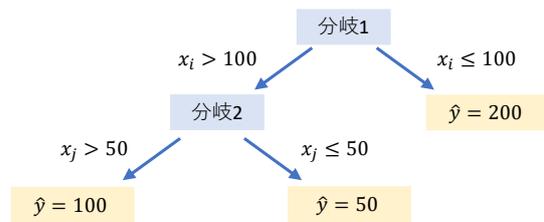


図-2 決定木の概要

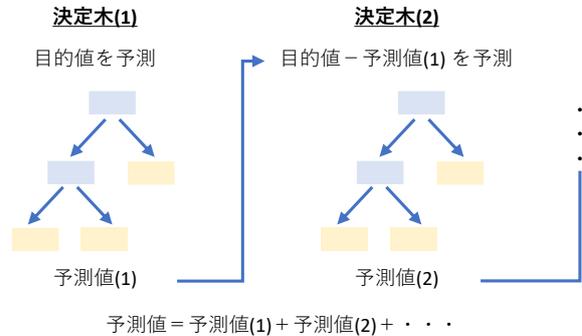


図-3 勾配ブースティングの概要

値の提案式⁹⁾にフィッティングさせ、係数 α および β を決定した。

3. 検討条件

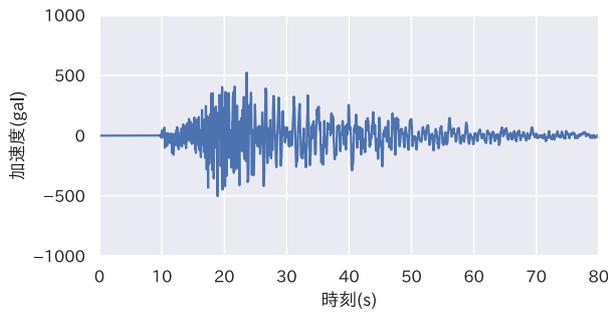
(1) 使用する機械学習モデル

本研究では、機械学習モデルとして複数の決定木を勾配ブースティングの考え方に基づき連成させたもの(Gradient Boosting Decision Tree, GBDT¹⁰⁾)を用いる。決定木とは、入力データをその説明変数の値に応じた条件分岐により分類し続け、最終的に分類されたグループ毎に予測値を与えていくモデルである(図-2)。決定木を用いる場合、複数の決定木の予測情報を活用する方法が一般的となる。勾配ブースティングは複数の決定木の活用方法の1種であり、直前までに作成した決定木群による予測誤差を埋める決定木の作成を繰り返すことで正解値—予測値間の誤差を減らす方法である(図-3)。なお、より詳細なアルゴリズムや実装方法に関しては文献11)を参照されたい。

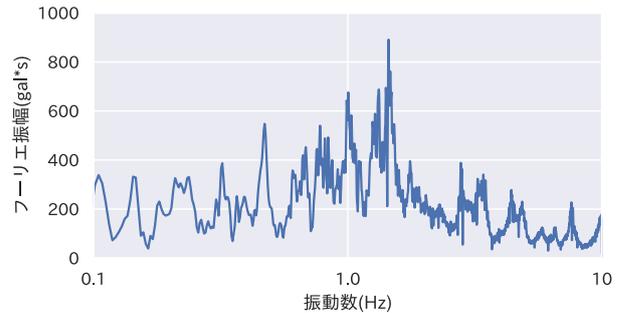
通常、GBDTには説明変数として数値を与えるが、その際に説明変数のスケールや、歯抜けとなっている説明変数を補完する必要はないため、本研究においてもこれらの処理は実施しない。GBDTのアルゴリズムとして様々なものが提案されているが、本研究では計算精度を落とすことなく高速化を実現しているLightGBM¹²⁾を使用することとする。

