

改良された粒子群最適化手法による構成則パラメータの自動取得方法の検証

Validation of an automatic method for obtaining constitutive model parameters using an improved particle swarm optimization

酒井崇之*, 中野正樹**

Takayuki SAKAI and Masaki NAKANO

昨今、土構造物に対しても性能設計が重要視されており、有限要素法等による詳細な解析が実施されている。解析を実施する際のパラメータは、土質試験結果から推定されることが多い。本研究では、粒子群最適化手法を改良した DMS-PSO を用い、SYS Cam-clay model の材料定数を推定する手法を提案した。提案手法の妥当性を検討するため、1)構成則により計算された結果から、用いた構成則パラメータを正確に推定できるかどうか、2)実際の実験を再現する際に毎回同じパラメータが得られるかどうかを検討した。1)については、実験を3つ以上実施し、DMS-PSO のパラメータを適切に設定することで、正解が確実に得られるようになる。2)においては、100 回の検討でほとんど同じパラメータが得られることがわかった。以上のことから、提案したパラメータの自動推定法は妥当であると判断した。

キーワード：逆解析，構成則，粒子群最適化手法，三軸圧縮試験

Inverse analysis, constitutive model, particle swarm optimization, triaxial compression test

1. はじめに

土構造物に対しても性能設計が重要視されており、多くの研究や設計において、有限要素法による解析が実施されている。有限要素法においては、構成則のパラメータをどのように決定するかが、解析結果に大きく影響を及ぼす。また、有限要素法に限らず、他の方法についても同様である。たいいてい土の構成則のパラメータの決定は、ある供試体に対して実施した三軸圧縮試験や標準圧密試験などから得られたデータと数値シミュレーションの結果を比較し、数値シミュレーションが実験結果をよりよく適合されるように、試行錯誤しながら手作業でパラメータを変化させることにより行う。また、多くの研究で再現の度合いにおいては、定量的に評価していないことが多い。これまで、このような逆解析と呼ばれる問題に対し、多くの研究が様々な手法を提案してきた^{例えば1)-5)}。

本研究では、改良した粒子群最適化手法⁶⁾を用いた手法を用いて、SYS Cam-clay model⁷⁾のパラメータを推定する方法を構築した。粒子群最適化手法の弱点として、局所解に陥りやすいことが挙げられる。Liang and Suganthan(2005)の研究で提案された Dynamic multi-swarm PSO (DMS-PSO)⁸⁾を採用し、局所解に陥いることを避ける。DMS-PSO の詳細は3章にて述べるが、DMS-PSO により効率よく解を探索することができ、計算コストを小さくできる。また現場の設計においては、利用できる土

は限られており、限られた実験試料に対し、どの試験を実施すべきか非常に重要な問題である。本研究では、どの試験を実施すると解が推定しやすいのかについても検討を行った。

土の構成モデルは、いくつかのパラメータを持っている。そのため、実験結果が少ない場合、見た目には同じ程度の再現度であっても、異なるパラメータが得られる可能性がある。そのリスクは避けるべきである。そこで本研究では、以下の2つの方法で手法の妥当性を検討した。

- 1) 構成則により計算された結果から、用いた構成則パラメータを正確に推定できるかどうか。
- 2) 実際の実験を再現する際に毎回同じパラメータが得られるかどうか。

1)では、構成則により計算された結果を実験結果と見做して、提案手法の性能を検討することになる。一般的には、ベンチマーク関数を用いて手法の性能を検討する。しかし、本研究では、提案手法を本研究で用いた目的関数で評価した。また、DMS-PSO の最適なパラメータと、実施した実験の個数や種類の影響についても検討した。1)で提案手法からパラメータが推定できたと評価されたとしても、2)を保証していることにはならない。そこで、2)についても調査すべきである。このような過程を経て手法を検討している研究は少なく、この検討手法が本研究の大きな特徴となる。

