

データベースを利用したため池堤体の土質定数の推定
Prediction of soil properties of reservoir dams using database

○永田望 西村伸一 柴田俊文 珠玖隆行

Nozomu Nagata, Shinichi Nishimura, Toshifumi Shibata, Takayuki Shuku

1. 研究背景と目的

現在、ため池の耐震診断と改修が進行しているが、多数のため池を詳細に調査するには多くのコストを要する。この状況を打開すべく、本研究では、データベースを基にため池の土質定数を推定するシステムを構築することを目的としている。

表-1 土質定数 soil property

| | | | |
|---|---------------------------|----|--------------------------------------|
| 1 | 湿潤密度(g/cm ³) | 9 | 粘着力(kN/m ²) |
| 2 | tan φ (φ:内部摩擦角) | 10 | 有効粘着力(kN/m ²) |
| 3 | tan φ'(φ':有効内部摩擦角) | 11 | 細粒分含有率(%) |
| 4 | 土粒子密度(g/cm ³) | 12 | 平均粒径(mm) |
| 5 | 自然含水比(%) | 13 | N値 |
| 6 | 液性限界(%) | 14 | 透水係数(cm/s) |
| 7 | 塑性限界(%) | 15 | 有効土被り圧(kN/m ²) /深度(m) |
| 8 | 塑性指数 | | |

2. データの算出方法

本研究では、ベイズ機械学習に基づいた手法で土質定数を推定する。データベースによる一般的な性質を示す Generic data は、特定サイトのため池に適用できない。一方で特定サイトのデータ (Site specific data) は、情報量が少なく統計学的に不確実である。そこで、これらを組み合わせた Hybrid data を作成する。Hybrid data は、Site specific data の欠損を Generic data で補い、統計学的不確実性を解消する。Generic data は 36 池 1079 地点の土質定数の情報を集め、Site specific data は 2 種類で岡山県のサイト H のデータ (11 ボーリング, 56 地点) を用いた。Site specific data 1 は土質定数を 15 種類含み、2 は N 値と有効土被り圧/深度のみである。土質定数は 15 種類を活用する (表-1)。Hybrid data の確率密度関数は(1)式で求められ、Generic data と Site specific data の確率密度関数を組み合わせる。

$$f(x_{new}|hb) \propto f(x_{new}|\mu_g, C_g) \cdot f(x_{new}|X^o) \cdots (1)$$

$f(x_{new}|\mu_g, C_g)$ は Generic data の確率密度関数、 $f(x_{new}|X^o)$ は Site specific data の確率密度関数、 x_{new} は未知の x 、 hb は Hybrid data の省略、 X^o は X の観測値、添え字の「 g 」は Generic data の意味である。Site specific data の確率密度関数の詳細は(2)式で表されるが、 μ や C の情報が少ない。そこで、MCMC 法の一つである Gibbs sampler で欠損値を推定する。式(3)~(6)を繰り返して目的の分布に近い乱数を算出し、欠損値を推定することで(2)式を導出する。

$$f(x|\mu_s, C_s) = N(x|\mu_s, C_s) = |C_s|^{-\frac{1}{2}} (2\pi)^{-\frac{n}{2}} \exp[-\frac{1}{2}(x - \mu_s)^T C_s^{-1} (x - \mu_s)] \cdots (2)$$

μ は平均値ベクトル、 C は共分散行列、添え字の「 s 」は Site specific data の意味である。

$$\mu_s = f(\mu_s|X, C_s, a) \cdots (3), C_s = f(C_s|X, \mu_s, a) \cdots (4)$$

$$a_i = f(a_i|X, \mu_s, C_s, a_{\setminus i}) \cdots (5), x_j^u = f(x_j^u|x_j^o, \mu_s, C_s, a) \cdots (6)$$

X は土質定数の値を変換したもの、 a はハイパーパラメータ、 $a_{\setminus i}$ は $a_1, \dots, a_{i-1}, a_{i+1}, \dots, a_n$ 、 x_j^u は x_j の欠損値、 x_j^o は x_j の観測値である。

岡山大学大学院環境生命自然科学研究科, Graduate School of Environmental, Life, Natural, Science, and Technology Okayama University, 土質定数, データベース, ベイズ機械学習