(2) 学習手順

本研究では、以下の1)~3)の手順に則って、機械学習

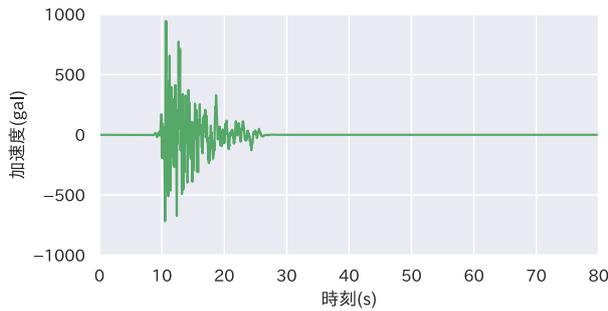


(a) 時刻歴波形

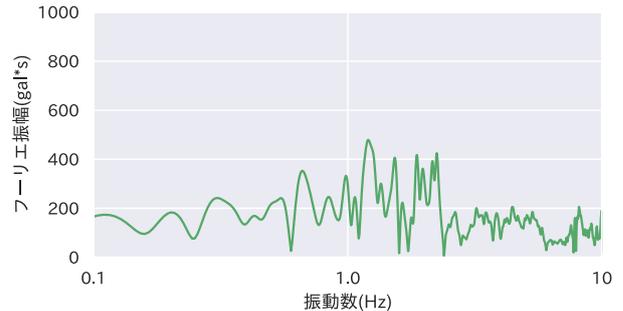


(b) フーリエスペクトル

図-4 L2地震動スペクトルI



(a) 時刻歴波形



(b) フーリエスペクトル

図-5 L2地震動スペクトルII

モデルの学習を進めた。ここでは、地盤挙動を線形・非線形とした2つのモデルをそれぞれ作成して比較を行う。

- 1) 使用する60地盤に対してL2地震動スペクトルI (G1地盤) およびL2地震動スペクトルII (G1地盤) の2種類の地震動¹³⁾を2E波として入力し、120ケースの1次元地盤応答解析結果を作成する。使用した地震動を図-4および図-5に示す。
- 2) 固有周期 T_g に基づいて、学習データと検証データとに50%ずつの割合で分割する(図-6)。このとき、固有周期 T_g に応じて定義される地盤種別¹³⁾の割合が分割前後で同一となるようにする。
- 3) 学習データを用いて、地盤や入力地震動の情報と地表面地震動との入出力関係を決定木に学習させる。このとき、条件分岐に使用する説明変数については3.(3)で説明する。

なお、学習データのみで決定木を作成すると、予測誤差を小さくするために決定木の数が延々と増加しモデルが複雑となる。結果的に、学習データにモデルが過剰に適合し、学習データの予測精度は高いがそれ以外のデータに対しては予測精度が低くなるという現象が起こる(一般的に過学習と呼ばれる)。これを防ぐために、決定木を増やしていく過程で検証データでの予測誤差をモニタリングし続け、予測誤差の改善が一定回数見られなかった段階で決定木の作成を停止する処置をとる。

本研究において、使用するLightBGMのパラメータを

表-1の通りに設定した。各パラメータの概要を以下に示す。

- ・ **Learning_rate**: 各決定木の予測値に乘じる倍率
- ・ **max_depth**: 各決定木の階層の深さ
- ・ **num_leaves**: 各決定木で最終的に作成される分類数
- ・ **bagging_fraction**: 決定木ごとに学習データをランダムにサンプリングする割合
- ・ **bagging_freq**: **bagging_fraction**によるデータのサンプリングを更新する頻度(決定木の作成数で表現)
- ・ **col_sample**: 決定木ごとに説明変数をランダムにサンプリングする割合
- ・ **lambda_l1**: L1正則化項の係数の大きさを規定
- ・ **lambda_l2**: L2正則化項の係数の大きさを規定
- ・ **early_stopping_rounds**: 3)において決定木の作成を停止する基準回数

通常、**Learning_rate**、**max_depth**および**num_leaves**の重要度が大きく、これらのパラメータによりLightBGMのおおよその性能が決定する。また、L1正則化項およびL2正則化項は過学習を防ぐために、目的関数に対して加えられるペナルティ項を表す。これに加えて、**bagging_fraction**、**bagging_freq**および**col_sample**も過学習を防ぐためのパラメータとして導入されている。また、決定木の作成過程でモニタリングする指標として、全地盤における全時刻のデータから求まるRMSE(小数第一以下は四捨五入した値を使用)を採用することとする。

