



データ同化による複合材料樹脂注入成形における3次元樹脂含浸再構成



東京理科大学 理工学部機械工学科
松崎亮介
塩田修也

繊維強化プラスチックの利用

自動車



TOKYO AUTO SALON HPより

航空宇宙



TORAY HPより

車両



北関工業株式会社 HPより

風力発電機



東日本FRP工業会 HPより

オートクレーブ成形

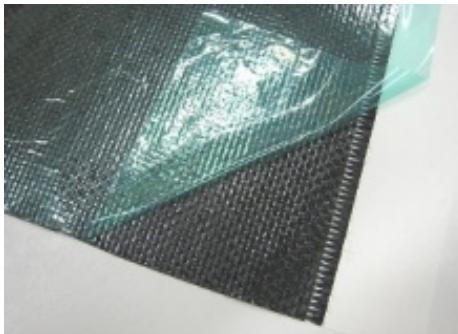
◆プリプレグを積層し、加熱・加圧して成形する

➤ 長所

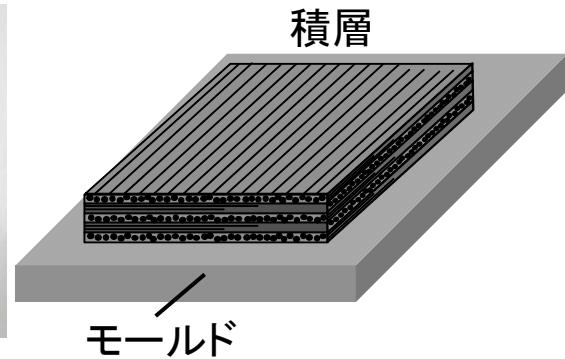
信頼性・再現性に優れる
機械的特性に優れる

➤ 短所

設備コストが高い
賦形性は良くない



プリプレグシート

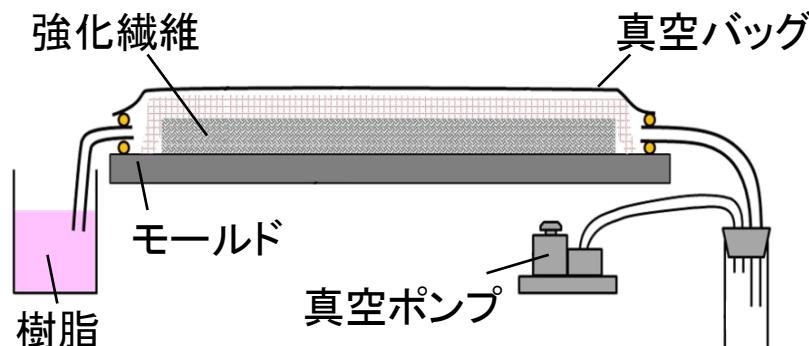


オートクレーブ(加熱・加圧)

研究背景

◆ 繊維強化プラスチック(FRP)成形法

VaRTM (Vacuum assisted Resin Transfer Molding)



VaRTM概念図



VaRTMによるGFRP成形品

- ✓ 低コスト
- ✓ 複雑形状の一体成形

- ✓ 成形不良の発生

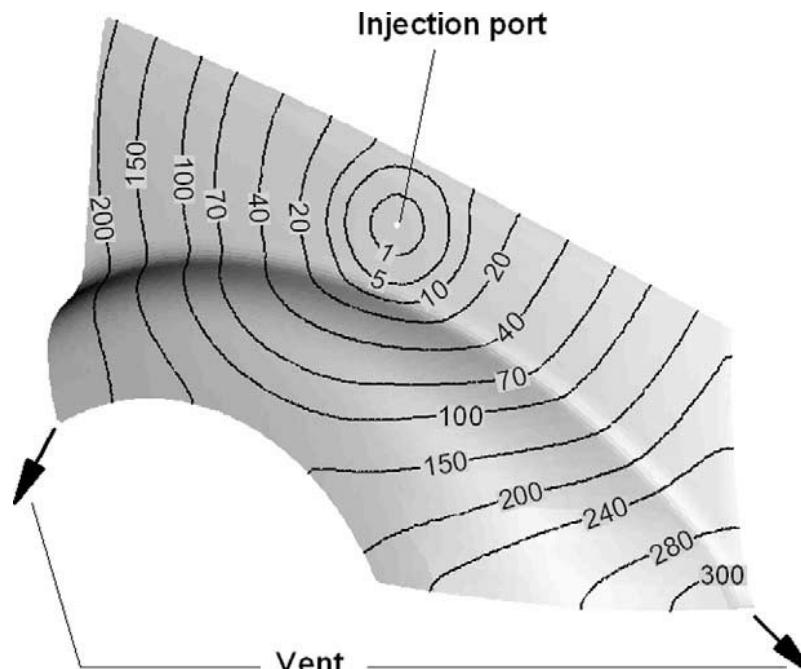
フローモニタリング

- 樹脂含浸の様子の観察
- 樹脂含浸状態をシミュレーションにより予測

研究背景

◆数値シミュレーションによる予測

- 最適化を用いた注入条件策定
- 成形条件の不確実性を考慮した樹脂含浸シミュレーション
 - ✓ 成形品全体の品質向上
 - ✓ 適応的に成形条件の変更が必要

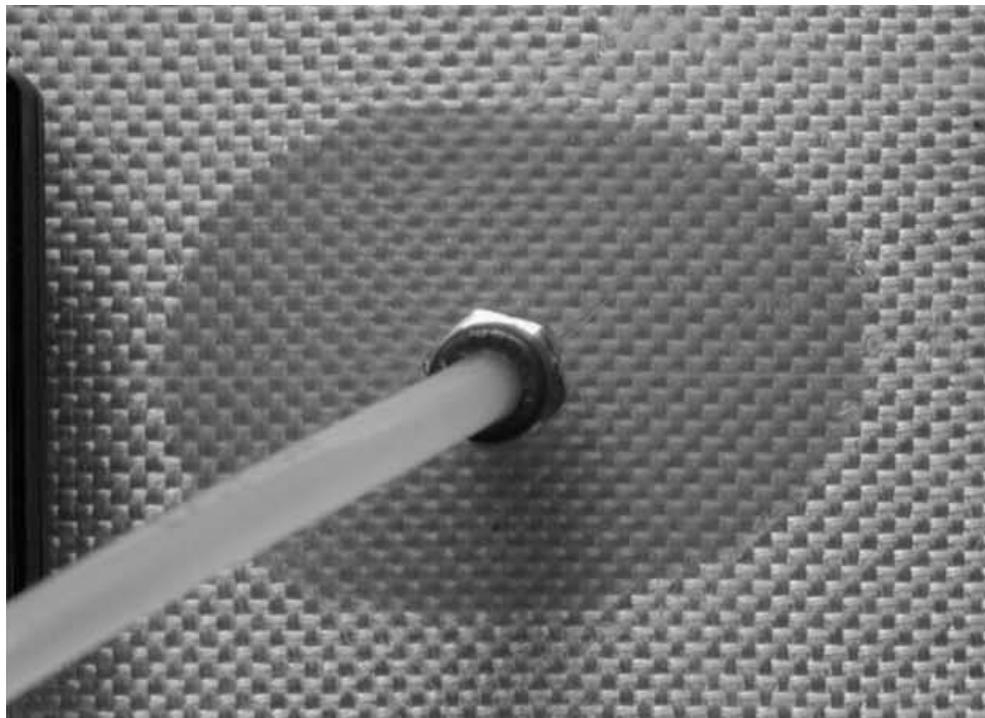


F. Trochu et al (2006).

浸透係数場の空間的不均一性

◆ VaRTMの一点注入

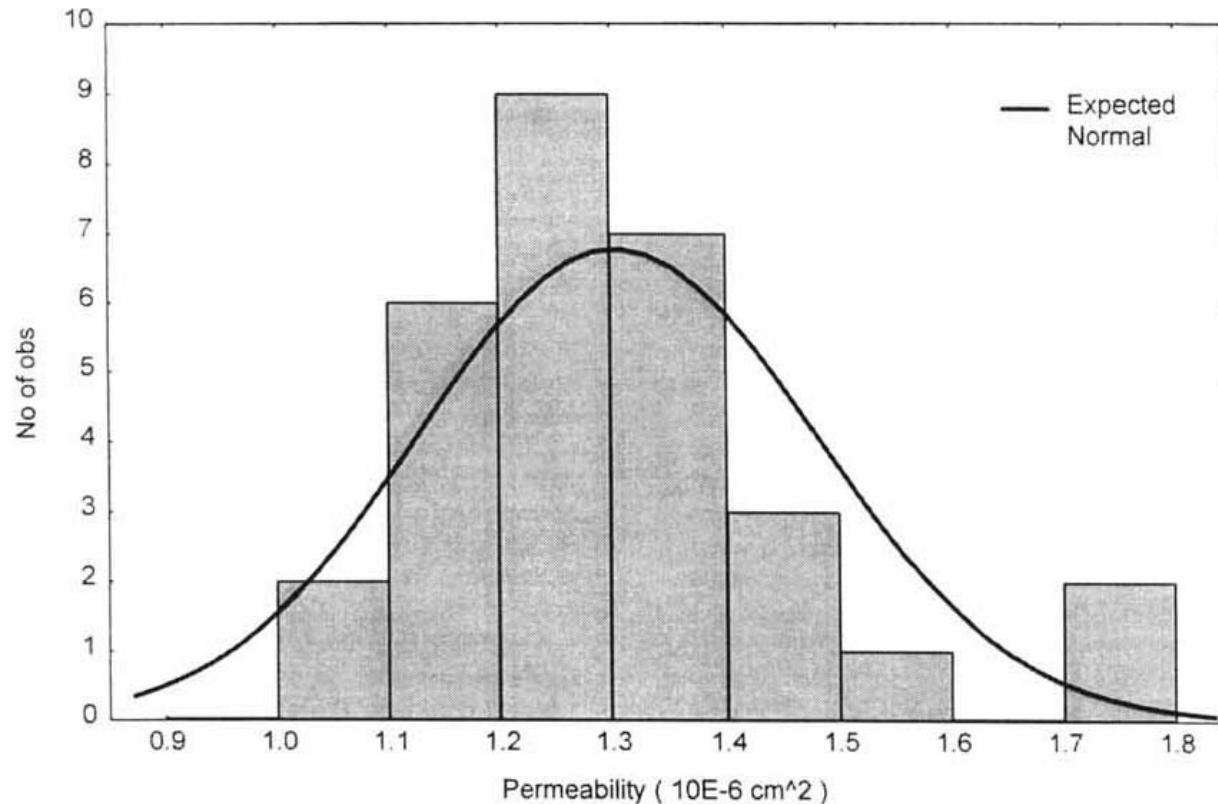
- 理論：樹脂は円（橢円）形状で含浸
- 実験：浸透係数の空間的不均一性により形状が変化



S. K. Kim et al, Composites Part A, 34, (2003).

浸透係数の変動

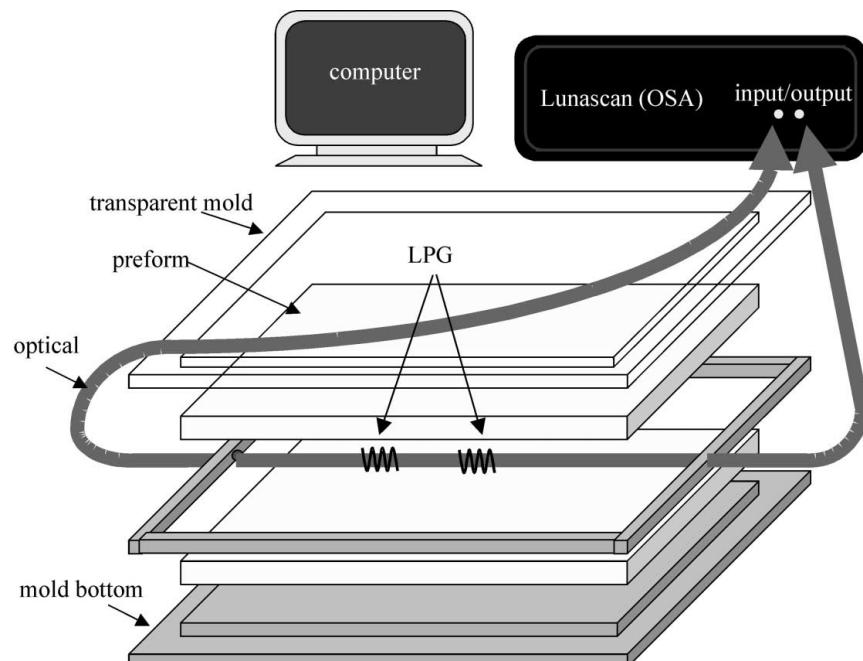
◆ 浸透係数の分布



Rong Pan et al, Polymer Composites, 21, (2000).

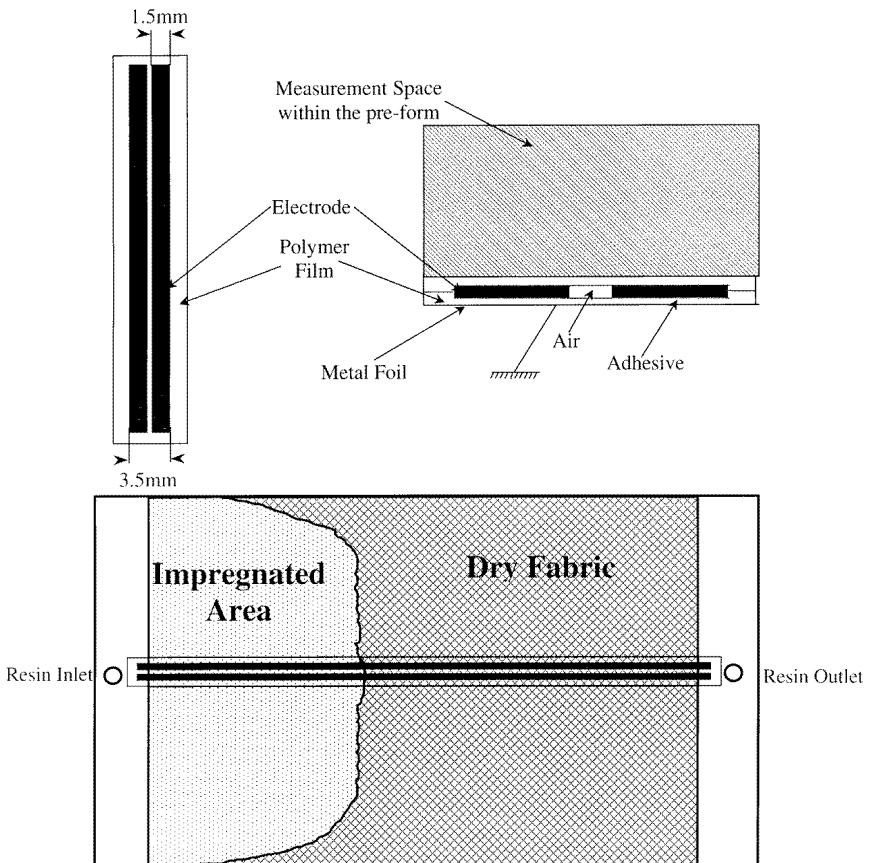
フロー モニタリング

- センサ埋め込み型
 - ✓ 光ファイバセンサ



Sylvia R. M. Kueh et al, Composites Science and Technology, 62, (2002).

