

## 粒子フィルタによる地盤解析のデータ同化

Data Assimilation in Geotechnical Analysis Using the Particle Filter

村上 章\*・西村伸一\*\*・藤澤和謙\*\*\*・中村和幸\*\*\*\*・樋口知之\*\*\*\*\*

Akira MURAKAMI, Shin'ichi NISHIMURA, Kazunori FUJISAWA, Kazuyuki NAKAMURA and Tomoyuki HIGUCHI

\* 農博 岡山大学大学院教授 環境学研究科 (〒700-8530 岡山市北区津島中 3-1-1)

\*\* 博(農学) 岡山大学大学院准教授 環境学研究科 (〒700-8530 岡山市北区津島中 3-1-1)

\*\*\* 博(農学) 岡山大学大学院助教 環境学研究科 (〒700-8530 岡山市北区津島中 3-1-1)

\*\*\*\* 博(学術) 明治大学特任講師 研究・知財戦略機構 (〒214-8571 川崎市多摩区東三田 1-1-1)

\*\*\*\*\* 理博 統計数理研究所教授・副所長 (〒106-8569 東京都港区南麻布 4-6-7)

This paper presents a computational method of data assimilation to identify the elasto-plastic parameters of geomaterials based on field measurements using a particle filter. There have been some difficulties in identifying parameters for elasto-plastic problems, because inverse analyses should be made by tracking the measurements from the initial stage along with the deformation history under the known loading conditions. The proposed procedure overcomes such difficulties from which the existing inverse analysis strategies have suffered. A Kalman or extended Kalman filter, which has a time update scheme among the existing inverse analysis methods, is not applicable to these types of problems, because such a linear filter cannot deal with significantly nonlinear problems, like elasto-plastic problems. Therefore, a particle filter has been proposed in the field of statistics as an alternative to the Kalman filter. It can consider the PDF of a state variable which is approximated by an ensemble consisting of a large number of discrete samples called 'particles', and it has successfully been applied to data assimilation in the field of earth science. This paper shows a couple of numerical examples of the behavior of a ground under embankment loading using 'sequential important sampling', and it examines the applicability of this particle filter to practical problems in construction sequences.

**Key Words:** Data assimilation, particle filter, inverse problem, FEM

### 1. はじめに

土構造物の設計においてFEMによる挙動予測を行う場合、地盤のモデリング、材料定数や初期/境界条件の設定が必要となる。これらの設定は事前の地盤調査などから決定されるが、精緻な弾塑性構成式とFEMモデルを用いたとしても、初期/境界条件や入力パラメータに不確かさが残り、モデルに不完全さが内在することがある。そのため、数値シミュレーションにより予測された挙動と観測値とがしばしば一致をみない。

これに対して、観測値をFEMなどの数値シミュレーションに取り込み、予測と観測の乖離を補うべくパラメータや初期/境界条件を補正し、将来予測の精度を向上させる手段として「データ同化」があり、地球科学、とりわけ気象・海洋学などを中心に発展してきた<sup>1)</sup>。データ同化はいわゆる逆問題とほぼ同義であるため、必然その手段は工学

における逆解析の方法<sup>2)</sup>と相通じるものがある。すなわちデータ同化の手段には、刻々の観測値を処理する逐次型と一括して扱う非逐次型があり、前者にはカルマンフィルタ(KF)、拡張カルマンフィルタ(EKF)が挙げられる。非逐次型では一括して観測値を扱うことから、全時点を通じた最適解を求解するのに適している。一方逐次型は、観測情報を随時反映することで、中途の各時点における予測値が取得可能であり、オンラインでの将来予測に適した手法である。工学の諸分野にあっても、逆解析の手段としてKF/EKFとFEMを結合した方法が用いられてきたものの、その対象とするシステム方程式が非線形の場合は線形化を余儀なくされるため、弾性はともかく弾塑性FEMの剛性方程式を状態式にあてはめて、材料の弾塑性パラメータを同定することには、大きな困難があった<sup>3)</sup>。そのため、弾塑性挙動を呈する地盤や土構造物へKF/EKFを適用するには、実務的な観点で限界があった。

一方、非線形システム方程式が非線形の場合でもそのまま扱うことができ、計算効率を向上させるように KF / EKf は発展し、アンサンブルカルマンフィルタ (EnKF) や粒子フィルタ (PF) が提案され、近年におけるデータ同化の主たる手段となっている。これらはいずれも、状態変数の条件付確率密度分布を多数のそれで表し、その実現値集合として近似する。この方法を地盤解析に応用すれば、上で示したような従前の困難を克服できる可能性がある。

そこで以下では、まず弾塑性挙動をする地盤パラメータの同定に関する困難とデータ同化手段の可能性を指摘する。そのうち、EnKF と PF の方法と得失を論じ、地盤解析における弾塑性パラメータの同定に後者が有利であることを示す。ついで、PF と水～土連成弾塑性 FEM を連立させ、既知の荷重履歴のもとで変形を刻々と観測することにより、その観測過程で弾塑性パラメータを同定する事例を示す。さらに、得られた分布から最終沈下量の分布を求めるデータ同化の適用性を検討する。

