

蒸着サロゲートモデルの精度維持と訓練データ削減を両立するためのガス堆積を考慮した画像混合学習

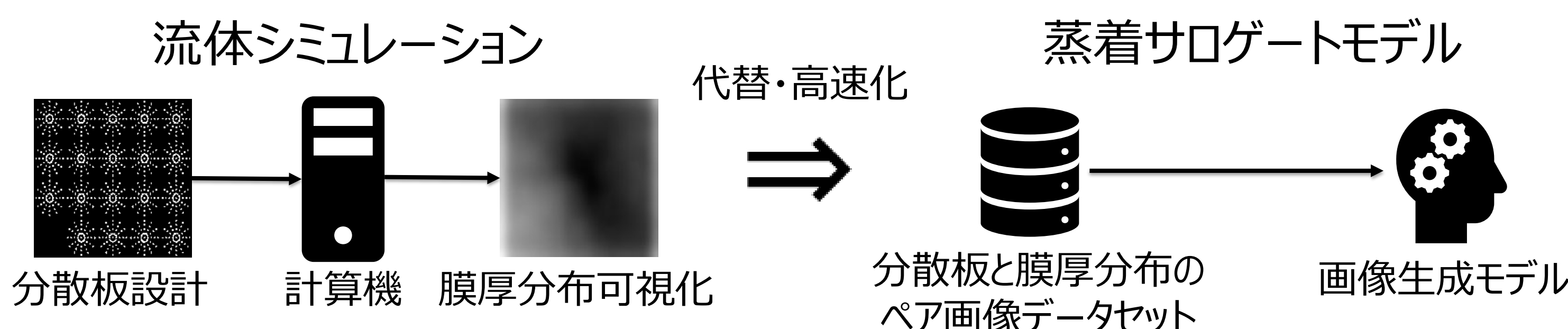
深澤颯月[†] 山口優太^{†,‡} 西山正志[†] (鳥取大学[†] カネカ[‡])