- 非埋め込み型
 - ✓ 誘電率センサ



A. A. Skordos et al, Measurement Science and Technology, 11, (2000).

研究背景

◆ 既存のフローモニタリング

- センサを埋め込む
(光ファイバなど)

三次元的なモニタリングが可能

力学的特性の低下

高コスト化

- センサを埋め込まない
(誘電率センサなど)

力学的特性に影響を与えない

モールド壁面のモニタリングに限定

三次元的なフローモニタリングは困難



成形品の力学的特性に影響を与えない
三次元的なフローモニタリングが必要

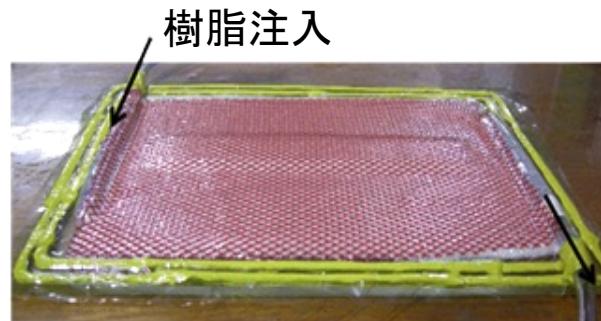
研究目的

- ◆ センサを成形品内部に埋め込む必要の無い三次元的なフローモニタリング手法の提案
- ◆ 提案手法の数値実験による検証

提案手法

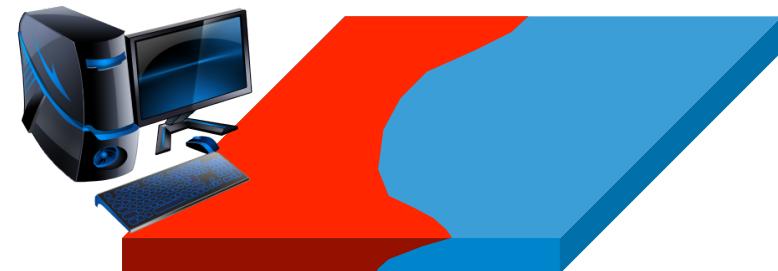
- ◆ 数値シミュレーションと表面的な(センサを埋め込まない)観測値を統合した三次元的な樹脂含浸推定

➤ 実験(測定)



表面的な観測値

➤ シミュレーション



VaRTMの数値シミュレーション

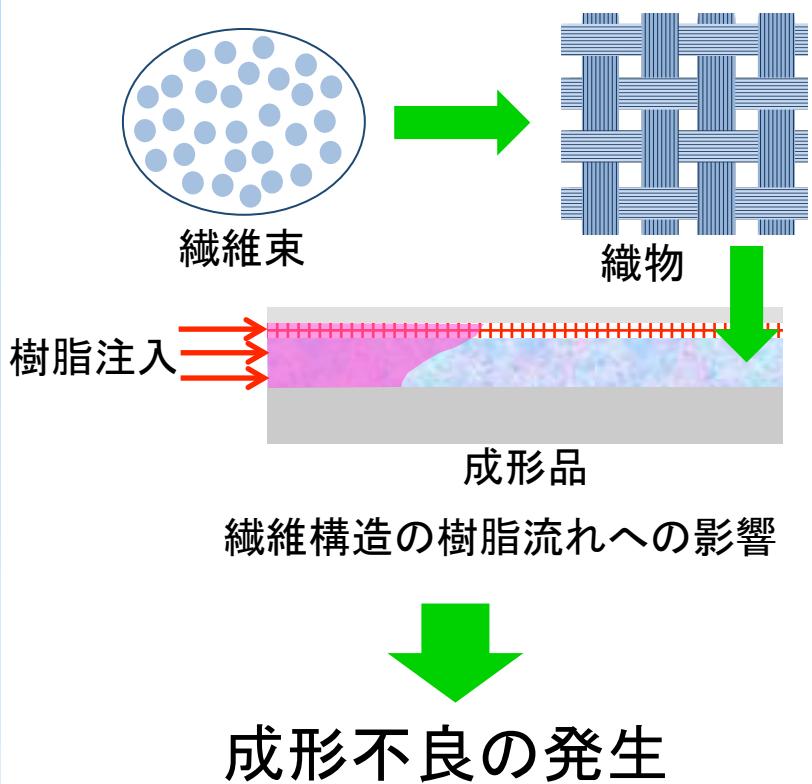
データの統合

データ同化(Ensemble Kalman Filter: EnKF)

三次元的な樹脂含浸推定

VaRTMの数値シミュレーション

◆樹脂流動経路の変化 ✓ 繊維構造の変動



シミュレーション上で模擬

◆樹脂含浸解析

- Darcy則 $\mathbf{u} = -\frac{\mathbf{K}}{\phi\mu}(\nabla P - \rho g)$
- 連続の式 $\nabla \cdot (\phi \mathbf{u}) = 0$

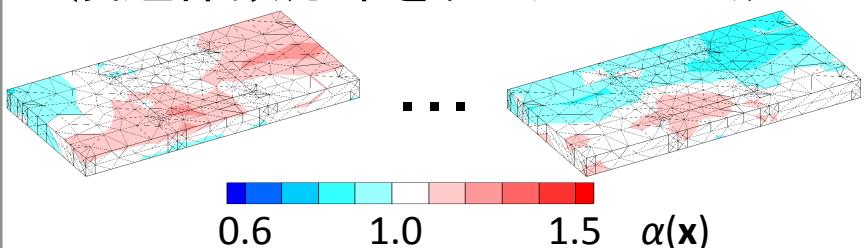
\mathbf{u} : 流速, \mathbf{K} : 浸透係数, ϕ : 空孔率
 μ : 樹脂粘度, ρ : 樹脂密度, g : 重力加速度

浸透係数 : \mathbf{K}

樹脂流れを表すパラメータ
(纖維材への樹脂の含浸のしやすさ)

↓ 空間的に不均一かつ不確実

浸透係数分布をランダムに生成



浸透係数分布の生成

◆ 浸透係数の空間的分布

$$\mathbf{K}(\mathbf{x}) = \bar{\mathbf{K}}\alpha(\mathbf{x}) \quad \bar{\mathbf{K}}: \text{浸透係数代表値}$$

$\alpha(\mathbf{x})$: パラメータ, \mathbf{x} : 位置

パラメータを固有モードで低次元近似

$$\alpha(\mathbf{x}) \approx 1 + \left[\dots \begin{array}{c} \text{...} \\ \text{...} \end{array} \right] \beta$$

固有モード

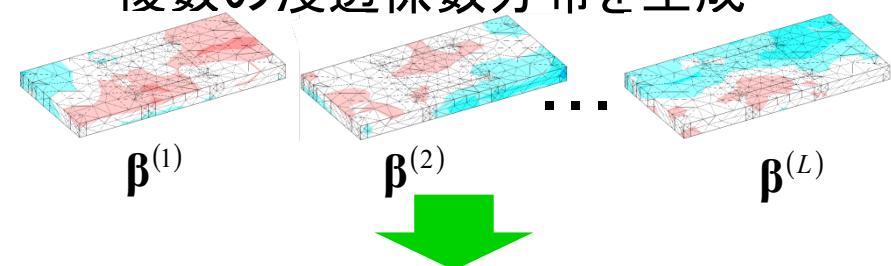
共分散関数

$$\text{cov}[\alpha(\mathbf{x}), \alpha(\mathbf{x}')] = \sigma_\alpha^2 \exp \left\{ -\frac{|x - x'|}{\eta_x} - \frac{|y - y'|}{\eta_y} - \frac{|z - z'|}{\eta_z} \right\}$$

σ_α^2 : 空間分散
 η_x, η_y, η_z : 相関長さ

◆ 樹脂含浸シミュレーション

複数の浸透係数分布を生成



シミュレーションを実行

$$\mathbf{f}_t^{(l)} = F(\mathbf{f}_{t-1}^{(l)}, \beta^{(l)})$$

\mathbf{f}_t : 樹脂含浸度, β : パラメータ
 F : モデル演算子

$$\mathbf{f}_t = \begin{pmatrix} f_1 \\ \vdots \\ f_N \end{pmatrix} \quad \begin{cases} f_i = 0 & \text{真空} \\ 0 < f_i < 1 & \text{共存} \\ f_i = 1 & \text{樹脂} \end{cases}$$

N : 節点数

VaRTMの数値シミュレーション

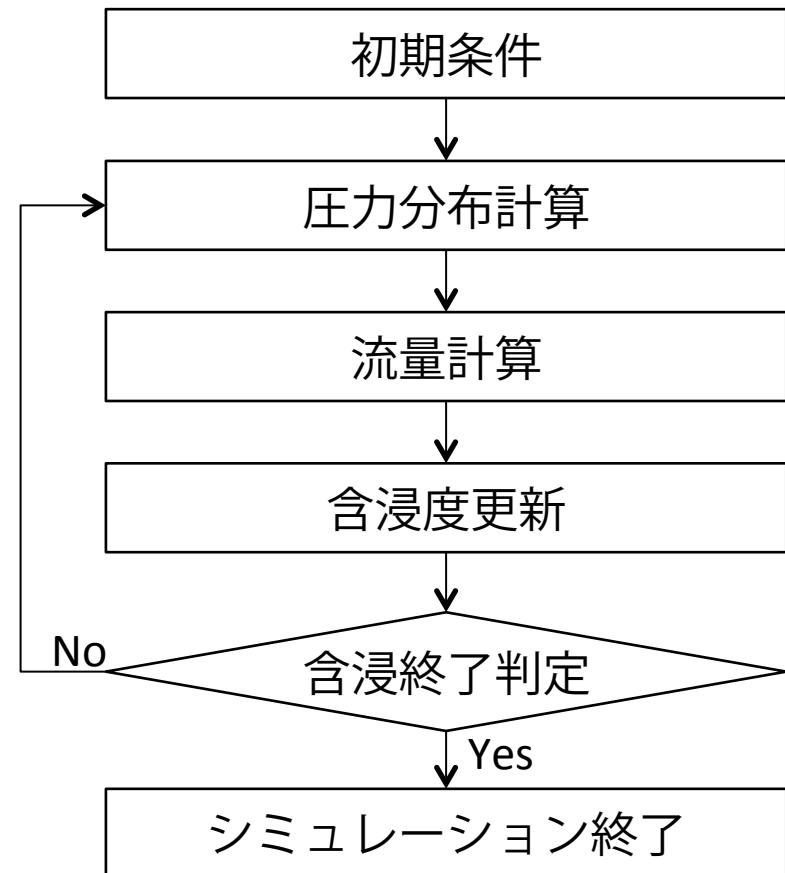
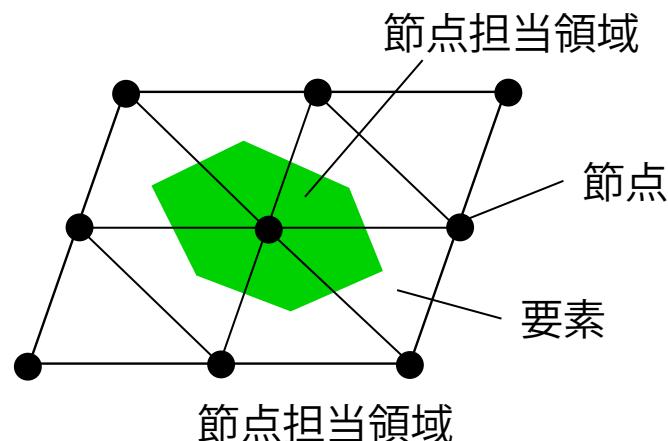
◆ 支配方程式

- Darcy則 $\mathbf{u} = -\frac{\mathbf{K}}{\phi\mu} \nabla(P + \rho gz)$
- 連続の式 $\nabla \cdot (\phi \mathbf{u}) = 0$