## 2. 弾塑性挙動をふるまう地盤に対する逆解析

地盤挙動は弾塑性的である。地盤の問題における境界条件は荷重履歴であり、地盤の変形・破壊には荷重履歴、すなわち施工過程が大きく影響する。たとえば、施工に伴う荷重履歴が、地盤応答にどのような影響を与えるかを例示するため、先行上載圧  $\sigma_{v0} = 98$  (kPa) の飽和正規圧密粘土地盤に、荷重 ( $q = 58.8$  kPa) と掘削除荷 ( $\gamma_t = 19.6$  kN/m<sup>3</sup>) を行う問題<sup>3)</sup>を考える (図 1)。

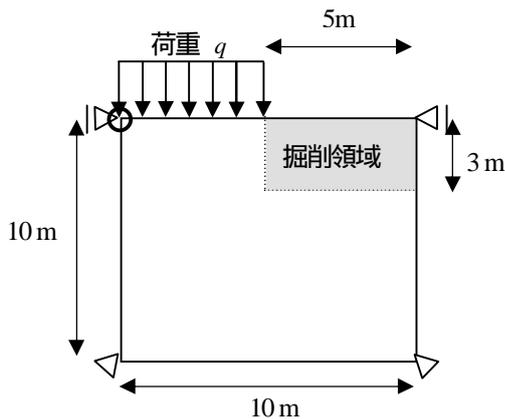


図 1 仮想地盤への荷重と掘削<sup>4)</sup>

この問題について、荷重と掘削による最終形状は同じとするが、荷重と掘削の順序および荷重の速度を、表 2 のように種々与えた。計算には、弾粘塑性土 / 水連成有限要素解析コード (DACsAR<sup>4)</sup>) を用い、その材料定数は表 1 中に示す通りである。また地表面および掘削面からのみ排水を許している。

図 1 中の地表面端点位置 (図中の印) の沈下を比較したのが、図 2 である。最終形状が同じであっても、荷重速度の違いによるのはもちろん、施

工順序の違いによって最終沈下量が大きく異なることがわかる。

表 1 解析のパラメータ<sup>4)</sup>

$$\Lambda = 0.57, D = 0.53, M = 1.0, \nu = 0.33, \alpha = 0.0005, \\ t_p = 5 \times 10^3 (\text{min}), K_0 = 0.5, OCR = 1, k = 10^{-5} (\text{cm/sec})$$

表 2 施工順序<sup>4)</sup>

ケース	施工順序
Case 1	荷重 (10 days) → 掘削 (9 days) → 放置 $\dot{q} = 5.88$ (kPa/day) 0.33 (m/day)
Case 2	荷重 (1000 days) → 掘削 (9 days) → 放置 $\dot{q} = 0.0588$ (kPa/day) 0.33 (m/day)
Case 3	掘削 (9 days) → 荷重 (10 days) → 放置 0.33 (m/day) $\dot{q} = 5.88$ (kPa/day)
Case 4	掘削 (9 days) → 荷重 (1000 days) → 放置 0.33 (m/day) $\dot{q} = 0.0588$ (kPa/day)

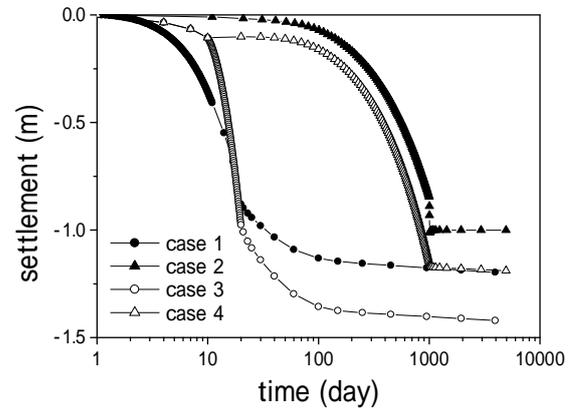


図 2 荷重履歴により異なる変形<sup>4)</sup>

このように最終形状は同じでも最終変形量は種々異なるため、地盤のパラメータを同定しようとするれば、荷重履歴を制御変数として、その経路をたどりながら観測値を処理することにより、それが初めて可能となる。いわゆる最小二乗法は観測値と未知数の関係 (観測式) から未知数を求め、観測値を逐次に得ることで問題は解決するように思われるが、この問題では状態変数の時間遷移は施工過程 (荷重履歴) によるため、有限要素剛性方程式に基づかなければならない。その一方、求めるべき弾塑性パラメータが未知数となり剛性行列をその都度変化させるため、ここでの問題に対して非線形最小二乗法を逐次に用いることは困難となる。そこで、逐次型データ同化である KF に拠るのが優位である。

上記を背景として、KF による弾塑性構成式のパラメータ同定が Bittanti ら<sup>6)</sup>、青木ら<sup>7)</sup>、Corigliano ら<sup>8)</sup>、Maier ら<sup>9)</sup>により行われた。これらの研究では、実験変位を観測して Gurson-Tvergaard など弾塑性モデルやクラックモデルのパラメータを同定している。

しかし、KF は線形フィルタなので、上述の方法では弾塑性モデルに対して区分線形近似を用いたり、必ずしも負荷履歴をたどらず近似的に解くなど、その適用に限界があった。そこで以下では、上述の困難を克服する目的で、データ同化手段の適用をはかる。