目的

分散板と膜厚分布画像のペアに対してガスの堆積傾向を考慮した画像混合学習を提案し
蒸着サロゲートモデルの予測精度維持と訓練データ準備コスト削減の両立を目指す

背景

- OLED製造装置の分散板の設計評価に流体シミュレーションを使用
- 流体シミュレーションの高速な代替手法として蒸着サロゲートモデルを検討

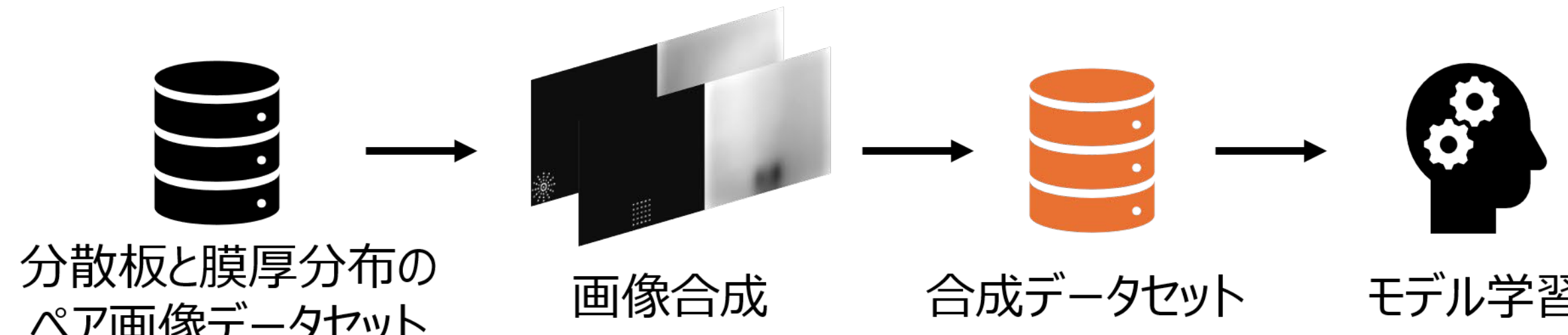


課題

- ✗ 流体シミュレーションを用いて訓練データを生成(1枚につき約3.3時間)しているため十分な量のデータで学習できない

提案手法

合成画像を訓練データに加えて学習

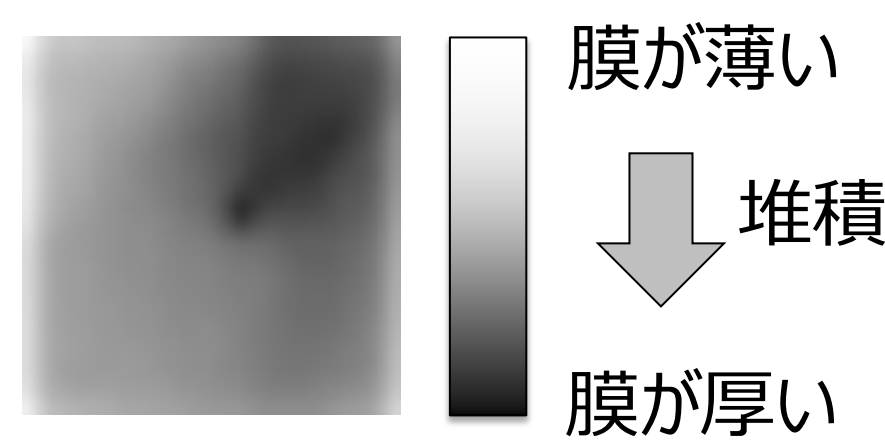


提案手法

入出力の応答関係の特性およびガスの堆積傾向という2点に着目し合成画像を生成

1. 条件付きサンプリングの考え方

堆積過程において入出力に着目してデータを分類し精度を比較



ガス堆積の応答関係の度合いに着目し形状への依存性を基準に分類

- 形状依存データ : 孔の配置が局所的な膜厚に影響
- 形状非依存データ : 孔の配置によらず全体的な成膜の偏り

シミュレーション 左: 分散板/右: 膜厚分布		円形配置	矩形配置	放射状配置
分布特性	形状依存			
	形状非依存			

2. 画像合成処理の考え方

孔数増加によるガス堆積傾向を考慮した合成画像を生成

手法1: Mixup

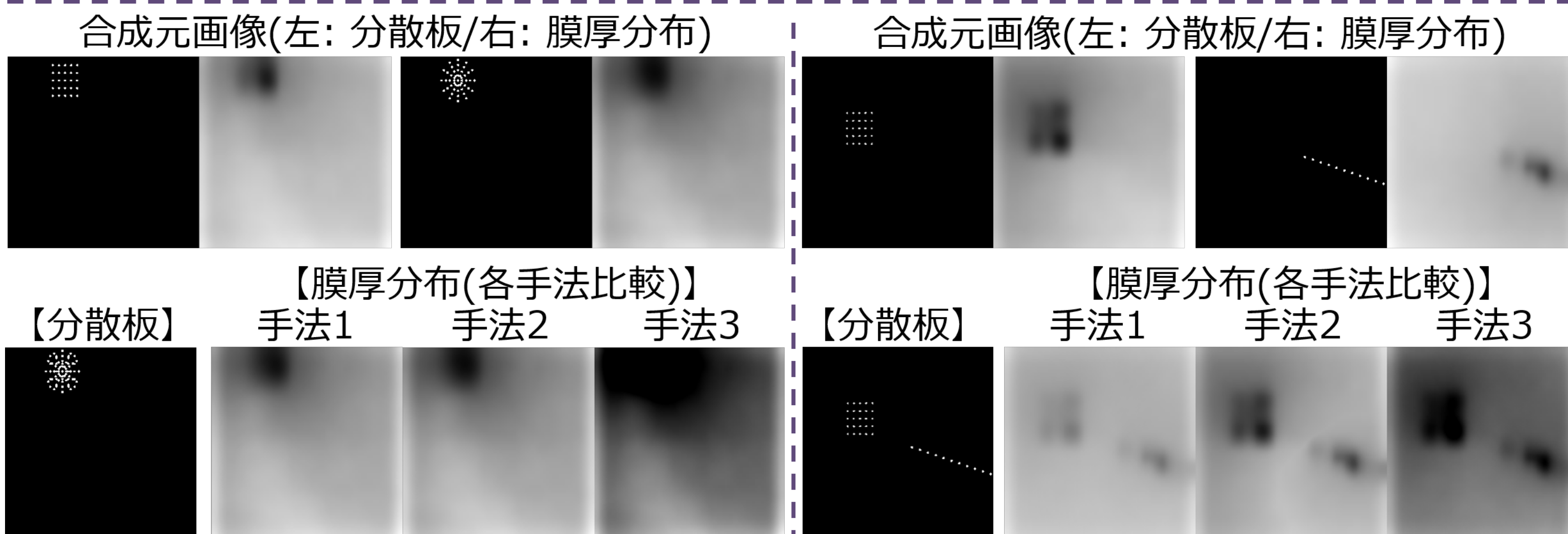
一定の割合で
混ぜ合わせる

手法2: 暗画素選択

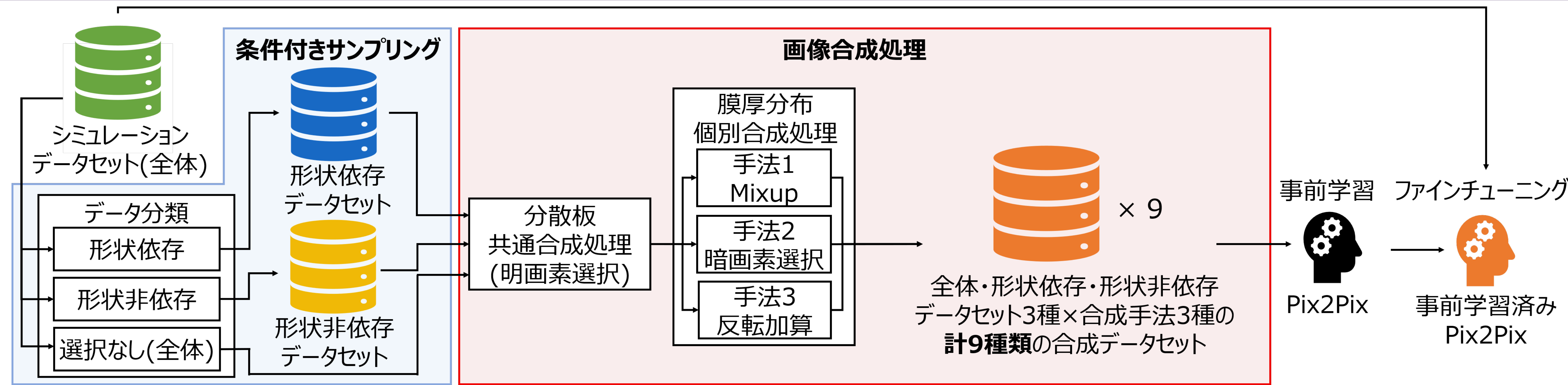