◆ 樹脂含浸挙動

- 含浸度

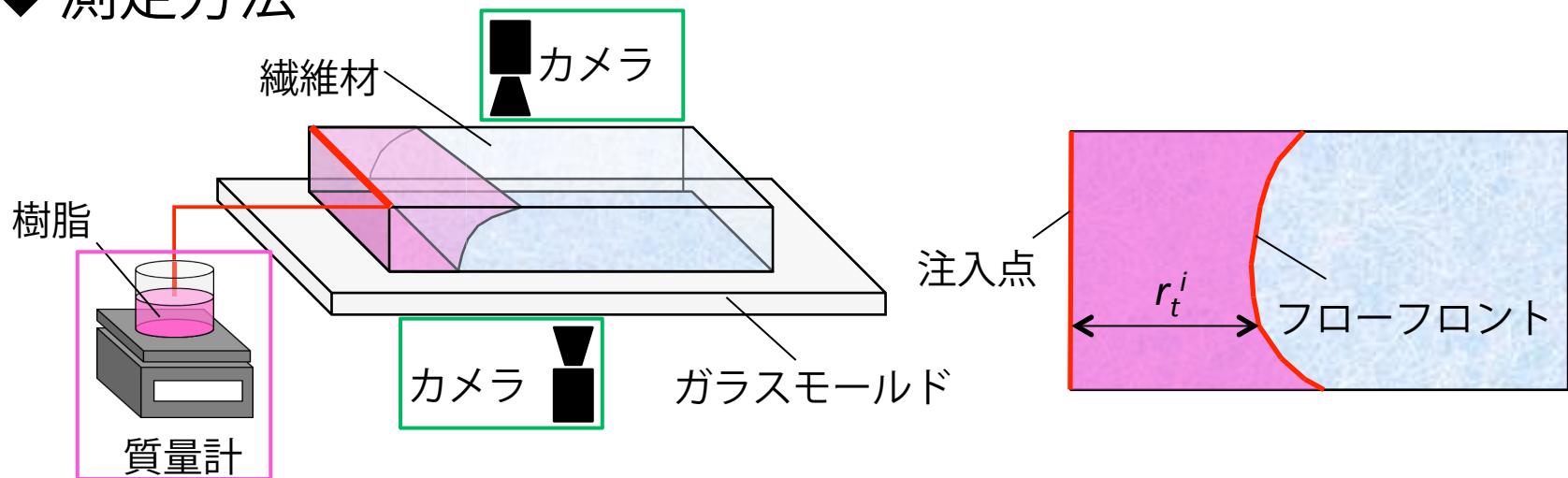
$$\mathbf{f}_t = (f_1 \quad \dots \quad f_N)^T \quad \begin{cases} f_i = 0 & \text{真空} \\ 0 < f_i < 1 & \text{樹脂} \\ f_i = 1 & \end{cases}$$



\mathbf{u} : 流速, \mathbf{K} : 浸透係数, ϕ : 空孔率
 μ : 樹脂粘度, ρ : 樹脂密度, \mathbf{g} : 重力加速度

樹脂含浸挙動測定

◆ 測定方法



◆ 観測値

$$\mathbf{y}_t = \begin{pmatrix} r_t^1 & \dots & r_t^M & \Delta m_t \end{pmatrix}^T$$

M : フローフロント測定数

フローフロント含浸距離

樹脂流入量

◆ 観測方程式

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{H}\mathbf{f}_t + \boldsymbol{\varepsilon}_t^o$$

- 含浸度－観測値間の線形関係
- 逆解析により含浸度を推定

\mathbf{H} : 観測行列

$\boldsymbol{\varepsilon}_t^o$: 観測誤差

Ex. Tikhonovの正則化法

Ensemble Kalman Filter (EnKF)

樹脂含浸シミュレーション

$$\mathbf{x}_t^{f(l)} = F_t(\mathbf{x}_{t-1}^{a(l)}, \mathbf{w}_{t-1}^{(l)})$$

$$\mathbf{x}_t = \begin{pmatrix} \mathbf{f}_t \\ \boldsymbol{\beta}_t \end{pmatrix}$$

\mathbf{f}_t : 含浸度, \mathbf{w}_t : 外力項
 $\boldsymbol{\beta}_t$: 浸透係数分布パラメータ
 F : モデル演算子

含浸挙動の測定

$$\mathbf{y}_t = \begin{pmatrix} r_t^1 & \dots & r_t^M & \Delta m_t \end{pmatrix}^T$$

r_t^i : 含浸距離
 Δm_t : 樹脂減少量
 \mathbf{H} : 観測行列

$$\mathbf{y}_t = [\mathbf{H} \quad \mathbf{0}] \begin{pmatrix} \mathbf{f}_t \\ \boldsymbol{\beta}_t \end{pmatrix} + \boldsymbol{\varepsilon}_t^o = \bar{\mathbf{H}} \mathbf{x}_t + \boldsymbol{\varepsilon}_t^o$$

データの統合

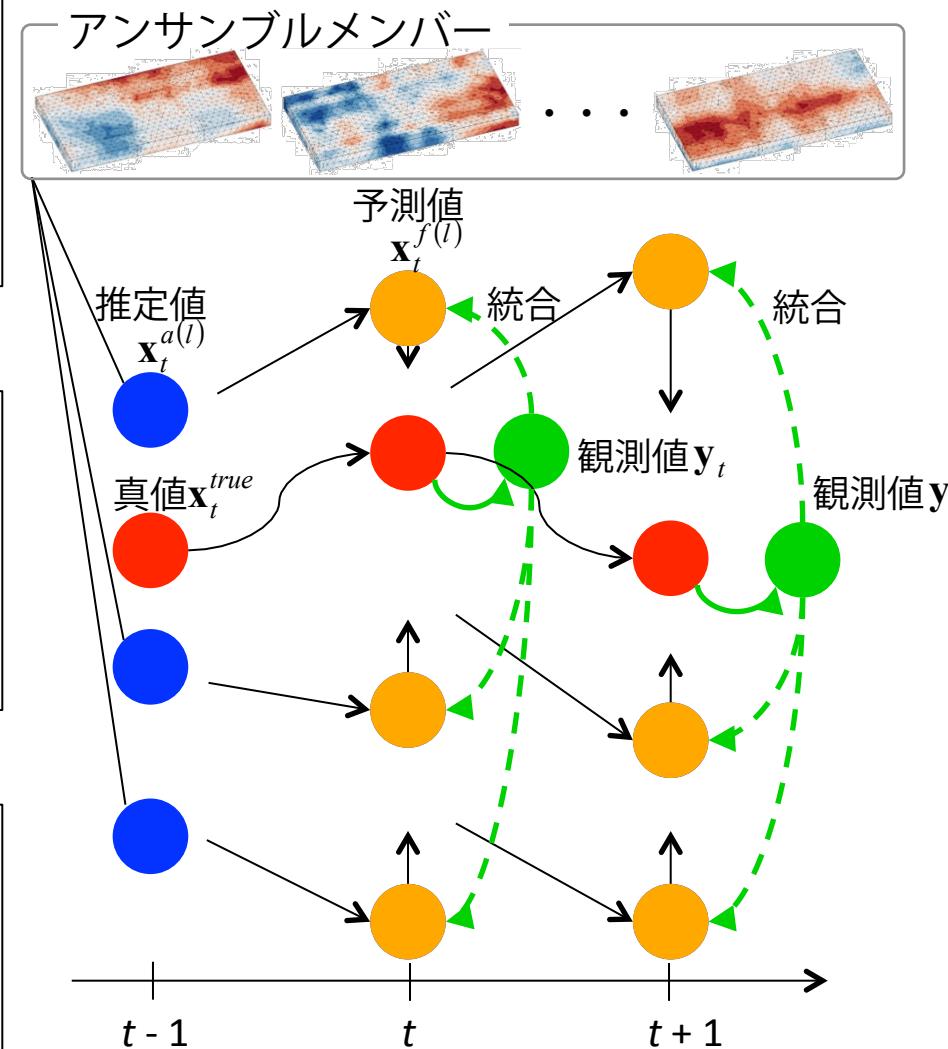
G_t : カルマンゲイン

▶ 平均部分

$$\bar{\mathbf{x}}_t^a = \bar{\mathbf{x}}_t^{f(l)} + \mathbf{G}_t (\mathbf{y}_t - \bar{\mathbf{H}}_t \bar{\mathbf{x}}_t^{f(l)})$$

▶ 摂動部分

$$\mathbf{X}'_t^a = \mathbf{X}'_t^{f(l)} + \mathbf{G}_t (\tilde{\mathbf{D}} - \bar{\mathbf{H}} \mathbf{X}'_t^{f(l)})$$



Ensemble Kalman filter

◆ Perturbed Observation (PO: 攪乱付き観測) 法

- 基本的なEnKFのアルゴリズム
- 複数のアンサンブルを用いて確率密度を近似
- 非線形問題に対応可能
- 観測誤差の実現値をアンサンブルメンバーの観測値に加算

システム方程式

$$\mathbf{x}_t = F_t(\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{w}_{t-1})$$

観測方程式

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{H}\mathbf{x}_t + \boldsymbol{\varepsilon}_t^o$$

アンサンブル初期値

$$\{\mathbf{x}_0^{a(1)}, \dots, \mathbf{x}_0^{a(L)}\}$$

\mathbf{x}_t : 状態ベクトル, F : 時間発展演算子,
 \mathbf{w}_t : 外力項, \mathbf{H}_t : 観測行列, $\boldsymbol{\varepsilon}_t^o$: 観測誤差,
 $\mathbf{x}_0^{a(l)}$: アンサンブル初期値,
 L : アンサンブルメンバー数

Ensemble Kalman Filter

1. アンサンブル初期値

$$\{\mathbf{x}_0^{est(1)}, \mathbf{x}_0^{est(2)}, \dots, \mathbf{x}_0^{est(L)}\}$$

2. 時間発展

$$\mathbf{x}_t^{f(l)} = F(\mathbf{x}_{t-1}^{est(l)}, \mathbf{u}_{t-1}, \mathbf{w}_{t-1})$$

3. 平均値, 予報誤差共分散,
カルマンゲインの算出

$$\bar{\mathbf{x}}_t^f = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{x}_t^{f(l)}$$

$$\bar{\mathbf{P}}_t^f = \frac{1}{L-1} \sum_{l=1}^L (\mathbf{x}_t^{f(l)} - \bar{\mathbf{x}}_t^f)(\mathbf{x}_t^{f(l)} - \bar{\mathbf{x}}_t^f)^T$$

$$\bar{\mathbf{G}}_t = \bar{\mathbf{P}}_t^f \mathbf{H}_t^T (\mathbf{R}_t + \mathbf{H}_t \bar{\mathbf{P}}_t^f \mathbf{H}_t^T)^{-1}$$

4. 観測値を同化（推定値）

$$\mathbf{x}_t^{est(l)} = \mathbf{x}_t^{f(l)} + \bar{\mathbf{G}}_t (\mathbf{y}_t + \mathbf{r}_t^{(l)} - \mathbf{H}_t \mathbf{x}_t^{f(l)})$$

5. アンサンブル平均を算出

$$\bar{\mathbf{x}}_t^{est} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{x}_t^{est(l)}$$

6. 2.～5.を反復

\mathbf{x}_t : 状態ベクトル, F : 時間発展演算子,
 $\mathbf{x}_t^{f(l)}$: 予測値, $\mathbf{x}_t^{est(l)}$: 推定値, \mathbf{u}_t : システムノイズ,
 \mathbf{w}_t : 外力項, $\bar{\mathbf{x}}_t^f$: 予測値のアンサンブル平均,
 L : アンサンブルメンバー数,
 $\bar{\mathbf{P}}_t^f$: 予測誤差共分散行列, $\bar{\mathbf{G}}_t$: カルマンゲイン,
 \mathbf{H}_t : 観測行列, $\bar{\mathbf{x}}_t^{est}$: 推定値のアンサンブル平均

誤差低減手法の導入

◆ EnKF (Perturbed Observation法: PO法)