### 3. EnKF・PF によるデータ同化

本論文では、状態変数  $x_t$  に変位・間隙水圧、ならびに未知数となる弾塑性パラメータを並べたベクトルを充てる。また、 $y_t$  は観測される変位あるいは間隙水圧のベクトルから成る。これらについて、次の状態式・観測式から構成されるシステム方程式が成立している。

$$\text{状態式} \quad x_{t+1} = F_t(x_t, v_t) \quad (1)$$

$$\text{観測式} \quad y_t = H_t x_t + w_t \quad (2)$$

ここに、 $v_t, w_t$  はそれぞれシステムノイズ、観測ノイズを指す。

一般に数値シミュレーションモデルが状態式に該当し、地盤解析では水～土連成弾塑性有限要素剛性方程式が充てられる。一方、観測式はどこで何を観測するかを記述するため、観測行列が 0 または 1 から成る。

さらに、時刻  $t$  までの観測に基づいた、時刻  $t$  の状態変数実現値を  $x_{t/t}$  と記し、サンプルと呼ぶ。EnKF・PF は、両者とも状態の確率密度分布を多数のサンプル（状態変数）で近似する。それぞれのサンプル  $x_{t/t}$  を粒子と呼び、確率密度分布を表現する多数の粒子の集合  $\{x_{t/t}^{(i)}\}_{i=1}^N$  をアンサンプルと呼ぶ（ $N$  はサンプル個数）。これを用いて、フィルタ分布  $p(x_t | y_{1:t})$  は以下のように近似する。

$$p(x_t | y_{1:t}) \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(x_t - x_{t/t}^{(i)}) \quad (3)$$

ここに、 $\delta(\bullet)$  はデルタ関数である。

各ステップのアンサンプル  $\{x_{t/t-1}^{(i)}\}_{i=1}^N$ 、 $\{x_{t/t}^{(i)}\}_{i=1}^N$  は以下のようなものである<sup>6)</sup>。

#### EnKF

1.  $i = 1, \dots, N$  について初期値  $x_{0/0}^{(i)}$  を生成する。
2.  $t = 1, \dots, T$  について、(a)～(c)のステップを実行する。
  - (a) 各  $i$  ( $i = 1, \dots, N$ ) について、 $\sim$  を実行する。
    - ・乱数  $v_t^{(i)}$  を発生する。
    - ・  $x_{t/t-1}^{(i)} = F_t(x_{t-1/t-1}^{(i)}, v_t^{(i)})$  を計算する。
  - (b) 各  $i$  ( $i = 1, \dots, N$ ) について、 $\sim$  を実行する。
    - ・観測ノイズ  $w_t^{(i)}$  を発生する。
    - ・共分散行列  $\hat{V}_{0,t-1}$ 、 $\hat{R}_t$ 、カルマンゲイン  $\hat{K}_t$  を計算する。
    - ・  $x_{t/t}^{(i)} = x_{t/t-1}^{(i)} + \hat{K}_t (y_t - H_t x_{t/t-1}^{(i)} + w_t^{(i)})$  を計算する。

る。

3.  $t=T$  ならば停止。それ以外は、 $t \leftarrow t+1$  として 2. に戻る。

ここで、2.(a) の手順は、状態式による粒子の時間更新を表し、PF でも同様である。

EnKF の要諦は、サンプルで共分散を構成し、これを用いて KF の観測更新を行うことにある。このため、非線形状態式について線形化して得られる状態遷移行列を必要とせず、上記にあるように状態式が非線形のまま計算が可能となる。また、粒子数を増やせば、KF の計算と一致することも知られている。

従来の KF に比べて、非線形の状態式を扱うことができるほか、状態遷移行列の導出等の行列計算を経ないので状態変数の次元が比較的大きい場合でも、データ同化の数値計算が容易となる利点をもつ。

#### PF

1.  $i = 1, \dots, N$  について初期値  $x_{0/0}^{(i)}$  を生成する。
  2.  $t = 1, \dots, T$  について、(a)～(c)のステップを実行する。
    - (a) 各  $i$  ( $i = 1, \dots, N$ ) について、 $\sim$  を実行する。
      - ・乱数  $v_t^{(i)}$  を発生する。
      - ・  $x_{t/t-1}^{(i)} = F_t(x_{t-1/t-1}^{(i)}, v_t^{(i)})$  を計算する。
      - ・各粒子がどのくらい観測に当てはまっているかを評価するために、 $l_t^{(i)} = p(y_t | x_{t/t-1}^{(i)})$  を計算する。
    - (b)  $L_t = \sum_{i=1}^N l_t^{(i)}$  を求める。
    - (c) アンサンプル  $\{x_{t/t-1}^{(1)}, \dots, x_{t/t-1}^{(N)}\}$  から各粒子  $x_{t/t-1}^{(i)}$  が  $\beta_t^{(i)} = l_t^{(i)} / L_t$  の割合で抽出されるように復元抽出し、 $\{x_{t/t}^{(1)}, \dots, x_{t/t}^{(N)}\}$  を生成する。
- ここでいう  $l_t$  は  $x_t$  の観測値  $y_t$  に対する尤度である。観測ノイズ  $w_t$  が共分散  $R_t$  の正規分布に従うとすれば、粒子  $x_{t/t-1}^{(i)}$  の尤度は

$$p(y_t | x_{t/t-1}^{(i)}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^m |R_t|}} \exp \left[ -\frac{(y_t - H_t x_{t/t-1}^{(i)})^T R_t^{-1} (y_t - H_t x_{t/t-1}^{(i)})}{2} \right] \quad (4)$$