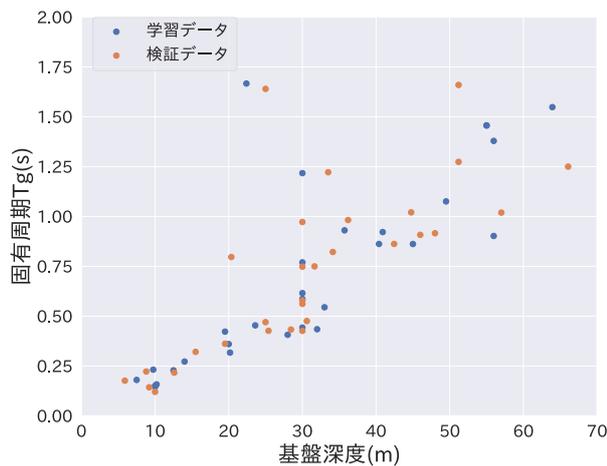


図-6 学習データと検証データの分割

表-1 LightBGMのパラメータ

learning rate	0.01
max_depth	10
num_leaves	1024 (=2 ¹⁰)
bagging_fraction	0.8
bagging_freq	10
col_sample	0.8
lambda_l1	1.0
lambda_l2	1.0
early_stopping_rounds	100

表-2 作成した説明変数

	概要	数量
表層地盤諸元に由来する説明変数	固有周期およびモード減衰比	20
	地盤全体系の強度比 K_f および規準変位 δ_r	2
	基盤深度	1
	地表面からの深度に応じた地盤物性の統計量	56
入力地震動に由来する説明変数	入力地震動およびその勾配の大きさ	2
	時間窓長に応じた入力地震動の統計量	32
	過去の入力地震動の大きさ	8
	バンドパスフィルター後の時刻歴波形の包絡線	5
双方を考慮した説明変数	時間変動を考慮した入力地震動と地盤の周期比	10
合計		136

(3) 使用する説明変数

本研究では、地盤や入力地震動単体の情報や双方を考慮した説明変数を作成した。それぞれの概略を以下に示す。また、作成した説明変数の一覧を表-2に示す。

1) 表層地盤諸元に由来する説明変数

表層地盤諸元に由来する説明変数として以下を導入する。

- 固有周期およびモード減衰比：地盤全体系の振動特性を説明する変数である。ここでは、1次から10次モードまでを対象とする。
- 地盤全体系の強度比 K_f ¹⁴⁾および規準変位 δ_r ¹⁵⁾：地盤全体系の非線形強度を説明する変数である。ここで、 K_f および δ_r はそれぞれ、1次元の多質点系でモデル化した表層地盤に対するプッシュオーバー解析から得られる、地盤全体系の荷重-変位曲線における強度と剛性変化率(割線剛性/初期剛性)が0.5となる時の変位に相当する。
- 基盤深度：耐震設計上の基盤面までの深度である。
- 地表面からの深度に応じた地盤物性の統計量：地表面からの深度 R に応じた、せん断波速度およびせん断強度の統計量(平均値・標準偏差・最大値・最小値)であり(図-7)、地盤物性の鉛直方向にわたる

変化を識別させるための説明変数である。このとき、 $R = 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70(\text{m})$ とするが、 R の間隔をこれ以上細かくしてもモデルの性能に殆ど影響はないことは別途確認済みである。ここで、平均値および標準偏差については、各層厚での重みづけにより算出する。また、 R が基盤深度よりも大きい場合は基盤面以深の地盤物性として、せん断波速度については400m/sを、せん断強度については1000kN/m²を深さに依らず一律で使用する。

