

第Ⅲ部門

液状化予測を目的とした構成式パラメータ推定手法の構築

京都大学大学院 学生員 ○馬場 英寿
 東北大学大学院 学生員 堀越 優侑
 京都大学大学院 正会員 肥後 陽介
 東北大学大学院 正会員 大竹 雄

1. はじめに

通常、地盤の液状化の予測の際には、液状化強度曲線を取得し、それを繰返しせん断挙動の表現可能な弾塑性構成式で表現し、同構成式を用いた数値解析を実施する。ただし、構成式のパラメータの決定には高度な専門知識を要し、液状化強度曲線の取得のための実験には多くの時間とコストを要する。そこで本研究ではパラメータ決定にかかる労力とコストを軽減し、観測データからその他の構成式パラメータを客観的な手法で取得可能となるような手法の構築を試みた。

大竹ら¹⁾は、既往の19の構成式パラメータセットを用いて構成式パラメータ data bank を構築した。その data bank を事前分布とし、間隙比、破壊応力比、せん断弾性係数からベイズ更新によりその他のパラメータを推定した。本研究では、実験とデータ収集でパラメータセットを増やすとともに、構成式パラメータに加えてN値、細粒含有率をパラメータとして data bank に追加し、これらの実務で容易に得られるデータを用いたパラメータ推定を試みた。ここでパラメータ推定手法の工夫として、パラメータの推定結果の向上を目的としたデータのクラスタリングを行った。

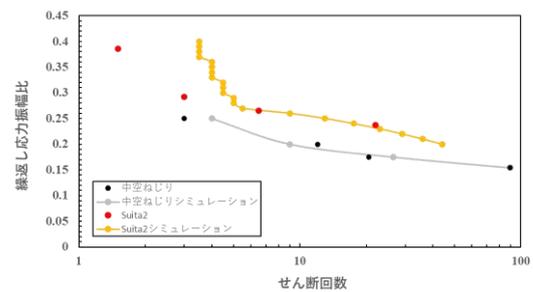
2. 要素シミュレーション

構成式パラメータセットを得るための液状化強度曲線を、実際に行った非排水中空ねじりせん断試験と関西圏地盤情報データベース²⁾から収集した繰返し非排水三軸試験のデータ(Suita1, Suita2)から取得した。その曲線に対してLIQCAtestsim15³⁾を用いて要素シミュレーションを行った。ここで、要素シミュレーションには砂の繰返し弾塑性構成式⁴⁾を用いた。得られた液状化強度曲線と要素シミュレーションを行った結果を図1に示す。

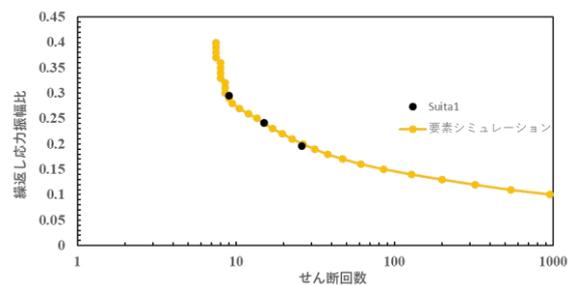
3. data bank 構築の流れ

既往の研究のパラメータセットに非排水中空ねじりせん断試験と Suita2 のパラメータセットを加えたパラメータセット P1 を C0~C2 の3つのクラスターに分割した。そして、Suita1 の一部の観測データを用いてベイズ更新を行い、Suita1 の他のパラメータの平均と共分散行列を推定した。この

時、事前分布に P1 を用いる場合と各クラスターを用いる場合でベイズ更新を行った。次に、P1 と各クラスターで事前分布と事後分布の平均と共分散行列から、平均から $\pm 1\sigma$ のパラメータセットを取得して要素シミュレーションを行い、Suita1 の要素シミュレーション結果と比較した。



繰返し非排水中空ねじり試験・Suita2



Suita1

図1 要素シミュレーション結果

まず data bank の全パラメータセットに対して主成分分析を行い、試料の類似性を可視化した。図2に横軸を第1主成分得点、縦軸を第2主成分得点とした主成分空間上の全試料を表示し、矢印は各パラメータのモード値を表示している。次に全パラメータに対してクラスタリングを行い、データの類似性にもとづいて全パラメータを分類した。全パラメータで推定を行う場合、事前分布の土質特性が増加し、ばらつきを考慮した推定結果となるが、クラスタリングを行うことで事前分布の土質特性が減少し、合理的な推定結果が望めるという意図で行った。手法にはEMアルゴリズム⁵⁾を用いた。図2に主成分空間上に表示したクラスタリング結果を表示している。全パラメータセットを3クラスターに分類した。

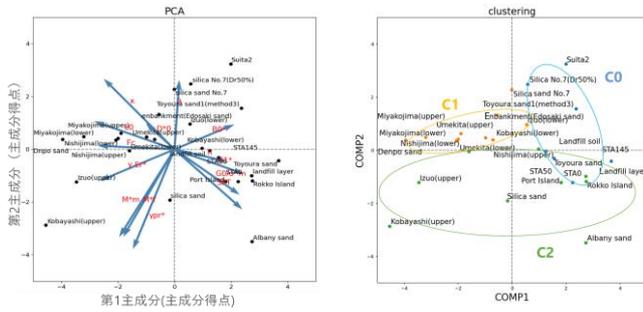


図 2 主成分分析・クラスタリング結果

4. 推定結果

Suita1 の観測データ $G_0/\sigma'_m, F_c, SPT$ から以下の式を用いベイズ更新⁶⁾を行い、平均と共分散行列を更新した。

$$\mu_1^{new} = \mu_1 + \Sigma_{12}(\Sigma_{22} + R)^{-1}(x_2 - \mu_2) \quad (1)$$