で表される。

EnKF と PF との本質的な相違は、復元抽出にある。すなわち、サンプルの観測値へのあてはまりを調べ、EnKF ではそれぞれのサンプルを観測に合うと思しき方向へ寄せる（リサンプリング）ことで観測情報を取り込んだ確率密度分布を構成する。一方、PF ではあてはまりの良くないサンプルを棄却し、逆に良いサンプルを複製することで観測情報を取り込んだ確率密度分布を構成する。なお、ここで用いるサンプルは、EnKF と PF とで独立なものである。

表 3 SIS の計算手順<sup>13)</sup>

$x_t$ : タイムステップ $t$ における, 弾塑性パラメータも含む全シミュレーション変数 $y_t$ : タイムステップ $t$ における観測値 (沈下計測結果) ( ) $i = 1, \dots, N$ について $k$ 次元の乱数 $x_0^{(i)} \sim p_0(x)$ を生成する . ( ) 各 $i = (1, \dots, N)$ について $x_t^{(i)}$ をシミュレーションにより計算する ( ) $t = 1, \dots, T$ について (a) (b) (c) のステップを実行する . (a) $i = 1, \dots, N$ について式(1)で $w_t^{(i)}$ を計算する . $w_t^{(i)} = (2\pi)^{-1/2} \cdot  R ^{-1/2} \cdot \exp\left[-\frac{1}{2} \cdot (y_t - H_t(x_t^{(i)}))^T R^{-1} (y_t - H_t(x_t^{(i)}))\right]$ (5) (b) $W_t = \sum_{i=1}^N w_t^{(i)}$ を求める . (c) $w_t^{(i)}$ を 0~1 の範囲にするために $\tilde{w}_t^{(i)} = w_t^{(i)} / W_t$ の計算をする . ( ) $w^{(i)} = w_1^{(i)} \cdot w_2^{(i)} \cdot \dots \cdot w_T^{(i)}$ を計算する . ( ) $W = \sum_{i=1}^N w^{(i)}$ を求め, $\tilde{w}^{(i)} = w^{(i)} / W$ を計算する . ( ) $x_T$ は $x_T = x_T^{(1)} \cdot \tilde{w}^{(1)} + x_T^{(2)} \cdot \tilde{w}^{(2)} + \dots + x_T^{(N)} \cdot \tilde{w}^{(N)}$ で求める . $i$ : サンプルナンバー, $t$ : 時間ステップ, $p_0(x)$ : $x$ の時刻 $t = 0$ における分布, $w$ : 重み, $R$ : 分散共分散行列
--

これらのフィルタを水-土連成 FEM と連立させて, 既知の荷履歴に沿って得られる変形観測値をアンサンプル計算に組み込めば, 構成則が弾塑性の場合にも適用可能となる. ここでいう粒子 (サンプル) とは, 「未知数 (例えば, 弾塑性パラメータ) について乱数を用いて発生させた値を用いた弾塑性シミュレーション」のそれぞれを指し, 弾塑性モデルや FEM プログラムに制約がないという大きな利点がある. なお, ここで未知数となるパラメータは, あらかじめ与えるサンプルの範囲でしか得られない. そこで求めるべきパラメータが取り得る範囲を十分勘案したうえで, サンプルの範囲を決定する必要がある.

ただし, 前述のように EnKF ではリサンプリングでサンプルを観測ごとに「寄せる」ため, サンプルに含まれる全変数 (変位や間隙水圧) も観測ごとに調整される<sup>9)</sup>. このことにより, 結果的に必ずしもつりあいを満足しているとは限らない応力状態で有限要素剛性方程式における剛性行列が変化し, 次の時刻の解を適切に与えない恐れがある. 一方, PF ではこのような制約がないので, 弾塑性パラメータの同定をデータ同化の主目的とする場合は, EnKF でなく PF を用いることになる. また, PF では分散共分散行列の更新計算が不要であるため, 観測値取得後の計算量が EnKF と比べて大幅に減少するという点でも優位である.

そこで本文では, PF のうちでも特に計算の容易な Sequential Importance Sampling (SIS)<sup>11), 12)</sup> を用いた地盤解析のデータ同化をはかる. その手順を表 3 に示す. 同定すべき弾塑性パラメータについて取りうる範囲で一樣乱数によりサンプルを発生させ, それに基づく弾塑性解析のシナリオ (シミュレーション値) と観測値からパラメータの重みを計算する. サンプル数は数百個で充分近似できることもあるが, 数十万個で足りない場合もある. 基本的には, サンプルが多ければ多いほど, 観測点・観測数が多いほどデータ同化の精度は向上する. ここでは, 既知の荷履歴に沿った沈下や間隙水圧の観測値を得るごとに表 3 の手順により未知数の重みを計算し, その取りうる分布を評価しながら観測を進める. 時間・観測更新の過程で得られた分布の変化から, 同定すべき未知パラメータの確か

らしさを判断できるとともに, パラメータ値はその都度重み付き平均により求められる.