2) 入力地震動に由来する説明変数

入力地震動に由来する説明変数として以下を導入する。

- 入力地震動およびその勾配の大きさ：評価対象時刻 t_i における入力地震動およびその勾配の値である。ここで勾配は、端点では前方差分もしくは後退差分により算出し、それ以外の点については中央差分により算出する。
- 時間窓長に応じた入力地震動の統計量：評価対象時刻 t_i から時間窓長 T_w だけ過去に遡った範囲(時刻 $t(t_i - T_w \leq t \leq t_i)$)の入力地震動の統計量(平均値・標準偏差・最大値・最小値)であり、地震動の経時特性を識別させるための説明変数である。このとき、 $T_w = 0.01, 0.05, 0.1, 0.5, 1, 5, 10, 25(\text{s})$

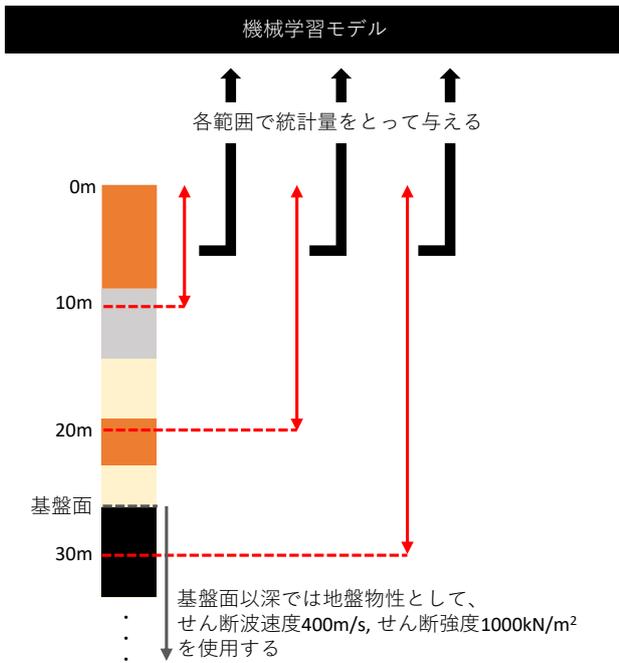


図-7 深度に応じた地盤物性の統計量の取り方

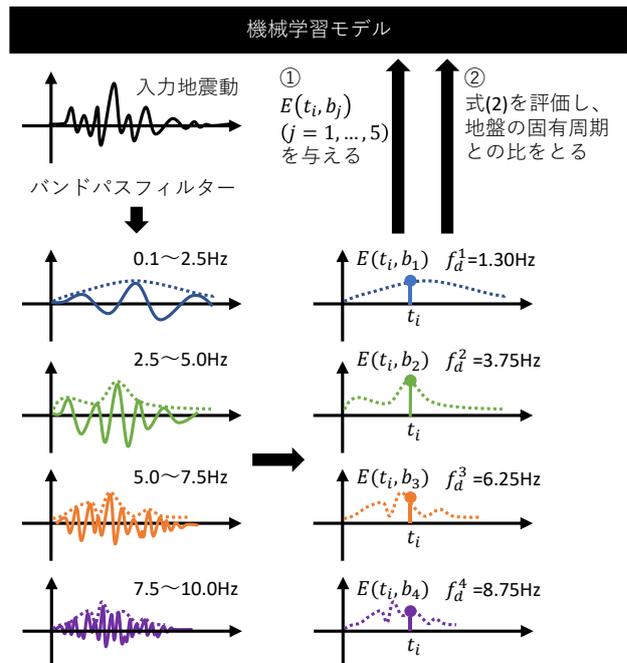


図-8 バンドパスフィルターによる説明変数の抽出

とするが、 T_w の間隔をこれ以上細かくしてもモデルの性能に殆ど影響はないことは別途確認済みである。

- 過去の入力地震動の大きさ：評価対象時刻 t_i よりも過去の時刻 $t_i - t_0$ における入力地震動の値である。このとき、 t_0 の値は前項の時間窓長 T_w と同じ値とするが、前項の場合と同様に t_0 の間隔をこれ以上細かくしてもモデルの性能に殆ど影響はないことは別途確認済みである。
- バンドパスフィルター後の時刻歴波形の包絡線：入力地震動に対して10次のバターワース特性を持つバンドパスフィルターを適用して得られる、時刻歴波形の包絡線の評価対象時刻 t_i における値 $E(t_i, b_j)$ である(図-8中の①)。ここで b_j は、式(1)のように設定した遮断振動数 f_L および f_H のうち、低振動数側から j 番目の値を使用したバンドパスフィルターを表す。

