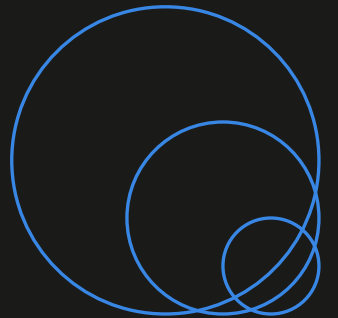




# データ駆動型シミュレーションの基礎 —なぜ機械学習か—

---

実践 貯留層工学 データ駆動型シミュレータ編 第1回(詳細版)



## 本日のアジェンダ

---

- パートA: 従来型シミュレーションの計算負荷・不確実性評価の課題
- パートB: プロキシモデル・サロゲートモデルの位置づけと分類
- まとめ・次回予告 / 参考資料・購入要資料一覧

## パートA

---

# 従来型シミュレーションの計算負荷・不確実性評価の課題

- › 本パートのねらい: なぜ『機械学習』が必要とされるようになったのかを、計算負荷という切り口から理解する
- › グリッド・タイムステップ増大による計算コスト
- › ヒストリーマッチング・不確実性評価・最適化の反復計算負荷
- › 意思決定スピードとのトレードオフ

## A1: グリッドブロック数の増大と計算コスト

---

- 近年の地質モデルは解像度向上により、数百万～数十億グリッドセル規模に達する例も報告されている
- グリッド数の増加は連立方程式の未知数増加に直結し、計算時間・メモリ使用量が急増する

## A2: タイムステップ細分化と数値安定性

---

- 多相流・圧力/飽和率の急変を捉えるにはタイムステップを細かくする必要がある
- Implicit法は安定性に優れるが1ステップあたりの計算負荷が高く、Explicit法は安定性条件がタイムステップ幅を制約する
- グリッド細分化とタイムステップ細分化は相乗的に計算コストを押し上げる

## グリッド解像度と計算コストのトレードオフ(イメージ)

### 粗いグリッド(セル数 少)

計算時間: 短い

精度: 不均質性を捉えにくい

解像度  
↑

### 微細グリッド(セル数 多)

計算時間: 長い

精度: 不均質性を反映しやすい

## A3: ヒストリーマッチングの反復計算コスト

---

- ヒストリーマッチングは、実績データ(生産量・圧力等)にモデルを合わせ込むための繰り返し計算プロセス
- 手動ヒストリーマッチングはエンジニアの試行錯誤に依存し、時間がかかる
- アシスト型(自動化)ヒストリーマッチングも、多数回のシミュレーション実行を要するため計算コストは高い

## A4: アンサンブルカルマンフィルタ(EnKF)による自動化と計算負荷

- EnKF等のデータ同化手法は、多数のアンサンブルメンバー(モデル実現値)を並行してシミュレーションし逐次更新する
- アンサンブルサイズが大きいほど精度は向上する一方、シミュレーション実行回数・計算コストが増加する
- 予測ステップとモデル更新ステップの両方で計算負荷が生じる(高コストが本質的課題として指摘されている)

## A5: モンテカルロ法による不確実性評価

- モンテカルロシミュレーション(MCS)は、地質・物性の不確実性をパラメータ化し、多数回のシミュレーションから結果の確率分布を得る手法
- 少数のリアライゼーションでは推定誤差が数百%に達することがあり、相対誤差を10%未満に抑えるには数千回規模の実現値が必要になると報告されている
- 分散並列計算環境の普及によりMCS自体の実行は現実的になりつつあるが、1回あたりのシミュレーションコストが依然として支配的

## A6: アンサンブルシミュレーション(複数リアライゼーション)の負荷

---

- 地質モデルの不確実性(相分布・断層・物性分布等)を反映するため、複数のリアライゼーションを用意して評価するのが一般的
- リアライゼーション数を増やすほど不確実性評価の信頼性は上がるが、シミュレーション回数がほぼ比例して増加する
- 意思決定に使える現実的な計算時間内に収めるため、リアライゼーション数を絞らざるを得ない場面が多い

## A7: 井戸配置・生産最適化の反復計算負荷

- 井戸配置最適化・生産スケジュール最適化は、候補案ごとにシミュレーションを実行して評価する反復プロセス
- 遺伝的アルゴリズム等の最適化手法は多数回の目的関数評価(=シミュレーション実行)を必要とする
- この反復計算負荷を軽減する手段として、機械学習を用いたプロキシモデルの活用が近年報告されている