* 名古屋大学大学院 助教

** 名古屋大学大学院 教授

Asst. Prof., Nagoya University

Prof., Nagoya University

2. パラメータ推定の対象とする結果

2.1 提案手法の妥当性の検討で用いた結果

本研究では、圧密非排水三軸圧縮試験(拘束圧 100, 300, 500 kPa)と標準圧密試験の計算を実施した。正解パラメータを表-1 に示す。これらのパラメータは、Nakai ら (2017)の Alluvial clay の値を参照した⁹⁾。なお、PSO のパラメータと区別するため、限界状態定数を $\tilde{M}$ として、NCL の切片を $\tilde{N}$ とした。ここでは弾塑性パラメータは既知として、発展則パラメータと初期値を推定する。初期の拘束圧は 20kPa である。また等方応力状態であるとした。図-1, 2 は表-1 のパラメータで計算した結果である。これらの結果を提案手法により再現したときに表-1 のパラメータが得られるかどうか調べることで、提案手法の性能を評価した。

表-1 推定するパラメータ

固定値		
圧縮指数	$\tilde{\lambda}$	0.210
膨潤指数	$\tilde{\kappa}$	0.035
限界状態定数	$\tilde{M}$	1.500
NCL の切片 (98.1 kPa)	$\tilde{N}$	2.400
ポアソン比	ν	0.300
推定するパラメータ		
正規圧密土化指数	m	10.000
構造劣化指数	a	0.450
$\ D_s^p\ $ と $-D_s^p$ の比	c_s	0.300
回転硬化指数	b_r	0.010
回転硬化限界定数	m_b	1.000
初期比体積	v_0	3.090
初期過圧密	R_0	0.025
初期構造	R_0^*	0.0075

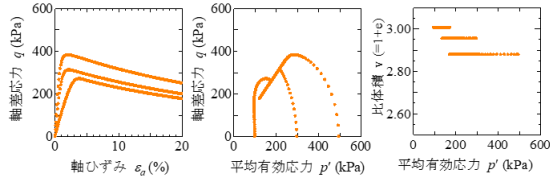


図-1 表-1 のパラメータの非排水三軸試験の計算結果

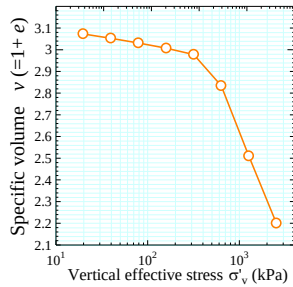


図-2 表-1 のパラメータの標準圧密試験の計算結果

2.2 実際の実験結果の再現で用いた結果

実際の実験結果を図-3 に示す。これらの結果は Nakano et al (2005)の Joetsu clay に対して実施した試験結果である¹⁰⁾。これらは乱れの少ない試料の試験結果である。なお、文献にはせん断時の比体積のみ示されていたため、せん断過程のみ再現した。

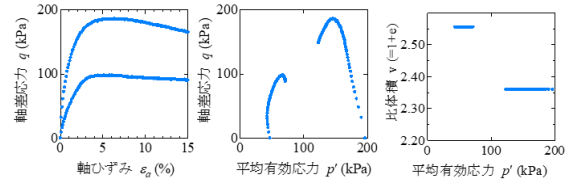


図-3 Joetsu clay 乱れの少ない試料の三軸試験の結果¹⁰⁾

3. パラメータ自動推定のアルゴリズム

本章では、2 章で示した結果(以下ターゲットとする)から構成モデルのパラメータを自動推定するアルゴリズムを説明する。また、ターゲットと推定結果の差を定量的に評価する目的関数を定義する。パラメータ自動推定のアルゴリズムにより、目的関数を最小化することで、パラメータの推定を行う。

3.1 目的関数の定義 (誤差関数)

本問題においては、目的関数をどのように定義するかが重要となる。推定結果がターゲットの誤差が小さければ小さいほど良いことは明らかであるため、本研究では、この誤差を定量化することで、目的関数を定義する。

本研究では、 v - p' - q 空間で目的関数を設定する。ここで、 v は比体積、 p' は平均有効応力、 q は軸差応力である。ただし、そのまま v - p' - q 空間で評価してしまうと、例えば、異なる拘束圧で実験をしたときに、拘束圧が大きい実験結果の方が、 p' や q の値が大きいため、誤差が大きくなることが多く、拘束圧が大きい結果がより強く反映されてしまう恐れがある。また、同じ拘束圧だとしても、密度が大きい場合、 q が大きくなるため、密度が大きい土の方が結果に及ぼす影響が大きくなる恐れがある。そこで、3 つの軸 $R_k^{p'}$ 、 R_k^q 、 R_k^v を定義し、その空間内で推定結果と計算結果を評価する。 $R_k^{p'}$ 、 R_k^q 、 R_k^v は式(1)~(3)で定義される。ここで、添え字 k は k 番目の実験という意味である。例えば、三軸圧縮試験を拘束 100, 300kPa で実施していた場合、100kPa を 1 番目、300kPa を 2 番目とし、それぞれの場合で 3 つの軸 $R_k^{p'}$ 、 R_k^q 、 R_k^v を定義する。