$$(f_L, f_H) = (0.1, 2.5), (2.5, 5.0), (5.0, 7.5), (7.5, 10.0), (10.0, 49.99) \text{ (Hz)} \quad (1)$$

なお、10Hzまでのバンドパスフィルターの帯域の間隔を2.5Hz(最も低振動数側のものは厳密には2.4Hz)としているが、これ以上間隔を細かくしてもモデルの性能に殆ど影響はないことは別途確認済みである。

3) 地盤と入力地震動の双方を考慮した説明変数

1)および2)で作成した説明変数では、地盤の共振現象を直接的に考慮できない。決定木の分岐の繰り返しにより、ある程度は考慮できると思われるが、より直接的に

考慮するための説明変数として以下を導入する。

- 時間変動を考慮した入力地震動と地盤の周期比：入力地震動と1次から10次モードにおける地盤の固有周期の比である。ここで、入力地震動の周期は時々刻々と変化することを踏まえ、評価対象時刻 t_i における入力地震動の周期 $T_d(t_j)$ を式(2)のように定義する。

$$T_d(t_i) = \frac{1}{\frac{\sum_{j=1}^5 E(t_i, b_j) f_d^j}{\sum_{j=1}^5 E(t_i, b_j)}} \quad (2)$$

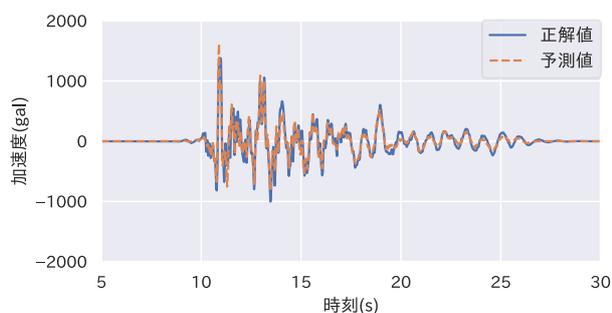
ここで、 f_d^j はバンドパスフィルター b_j の両側の遮断振動数の平均値であり、これらを $E(t_i, b_j)$ により重みづけ平均した値の逆数を $T_d(t_j)$ とし、地盤との周期比をとっている。

4. 検討結果

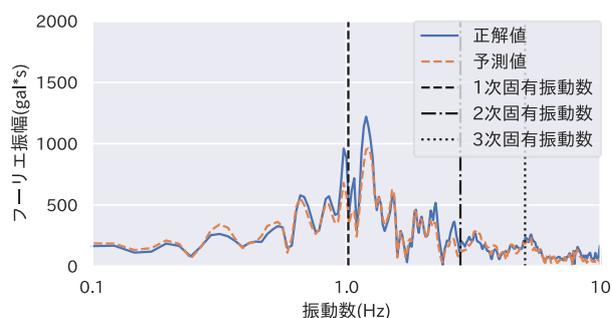
(1) 地表面地震動の予測結果

L2地震動スペクトルIIでの解析結果を対象として、地表面地震動の時刻歴波形およびフーリエスペクトルの正解値と予測値を比較する。検証用に用いた軟弱地盤($T_g = 0.98$)を対象に、線形および非線形の場合の比較結果を図-9および図-10に示す。まず、時刻歴波形の比較では波形の立ち上がり時間や継続時間が一致しており、波形の凹凸のタイミングも概ね一致していることが分かる。次いで、フーリエスペクトルとの比較では、ピークの値が若干異なるものの概ね一致していることが分かる。