## A8: 感度分析・実験計画法(DOE)の位置づけ

---

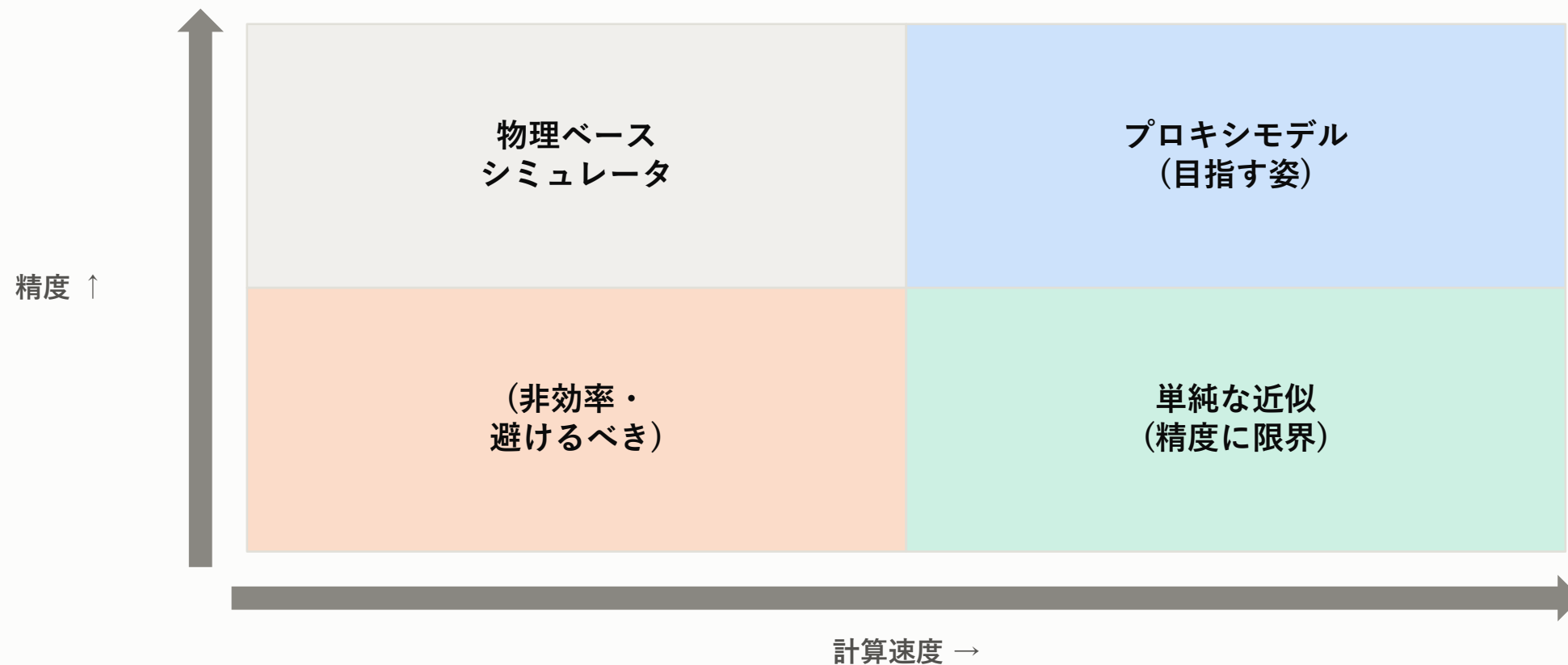
- 多数の不確実パラメータの中から結果への影響が大きい因子を絞り込むため、感度分析・実験計画法(Design of Experiments)がしばしば併用される
- DOEにより必要なシミュレーション実行回数を削減できるが、それでも数十～数百回規模の実行が必要になることが多い
- DOEで得られた結果を基に応答曲面(プロキシモデル)を構築する流れが一般的(パートBで詳説)

## A9: 意思決定スピードとのトレードオフ

---

- 投資判断(掘削・EOR実施・井戸配置変更等)は、限られた時間内での意思決定が求められる
- 高精度シミュレーションほど計算時間がかかり、迅速な意思決定のニーズと相反する
- 『精度』と『速度』のバランスを取る手段として、プロキシモデル・サロゲートモデルの活用が注目されている