$$\mu_2^{new} = \mu_2 + \Sigma_{22}(\Sigma_{22} + R)^{-1}(x_2 - \mu_2) \quad (2)$$

$$\Sigma_{11}^{new} = \Sigma_{11} - \Sigma_{12}(\Sigma_{22} + R)^{-1}\Sigma_{21} \quad (3)$$

$$\Sigma_{21}^{new} = \Sigma_{21} - \Sigma_{22}(\Sigma_{22} + R)^{-1}\Sigma_{21} \quad (4)$$

$$\Sigma_{12}^{new} = \Sigma_{21}^{newT} \quad (5)$$

$$\Sigma_{22}^{new} = \Sigma_{22} - \Sigma_{22}(\Sigma_{22} + R)^{-1}\Sigma_{22} \quad (6)$$

μ_1 は推定値の平均ベクトル、 μ_2 は観測値の平均ベクトル、 Σ_{11} は推定値の共分散行列、 Σ_{22} は観測値の共分散行列、 $\Sigma_{21} = \Sigma_{12}^T$ は推定値と観測値間の共分散行、 $\mu_1^{new}, \mu_2^{new}, \Sigma_{11}^{new}, \Sigma_{21}^{new}, \Sigma_{12}^{new}, \Sigma_{22}^{new}$ は事後分布パラメータである。 R は観測誤差の共分散行列であり、本研究では、

$$R = 0.1 \times \Sigma_{22}^{new} I \quad (7)$$

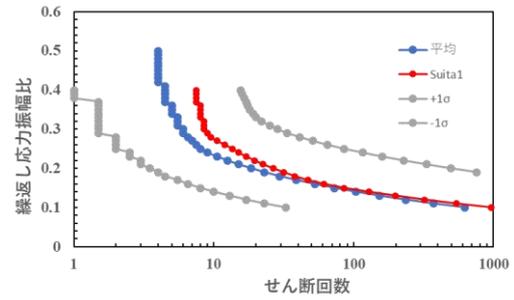
としている。

各分布の平均と共分散行列から取得した平均と、平均から $\pm 1\sigma$ のパラメータセットで要素シミュレーションを行い、液状化強度曲線として図化した。図 3 と図 4 には事前分布に P1 と C0 を用いた場合の結果を表示している。図 3 が推定前、図 4 が推定後の要素シミュレーション結果である。

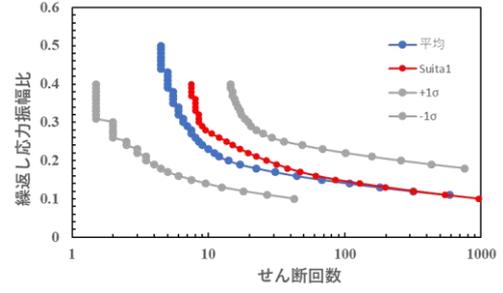
推定前と推定後の $\pm 1\sigma$ の液状化強度曲線の幅を比較して、C0 はより Suita1 の要素シミュレーション結果付近に絞り込まれており、クラスタリングにより推定データの精度が上昇することが明らかになった。

5. 結論と今後の課題

液状化の推定のための、N 値と細粒分含有率をパラメータとして含めた構成式パラメータの推定手法の構築が実現した。そして、全パラメータセットに対してクラスタリングを行うことで推定精度が上昇することが明らかになった。今後の課題として、data bank へ観測データを入力する際に、どのクラスターに属するかを判定できる手法を高度化する。

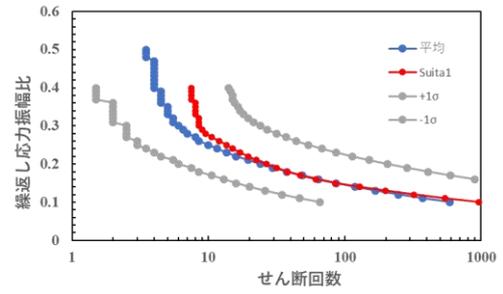


P1

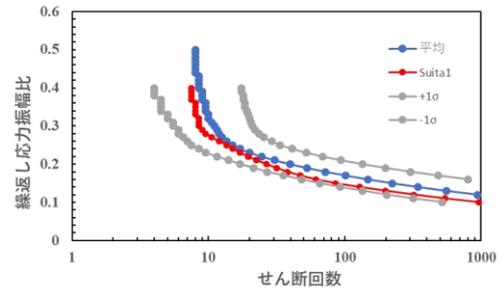


C0

図 3 推定前



P1



C0

図 4 推定後 (観測データ $G_0/\sigma'_m, F_c, SPT$)

参考文献

- 1) 大竹雄ほか, 土木学会論文集 C, 76(2), 142-157, 2020.
- 2) 関西圏地盤情報ネットワーク, <https://www.kg-net2005.jp/index/db01.html>. (参照 2022-09-13)
- 3) 液状化解析手法 LIQCA グループ: LIQCA2D15 (2015 年公開版) 資料, 2015.
- 4) Oka, F. et al., Géotechnique, 49(5), 661-680, 1999.
- 5) C.M. ビショップ: パターン認識と機械学習 (下), 丸善出版, pp.144-174, 2012.
- 6) 吉田郁政ほか, 土木学会論文集, 483(I-26), 61-68, 1994.