基本的なEnKFのアルゴリズム

➤ 攪乱付き誤差

➤ 非同期な観測値

➤ 初期値サンプリング

} 誤差発生の要因



◆ EnKFにおける誤差低減手法の実装

➤ Ensemble square root filter

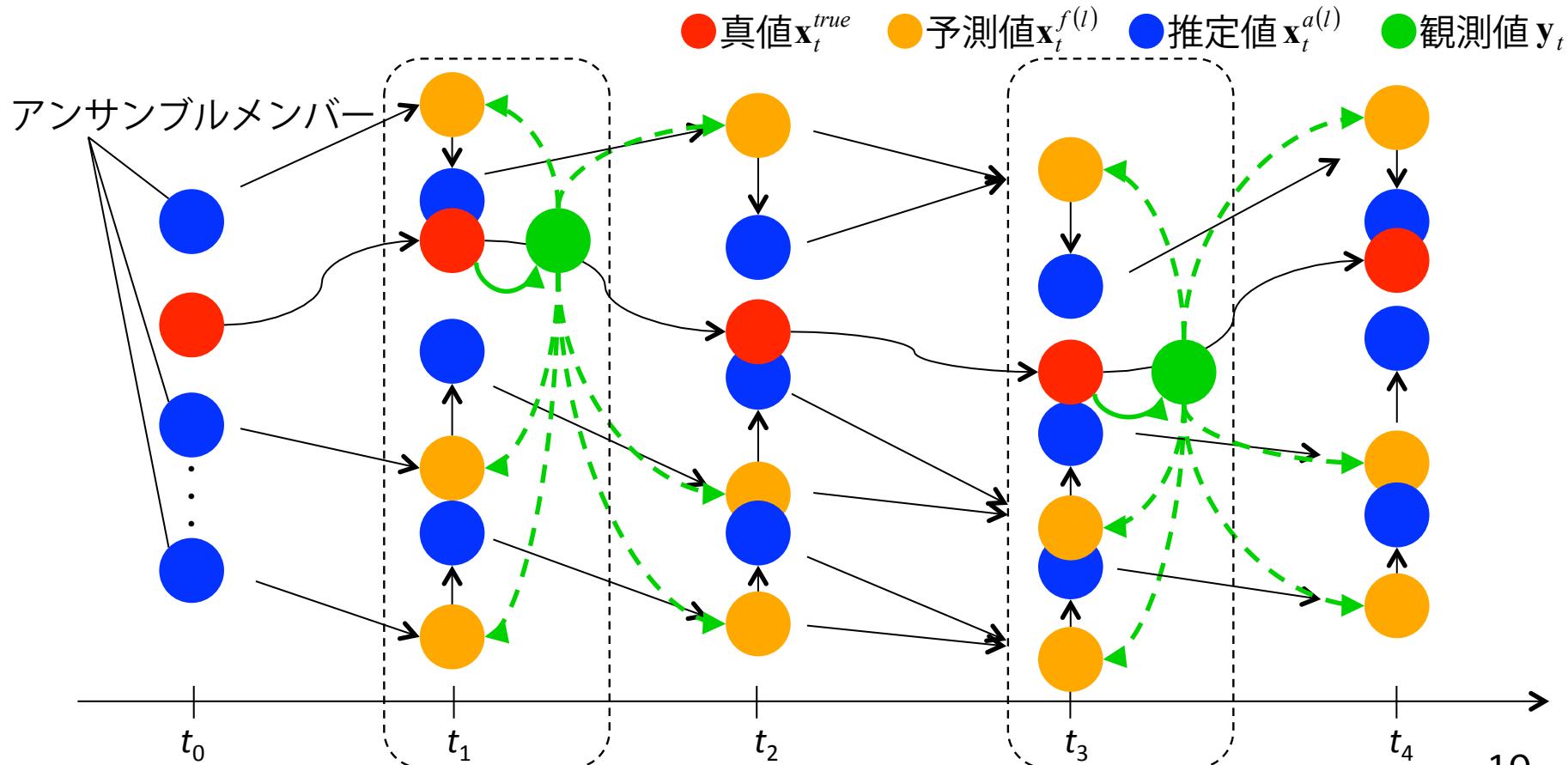
➤ Asynchronous ensemble Kalman filter

➤ Cubature ruleに基づく初期値サンプリング

四次元データ同化

- ◆ シミュレーションと観測の時間が一致しない
- ◆ 測定時間以外での観測値の同化

Four-dimensional asynchronous ensemble square root filter (4DEnSRF) の実装

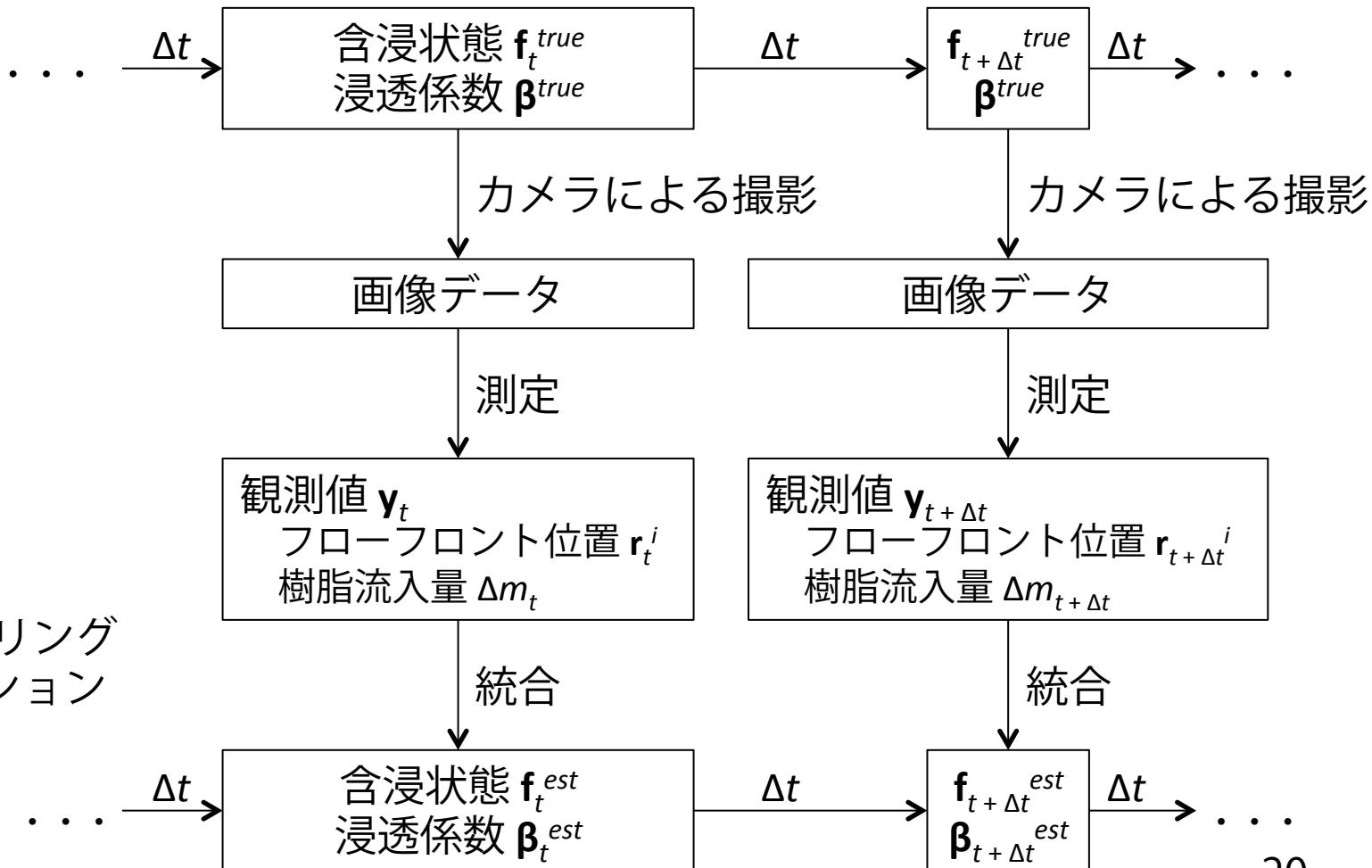


推定プロセス

◆ 実際の適用

➤ 真値

VaRTM実験



➤ フローモニタリング
数値シミュレーション

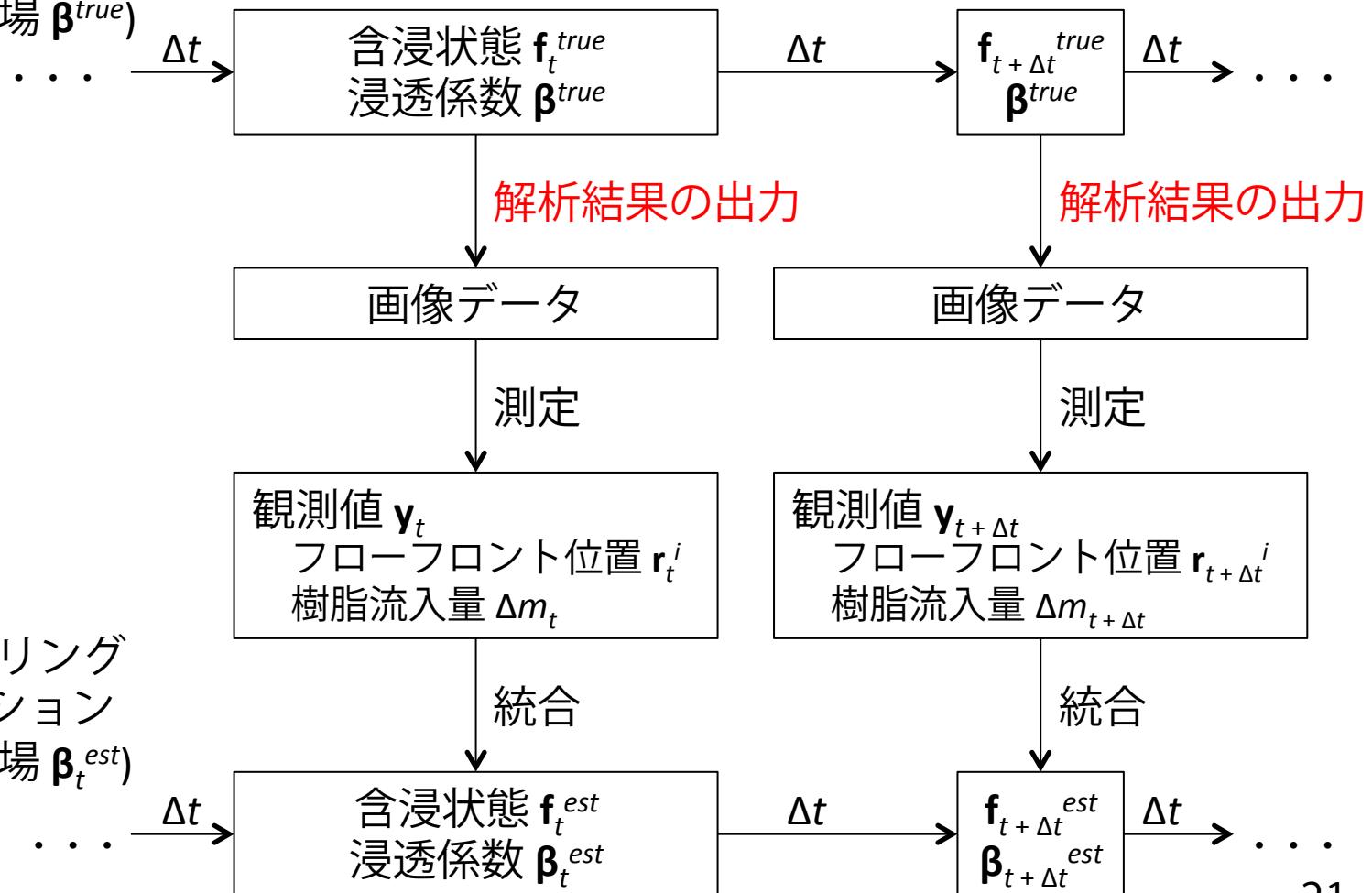
推定プロセス

◆ 数値実験

➤ 真値

数値シミュレーション

(既知の浸透係数場 β^{true})



➤ フローモニタリング

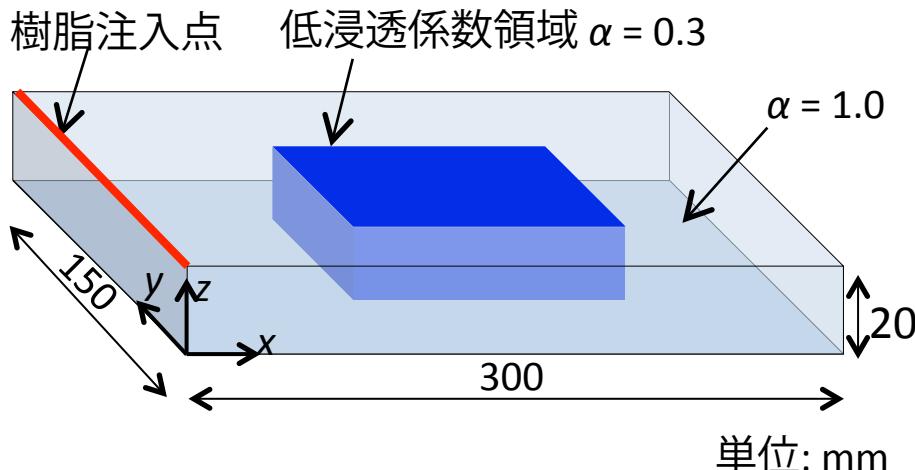
数値シミュレーション

(未知の浸透係数場 β_t^{est})

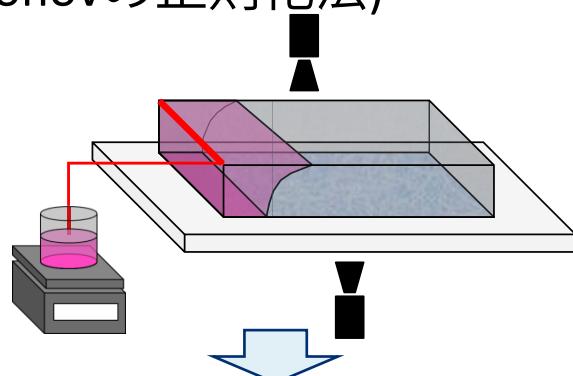
データ同化を用いない推定との比較

真値(推定対象)

- シミュレーションで実験を模擬
- ✓ 含浸度の誤差を評価
- 浸透係数場
- ✓ モデル中央部に低浸透係数領域
- 測定
- ✓ 真値の解析結果を可視化ソフトで出力
- ✓ 出力データを基に測定

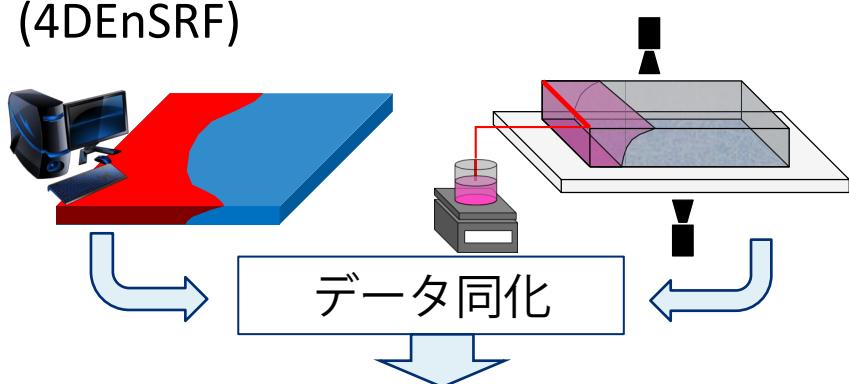


データ同化を用いない推定 (Tikhonovの正則化法)



三次元樹脂含浸推定

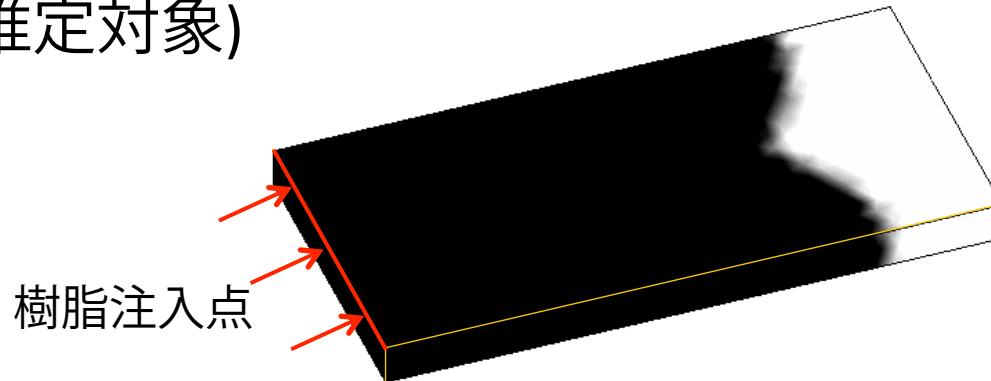
データ同化を用いた推定 (4DEnSRF)



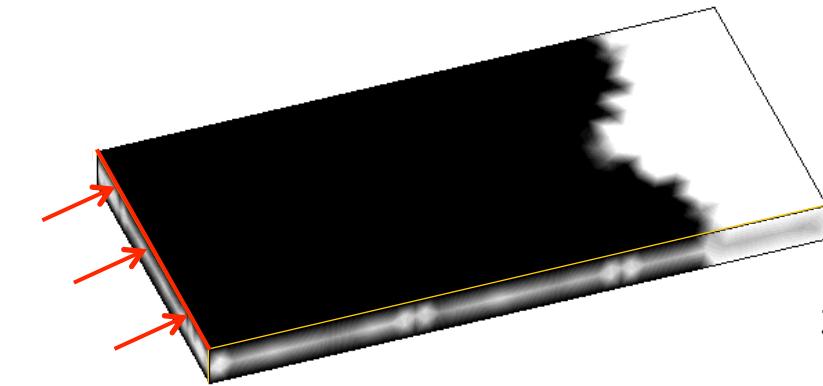
三次元樹脂含浸推定
三次元浸透係数場推定

樹脂含浸推定結果

◆ 真値(推定対象)