## 精度と速度のトレードオフ(概念図)

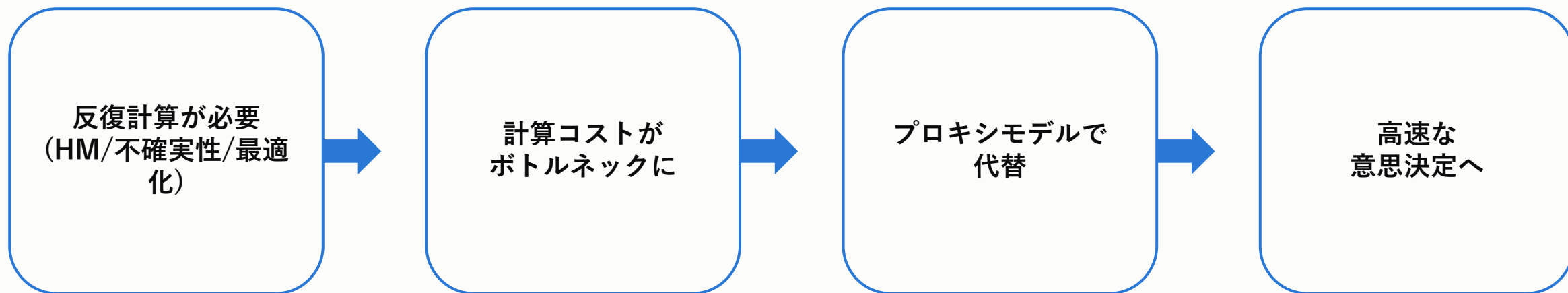


## A10: パートAまとめ — 計算負荷ボトルネックの整理

---

- グリッド/タイムステップ増大、ヒストリーマッチング、不確実性評価(モンテカルロ・アンサンブル)、最適化のいずれも『シミュレーションを何度も回す』ことがボトルネックの本質
- この反復計算を高速な近似モデルで代替する発想が『プロキシモデル・サロゲートモデル』(パートBへ)
- 次パートでは、この近似モデルの分類・具体的手法を扱う

## 課題からプロキシモデル導入への流れ



## パートB

---

# プロキシモデル・サロゲートモデルの位置づけと分類

- › 本パートのねらい: 代理モデルの定義・必要性・手法分類・研究事例・利点限界・構築ワークフローを俯瞰する
- › 統計的手法 → 機械学習手法 → 先端手法(ROM・FNO・深層学習サロゲート)の順に整理
- › 第2回では実際に手を動かして構築する(本日は分類の理解が目的)

## B1: プロキシモデル・サロゲートモデルの定義

---

- 物理ベースシミュレータの入出力関係を近似する、計算コストの低い代替モデル
- 『プロキシモデル』 『サロゲートモデル』 はほぼ同義で用いられることが多く、文献により使い分けは異なる
- 入力(地質・物性・操業条件等)から出力(生産量・圧力等)への写像を、学習済みモデルで高速に予測する

## B2: なぜ必要か(1) 計算コスト削減

---

- パートAで見た通り、ヒストリーマッチング・不確実性評価・最適化はいずれも大量のシミュレーション実行を要する
- プロキシモデルは1回の実行が物理ベースシミュレータよりも大幅に高速(先端手法では従来ソルバー比で最大3桁高速との報告もある)

## B3: なぜ必要か(2) 不確実性定量化・最適化への応用

---

- 高速なプロキシモデルにより、モンテカルロ的な多数回評価や最適化の反復計算が現実的な時間で実行可能になる
- 井戸配置最適化・生産最適化での活用例が報告されている

## B4: プロキシモデルの分類の全体像

---

- (1)統計的手法: 応答曲面法(RSM)・多項式回帰・クリギング(Kriging)
- (2)機械学習手法: ランダムフォレスト・サポートベクターマシン・ニューラルネットワーク(MLP)
- (3)先端手法: Reduced Order Model(ROM/POD)、Fourier Neural Operator、深層学習サロゲート(CNN/LSTM等)
- (4)ハイブリッド: 物理・データ融合型(dual-driven)、Physics-informed neural network(第4回で詳説)