$$R_k^{p'} = \frac{p' - p'_{kTGTmin}}{p'_{kTGTmax} - p'_{kTGTmin}} \quad (1)$$

$$R_k^q = \frac{q - q_{kTGTmin}}{q_{kTGTmax} - q_{kTGTmin}} \quad (2)$$

$$R_k^v = \frac{v - v_{kTGTmin}}{v_{kTGTmax} - v_{kTGTmin}} \quad (3)$$

ここで、 $p'_{kTGTmax}$ 、 $p'_{kTGTmin}$ 、 $q_{kTGTmax}$ 、 $q_{kTGTmin}$ 、 $v_{kTGTmax}$ 、 $v_{kTGTmin}$ は、 k 番目の試験結果における最大および最小の平均有効応力 p' 、軸差応力 q 、比体積 v である。実験ごとに空間を定義することで、実験が様々な条件で行われたり、供試体が異なっていたりしても、それぞれの実験結果を同じように評価することができると考えた。

目的関数は以下の通り設定される。

$$Error(p) =$$

$$\frac{\sum_{j=K}^K \sqrt{(R_{jEST,k}^{p'}(p) - R_{jTGT,k}^{p'})^2 + (R_{jEST,k}^q(p) - R_{jTGT,k}^q)^2 + (R_{jEST,k}^v(p) - R_{jTGT,k}^v)^2}}{J \cdot K} \quad (4)$$

ここで、 $\mathbf{p}$ は構成モデルの推定したいパラメータを成分とするベクトルである。 $R_{jEST,k}^{p'}$, $R_{jEST,k}^q$, $R_{jEST,k}^v$, $R_{jTGT,k}^{p'}$, $R_{jTGT,k}^q$, $R_{jTGT,k}^v$ はそれぞれ $R_k^{p'}$ - R_k^q - R_k^v 空間内における推定結果(EST)とターゲット(TGT)である。J はデータの個数であり、せん断ひずみ X% ごとにデータの比較する。 ε_{fin} % まで試験を実施すると、 $J = \varepsilon_{fin} / X$ となる (例えば、せん断ひずみ 20% まで試験を実施しており、0.1% ごとに結果を取得すれば、 $J=200$ 個となる)。K は全体の実験の個数を示す。

つまり、 k 番目の実験の j 番目のデータについて、 $R_k^{p'}$ - R_k^q - R_k^v 空間内におけるターゲットと推定結果の差を計算する。式(4)の分子からも分かる通り、この差はターゲットと推定結果の距離である。そして、それを足し合わせて JK で除したものが目的関数になる。JK はデータの総数を示しているから、JK で除することにより、実験データ数や実験数に依らず同じスケールで評価できる。 $Error(\mathbf{p}) = 0$ になれば、完全に正解パラメータと推定結果が一致することから、 $Error(\mathbf{p})$ が小さければ小さいほど、その粒子の評価が高くなる。なお、圧密試験についても、同様の空間で評価するが、2 章で示した通り段階載荷における圧密試験を想定しているため、 $R_{jEST,k}^v$ と $R_{jTGT,k}^v$ の差のみを用いて評価する。

3.2 DMS-PSO

PSO とは、鳥や魚の群れから着想を得た手法である。本研究における PSO では、多次元の間数空間上に位置ベクトルと速度ベクトルを持つ多数の粒子が、群全体の情報を共有しながらある目的関数が最小となる位置ベクトルの探索を行う。本研究で用いた PSO は Liang and Suganthan(2005)⁸⁾ が提案した Dynamic multi-swarm PSO (以下 DMS-PSO) である。DMS-PSO では、N 個の粒子を M 個ずつ、J 個の島における ($N=J \times M$)。この時、粒子は必ず 1 つの島に振り分けられ、各島に振り分けられる粒子の数は同じである。DMS-PSO の世代数 t における i 番目の速度ベクトル $\mathbf{v}_n^t$ と位置ベクトル $\mathbf{x}_n^t$ の更新式は以下の通りである。