3. 土質定数間の相関関係

(1)式で用いる C_g は、土質定数間の相関係数を示している²⁾。土質定数どうしの共分散が0.5以上であるのは、10個(98個中)であり、土質定数間の強い相関関係は少なかった。また、土の強度定数である $\tan \phi$ と粘着力の相関係数は-0.09であり、相関関係は希薄であった(図-1)。

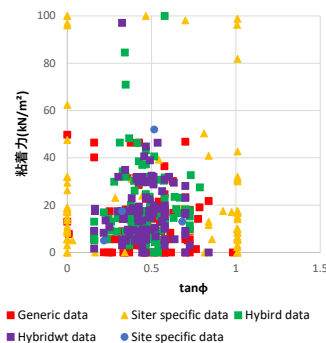


図-1 土質定数間の相関分布
Correlation distribution among soil properties

4. 結果と考察

第一に、Hybrid data について述べる。なお、Site Specific data は、 μ_s と C_s から算出した乱数をもとにしたデータである。図-2 から Site specific data の湿潤密度(データは56地点中5地点存在)では、Hybrid data が Generic data に近づいている。一方、平均粒径(データは56地点中12地点存在)では、Hybrid data が Site specific data に近づいている。Hybrid data の性質は、Site specific data の個数で大きく変化する。

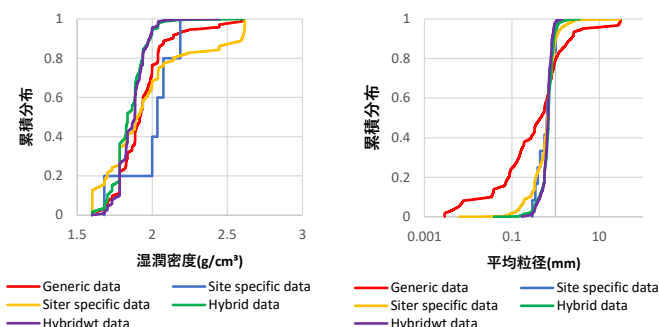


図-2 土質定数の累積分布

Cumulative distribution of soil properties

次に、Site specific data 1 と 2 について比較する。なお、土質定数を推定する際は、Hybridwt data を用いる。これは、Hybrid data の両極端の値を除去したデータであり、Hybrid data より値のばらつきが少なく、値の評価が容易になる。図-3 では Hybridwt data の形状は累積分布0.4以上で大きな違いはない。0.4未満では、Site specific data 2の方が、低い粘着力値の確率が高く算出されている。

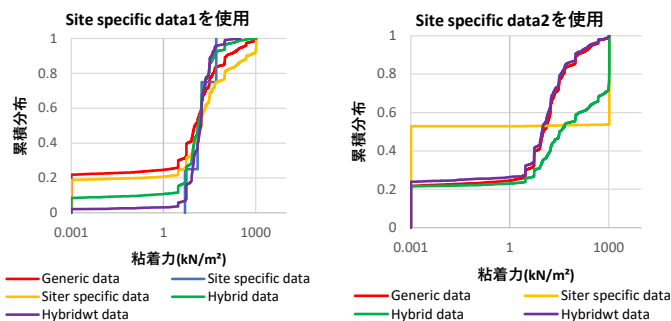


図-3 Site specific data の違いによる累積分布の比較

Comparison of cumulative distributions for different site specific data

5. 結論

Hybrid data の性質は、Site specific data の欠損の程度で変化する。データが5個程度ではGeneric data の性質を、12個程度ではSite specific data の性質を強く受ける傾向があり、Hybrid化によって、土質定数が適切に推定できることを確認した。また、粘着力などの土質定数では、N値と有効土被り圧/深度のみのSite specific data を用いて、土質定数を15種類含むSite specific data を用いた場合と同様の累積分布を一部の区間で再現できた。

参考文献 1) Ching, J., and K. K. Phoon.: Constructing Site-Specific Multivariate Probability Distribution Model Using Bayesian Machine Learning, J. Eng. Mech., 145(1), 04018126, 2019.

2) 永田望, 西村伸一, 柴田俊文, 珠玖隆行: データベースとベイズ機械学習を用いた堤体の土質定数の推定, 地盤工学会 (2023 発表予定)