# プロキシモデルの分類マップ

| 統計的手法      | 機械学習手法    | 先端手法                    | ハイブリッド              |
|------------|-----------|-------------------------|---------------------|
| 応答曲面法(RSM) | ランダムフォレスト | ROM/POD                 | dual-driven         |
| 多項式回帰      | SVM       | Fourier Neural Operator | Physics-informed NN |
| クリギング      | ニューラルネット  | 深層学習サロゲート               |                     |

## B5: 統計的手法(1) 応答曲面法(RSM)

---

- 少数の入力パラメータ組み合わせでシミュレーションを実行し、その結果に多項式等の関数をフィッティングして応答曲面を構築
- ヒストリーマッチング・不確実性評価における古典的かつ実務で広く使われる手法

## B6: 統計的手法(2) 回帰・クリギング(Kriging)

---

- 多項式回帰に加え、空間統計に基づくクリギングも代表的な代理モデル手法の一つ
- クリギングは予測値だけでなく予測の不確実性(分散)も同時に得られる点が特徴

## B7: 機械学習手法(1) ランダムフォレスト

---

- 決定木を多数組み合わせたアンサンブル学習手法。非線形性の強い入出力関係も扱いやすい
- 貯留層の生産量予測・プロキシモデル構築での適用例が複数報告されている
- 特徴量重要度が算出できるため、どの入力パラメータが結果に効くかの解釈にも使える

## B8: 機械学習手法(2) ニューラルネットワーク(MLP)

---

- 多層パーセプトロン(MLP)は、入力(物性・操業条件)から出力(生産量・圧力)への非線形写像を学習する基本的なニューラルネットワーク
- 十分な学習データがあれば高精度だが、データ量・データ品質への依存が大きい

## B9: 先端手法(1) Reduced Order Model(ROM)/POD

- Proper Orthogonal Decomposition(POD)等により、グリッドごとの状態量(圧力・飽和率)を少数の代表変数に圧縮し、低次元空間で計算する手法
- Trajectory Piecewise Linearization(TPWL)と組み合わせた手法も報告されている
- 物理方程式に基づくため、純粋なデータ駆動モデルよりも外挿に強いとされる

## B10: 先端手法(2) Fourier Neural Operator(FNO)

- 関数空間から関数空間への写像(オペレータ)を学習する『ニューラルオペレータ』の一種
- Fourier空間で積分カーネルをパラメータ化することで、解像度に依存しない効率的な学習・推論を実現
- 貯留層シミュレーションへの応用として、井戸条件・浸透率場が変化する場合のプロキシモデルが報告されている

## B11: 先端手法(3) 深層学習サロゲート(時変井戸制御対応)

---

- 時間とともに変化する井戸制御(生産レート・BHP等)に対応した深層学習サロゲートモデルが報告されている
- CNN・LSTM等の時系列・空間構造を扱えるアーキテクチャが用いられる

## B12: 研究事例(1) 物理・データ融合型(dual-driven)サロゲートモデル

- 物理法則(ダルシー則・保存則等)とデータ駆動モデルを組み合わせることで、少ないデータでも高精度を維持する手法が提案されている
- 純粋なデータ駆動モデルに比べ、データ量への依存を緩和できる可能性が報告されている

## B13: 研究事例(2) ヒストリーマッチング×深層学習プロキシ

---

■ ベイズ推論とLSTM(長短期記憶)ネットワークによるプロキシモデルを組み合わせたヒストリーマッチング手法が報告されている

## B14: 利点と限界

---

- 利点: 計算コストの大幅削減、多数回評価が前提の最適化・不確実性評価との親和性
- 限界(1): 学習データの範囲外への外挿で精度が低下しやすい(純粋なデータ駆動モデル)
- 限界(2): データ量・データ品質(シミュレーション出力/実データ)への依存が大きい
- 限界(3): 『なぜその予測になったか』の説明可能性(モデルの中身がブラックボックス化しやすい)

## B15: 代理モデル構築ワークフロー概要

---

- ステップ1: 学習データ収集(シミュレーション出力/実データ、DOEによるサンプリング設計)
- ステップ2: 特徴量設計(入力パラメータの選定・正規化)
- ステップ3: モデル学習(統計的手法/機械学習/先端手法から選択)
- ステップ4: 精度検証(交差検証・保持データでのテスト)
- ステップ5: 運用(最適化・不確実性評価・意思決定支援への組み込み)