$$\mathbf{v}_n^{t+1} = w\mathbf{v}_n^t + c_1 r_1 (\mathbf{pbest}_n^t - \mathbf{x}_n^t) + c_2 r_2 (\mathbf{lbest}_i^t - \mathbf{x}_n^t) \quad (5)$$

$$\mathbf{x}_n^{t+1} = \mathbf{x}_n^t + \mathbf{v}_n^{t+1} \quad (6)$$

式(5)が速度ベクトルの更新式、式(6)が位置ベクトルの更新式である。 $\mathbf{pbest}_n^t$ は、ある粒子自身が過去に得た目的関数が最小となった時の位置ベクトルである。 $\mathbf{lbest}_i^t$ は、粒子群をいくつかのグループに分けて、そのグループ内で目的関数が最小となった時の位置ベクトルを示す。何回か粒子の情報を更新した後、グループの分け直しを何度もすることで、集団全体の情報を共有しながらも通常の PSO の弱点である局所解に陥りやすい問題を避ける工夫をしている。

c_1, c_2, w は粒子群最適化法のパラメータである。 c_1 が大きくなると、その粒子は $\mathbf{pbest}_n^t$ に引き寄せられやすくなる。このことから、粒子自身の情報を重要視することを示している。 c_2 が大きくなると、その粒子は $\mathbf{lbest}_i^t$ に引

き寄せられやすくなる。このことから、群の情報を重要視することを示している。 w は慣性パラメータであり、この値が大きくなると粒子の速度はどんどん大きくなることから、大域的な探索が可能となるが収束しづらくなる。一方、 w が小さいときは、粒子の速度は小さくなっていくため、局所的な探索が可能であるが、局所解に陥りやすくなる。一般的に c_1, c_2 は 1 に近い値、 w は 0.8 や 0.9 を用いる¹¹⁾。本研究では、 $c_1 = c_2 = w = 0.9$ を用いた。 r_1, r_2 は 0~1 の乱数が代入される。粒子の位置は式(1)を式(2)に代入することで更新される。更新方法の詳細は、3.3 の STEP 9 に記載する。

3.3 パラメータ自動推定方法のアルゴリズム

図-4 はパラメータ自動推定アルゴリズムのフローチャートを示す。フローチャート内と整合するように STEP 番号を用いて説明する。

STEP 1 : 粒子の初期位置 $\mathbf{x}_n^1$ は、3.4 節に示すように、粒子が存在できる範囲で生成した一様乱数を用いて決定した。式(7)は粒子の位置と速度の成分を示しており、表-1 に示す構成則のパラメータの中の推定するパラメータからなる。

$$\mathbf{x}_n^t = \begin{Bmatrix} a_n^t \\ m_n^t \\ c_{sn}^t \\ b_{rn}^t \\ m_{bn}^t \\ R_n^t \\ v_n^t \end{Bmatrix}, \quad \mathbf{v}_n^t = \begin{Bmatrix} \Delta a_n^t \\ \Delta m_n^t \\ \Delta c_{sn}^t \\ \Delta b_{rn}^t \\ \Delta m_{bn}^t \\ \Delta R_n^t \\ \Delta v_n^t \end{Bmatrix} \quad (7)$$

式(7)には初期構造 R_0^* が無いが、以下の式(8)から他のパラメータが分かっているれば得られるため、推定する必要がない。

$$\frac{1}{R_0^*} = \frac{1}{R_0} \exp \left\{ -\frac{\bar{N} - v_0 - \bar{\lambda} \ln p'_0}{\bar{\lambda} - \bar{R}} + \ln \left(\frac{\bar{M}^2 + (\eta_0 - \zeta_0)^2}{\bar{M}^2} \right) \right\} \quad (8)$$

ここで、 $\eta_0 (= q_0/p'_0)$ は初期応力比、 q_0 は初期軸差応力、 p'_0 は初期平均有効応力である。 v_0 は初期比体積である。 R_0 は初期過圧密、 ζ_0 は初期異方性である。初期の速度ベクトル $\mathbf{v}_n^1$ の成分は全て 0 とする。

