

深層学習を利用した光相関計算機イメージングの実験評価
Experimental evaluation of optical correlator-based computational imaging
using deep learning

電気通信大学, ○(M2)本多康伸, (M2)永田門, (M1)和田佑太, 渡邊恵理子

The Univ. of Electro-Communications
○Yasunobu Honda, Mon Nagata, Yuta Wada, Eriko Watanabe
E-mail: farco@fourier.ghrdp.uec.ac.jp

1. はじめに

我々は、高速照合可能なホログラフィック光相関システムを開発し、2.4Mframe/sec 相当の照合速度を実証してきた^[1]。現在、この光相関器を単一画素イメージングに適用し、パターン的高速照合可能な光相関計算機イメージングの研究を進めている^[2]。この光相関計算機イメージングにおいて、イメージングシステム自体のノイズや、イメージングシステム内に入り込む散乱体や空気揺らぎなどのノイズを抑制することができれば、幅広い応用が期待できる。本研究では、光相関計算機イメージングの再構成プロセスに深層学習を適用することを提案し、ノイズ抑制の実証実験を行ったため報告する。

2. 光相関計算機イメージングの原理

図 1 に光相関計算機イメージングの概要図を示す。記録プロセスでは、あらかじめパターンをホログラムとして記録しておく。相関プロセスでは対象物体とパターンとを照合し、光強度を取得する。

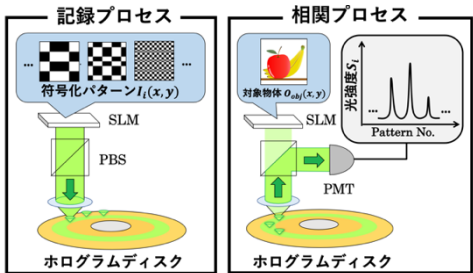


Fig. 1 Schematic diagram of optical correlator-based computational imaging

次に、図 2 に再構成プロセスに深層学習を適用した手法を示す^[3]。このネットワークは、1 層の逆畳み込み層と 3 層の畳み込み層で構成されている。 M 個の光強度を入力とし、逆畳み込み層によって、 $n \times n$ [pixel] に復元する。

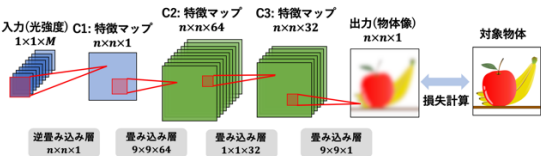


Fig. 2 Schematic diagram of the reconstruction process using deep learning

3. 光相関計算機イメージングの実験評価

データセットとして 32×32pixel の MNIST 画像 2048 枚を使用し、符号化パターンとして 32×32pixel のアダマールパターン 1024 枚を使用した。また、本実験では、ホログラムディスクへの記録・相関プロセスにおいて、トラッキングサーボを外し、ノイズを付加した。再構成プロセスでは、実験にて取得した 2048 個の光強度を訓練データと検証データの割合を 8:2 に振り分け、Epoch 数 300 回での学習を行った。また、評価指標としては RMSE を使用した。これにより再構成像が 0~1 で評価され、0 に近ければ近いほど元の物体と近いこととなる。図 3 に実験結果を示す。

	元画像	SPI	提案手法
再構成像			
RMSE		0.3303	0.0345

Fig. 3 Experimental results

SPI と提案手法を比較した時、SPI では再構成が不可能なノイズ条件下においても、提案手法により鮮明な再構成像が取得できていることを確認した。これらの結果より、構築したネットワークの有用性を確認した。

4. まとめ

本研究では深層学習を再構成プロセスに組み込んだ光相関計算機イメージングの提案し、実験によりその有用性を示した。今後はより解像度の高い物体を用いた実証実験を行なっていく。

謝辞：本研究の一部は基盤研究(C) 科研費 18K04971 の助成を受けたものである。

参考文献

[1] K. Ikeda, et al., Jpn. J. Appl. Phys. 55, 09SC01 (2016).
[2] A. Inoue, et al., Jpn. J. Appl. Phys. 58, SKKA02 (2019).
[3] C. Higham, et al., Scientific Reports, 8, 2369, 1-9 (2018).