検討にあたっては, あらかじめ設定したパラメータのもとで実施した弾塑性数値シミュレーションから求めた変位を観測値とし, 複数の弾塑性パラメータを同定した.

#### 4. 盛土基礎地盤挙動のデータ同化

例題として, 飽和基礎地盤に盛土荷がなされる場合を考える. 想定する問題設定を図 3 に, 盛土の荷過程を図 4 に示す. 図 3 は均質な粘土地盤上に, 図 4 の荷過程に従った盛土が築造される場合を表す. 基礎地盤の順解析は SYS カムクレイモデル<sup>14)</sup> による弾塑性解析とし, 盛土部分は弾性材料とする. なお, 本論文の方法は状態式を構成する数値シミュレーション法に依存しないという利点を有しており, ここで 2 章の例題とは異なるプログラムを使用している. 基礎地盤と盛土の材料定数を表 4 に示すが, データ同化するパラメータは除いている.

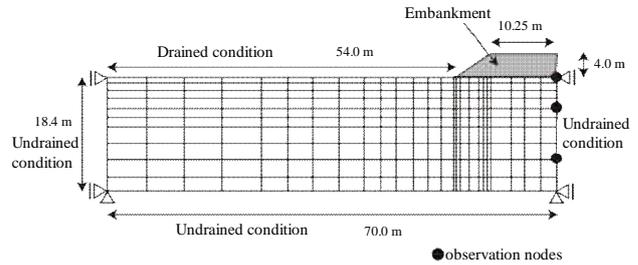


図 3 有限要素メッシュ及び境界条件

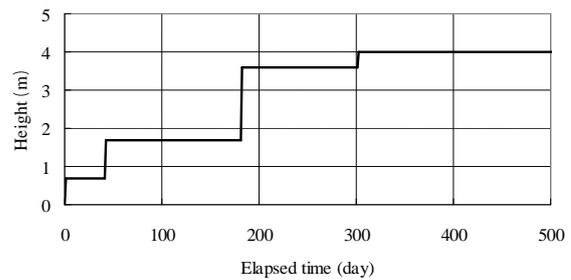


図 4 荷過程

同定するパラメータについて, 2 つ (深さに関わらず一様な初期応力と圧縮指数), および 3 つ (圧縮指数, 一様な初期応力,  $K_0$  値) をとる 2 ケースを考える. 観測点はいずれも図 3 のに示す 3 点の鉛直変位とし, 観測値はこれらパラメータを除く既知のものについて設定した材料定数 (表 4) の下で発生させたサンプルによる弾塑性解析の変位とする. 与えたパラメータは, 特定の事象に関わるものではなく, 一般的な値を設定した. 各観測は相互に独立であると仮定し, 分散共分散行列  $R$  は対角項  $\sigma^2$  のみで表す. 同定するパラメータの真値とサンプルの範囲を両ケースにつき表 5 に示す. 表 5 では, 求めるべきパラメータについて, とりうる範囲を想定しており, 真値はその平均から異なるものとして与えている. またサン

表—4 材料定数

Soil Type	弾性係数 (kPa)	ポアソン比	単位体積重量 (kN/m <sup>3</sup> )
Foundation	3900	0.33	19.6
Embankment	5100	0.3	20.5

Soil Type	透水係数 (cm/s)	初期間隙比	膨潤指数
Foundation	$5.0 \times 10^{-7}$	0.7	0.03
Embankment	-	-	-

Soil Type	限界状態指数	過圧密比	構造の程度
Foundation	1.2	2	2
Embankment	-	-	-

Soil Type	下荷荷面係数	上荷荷面係数	静止土圧係数
Foundation	10	1	0.493
Embankment	-	-	-

表 5 真値とサンプルの範囲

(a) 2パラメータ

	Correct	Value range of sample
Initial stress (kN/m <sup>2</sup> )	140	20.00 ~ 180.00
Compression index	0.38	0.08 ~ 0.50

(b) 3パラメータ

	Correct	Value range of sample
Initial stress (kN/m <sup>2</sup> )	140	20.00 ~ 180.00
Compression index	0.38	0.08 ~ 0.50
$K_0$	0.6	0.4 ~ 1.0

ル数 ( $S_n$ ) は 800 個とする。800 ケースの有限要素計算には数日を要したが、一度観測値に対応する計算値の時刻歴を準備しておけば、観測が得られるたびに行う SIS の計算は電卓でも可能である。サンプル数は有意であるが、十分と思われるだけ用意すれば、計算負荷の面でも実用的な手段であると考えられる。一方、観測値に誤差が混入した場合の検討を行うために、 $\sigma_0=1.0 \times 10^{-2}$  (m<sup>2</sup>) の正規乱数を観測値に付加した。