## 参考資料一覧(出典) (1/5)

---

- numberanalytics.com, 'Proxy Models: The Future of Reservoir Simulation'  
<https://www.numberanalytics.com/blog/proxy-models-future-reservoir-simulation>
- AIP Publishing, Physics of Fluids, 'A data-physical dual-driven surrogate model for reservoir simulation'(2025) <https://pubs.aip.org/aip/pof/article/37/2/026632/3337562/A-data-physical-dual-driven-surrogate-model-for>
- ResearchGate, 'Deep-learning-based surrogate model for reservoir simulation with time-varying well controls' [https://www.researchgate.net/publication/340562536\\_Deep-learning-based\\_surrogate\\_model\\_for\\_reservoir\\_simulation\\_with\\_time-varying\\_well\\_controls](https://www.researchgate.net/publication/340562536_Deep-learning-based_surrogate_model_for_reservoir_simulation_with_time-varying_well_controls)
- 'Recent Trends in Proxy Model Development for Well Placement Optimization Employing Machine Learning Techniques', Modelling(2024) <https://doi.org/10.3390/modelling5040094>
- ScienceDirect, 'Neural operator-based proxy for reservoir simulations considering varying well settings, locations, and permeability fields'  
<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0098300424003091>
- SPE Energy Stream, 'Bridging The Gap Between Material Balance And Reservoir Simulation For History Matching And Probabilistic Forecasting Using Machine Learning'(研修コース)  
<https://www.spe.org/energy-stream/bridging-the-gap-between-material-balance-and-reservoir-simulation-for-history-matching-and-probabilistic-forecasting-using-machine-learning/>

## 参考資料一覧(出典) (2/5)

---

- JPT(SPE), 'Reservoir Simulation' <https://jpt.spe.org/reservoir-simulation-2026>
- SPE, 'Data-Driven Reservoir Modeling'(研修コース) <https://www.spe.org/en/training/courses/data-driven-reservoir-modeling/>
- SPE, 'Python for Petroleum Data Analytics'(研修コース)  
<https://www.spe.org/en/training/courses/python-for-petroleum-data-analytics/>
- Petroleum Engineers Association, 'Applied Machine Learning and Data Driven Modeling for Oil and Gas Using Python'(研修コース) <https://www.peassociations.com/workshopdetails-NzQ=/>
- Equinor, 'Volve field data set' <https://www.equinor.com/energy/volve-data-sharing>
- energistics.org, 'Equinor's Volve Field Test Data' <https://energistics.org/equinors-volve-field-test-data>
- SINTEF, 'spe10: Access to the SPE10 benchmark case'(MRST ドキュメント)  
<https://www.sintef.no/contentassets/2551f5f85547478590ceca14bc13ad51/spe10.html>
- OPM(Open Porous Media), 'SPE10 Comparative Solution Project Test Documentation'  
<https://github.com/OPM/opm-tests/blob/master/spe10/SPE10.md>

## 参考資料一覽(出典) (3/5)

---

- Stanford SUETRI-B, 'Monte Carlo simulation for uncertainty quantification in reservoir simulation: a convergence study' <https://suetri-b.stanford.edu/publications/conference-papers/monte-carlo-simulation-uncertainty-quantification-reservoir>
- SPE Journal(OnePetro), 'Robust Method for Reservoir Simulation History Matching Using Bayesian Inversion and Long-Short-Term Memory Network-Based Proxy' <https://onepetro.org/SJ/article/28/03/983/514872/>
- IntechOpen, 'Overview of History-Matching Approaches and Testing in Reservoir Simulation' <https://www.intechopen.com/chapters/89743>
- ResearchGate, 'Response Surface Methodology Approach for History Matching and Uncertainty Assessment of Reservoir Simulation Models' [https://www.researchgate.net/publication/254527939\\_Response\\_Surface\\_Methodology\\_Approach\\_for\\_History\\_Matching\\_and\\_Uncertainty\\_Assessment\\_of\\_Reservoir\\_Simulation\\_Models](https://www.researchgate.net/publication/254527939_Response_Surface_Methodology_Approach_for_History_Matching_and_Uncertainty_Assessment_of_Reservoir_Simulation_Models)
- Academia.edu, 'Development of proxy models for petroleum reservoir simulation: a systematic literature review and state-of-the-art' [https://www.academia.edu/44346638/Development\\_of\\_proxy\\_models\\_for\\_petroleum\\_reservoir\\_simulation\\_a\\_systematic\\_literature\\_review\\_and\\_state-of-the-art](https://www.academia.edu/44346638/Development_of_proxy_models_for_petroleum_reservoir_simulation_a_systematic_literature_review_and_state-of-the-art)