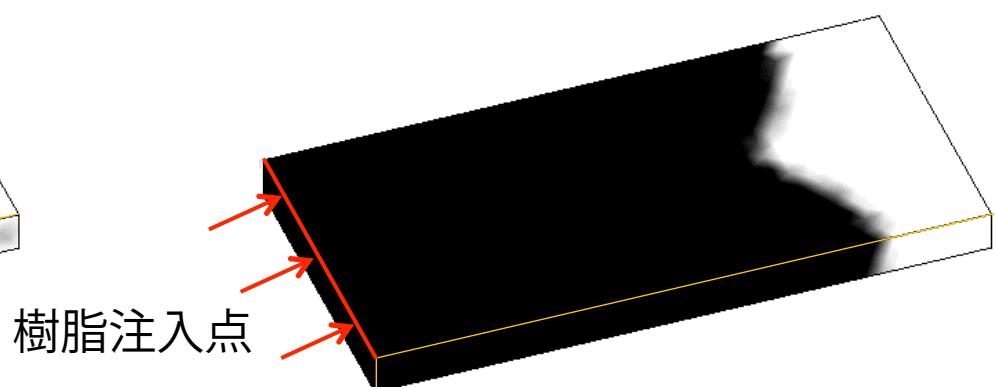


◆ データ同化を用いない推定 (Tikhonovの正則化法)



樹脂注入点

◆ データ同化を用いた推定 (4DEnSRF)

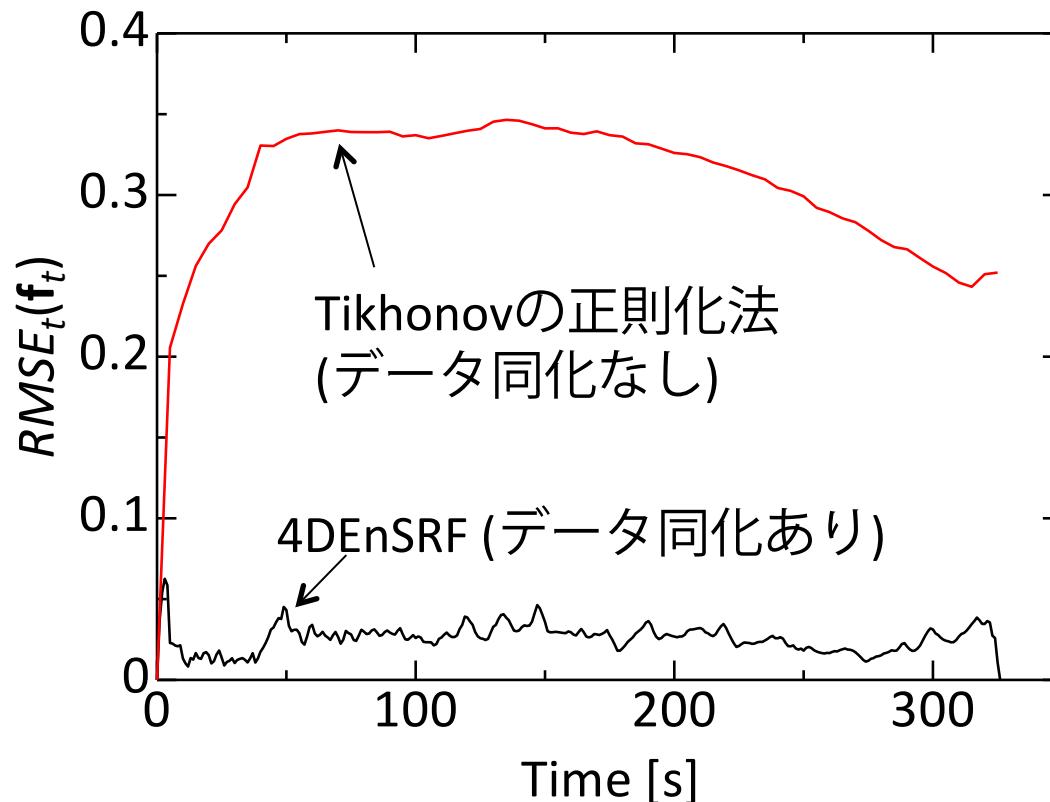


樹脂注入点

推定誤差

◆ 誤差

$$RMSE_t(\mathbf{f}_t) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \{f_i^{true}(t) - f_i^{est}(t)\}^2}$$



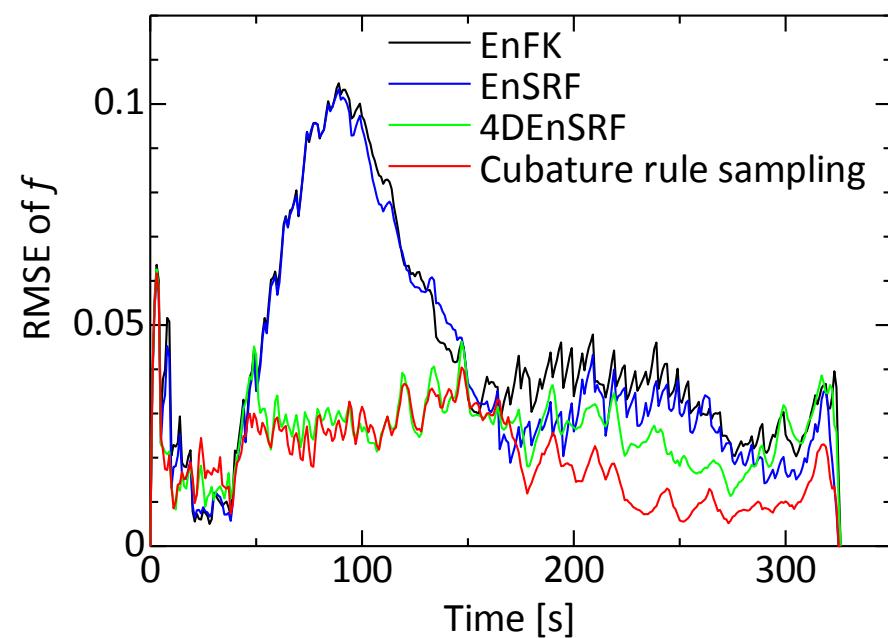
N : 節点数
 T : 時間ステップ数
 $f_i^{true}(t)$: 真値の含浸度
 $f_i^{est}(t)$: 推定値の含浸度

- データ同化を用いることで三次元的な樹脂含浸挙動を高精度に推定可能

樹脂含浸挙動推定の誤差

➤ 誤差

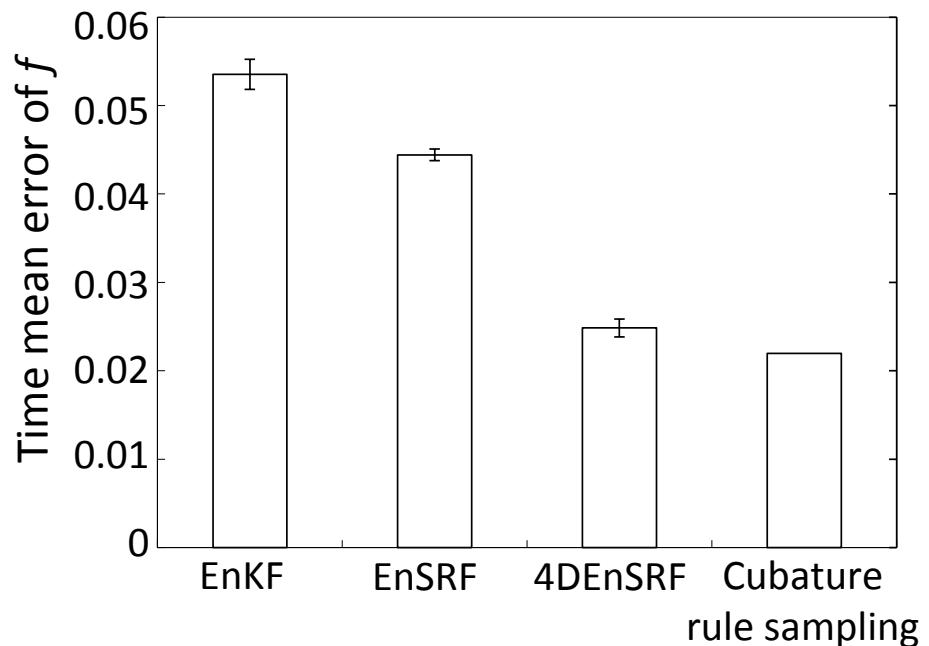
$$RMSE_t(\mathbf{f}_t) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \{f_i^{true}(t) - f_i^{est}(t)\}^2}$$



➤ 誤差の時間平均

$$\bar{\epsilon}(\mathbf{f}_t) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T RMSE_t(\mathbf{f}_t)$$

N : 節点数
 T : 時間ステップ数



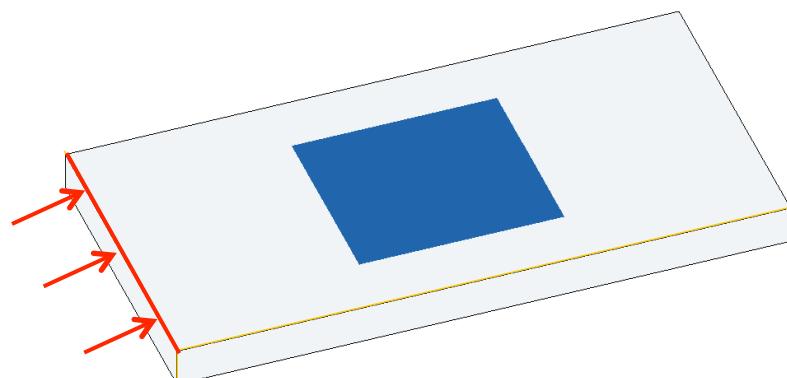
浸透係数場推定結果

- ## ◆ Tikhonovの正則化法 浸透係数場の推定が困難

觀測方程式

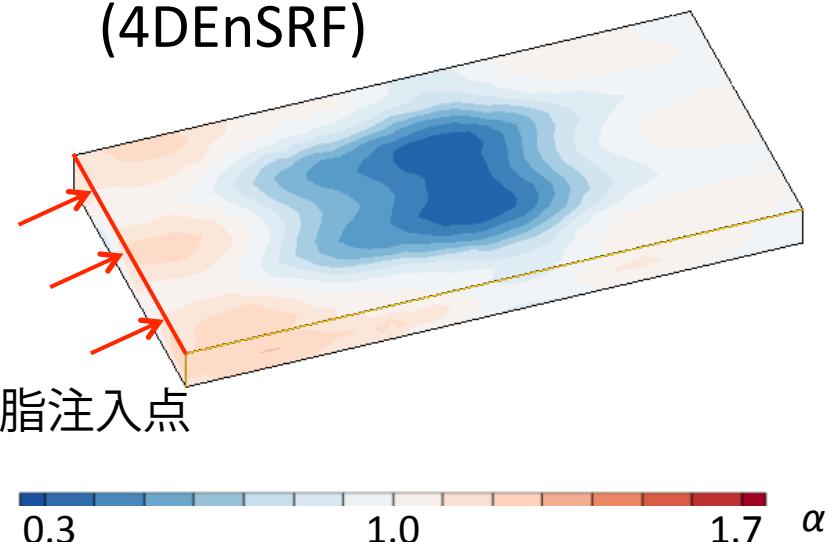
$$\mathbf{y}_t = [\mathbf{H} \quad \mathbf{0}] \begin{pmatrix} \mathbf{f}_t \\ \boldsymbol{\beta}_t \end{pmatrix} + \boldsymbol{\varepsilon}_t^o$$

- ## ◆ 真值(推定対象)



樹脂注入点

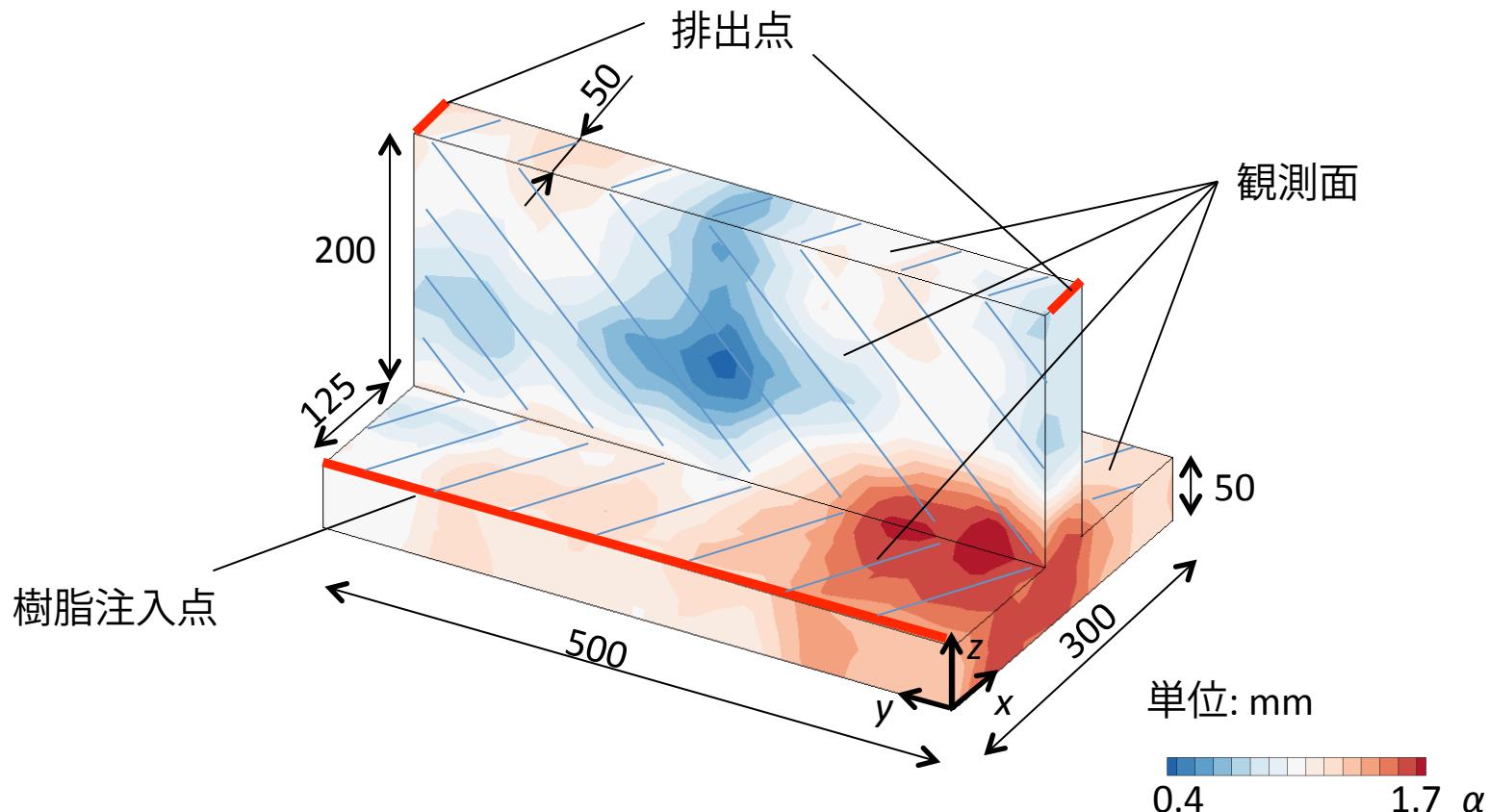
- ## ◆ データ同化を用いた推定 (4DEnSRF)