孔数増加による
膜厚の残存を表現

手法3: 反転加算

孔数増加による
膜厚の強調を表現



実験



実験1: サンプリングデータと画像合成手法の組み合わせ検証

- 画像生成モデル: Pix2Pix
- 生成器: U-Net
- 識別器: PatchGAN
- 評価指標: MSE ↓
- 合成画像: 1000枚
- シミュレーション画像: 660枚

条件付きサンプリングと3種の合成手法を掛け合わせた際の効果を検証する

シミュレーション画像のみで学習した結果

評価指標	660枚
MSE ↓	166.6

手法	形状依存	形状非依存	全体
手法1 (Mixup)	165.6	195.0	170.7
手法2 (暗画素選択)	160.3	188.0	219.1
手法3 (反転加算)	144.2	172.0	166.1

ガス堆積を推察し膜厚を強調して合成する考え方が学習に有効

実験2: 提案手法を用いた学習枚数の削減と精度維持の検証

実験1の最良の組み合わせがシミュレーション画像枚数の削減およびデータ準備の効率化に与える効果を検証する

シミュレーション画像枚数を変化させたときの性能比較

画像混合学習の有無	700枚	800枚	900枚	1000枚
なし	149.4	133.7	116.7	104.4
あり	131.8	117.5	98.4	91.9

画像100枚の生成時間比較(CPU: Intel Xeon w5-3435X)

画像生成方法	生成時間(分)
流体シミュレーション	19896.32
手法3	6.49

- シミュレーション画像約100枚分の精度向上に有効であった
- 画像合成を用いることで画像生成時間を大幅に短縮できた