

D-28 機械学習を用いたデジタルホログラフィック顕微鏡における合焦自動化手法

井上遙*, 李旻哲**

(*九州工業大学大学院情報創成工学専攻, **九州工業大学大学院情報工学研究院)

1. はじめに

生体細胞や微小物体の観察において、操作が簡単で、正確な記録のできる機材の需要は高い。デジタルホログラフィック顕微鏡(Digital Holographic Microscopy :DHM)は物体の3次元情報を取得することができる顕微鏡システムである。顕微鏡で撮影したホログラム画像に対して処理を行うことで、3次的に物体を再構成できる。しかし、処理の特性上、撮影画像に不要なノイズが写りこむと正確な3次元再構成ができない。ノイズの要因の一つに撮影時の焦点のずれがある。合焦位置から外れた画像は再構成後の3次元形状の品質が低下する。そこで本研究では、合焦位置周辺を撮影した動画から、合焦位置を捉えたフレームを自動で選択するアルゴリズムを提案する。

2. 原理

DHMでは撮影した干渉縞から物体の位相情報を取得する。干渉計にてレーザーが物体を通過するとき、周辺媒体との屈折率の差によりレーザーの位相が変化する。物体を設置した状態で撮影した物体画像と、設置しない状態で撮影した参照画像の位相差を得ることで物体の高さを算出できる。位相差情報から高さ情報の変換を式(1)に表す。

$$h(x, y) = \frac{\lambda \cdot \Delta\phi(x, y)}{2\pi(n_S - n_M)} \quad (1)$$

$h(x, y)$ は物体の高さ、 λ はレーザーの波長、 $\Delta\phi(x, y)$ は参照画像と物体画像の位相差、 n_S は周辺媒体の屈折率、 n_M は物体の屈折率を表す。

3. 提案手法

本研究ではホログラム画像を学習させたモデルを用いて、合焦位置周辺を撮影した動画から合焦画像を抽出する手法を提案する。提案手法の概要を図1に示す。

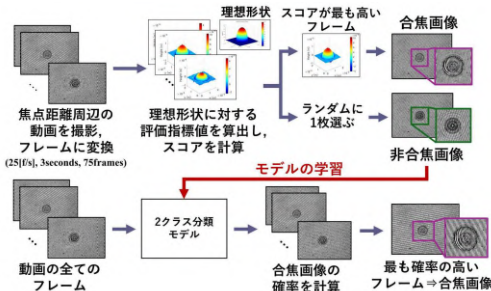


図1. 提案手法概要

焦点位置を含む様に撮影した動画の各フレームを、3次元プロファイル化し、理想形状とのMSE・GMSD・FSIMを算出し、スコアを出す。これらの値から算出したスコアが最も高いフレームを合焦画像、その他からランダムに1枚を非合焦画像としてデータセットを構築する。モデルをトレーニングした後、モデルに対して動画のすべてのフレームを入力して合焦画像の確率を計算する。最も確立が高いフレームを合焦画像として選ぶ。ここで、MSE、GMSD、FSIMはそれぞれ、画像間のピクセルの誤差、勾配の類似度、位相と勾配情報の特徴類似度を測定する評価指標である。フレームを選ぶ際の基準となるス

コアの計算は式(2)のように定めた。

$$Score_i = \omega_{MSE} \cdot MSE_i + \omega_{GMSD} \cdot GMSD_i + \omega_{FSIM} \cdot FSIM_i \quad (2)$$

フレーム番号*i*の画像に対して、 MSE_i 、 $GMSD_i$ 、 $FSIM_i$ はそれぞれの評価指標値を0~1の範囲で正規化した値であり、 ω_{MSE} 、 ω_{GMSD} 、 ω_{FSIM} は各評価指標に対する重みである。本研究では3Dプロファイルの評価において、視覚的に自然で正しいと感じられる形状を重視し、視覚的評価との相関が高いFSIMに少し高め重みを設定した。併せてMSE及びGMSDについてもプロファイルの評価に有効な指標のため、均等に重みを付与した。重みを式(3)に示す。

$$(\omega_{MSE}, \omega_{GMSD}, \omega_{FSIM}) = (0.3, 0.3, 0.4) \quad (3)$$

4. 実験及び結果

実験はマッハ・ツェンダー干渉計を利用して学習画像を取得した。レーザーの波長は532nm、オブジェクトレンズの倍率は40倍とした。試料は直径10.2 μ mのマイクロスフィアを用いた。3Dプロファイルの理想形状を作成できるため、取得データとの比較評価が可能である。

モデルはImageNetで事前学習済みのXceptionを転移学習させたものを用いる。学習データ枚数はtrain dataで336枚、validation dataで16枚、test dataで24枚とした。

モデル訓練の結果、テストデータの正答率は0.96、再現率は1.0、適合率は0.923、F1スコアは0.96となった。

続いて12個のテスト動画のフレームをモデルに入力し、各動画で合焦画像である確率が最も高いフレームを出力した。動画の全フレームの中で、再構成した物体と理想形状を比較した際のスコアが最も高かったフレームとの比較を図2に示す。

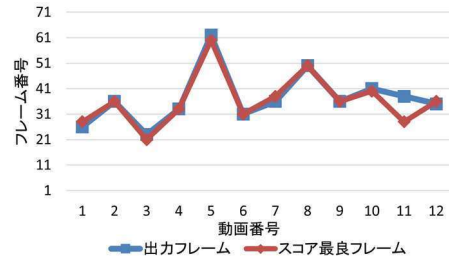


図2. 出力フレーム・スコア最良フレーム比較

動画番号2,4,6,8,9で2つのフレームは合致し、モデルは合焦位置を予測できているといえる。両者が合致していない残りの動画について、モデルが出力したフレームと、3Dプロファイルのスコアが最も高いフレームの類似度をSSIMで比較した。結果、平均で0.970であり、モデルはスコアが最良のフレームと類似度が高いフレームを出力していることが分かった。

5. 結論

本研究では3Dプロファイルに対して複数の評価指標から算出したスコアでの評価を行い、データセットを構築した後、モデルの学習を行った。動画の全フレームをモデルに入力した結果、ほとんどの動画で高スコアのフレームとその近傍のフレームを出力することができた。一方で、一部の動画においては高スコアのフレームと離れたフレームを予測しており、焦点周辺の画像の学習に課題がみられる。今後は焦点近傍データへの学習の強化によって精度の向上を目指す。