STEP 2 : N 個の粒子を M 個ずつ L 個の島に割り当てる。粒子は均等に分けられる ($N=L \times M$)。

STEP 3 : 各粒子の位置の情報 $\mathbf{x}_n^t$ を用いて構成モデルの計算を行う。

STEP 4 : $R_k^{p'}$ - R_k^q - R_k^v 空間内におけるターゲットと推定結果の差を定量化した $Error(\mathbf{x}_n^t)$ を計算する。 $Error(\mathbf{x}_n^t)$ の詳細は 3.1 節を参照されたい。

STEP 5 : $\mathbf{pbest}_n^t$, $\mathbf{lbest}_i^t$, $\mathbf{gbest}^t$ の更新をする。 $\mathbf{gbest}^t$ は粒子全体における目的関数が最小となった時の位置ベクトルを示す。世代数 $t+1$ において $Error(\mathbf{x}_n^{t+1}) < Error(\mathbf{pbest}_i^t)$, $Error(\mathbf{x}_n^{t+1}) < Error(\mathbf{lbest}_i^t)$, $Error(\mathbf{x}_n^{t+1}) < Error(\mathbf{gbest}^t)$ のとき、 $\mathbf{pbest}_n^{t+1} = \mathbf{x}_n^{t+1}$, $\mathbf{lbest}_i^{t+1} = \mathbf{x}_n^{t+1}$, $\mathbf{gbest}^{t+1} = \mathbf{x}_n^{t+1}$ として、それぞれの粒子の自己ベスト、島内でのベスト、粒子全体でのベストの位置ベクトルを更新する。

表-3 には、100 回中 $Error(gbest^t) < 10^{-8}$ になった回数（つまり推定に成功した回数） N_s や、 $Error(gbest^t) < 10^{-8}$ になるまでの世代数の平均値 $Av.$ や世代数の標準偏差 $Std.$ も併せて示す。

島の数 L が少ない場合、 N_s が 100 ではないことから、正解の推定に失敗してしまう場合があり得る。 $L \geq 8$ であれば推定に必ず成功する。ただし、 L が大きくなるにつれて、 $Av.$ の値が大きくなることから推定までに時間がかかることがわかる。 $Std.$ が小さいほど安定した推定ができていていることを示しているが、 L が大きくなりすぎるとかえって $Std.$ が大きくなることがわかった。なお、これらの傾向は粒子数 N の値に依らず確認された。粒子の数 N が大きい方が、 $Av.$ や $Std.$ が小さい。ただし、 $N \times Av.$ が最終的な計算回数となるため、 $N=400$ の方が速く推定できることがわかった。今後の推定では、速さだけではなく、安定性も考慮して、 $N=800, L=40$ で検討していく。

表-3 検討ケースと検討結果

Case	N	L	M	N_s	Av.	Std.
1	400	2	200	48	-	-
2	400	4	100	94	-	-
3	400	8	50	100	1203.2	779.1
4	400	20	20	100	1265.7	366.3
5	400	50	8	100	1673.8	339.2
6	400	100	4	100	3889.4	824.6
7	800	2	400	83	-	-
8	800	4	200	98	-	-
9	800	8	100	100	811.0	153.3
10	800	20	40	100	899.8	147.2
11	800	40	20	100	1063.2	130.6
12	800	100	8	100	1473.9	190.3
13	800	200	4	100	2767.2	658.6

4.2 実験の数・種類がパラメータ推定に及ぼす影響

表-4 に検討ケースおよび結果を示す。ここでは、非排水三軸圧縮試験をCU、標準圧密試験をOEDと示す。4.1と同様に、パラメータの推定を100回試み、パラメータを推定できる確率や、パラメータを推定するまでの粒子の位置更新回数の平均やバラつきを用いて、解の探索能力を評価する。

実験結果の組み合わせから、実験が1つの場合、 N_s が100ではないので、正解パラメータが推定できないケースが見られた。過圧密比 $1/R$ はある先行圧密圧力と現応力の比を示しているが、拘束圧が1つの場合、推定が難しい。ただし、2の拘束圧で実施する場合も、過圧密状態である100kPa、若干過圧密状態である300kPaで実施したときのみ推定ができた。標準圧密試験については、三軸圧縮試験の拘束圧が1つしかできない場合は実施した方が良いが、パラメータ推定という観点からは、無理に実施する必要はない。ただし、標準圧密試験から圧縮性や透水性のデータが得られるため、実施できるのであれば、もちろん実験を実施すべきではある。

