

地表加速度記録のみを用いた地盤の液状化程度評価の試み
 -機械学習の適用と応答周波数特性の影響-

東北大学 学 ○藤丸大起 学 栗原強 正 加村晃良 フ 風間基樹

1. はじめに

近年、地震時の地表加速度記録から戸建住宅の損傷度や地震後の傾斜に基づく地盤損傷度を判定する装置が実用化されている。しかし、この損傷度判定には宅地地盤の傾斜のみが考慮され、地盤の液状化や剛性低下の判定はできない。そこで本研究では、この装置で計測された地表加速度記録のみを用いて、地盤の液状化程度の評価を試みた。3次元の模型振動台実験によって地表加速度と土槽地盤内の間隙水圧を測定し、得られたデータを機械学習に適用することで、液状化の程度を評価した。特に、液状化時に地盤が軟化し応答周波数特性が変化することに着目し、それら特徴量をデータとして入力する場合の機械学習の精度に与える影響を検討した。

時間とした。SI値は各方向の波形から得られたSI値のうち最大のものを用いた。

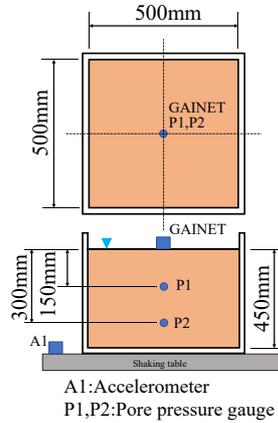


図1(a) 土槽寸法

図1(b) 土槽全景

2. 3次元振動台実験

3次元振動台および土槽の諸元は、図1(a), (b)に示すとおりである。試料には、図2に示す粒度を有する岐阜珪砂7号を用いた。土槽の地表面中央に3次元加速度計と住宅損傷度判定機構が一体化されたデバイスである、宅地用被災度判定計¹⁾(図3)を設置した。また、土槽の深さ150mmと300mmの位置に間隙水圧計を設置した。表1にKik-netおよびK-netから取得した入力波を示す。これらを1.0~10倍して入力波として利用した。

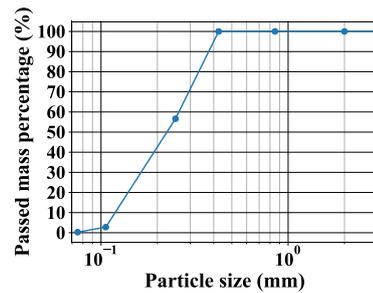


図2 実験に用いた試料の粒径加積曲線

3. ニューラルネットワーク(ANN)の概要

ANNは入力層、隠れ層、出力層で構成されている。ANNの学習は、出力値と目標値の誤差が最小になるように、層間をつないでいる重み係数を最適化することで実現される。入力は加速度波形から得られる指標データ、出力値は過剰間隙水圧比から得た液状化の程度指標とした²⁾。

入力値として用意したデータは各方向の最大加速度、第1次卓越周波数、地震動の継続時間、計測震度、最大速度、SI値、構造物の損傷度、地盤の損傷度の計14指標である。これをデータAとする。さらに液状化による長周期化の影響を考慮するため、上記に加え以下のデータB, Cを用いた。このうち地震動の継続時間は、最大加速度値の5%の値が最初に現れてから、最後に現れるまでの時間を3成分すべてについて求め、その最初と最後の

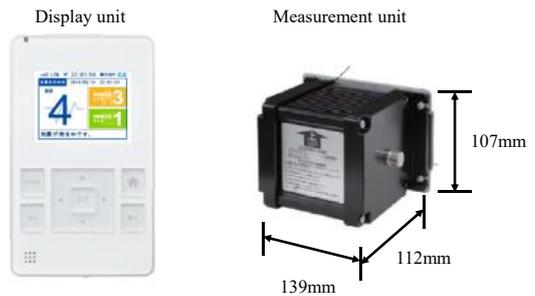


図3 宅地用被災度判定計¹⁾

表1 実験ケース

地震名	観測年月日	最大加速度(Gal)	観測地点名
宮城県沖	2003. 5. 26	288.5	Ishinomaki
新潟県中越	2004. 10. 23	543.9	Nagaoka
新潟県中越沖	2007. 7. 16	812.7	Kashiwazaki
東北地方太平洋沖	2011. 3. 11	174.3	Urayasu
熊本	2016. 4. 14	388.9	Uto
北海道胆振東部	2018. 9. 6	391.8	Tomakomai

Key word: 液状化, 機械学習, 卓越周波数, 3次元振動台実験

〒980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-06, 東北大学工学部 建築・社会環境工学科 地盤工学分野

データ B：各方向の地表面加速度のうち 2 次卓越周波数と卓越周波数の最低値の 6 指標をデータに加えた計 20 種類を入力値とした。

データ C：図 4 に示すように、地表面加速度の主要動の継続区間を 3 等分し、それぞれの区間の第 1 次卓越周波数と最大加速度の 18 指標を加えた計 32 指標を入力値とした。

