

機械学習を用いた雲のシミュレーションパラメータの推定について

Adjusting cloud simulation parameters using machine learning

川住 遼典[†] 土橋 宜典[‡]
Ryosuke Kawazumi Yoshinori Dobashi

1. はじめに

映像技術の発展により映画やゲームなど様々な場面でコンピュータグラフィックス技術が用いられており、屋外の表現には空や雲の表現が欠かせない。そのため、効率的な雲のシミュレーション手法や目的形状の雲を生成する手法が開発されている。これらの手法により、目的の形状をもつリアルな雲を生成することができる。

一方、雲などの流体现象の質感は詳細な乱流成分の表現に大きく依存する。しかし、乱流成分に関するパラメータは試行錯誤により手動で調整しなければならず、手間がかかる。本研究の目的はこの問題を解決することにある。具体的には、ユーザにより用意された乱流の程度を表す実写画像から、その乱流の程度を再現するパラメータを推定する。これにより、試行錯誤にかかる手間を削減できる。本稿ではその基礎実験として、2次元の煙のシミュレーションを用いて、機械学習により、画像から乱流パラメータを推定する実験を行ったので、その結果を報告する。

2. 関連研究

Fedkiw らは、数値シミュレーションで失われる微細な渦の効果を再現する渦補完力を提案した[2]。この手法により、複雑な乱流成分を容易に再現できる。ユーザは渦補完力の強度に関する係数を調整することで乱流の程度をコントロールできる。しかし、高解像度のシミュレーションには計算時間がかかるため、より効率的に乱流の効果を表現する手法が提案されている。

Kim らは流体シミュレーションとノイズを組み合わせることで乱流を疑似的に付加する手法を提案している[1]。Sato らは低解像度のシミュレーション結果に、高解像度のシミュレーション結果の高周波成分を転写することで、乱流を効率的に表現する手法を提案している[3]。Kawazumi らは低解像度のシミュレーションと高解像度の 2D シミュレーションを組み合わせ、乱流を効率的に表現する手法を提案している[4]。これらの手法は、高解像度のリアルな映像を効率的に作成することができるが、乱流の程度は試行錯誤により手動で調整する必要がある。

Suzuki らは粘性の高い流体の動画画像から、その粘性を表すパラメータを推定する手法を提案している[5]。しかし、この方法は乱流パラメータを推定することはできない。

3. 実験方法

本研究の目的は実写画像から Fedkiw らの渦補完力[2]の係数 (以下、渦補完係数と呼ぶ) を推定することである。

[†] 北海道大学 Hokkaido University

[‡] 北海道大学 Hokkaido University

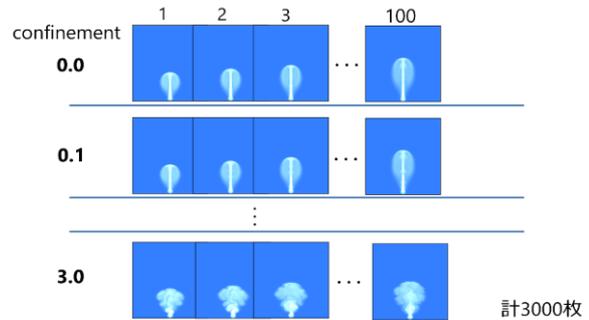


図 1 学習データ

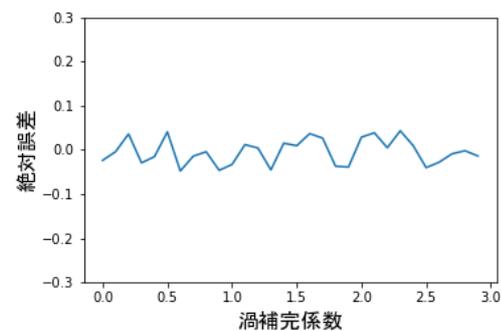


図 2 推定値との誤差分布

画像と渦補完係数の関係を数理的に表すことは困難と考え、推定には機械学習を用いる。具体的には、CNN を用いることで、画像の構造的な特徴を学習し、回帰分類により渦補完係数を推定する。本稿では、基礎実験として、さまざまな渦補完係数を設定した 2 次元シミュレーションにより得られた煙画像を用いて学習を行い、同じく 2 次元シミュレーションにより生成したテスト画像を入力した際のパラメータの推定値を評価する。

3.1 実験環境と学習データ

本実験は Intel(R)Core(TM)i7-4790K4GHz の CPU を搭載した PC で行った。学習用データとして、煙の 2D シミュレーションにより生成した 3000 枚の画像を用いる。この際、学習用データは渦補完係数を 0.0~3.0 まで 0.1 間隔でサンプルし、それぞれの値に対して 100 枚ずつ画像を作成し合計 3000 枚とした (図 1)。すべての画像はシミュレーションの渦補完係数の値をラベルとして保持し、実験では教師あり学習として回帰分類を行った。ネットワーク層は 7 層であり、フィルタサイズは 3×3 、バッチサイズを 50、エポック数は 20 として学習させた。

3.2 実験結果

学習精度の評価のため、煙の 2D シミュレーション画像 300 枚をテスト画像として生成し、それらのパラメータを推定した。シミュレーション画像は渦補完係数を 0.0~3.0 まで 0.1 間隔でサンプルし、それぞれの値で 10 枚ずつとして合計 300 枚の画像を作成した。すべての画像はシミュレーションの渦補完係数の値をラベルとして保持しており、ラベルの値と推定値との差分を用いて評価した。また、テスト画像の作成では、初期状態の速度場に乱数を加えており、学習データと同一の画像は存在しない。