以上の条件のもとで、未知パラメータが 2 および 3 の場合について、データ同化を行った。ここでは、水~土連成有限要素剛性方程式を状態式にあてはめ、表 3 の計算手順(ii)を遂行して、全節点の変位・間隙水圧から成る状態変数を計算する。一方、観測式は図 3 の 3 点で観測していることを表すために、例えば観測行列  $H$  の第 1 行は、観測節点の鉛直方向変位の自由度についてのみ 1、他はすべて 0 の成分となる。第 2 行、第 3 行も同様である。まず図 5 に前者の結果のうち圧縮指数について、観測誤差がない場合と含まれる場合の同定経過を示す。また、観測開始から 200 日経過時点での尤度分布を図 6 に示す。

図 5 から種々設定した分散値による影響を見ると、観測誤差がない場合(a)では、分散値の小さい方が早く収束するが、小さい分散値では収束する前に事前に設定した値とは若干異なる値となる。これは分散が小さい場合、一つの観測値に大きく影響することによる。また、観測誤差があ

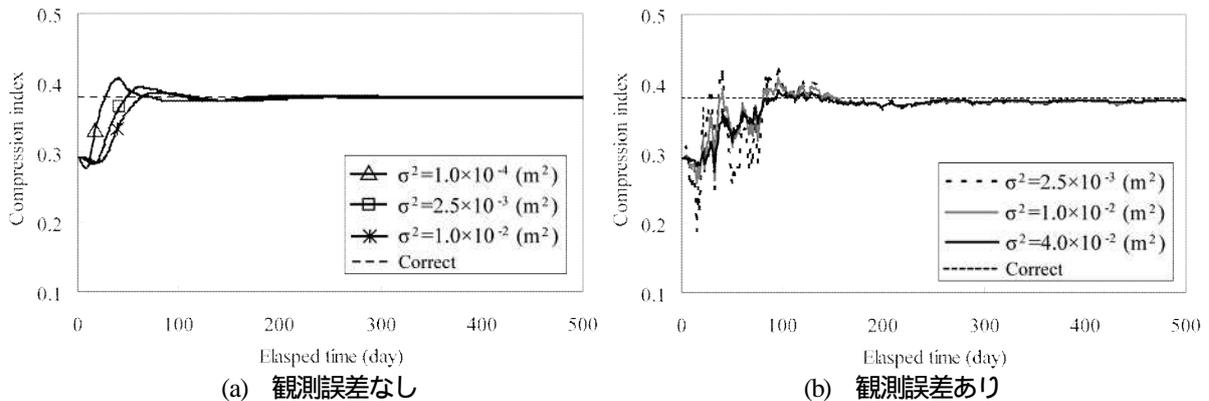


図 5 圧縮指数の同定結果 (2パラメータ)

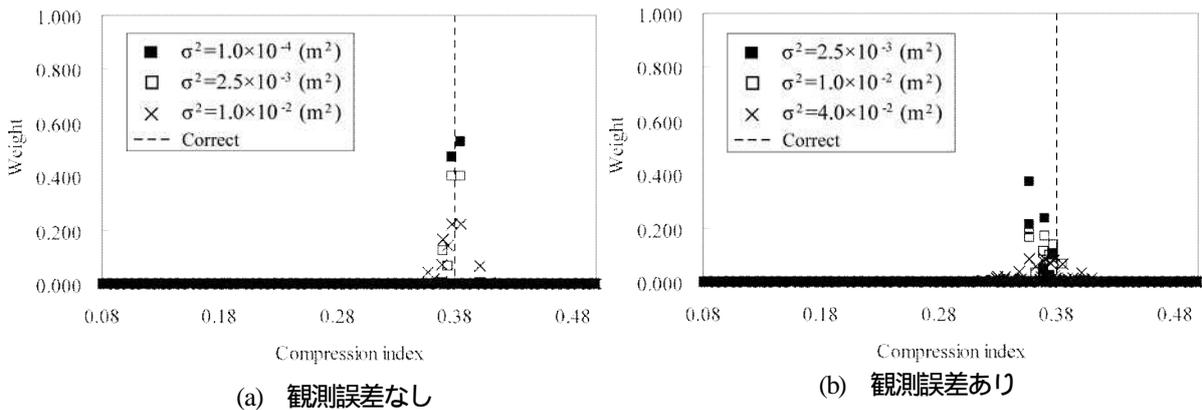
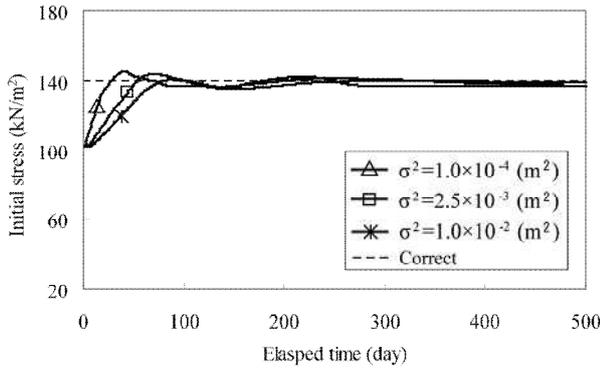
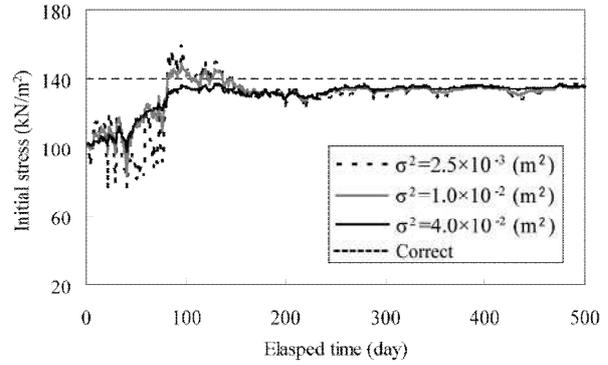