## 参考資料一覧(出典) (4/5)

---

- Li, Z. et al., 'Fourier Neural Operator for Parametric Partial Differential Equations'(arXiv:2010.08895, 2020) <https://arxiv.org/abs/2010.08895>
- Mohaghegh, S.D., 'Data-Driven Reservoir Modeling', SPE/PennWell(2017, ISBN 9781613995600) <https://store.spe.org/Data-Driven-Reservoir-Modeling-P1054.aspx>
- Ertekin, T., Abou-Kassem, J.H., King, G.R., 'Basic Applied Reservoir Simulation'(SPE Textbook Series、書籍・社内未所蔵)
- ResearchGate, 'History Matching of Reservoir Models by Ensemble Kalman Filtering: The State of the Art and a Sensitivity Study' [https://www.researchgate.net/publication/50297164\\_History\\_Matching\\_of\\_Reservoir\\_Models\\_by\\_Ensemble\\_Kalman\\_Filtering\\_The\\_State\\_of\\_the\\_Art\\_and\\_a\\_Sensitivity\\_Study](https://www.researchgate.net/publication/50297164_History_Matching_of_Reservoir_Models_by_Ensemble_Kalman_Filtering_The_State_of_the_Art_and_a_Sensitivity_Study)
- Anaconda公式ドキュメント <https://docs.anaconda.com/anaconda/install/>
- Jupyter公式ドキュメント <https://jupyter.org/install>
- scikit-learn公式ドキュメント <https://scikit-learn.org/stable/>
- matplotlib公式ドキュメント <https://matplotlib.org/>

## 参考資料一覧(出典) (5/5)

---

- 企画部門(社内資料)『新規講習企画書\_データ駆動型シミュレータ編.md』(2026年7月)
- 企画部門(社内資料)『新規講習企画書\_応用編.md』(2026年7月)

## 購入が必要な参考資料一覧 (1/2)

- Ertekin, T., Abou-Kassem, J.H., King, G.R., 'Basic Applied Reservoir Simulation'(SPE Textbook Series、書籍) — 必要箇所: パートA『A1: グリッドブロック数の増大と計算コスト』『A2: タイムステップ細分化と数値安定性』の数値定式化・計算負荷の一次資料としての裏付けに必要
- Mohaghegh, S.D., 'Data-Driven Reservoir Modeling'(SPE/PennWell, 2017, ISBN 9781613995600) — 必要箇所: パートB『B15: 代理モデル構築ワークフロー概要』および講座全体のデータ駆動型モデリングの体系的な理論的裏付けに必要
- SPE Journal(OnePetro)有料論文『Robust Method for Reservoir Simulation History Matching Using Bayesian Inversion and Long-Short-Term Memory Network-Based Proxy』 — 必要箇所: パートB『B13: 研究事例(2) ヒストリーマッチング×深層学習プロキシ』の手法詳細・精度検証結果の引用に必要(現状は要旨レベルの紹介に留まる)
- SPE会員限定オンライン研修コース『Data-Driven Reservoir Modeling』(有料登録制) — 必要箇所: パートE『Ex.1 演習の進め方』および第2回以降の教材設計を、実務研修カリキュラムと突き合わせて具体化する際の参考資料として必要

## 購入が必要な参考資料一覧 (2/2)

---

■ ResearchGate/OnePetro有料論文『Response Surface Methodology Approach for History Matching and Uncertainty Assessment of Reservoir Simulation Models』 — 必要箇所: パートB『B5: 統計的手法 (1) 応答曲面法(RSM)』の数式・具体的な適用事例の詳細引用に必要(現状は要旨レベルの引用に留まる)