以上から機械学習モデルにより、1次元地盤応答解析

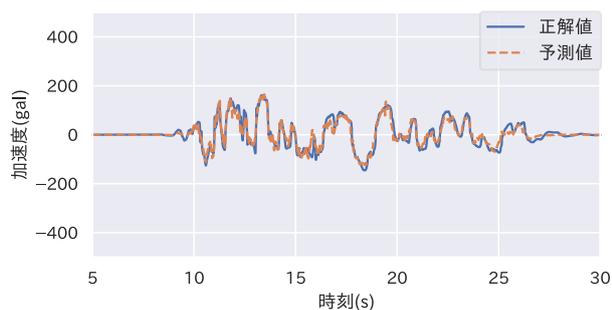


(a) 時刻歴波形

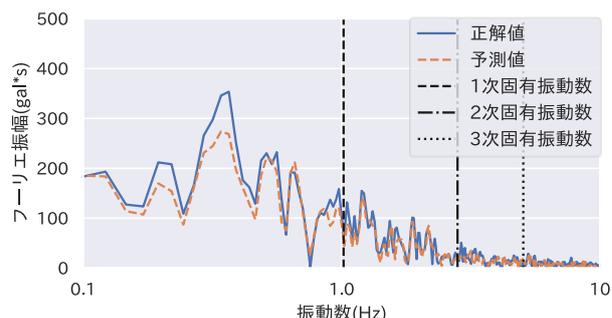


(b) フーリエスペクトル

図-9 地表面位置における時刻歴波形とフーリエスペクトル (L2地震動スペクトルII, $T_g = 0.98$, 線形)



(c) 時刻歴波形



(d) フーリエスペクトル

図-10 地表面位置における時刻歴波形とフーリエスペクトル (L2地震動スペクトルII, $T_g = 0.98$, 非線形)

の定性的な傾向は表現できていると考えられるため、次節においてこのモデルを用いた説明変数の重要度評価を行う。

(2) 説明変数の重要度評価

ここでは作成した説明変数の重要度を評価し、学習段階で有効となる説明変数を抽出する。また、既存の物理法則と機械学習モデル間での、現象の解釈方法の相違を確認する。図-11に説明変数の重要度を示す。具体的には、決定木の条件分岐の中で使用された回数が多い説明変数を、その使用回数とともに示している。

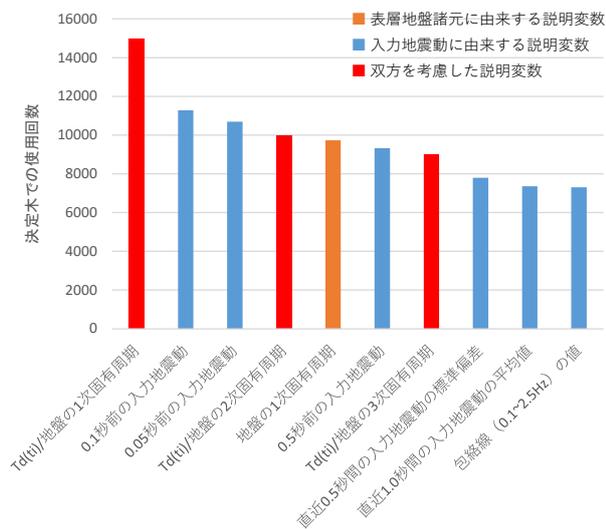
まず、表層地盤諸元に由来する説明変数に関しては、線形の場合は固有周期の重要度が高く、非線形の場合はこれに加えて基盤深度および地盤全体系の強度比 K_f の重要度が高くなっていることが分かる。線形の場合は強度の概念が無いため固有周期の重要度が高くなったものと考えられる。これに対し、非線形の場合は強度の概念が発生するため、地盤の硬軟と関連性のある基盤深度や地盤全体系の強度比 K_f の重要度が高くなったものと考えられる。