図 6 圧縮指数の尤度分布 (2パラメータ)

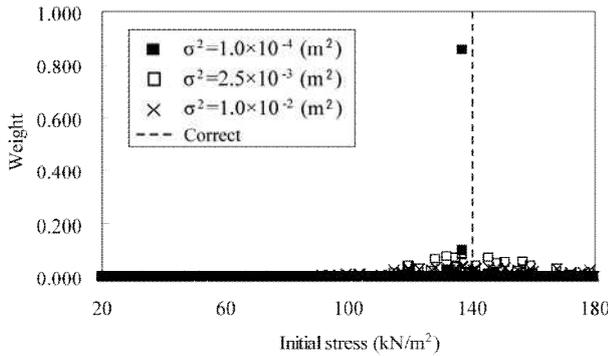


(a) 観測誤差なし

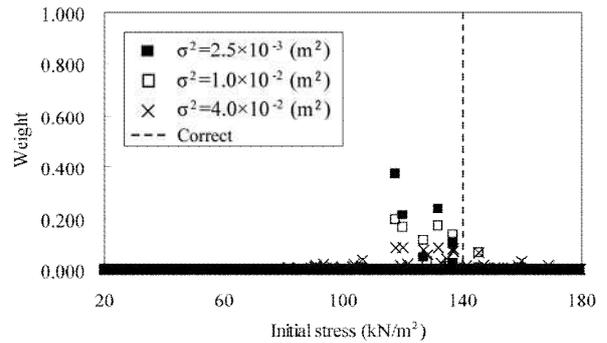


(b) 観測誤差あり

図 7 初期応力の同定結果 (2パラメータ)



(a) 観測誤差なし



(b) 観測誤差あり

図 8 200 日の初期応力の尤度分布 (2パラメータ)

る場合では、収束を安定させるために分散値は大きい方が適切であると考えられる。次に、図 6 より 200 日後の尤度分布をみると、当初設定した値付近に分布していることから、この場合では載荷途中の 200 日経過した時点の観測で十分な同定ができたものと判断される。図 7, 8 に示す初期応力の同定結果や尤度分布にも同様の傾向を見てとれる。

同様の手順で  $K_0$  を未知数に加えた 3 パラメータに関するデータ同化について、圧縮指数、一様な初期応力、 $K_0$  値に関する解析結果を図 9~11 にそれぞれ示す。同定するパラメータを増やすことでデータ同化におけるパラメータの収束経過はやや不安定になる。さらに小さな分散値を選ぶと、やはり収束が難しくなる傾向が見られ、分散値の設定には検討の余地がある。またこの場合、200 日の観測において、圧縮指数では当初設定した値へ収束に向かうのに対し、 $K_0$  ではばらつきが大きく、パラメータが収束しているとは言えない場合もある。

## 5. まとめ

データ同化手法のうち、PF と水~土連成弾塑性 FEM を連立させて、既知の載荷履歴のもとで観測した地盤変形を解析することで、地盤の弾塑性パラメータ同定を可能とした。まず、この問題に対する従来法の困難を指摘したのち、

データ同化の手段である EnKF と PF の得失を示し、PF が有効であることを明らかにした。

そこで、盛土載荷下の飽和基礎地盤挙動を対象として、あらかじめ想定した初期条件や弾塑性パラメータのもとで水~土連成 FEM により計算した仮想的な観測値を用い、2 ないし 3 つのパラメータを未知として、PF によるデータ同化を実施した。その結果、次の帰結を得た。

- 1) 観測値に誤差がある/ない場合のいずれにおいて PF は機能し、複数の弾塑性パラメータを同定することができた。未知数が増えた場合、誤差分散の設定に注意を要する。
- 2) 未知数に関する同定経過と尤度分布を観察することで、同定された値の尤もらしさを判断できる。また、得られたパラメータ値と尤度分布をもとに、地盤や土構造物の最終変形に関する分布を得ることができる。
- 3) PF と数値シミュレーション (本文では、水~土連成弾塑性 FEM) とは相互参照はあるものの、計算はそれぞれに独立しているので、構成式や FEM プログラムに制約を受けない。
- 4) 施工過程で不確定なパラメータなどに関する重み分布が得られ、その時点で出来高に関わる最終変形量のとらえる範囲も推定できるので、土構造物の性能設計に関する有用な手段となりうる。