テストでは、渦補完係数が同じ値ごとに 10 枚分のテスト画像の推定値を算出し、それらの平均値と真値を比較した (図 2)。実験の結果、絶対平均誤差は 0.13、分散は 0.01 であり、いずれの場合においても真値に近い値を推定できていることがわかる。

次に、画像類似度を用いた視覚的評価に関する実験を行った。まず、構造の類似性を表す SSIM という指標を用いて視覚的類似度を評価した (図 3)。SSIM は 2 枚の画像から、それらの類似度を出力する。本実験では、2 枚の画像としてテスト画像と、推定値を渦補完係数としたシミュレーション画像を用いて評価した。また、SSIM は 0~1 の値を取り、1 に近いほど構造が類似していることを示している。実験の結果、いずれの場合も 0.95 を下回ることはなく、構造的にも類似した画像を推定していることがわかる。

さらに、テスト画像と推定値を渦補完係数として用いたシミュレーション画像において、ラプラシアンピラミッドを作成した。ラプラシアンピラミッドは、異なる解像度での二次微分画像を求めることで、画像を周波数分解する手法である。今回の実験では、テスト画像と推定値を渦補完係数としたシミュレーション画像においてそれぞれラプラシアンピラミッドを作成し、ヒストグラム類似度を求めた (図 4)。これにより、テスト画像とシミュレーション画像との周波数における類似性を測ることができる。

5 レベルの解像度のラプラシアンピラミッドを計算し、各解像度ごとのヒストグラムの差分から類似度を求めた。結果を図 4 に示す。lap は解像度レベルを表す。図 4 より、lap=0~3 において 95% 程度の類似度を示しており、lap=4 の低周波数成分においても 80% 以上の類似度を示している。また、ラプラシアンピラミッドにおいて、渦補完係数の値と類似度の関係を測るため、渦補完係数の値を変動させて類似度を計算した結果を図 5 に示す。具体的には、渦補完

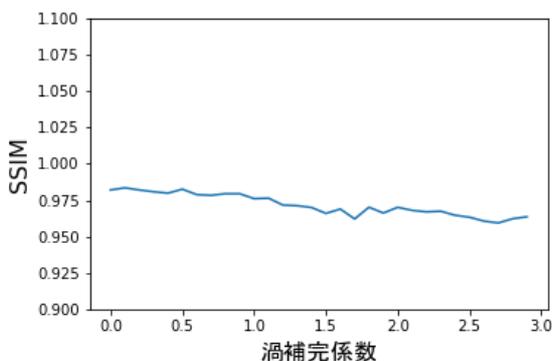


図 3 SSIMによる比較

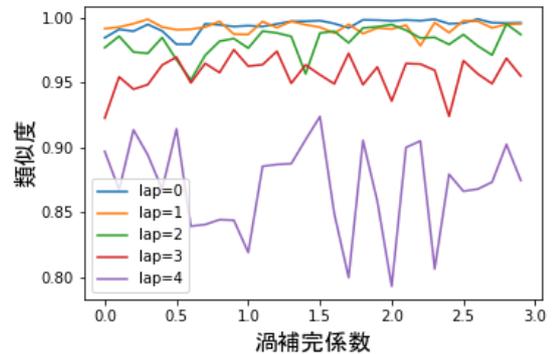


図 4 ラプラシアンピラミッドのヒストグラム類似度

係数を 0.0 にしてシミュレーションした画像と、渦補完係数を変動させてシミュレーションした画像を用いて類似度を計算している。また、図 5 の横軸が変動させた渦補完係数の値を示している。そのため、グラフの右側に進むほど渦補完係数の差が大きい画像の類似度を計算している。グラフを見ると lap=0 や lap=1 において右下がりになっており、2 枚の画像の渦補完係数の差が大きいほど類似度も下がる傾向が見られる。

これらの結果から、識別機は正解に近いパラメータを推定し、画像の構造や周波数分布も認識できていると考えられる。

4. まとめと今後の課題

本稿では、流体に関する複雑な乱流成分による形状の変化を表現するパラメータを推定するために、煙の 2D シミュレーション画像と機械学習を用いて、画像からパラメータを推定する実験を行った。結果として、煙の 2D シミュレーションのパラメータを推定することができた。

今後は 3D シミュレーションにより得られた画像を学習させ、パラメータを推定する手法に取り組んでいきたいと考えている。また、ラプラシアンピラミッドのヒストグラムを用いて、画像の構造情報を除いた学習を行い、より汎用的な推定を行う手法にも取り組んでいきたい。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP20H05954 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] T. Kim, N. Thurey, D. James, M. Gross: "Wavelet Turbulence for Fluid Simulation", ACM Trans. on Graphics, Vol.27, No.3, Article 3 (2008)
- [2] R. Fedkiw, J. Stam, H. W. Jensen. "Visual Simulation of Smoke," Proc. SIGGRAPH'01, 2001, pp. 15-22.
- [3] S. Sato, Y. Dobashi, T. Kim, T. Nishita: "Example-Based Turbulence Style Transfer", ACM Trans. on Graphics, Vol.37, No.4, Article 84 (2018).
- [4] Ryosuke Kawazumi, Yoshinori Dobashi, "Synthesizing high-resolution clouds using 2D and 3D simulations", IEEE Transactions on Image Electronics and Visual Computing, Vol.2, No.9(2021).
- [5] 鈴木 貴如, 長澤 謙太郎, 岡田 真人, 柴 詠瀬 "機械学習を用いた動画画像からのハッシュ・パルクレイ流体のパラメータ推定の検討", 情報処理学会研究報告, Vol.2019-CG-175, No.4 (2019).