表-4 検討ケースと検討結果

Case	ターゲット	N_s	Av.	Std.
1	C $\bar{U}$ 100,300,500 kPa	100	1063.2	130.6
2	C $\bar{U}$ 100, 300 kPa	100	1232.3	152.4
3	C $\bar{U}$ 100, 500 kPa	96	-	-
4	C $\bar{U}$ 300, 500 kPa	60	-	-
5	C $\bar{U}$ 100 kPa	58	-	-
6	C $\bar{U}$ 300 kPa	17	-	-
7	C $\bar{U}$ 500 kPa	93	-	-
8	C $\bar{U}$ 100, 300 kPa, OED	100	1250.1	160.0
9	C $\bar{U}$ 100, 500 kPa, OED	93	-	-
10	C $\bar{U}$ 300, 500 kPa, OED	66	-	-
11	C $\bar{U}$ 100 kPa, OED	99	-	-
12	C $\bar{U}$ 300 kPa, OED	99		
13	C $\bar{U}$ 500 kPa, OED	100	1198.5	191.4

5. 実際の実験からのパラメータの推定

4章で提案手法の性能について評価した。しかし、実際の実験結果を再現した際に、毎回同じパラメータが得られるかどうかの検証をしていない。図-3で示した実験結果を提案手法で再現することにより、その検証を行う。パラメータの推定範囲は、表-2の通りである。しかし、過圧密 R については、範囲を推定できる根拠がない。 R は0~1の範囲で定義されるため、推定範囲を0.01から1.00とした。なお、4章と異なり、比体積は供試体ごとに異なるのでそれぞれ推定する。なお、モデルの中で推定しないパラメータは表-5に示す。これらのパラメータは、文献12)から得られた。

表-6に推定結果を示す。100回推定して得られたパラメータの平均値 $Av.$ と標準偏差で評価する。表-6から正規圧密土化指数 m の方が構造劣化指数 a より大きく、典型的な粘土の性質を示した。また標準偏差は小数点第3位までは0であったので、ほとんど同じパラメータが得られたことがわかる。

図-6は推定したパラメータから得られた三軸圧縮試験の結果を示す。推定したパラメータを用いた構成則応答から、実験結果を再現できた。

表-5 推定しないパラメータの値

固定値		
圧縮指数	λ	0.210
膨潤指数	κ	0.035
限界状態定数	$\bar{M}$	1.500
NCLの切片 (98.1 kPa)	$\bar{N}$	2.210
ポアソン比	ν	0.300

表-6 推定結果

		Av.	Std.	C.V.(%)
正規圧密土化指数	m	4.561	0.000	0.000
構造劣化指数	a	0.721	0.000	0.000
$\ D_p^p\ $ と $-D_p^p$ の比	c_s	0.100	0.000	0.000
回転硬化指数	b_r	0.030	0.000	0.000
回転硬化限界定数	m_b	1.000	0.000	0.000
初期比体積(CUB 50kPa)	v_0	2.531	0.000	0.000
初期過圧密(CUB 50kPa)	R_0	0.313	0.000	0.000
初期比体積(CUB 200kPa)	v_0	2.385	0.000	0.000
初期過圧密(CUB 200kPa)	R_0	0.715	0.000	0.000

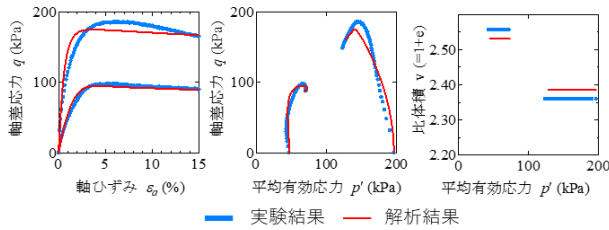


図-6 乱れの少ない Joetsu clay の三軸圧縮試験の再現結果

6. 結論

本研究では、粒子群最適化法を用い、自動的に実験結果を再現し構成則のパラメータを得る方法を提案した。提案手法を評価する方法として 1) 構成則により計算された結果から、用いた構成則パラメータを正確に推定できるかどうか。2) 実際の実験を再現する際に何回検討したとしても同じパラメータが得られるかどうかの方法で検討した。

1) の検討において、 $L \geq 8$ であれば推定に必ず成功する。ただし、 L が大きくなるにつれて、 Av の値が大きくなることから推定までに時間がかかることがわかる。 Std が小さいほど安定した推定ができていていることを示しているが、 L が大きくなりすぎるとかえって Std が大きくなることがわかった。