次いで、入力地震動に由来する説明変数に関しては、評価時刻における値ではなく数秒前の値の使用回数が多くなっている。これは、地震動が基盤面から入反射を繰り返しながら地表面に到達するまでに時間差を伴うことに対応していると考えられる。ただし、線形の場合は

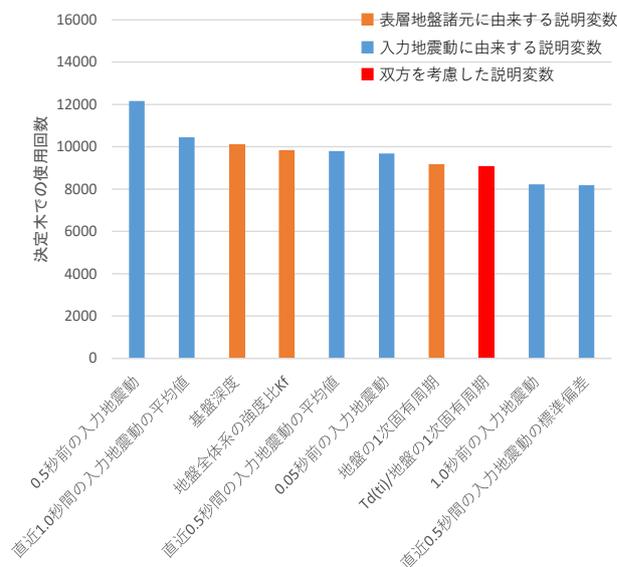
0.05秒～0.5秒前の値の重要度が高いのに対し、非線形の場合は0.05秒～1.0秒前の値の重要度が高くなるというように、非線形の方がより過去に遡って地震動の情報を参照していることが分かる。これは、地盤の非線形化により見かけ上のせん断波速度が低下することに対応していると考えられる。また、この他に直近数秒間の入力地震動の統計量やバンドパスフィルター(0.1Hz～2.5Hz)後の時刻歴波形の包絡線の重要度が高くなっていた。

最後に、双方を考慮した説明変数に関しては、線形の場合は重量度が高くなっており、地盤の固有周期よりも使用回数が多くなっていることが分かる。これは、線形時の地盤挙動が地盤と地震動の共振現象に大きく影響されていることを示している。これに対して非線形の場合は、線形の場合ほど重要度が高くなく、表層地盤諸元に由来する説明変数よりも使用回数が少ないことが分かる。非線形の場合は地盤の固有周期が変化するため、線形時の共振を表現する説明変数の重要度が低下したものと考えられる。

以上から、地盤応答解析の背後にある入出力関係を機械学習モデルに学習させる際には、物理的根拠に基づいた説明変数を与えることが有効であり、この場合において機械学習モデルによる地盤応答解析の解釈は既存の物理法則と概ね整合することが確認された。



(a) 線形の場合



(b) 非線形の場合

図-11 説明変数の重要度評価

5. まとめ

本研究では、表層地盤の非線形応答解析を機械学習モデルで代替することを目標として、地盤の多層構造、非線形挙動を考慮した地表面位置の時刻歴波形を機械学習モデルで評価するために有効となる説明変数を、1次元地盤応答解析を題材として検証した。その結果、以下のような説明変数の有効性が確認された。

- 1) 表層地盤諸元に由来する説明変数
 - ・ 地盤の固有周期
 - ・ 基盤深度
 - ・ 地盤全体系の強度比 K_f
- 2) 入力地震動に由来する説明変数
 - ・ 数秒前の入力地震動の値
 - ・ 直近数秒間の入力地震動の統計量
 - ・ バンドパスフィルター後の時刻歴波形の包絡線
- 3) 双方を考慮した説明変数
 - ・ 時間変動を考慮した入力地震動と地盤の周期比

今後は、本研究での結果を念頭に置きつつ、LSTMのようなモデルを用いて更なる検証を進めていく予定である。

参考文献

- 1) 長谷川一登, 深見開, 村田高琳, 深瀬康二: 機械学習を用いた円柱周り流れのレイノルズ数依存性予測, 日本流体力学学会誌, 38巻, 2号, 2019.
- 2) John Jumper, Richard Evans, Demis Hassabis, et al.: Highly accurate protein structure prediction with AlphaFold, Nature, <https://doi.org/10.1038/s41586-021-03819-2>, 2021.
- 3) Fumiyasu Makinoshima, Yusuke Oishi, Takashi Yamazaki, Takashi Furumura, Fumihiko Imamura: Early forecasting

of tsunami inundation from tsunami and geodetic observation data with convolutional neural networks, Nature Communications, <https://doi.org/10.1038/s41467-021-22348-0>, 2021.