モデル状態だけでなくモデルパラメータについても推定可能
(含浸度) (浸透係数場)

リブ構造への適用

- ◆ シミュレーションで実験を模擬
- ◆ 浸透係数場を確率論的に生成



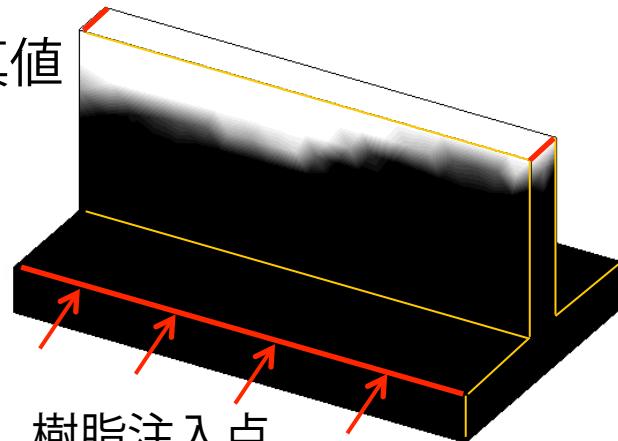
➤ 測定条件

フローフロント測定数: 80 (20×4)
真上から $\pm 45^\circ$ で測定

リブ構造推定結果

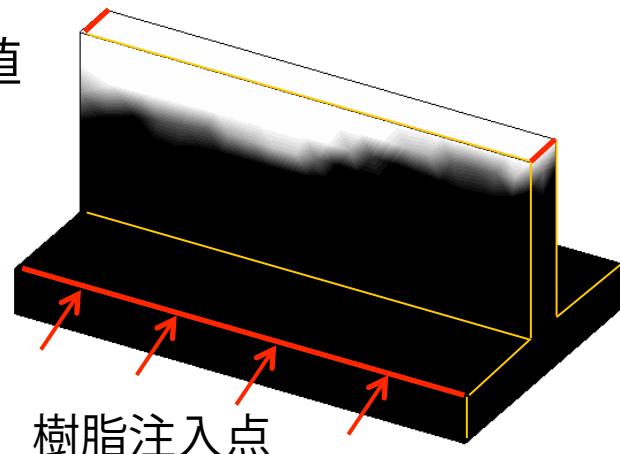
◆ 樹脂含浸挙動推定

➤ 真値



樹脂注入点

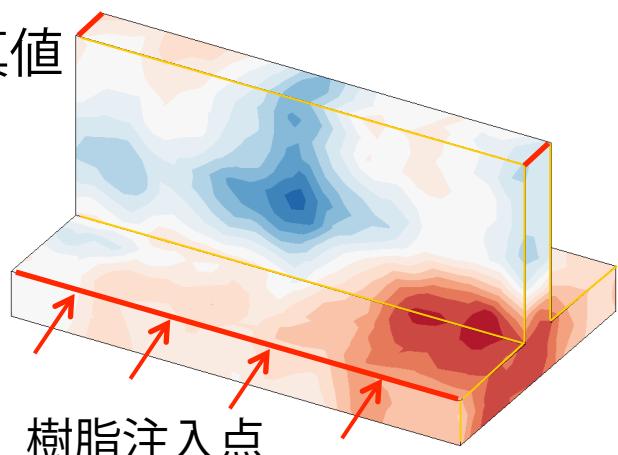
➤ 推定値



樹脂注入点

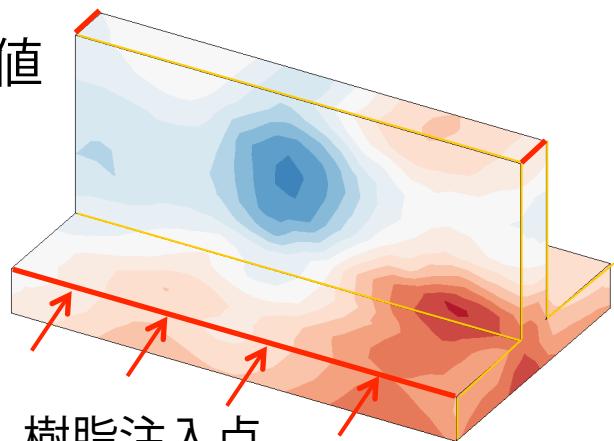
◆ 浸透係数場推定

➤ 真値



樹脂注入点

➤ 推定値



樹脂注入点

0.4

1.0

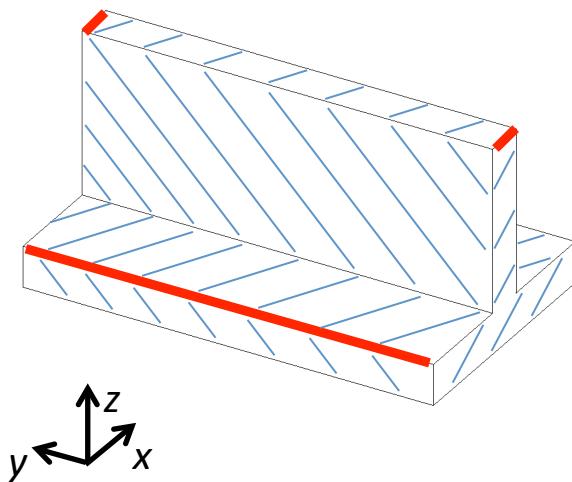
1.7

α 28

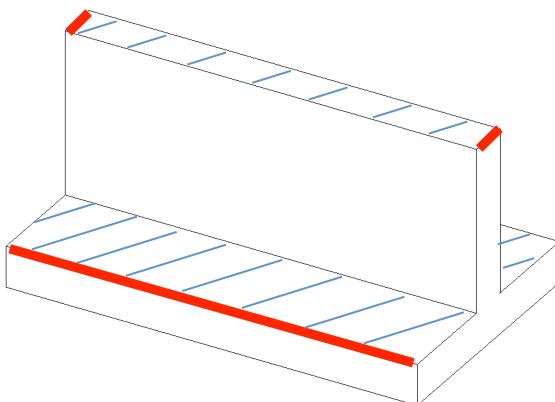
撮影角度の比較(リブ構造)

◆ 撮影方向

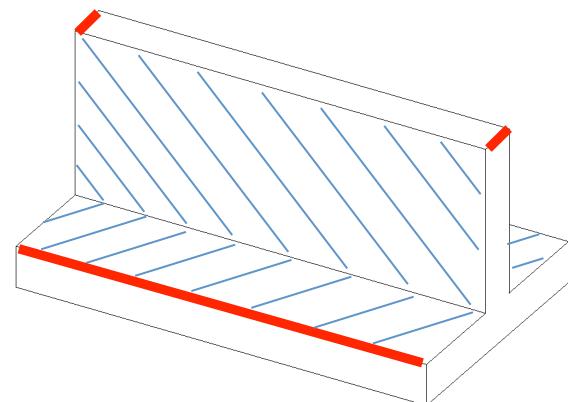
➤ 全方向からの測定



➤ 上下方向からの測定



➤ 斜め方向からの測定



◆ フローフロント測定数: M

$$M = 178$$

$$(20 \times 8 + 5 \times 2 + 4 \times 2)$$

$$M = 80$$

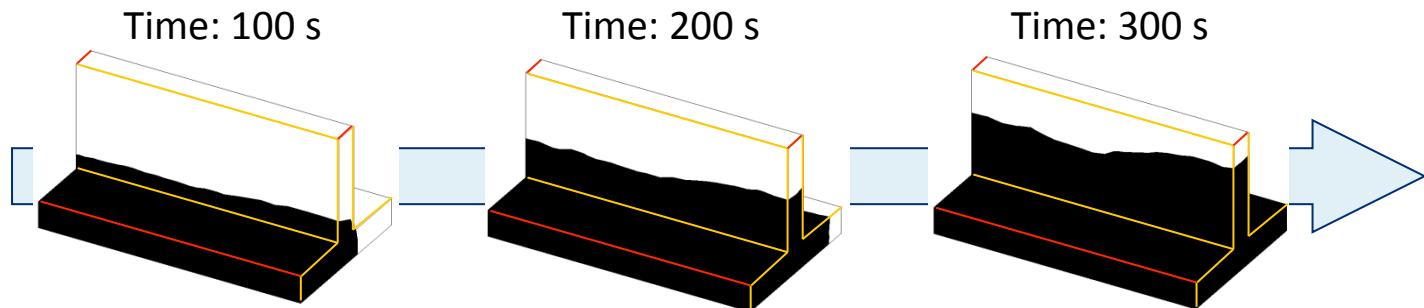
$$(20 \times 4)$$

$$M = 80$$

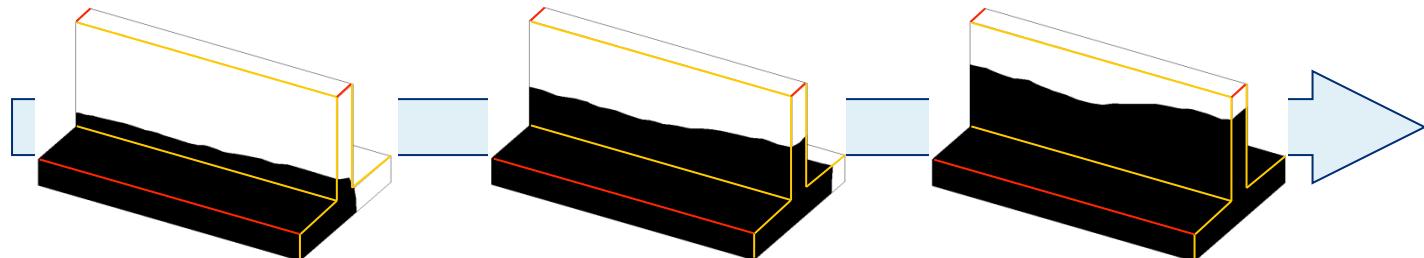
$$(20 \times 4)$$

撮影角度の比較 (リブ構造)

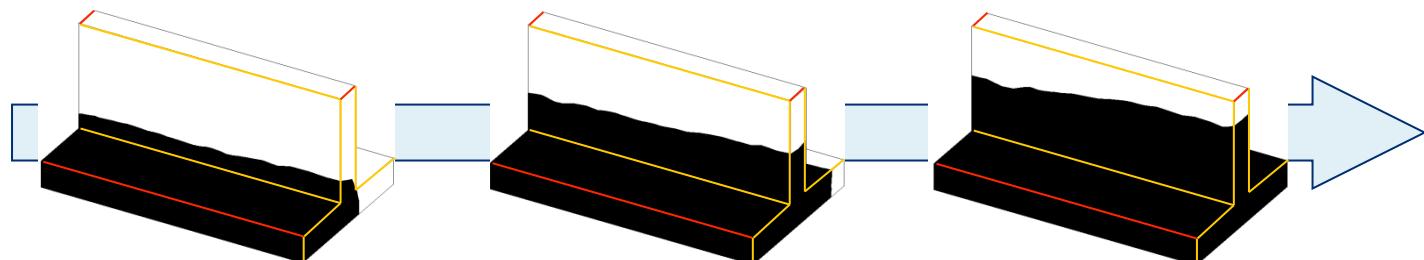
➤ 真値



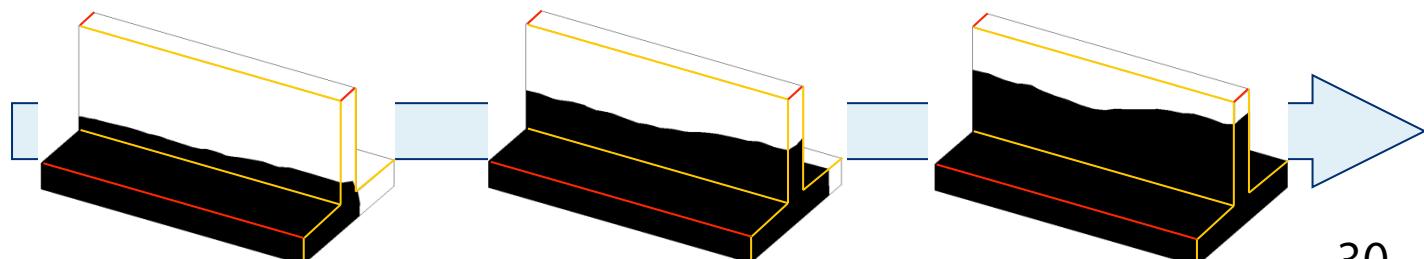
➤ 全面測定



➤ 上下面測定

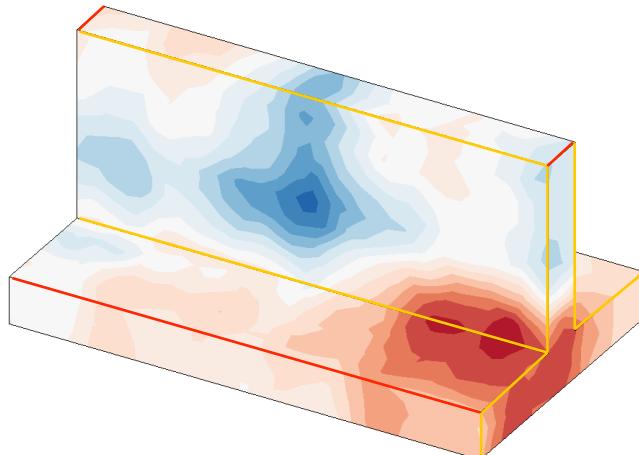


➤ 斜めから測定

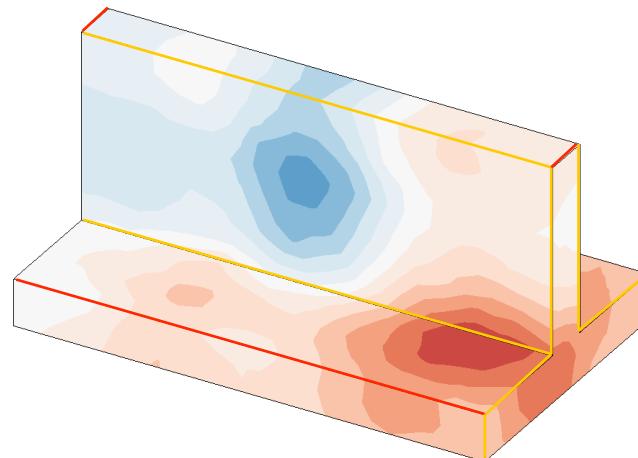


撮影角度の比較(リブ構造)