2) の検討において、実験結果を再現できるパラメータを自動的に得ることができた。得られたパラメータのバラつきは小さいため、本手法では毎回ほぼ同じパラメータを推定できると言える。

今回 SYS Cam-clay model のパラメータの推定をしたが、文献 12) では Modified Cam-clay model のパラメータを推定した。本手法は汎用性の高い手法である。

謝辞: 本研究を実施するにあたり、株式会社奥村組から助成を受けた。また、独立行政法人環境再生保全機構の環境研究総合推進費 (JPMEERF20201004) により実施した。ここに記して関係各位に謝意を表します。

参考文献

- 1) Rokonzaman, Md. and Sakai, T. (2010): Calibration of the parameters for a hardening softening constitutive model using genetic algorithms, *Computers and Geotechnics*, Vol. 37, Issue 4, pp. 573-579.
- 2) Zhu, B. and Chen, Z. (2022): Calibrating and validating a soil constitutive model through conventional triaxial tests: an in-depth study on CSUH model, *Acta Geotechnica*, vol. 17, pp.3407-3420.
- 3) Yazdi, S. J., Kalantary, F. and Yazdi, S. H. (2012): Calibration of Soil Model Parameters Using Particle Swarm Optimization, *International Journal of Geomechanics*, Vol.12, Issue 3, pp.229-238.
- 4) Song, Z., Liu, S., Jiang, M. and Yao, S. (2022): Parameter Determination Method of Soil Constitutive Model Based on Machine Learning, *Wireless Communications and Mobile Computing*, Vol. 2022, ID. 3765169.
- 5) Zhang, P., Yin, Z. Y., Jin, Y. F. and Liu X. F. (2022): Modelling the mechanical behaviour of soils using machine learning algorithms with explicit formulations, *Acta Geotechnica*, vol. 17, pp.1403-1422.
- 6) Kennedy, J. and Eberhart, R. C. (1995): Particle swarm optimization, *Proc. of IEEE the International Conference on Neural Networks*, Vol. 4, pp.1942-1948.
- 7) Liang, J.J. and Suganthan, P.N (2005): Dynamical multiswarm particle swarm optimizer, *Proc. of the IEEE swarm intelligence symposium*, pp.124-129.
- 8) Asaoka, A., Noda, T., Yamada, E., Kaneda, K., Nakano, M. (2002): An elasto-plastic description of two distinct volume change mechanisms of soils. *Soils and Foundations* 42(5), 47-57.
- 9) Nakai, K., Noda, T. and Kato, K. (2017): Seismic assessment of sheet pile reinforcement effect on river embankments constructed on a soft foundation ground including soft estuarine clay, *Canadian Geotechnical Journal*, Vol.54, Issue 10, pp. 1375-1396.
- 10) Nakano, M., Nakai, K. Noda, T. and Asaoka, A. (2005): Simulation of shear and one-dimensional compression behavior of naturally deposited clays by Super/subloading Yield Surface Cam-clay model, *Soils and Foundations*, Vol.45, No.1, pp. 141-151.
- 11) 古川正志・川上敬・渡辺美智子・木下正博・山本雅人・鈴木育男 (2012) : メタヒューリスティックとナチュラルコンピューティング, コロナ社.
- 12) Sakai, T. and Nakano, M. (2023): Efficient Automatic Estimation of Soil Constitutive Model Parameters by Particle Swarm Optimization, DOI: 10.21203/rs.3.rs-3481034/v1

Recently, performance-based design of soil structures has been considered important, and detailed analyses using methods such as the finite element method have been conducted. The parameters for these analyses are often estimated based on the results of soil tests. In this study, we proposed a method to estimate the material constants of the SYS Cam-clay model using DMS-PSO, an improved particle swarm optimization method. To verify the validity of the proposed method, we investigated two points: (1) whether model parameters could be correctly estimated from the calculation results, and (2) whether the DMS-PSO algorithm could consistently obtain the same parameter values when reproducing the experimental results. Regarding (1), accurate parameters can be consistently obtained by targeting three experiments and setting the DMS-PSO parameters appropriately. Regarding (2), it was found that nearly identical parameters were achieved in all 100 trials. Based on these results, the proposed automatic parameter estimation method is valid.