- 4) Tsuyoshi Ichimura, Kohei Fujita, Takuma Yamaguchi, Muneo Hori, Maddegedara Lalith, Naonori Ueda: AI with Super-computed Data for Monte Carlo Earthquake Hazard Classification, *The international conference for high performance computing, networking storage and analysis*, P23, 2017.
- 5) 田中浩平: 機械学習モデルによる2次元2層地盤線形応答ソルバーの構築, 日本地震工学論文集, 2021, (印刷中)
- 6) Hochreiter, S. and Schmidhuber, J.: Long short-term memory, *Neural Comput*, Vol.9, pp.1735-1780, 1997.
- 7) 川西智浩, 室野剛隆, 佐藤勉, 畠中仁: 土質区分の影響を考慮した地盤種別の分類に関する検討, 土木学会地震工学論文集, Vol.29, pp.187-196, 2007.
- 8) 野上雄太, 室野剛隆: S字型履歴曲線を有する土の非線形モデルとその標準パラメータの設定, 第30回土木学会地震工学研究発表会論文集, 論文No.2-0014, 2009.
- 9) 福島美光, 翠川三郎: 周波数依存性を考慮した表層地盤の平均的な Q^{-1} 値とそれに基づく地盤増幅率の評価, 日本建築学会構造系論文集, No.460, pp.37-46, 1994.
- 10) Jerome H. Friedman: Greedy function approximation: a gradient boosting machine, *Annals of Statistics*, Vol.29, No.5, pp.1189-1232, 2001.
- 11) 門脇大輔, 阪田隆司, 保坂桂佑, 平松雄司: Kaggleで勝つデータ分析の技術, 技術評論社, 2019.
- 12) Guolin Ke, Qi Meng, Thomas Finely, Taifeng Wang, Wei Chen, Weidong Ma, Qiwei Ye, Tie-Yan Liu: LightGBM: A highly efficient gradient boosting decision tree, *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2017.
- 13) 鉄道総合技術研究所編: 鉄道構造物等設計標準・同解説 耐震設計, 2012.

- 14) 坂井公俊, 井澤淳, 室野剛隆, 日野篤志: 地盤全体系の強度指標の提案とその簡易予測法に関する検討, 日本地震工学会論文集, 第 15 卷, 第 7 号 (特集号), 2015.
- 15) 坂井公俊, 室野剛隆: 地盤の等価 1 自由度モデルを用いた非線形動的解析法の提案, 土木学会論文集 A1 (構造・地震工学), Vol.71, No.3, pp.341-351, 2015.

A BASIC STUDY ON MACHINE LEARNING MODELS TO SURROGATE 1D GROUND RESPONSE ANALYSIS

Keigo TSUKIOKA, Kohei TANAKA and Jun IZAWA

In this study, we attempted to extract the explanatory variables that are effective in representing the ground behavior by machine learning models with the goal of replacing the nonlinear response analysis of surface ground with machine learning models. As a result, it was confirmed that the following explanatory variables were effective: the natural period, the base depth, and the strength of the whole ground as explanatory variables derived from the surface ground properties, and the acceleration value a few seconds before the evaluation time, the statistics of the last few seconds, and the envelope of the time history waveform after band-pass filtering as explanatory variables derived from the input seismic motion. In addition to this, the effectiveness of using the ratio of the input seismic motion to the natural period of the ground considering the time variability as an explanatory variable to describe the resonance phenomenon of the ground was also demonstrated.