一方、ANN の出力値については、5 段階に分類した過剰間隙水圧比を評価指標とした。これは、図 5 に示すような 3 次元振動台実験から得られた全ケースの最大過剰間隙水圧比の計測結果に基づき、地盤内に生じた過剰間隙水圧比を 0~1.0 の区間で 0.2 刻みで分類し、5 段階の液状化程度の評価指標として定義した。また ANN の隠れ層の次元は 100、ユニット数は 3、学習係数は 0.001 とした。

4. ANN による出力結果

上記により全 120 データを作成した。構築した ANN に任意の教師データ 100 個とテストデータ 20 個の組み合わせについて学習を 100 回行った結果が図 6 である。これら結果より、教師データに各方向の第 2 卓越周波数と最小卓越周波数を用いた場合（データ B）では、データ A に比べて、4.5%の正解率の減少がみられた。一方、教師データに各方向の 3 区間の卓越周波数と最大加速度を用いた場合（データ C）では、データ A 比べて正解率は 6.3%増加した。地震動継続時間を分割して応答特性を取り出すことについて、一定の効果が確認された。

なお、データ B において正解率の上昇が見られなかったことから、2 次卓越周波数と最小の卓越周波数が液状化の判定に有意に作用しなかったものと見なせる。

5. まとめ

本研究では、宅地用被災度判定計を用いて、地表加速度記録のみから地盤の液状化程度の評価を試みた。その結果、以下の知見を得た。

- 3 次元の模型振動台実験によって地表加速度と土槽地盤内の間隙水圧を測定し、得られたデータを機械学習に適用することで、液状化の程度を評価する ANN を構築した。
- 液状化時に地盤が軟化し応答周波数特性が変化することに着目し、それら特性値を教師データとして入力することで、一定の正解率向上が確認された。

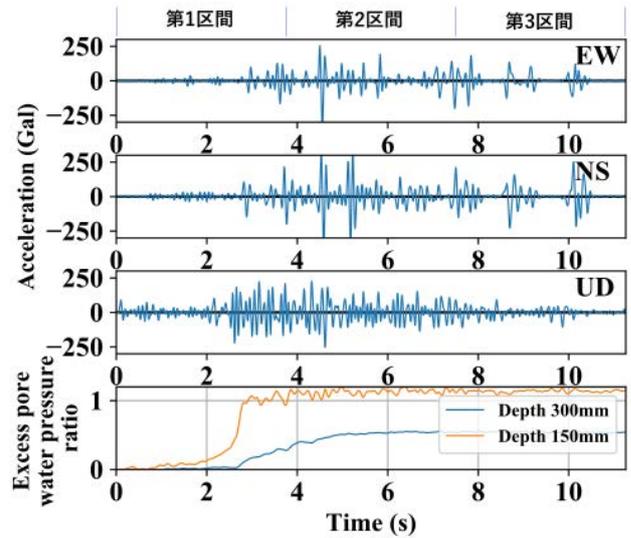


図 4 中越沖地震の振幅を 10 倍した入力ケースの地表面加速度波形と過剰間隙水圧比の時刻歴

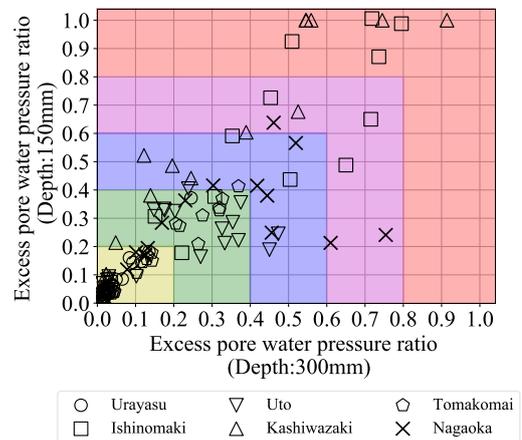


図 5 過剰間隙水圧比による液状化程度のクラス分け

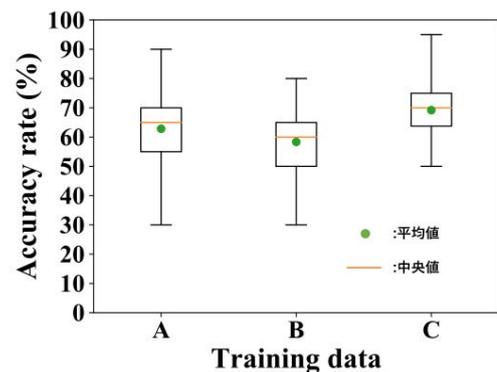


図 6 正解率の比較（100 回試行）

参考文献

- 1) Misawa Home Co., Ltd. : Outline of “GAINET” <https://www.misawa.co.jp/iot/gainet/>
- 2) Kurihara,G. Kamura,A.and Mori,T. (2019) : Machine learning scheme of the degree of liquefaction assessment only from the health monitoring device installed in individual wooden house Geotech Hanoi,pp,1~7.