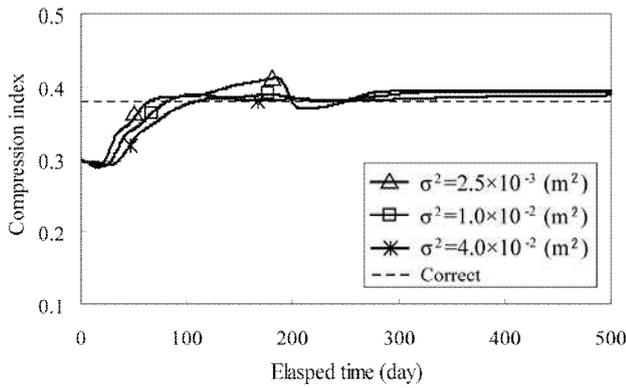


図 9 圧縮指数の同定結果 (3 パラメータ)

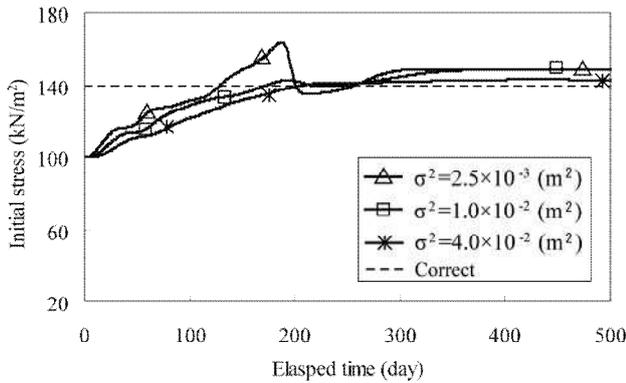


図 10 初期応力の同定結果 (3 パラメータ)

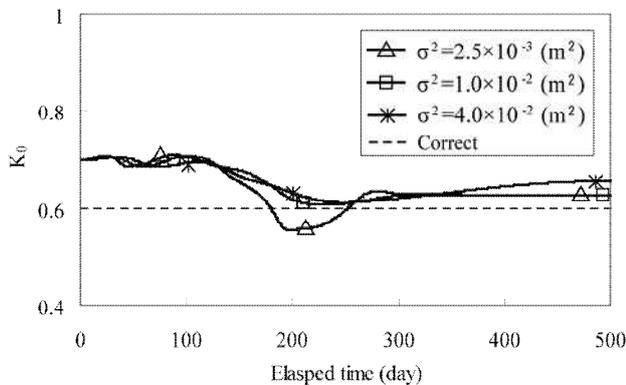


図 11  $K_0$  値の同定結果 (3 パラメータ)

### 参考文献

- 1) 中村和幸・上野玄太・樋口知之：データ同化：その概念と計算アルゴリズム，統計数理，Vol.53，No.2，pp.211-229，2005.
- 2) 土木学会編：土木工学における逆問題入門，土木学会（丸善），2000.

- 3) Murakami, A.: The role of Kalman filtering in an inverse analysis of elastoplastic material, *Proc. Japan Academy*, Vol.78, Ser.B, No.8, pp.250-255, 2002.
- 4) 飯塚 敦・村上 章・宮田喜壽・中角 功：地盤沈下の予測理論と実際 - 施工に伴う荷重や変位の履歴による地盤応答 - ，土と基礎，第 50 巻，第 8 号，pp.6-8，2002.
- 5) Iizuka, A. and Ohta, H.: A determination procedure of input parameter in elasto-plastic finite element analysis, *Soils and Foundations*, Vol.27, No.3, pp.71-87, 1987.
- 6) Bittanti, S., Maier, G. and Nappi, A.: Inverse problems in structural elastoplasticity: A Kalman filter approach, *Plasticity Today Modeling, Methods and Applications* (Sawczuk, A. and Bianchi, G., eds.), pp.311-329, 1984.
- 7) Aoki, S., Amaya, K., Sahashi, M. and Nakamura, T.: identification of Gurson's material constants by using Kalman filter, *Computational Mechanics*, Vol19, pp.501-506, 1997.
- 8) Corigliano, A., Mariani, S. and Orsatti, B.: Identification of Gurson-Tvergaard material model parameters via Kalman filtering technique. I. Theory, *International Journal of Fracture*, Vol.104, pp.349-373, 2000.
- 9) Bolzon, G., Felede, R. and Maier, G.: Parameter identification of a cohesive crack model by Kalman filter, *Comput. Methods Appl. Mech. Engrg.*, Vol.191, pp.2847-2871, 2002.
- 10) Hommels, A., Murakami, A. and Nishimura, S.: A comparison of the Ensemble Kalman filter with the unscented Kalman filter: Application to the construction of a road embankment, *GEO International*, Jan. 2009, pp.52-54, 2009.
- 11) Doucet, A., Godsill, S. and Andrieu, C.: On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering, *Statistics and Computing*, Vol.10，pp.197-208, 2000.
- 12) Liu, J.S.: *Monte Carlo Strategies in Scientific Computing*, Springer, 2001.
- 13) 中野真也：Particle filter，統計数理研究所公開講座「データ同化論：状態空間モデルとシミュレーション」テキスト，pp.135-147，2008.
- 14) Asaoka, A., Nakano, M. and Noda, T.: Superloading yield surface concept for highly structured soil behavior, *Soils and Foundations*, Vol.40, No.2, pp.99-110, 2000.

(2009年4月9日受付)