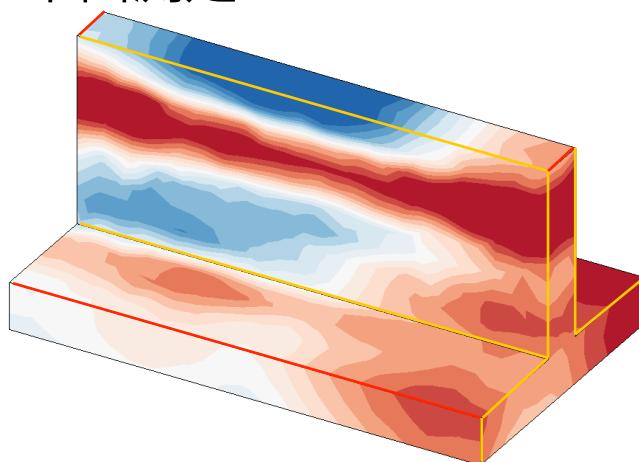
➤ 真値



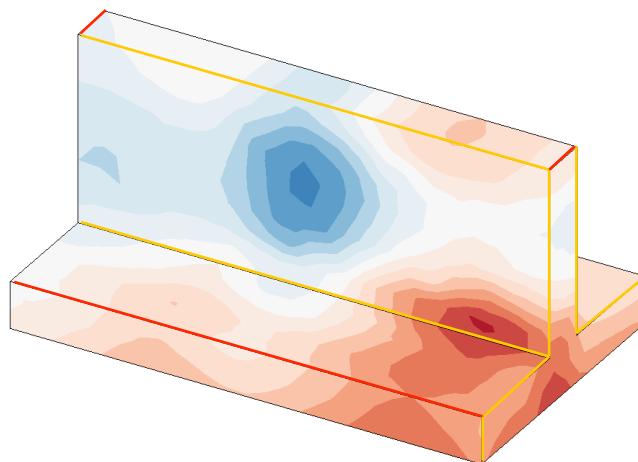
➤ 全面測定



➤ 上下面測定



➤ 斜めから測定



0.4

1.0

1.7 α

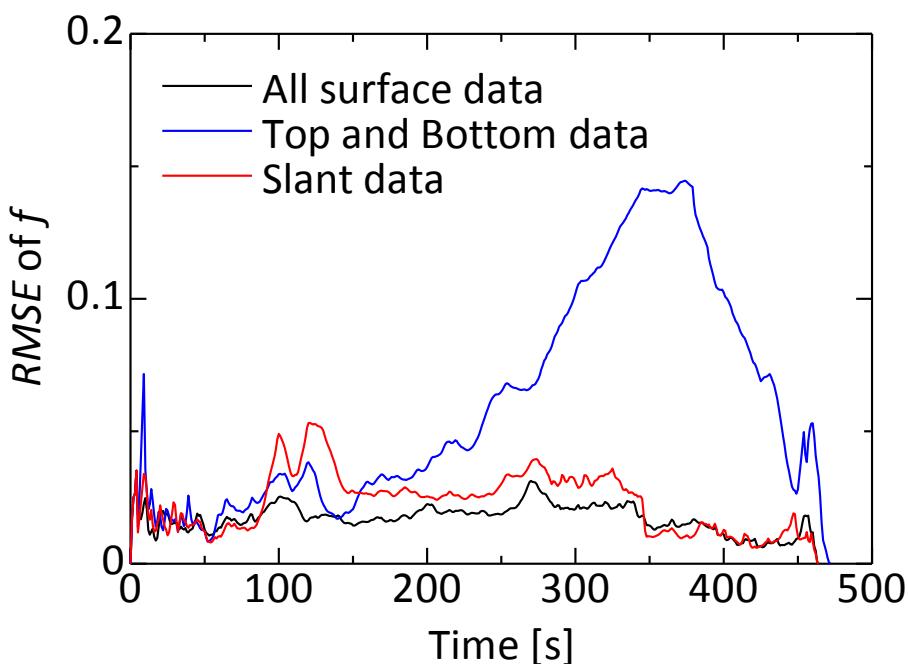
31

撮影角度の比較 (リブ構造)

◆ 誤差の推移

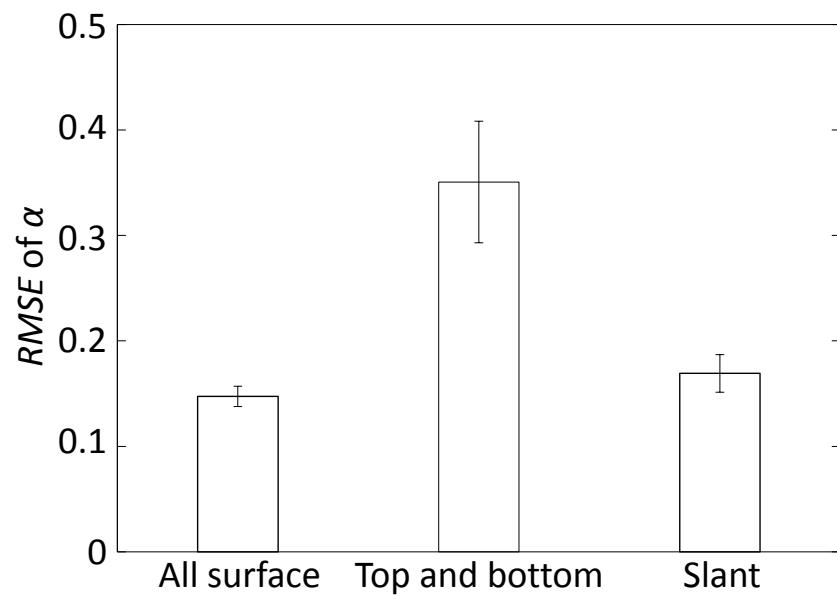
➤ 含浸度 (時間平均)

$$RMSE_t(\mathbf{f}_t) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \{f_i^{true}(t) - f_i^{est}(t)\}^2}$$



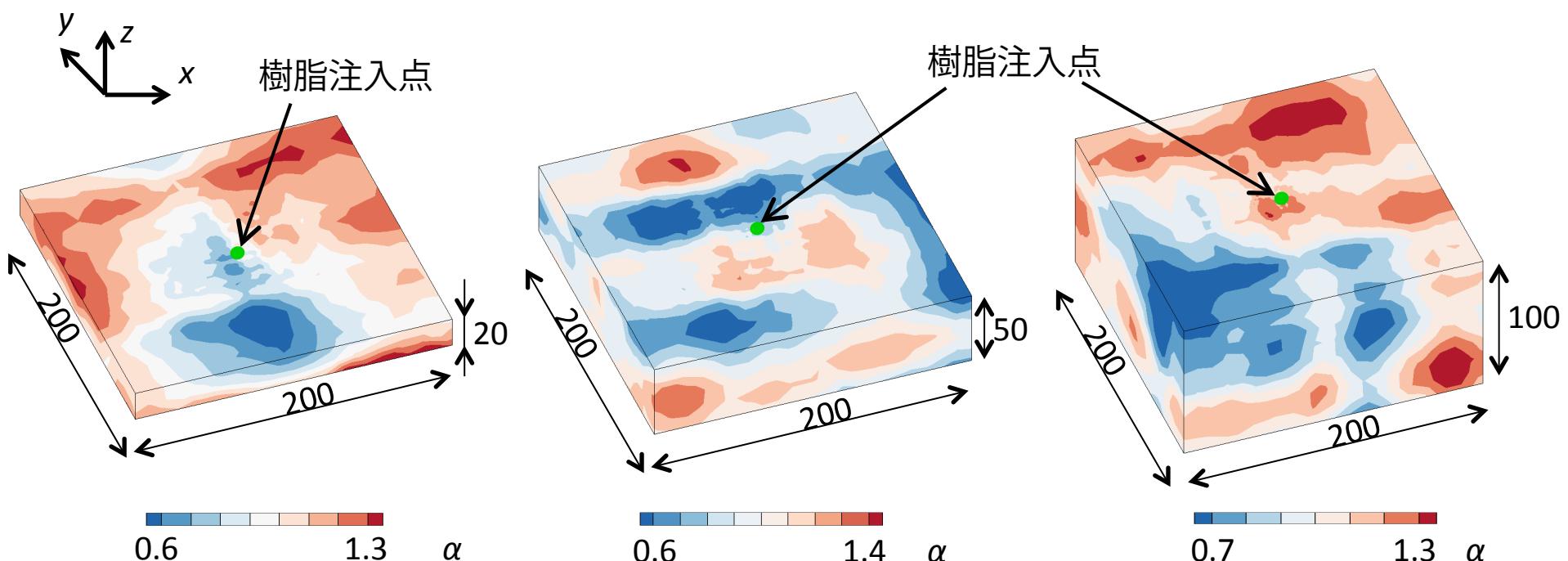
➤ 浸透係数分布 (推定終了時)

$$RMSE_T(\boldsymbol{\alpha}_T) = \sqrt{\frac{1}{NE} \sum_{i=1}^{NE} \{\alpha_i^{true}(T) - \alpha_i^{est}(T)\}^2}$$



アンサンブルメンバーニュの影響

- 解析モデル
 - ✓ モデル厚さ l_z を変更 ($l_z = 20, 50, 100 \text{ mm}$)
 - ✓ 浸透係数場をKL展開により確率論的に生成
- アンサンブルメンバーニュを5, 10, 20, 30, 50, 70, 100と変更

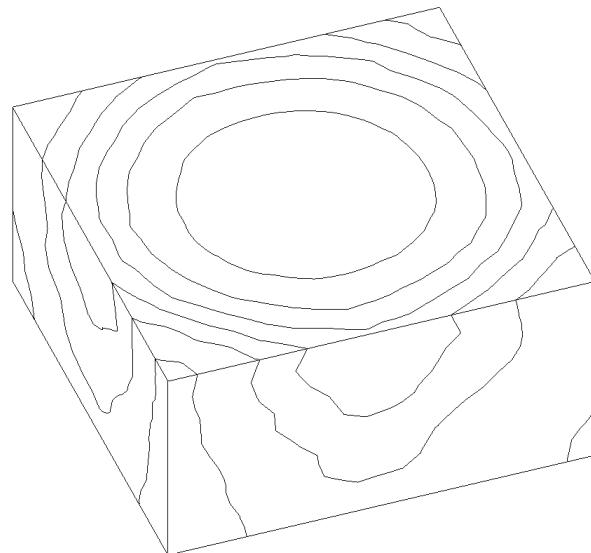


アンサンブルメンバーの影響

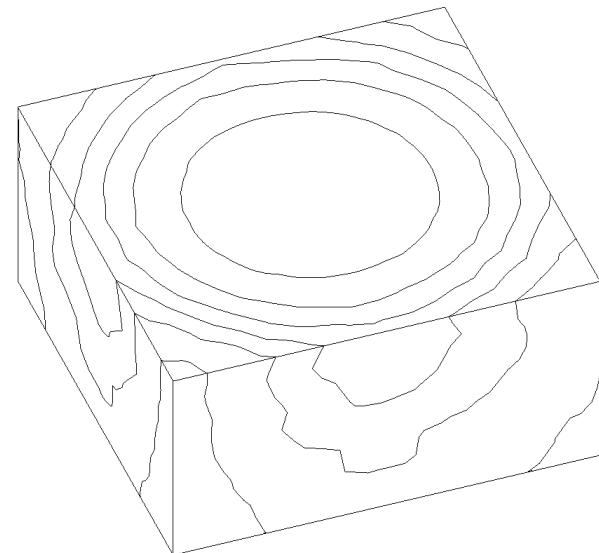
$I_z = 100 \text{ mm}$
 $L = 50$

モデル表面

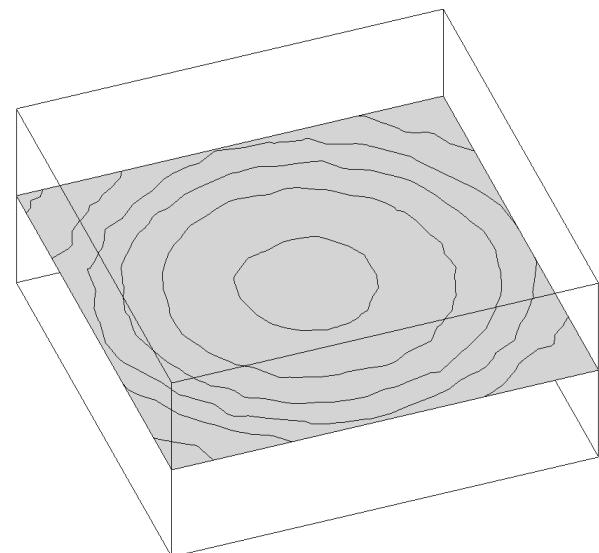
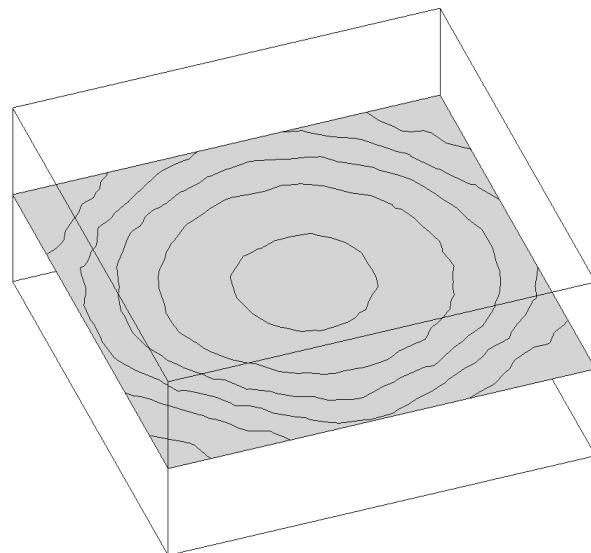
➤ 真値



➤ 推定値



成形品内部

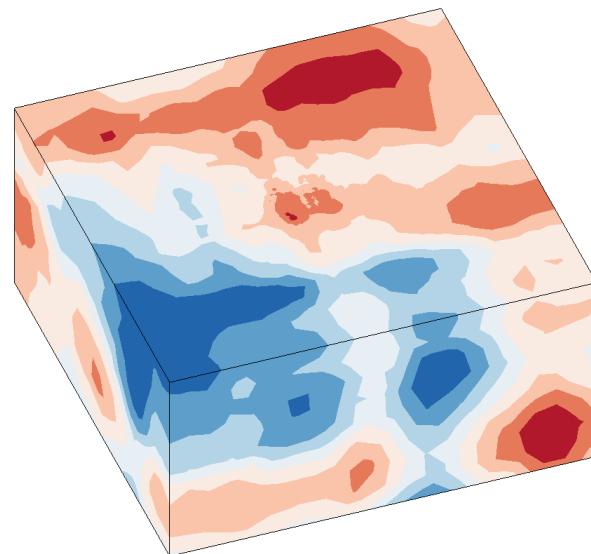


アンサンブルメンバーの影響

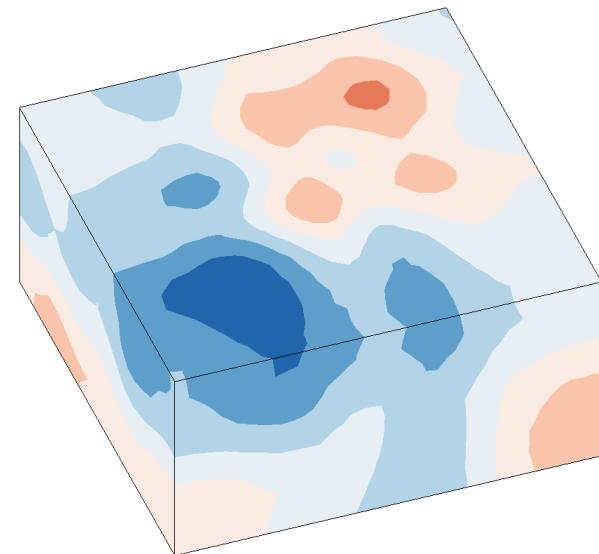
$I_z = 100 \text{ mm}$
 $L = 50$

モデル表面

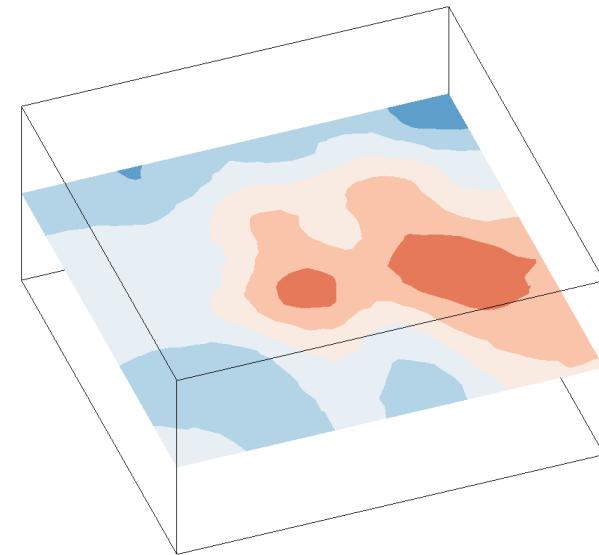
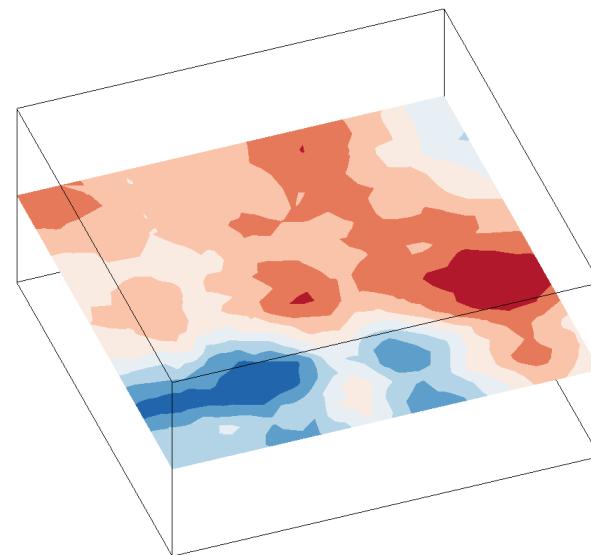
➤ 真値



➤ 推定値



成形品内部



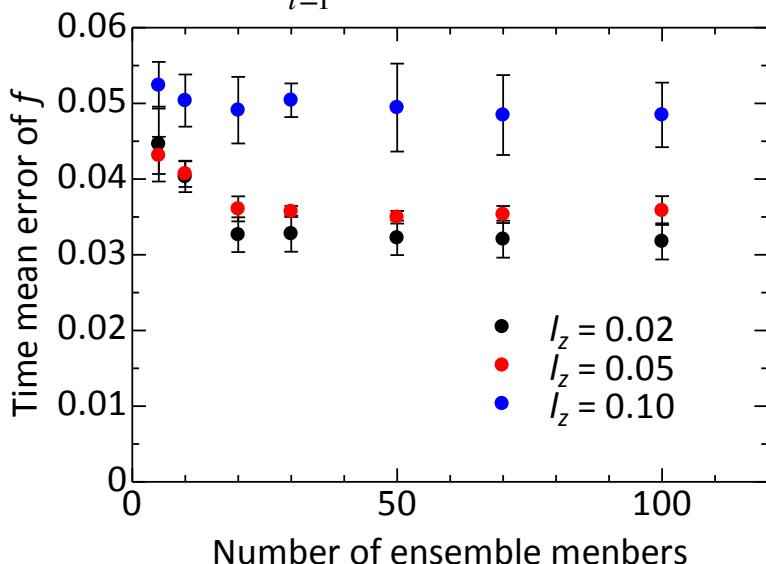
0.7 1.3 α

アンサンブルメンバーの影響

◆ 誤差の推移

➤ 含浸度 (時間平均)

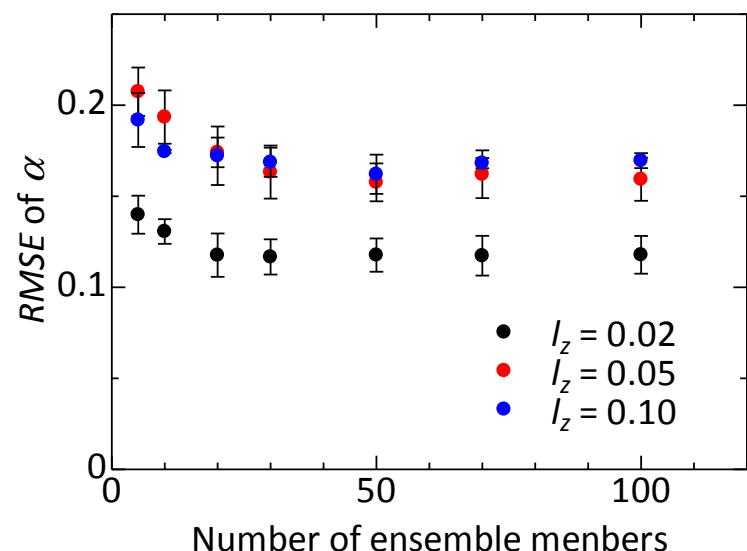
$$RMSE_t(\mathbf{f}_t) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \{f_i^{true}(t) - f_i^{est}(t)\}^2}$$
$$\varepsilon_t(\mathbf{f}_t) = \sum_{t=1}^T RMSE_t(\mathbf{f}_t)$$



- ✓ アンサンブルメンバーが 20で誤差が収束

➤ 浸透係数分布 (推定終了時)

$$RMSE_T(\boldsymbol{\alpha}_T) = \sqrt{\frac{1}{NE} \sum_{i=1}^{NE} \{\alpha_i^{true}(T) - \alpha_i^{est}(T)\}^2}$$



- ✓ アンサンブルメンバーが 20 ($I_z = 0.02$), 50 ($I_z = 0.05, 0.10$)で誤差が収束

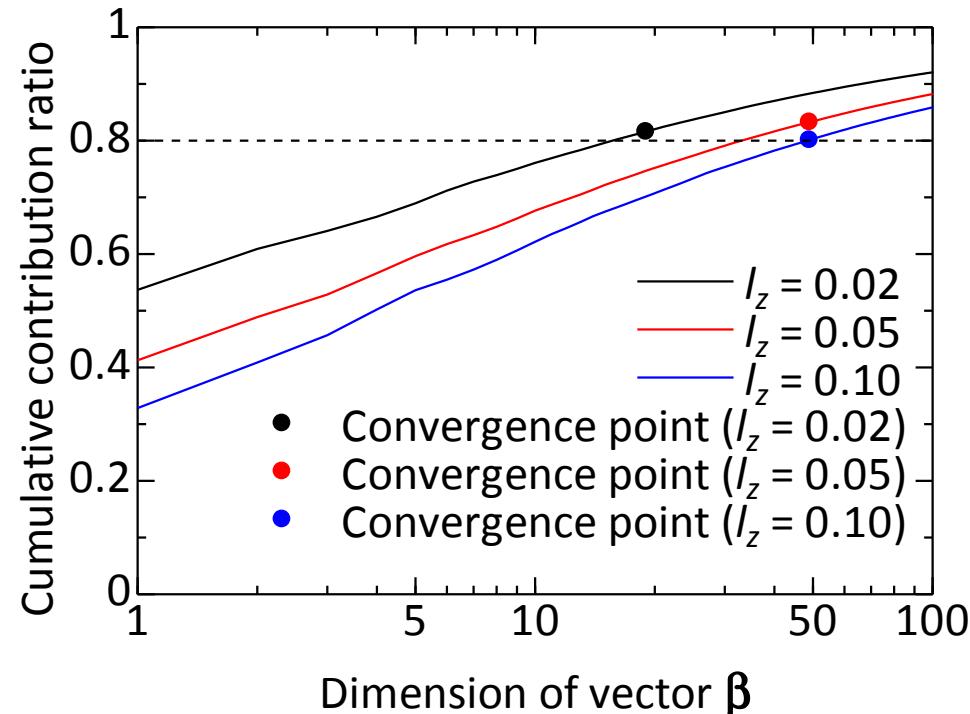
アンサンブルメンバーの影響

- 浸透係数場
KL展開により近似

$$\alpha(\mathbf{x}) \approx 1 + \sum_{i=1}^Q \sqrt{\lambda_i} \phi_i(\mathbf{x}) \beta_i$$

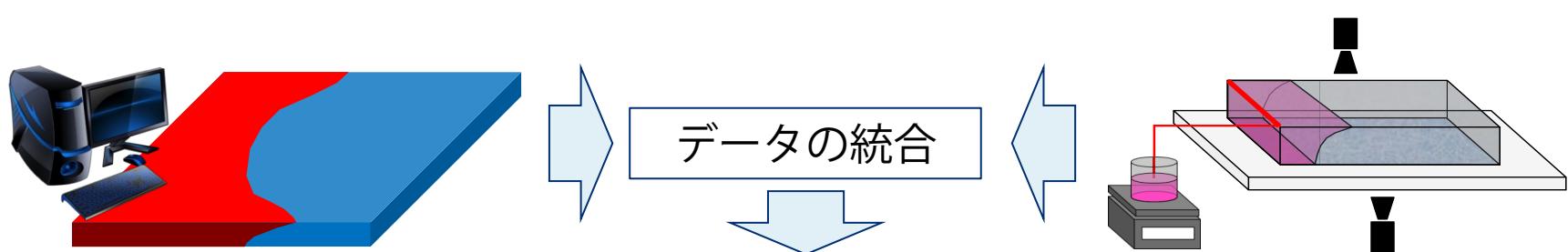
- アンサンブルメンバーの制約
 $L = Q + 1$
- 浸透係数場の近似性能は
アンサンブルメンバーナ数に
影響されるため、一定以上の
累積寄与率が必要

$$Tr = \frac{\sum_{i=1}^Q \lambda_i}{\sum_{i=1}^{NE} \lambda_i}$$



結言

- ◆ データ同化を用いて数値シミュレーションと含浸挙動測定の観測値を統合する、VaRTMの三次元的なフローモニタリング手法を提案した。
- ◆ 数値実験を用いて、データ同化を用いない樹脂含浸推定と比較して、提案手法は推定性能が向上することを示した。
- ◆ 含浸度に加えて、モデルパラメータである浸透係数場も推定可能であることを示した。
- ◆ リブ構造を有するモデルに対して数値実験を行い、提案手法は複雑構造に対しても適用可能であることを示した。



樹脂含浸度・浸透係数場推定