

## 関西大学で行う回折光学素子研究について

西 寛仁（関西大学）

22 年 4 月に関西大学の助教に就任した西寛仁と申します。会員の皆様の多くは私のことをご存じないと思います。それもそのはずで、私は HODIC の研究会で発表したことがなく、本会報に投稿したこともございません。巻頭言を先に寄稿する事に内心驚いていますが、折角の機会ですので私の経歴と今後の研究テーマの紹介をさせていただきます。私は本校の松島教授の研究室でコンピュータホログラフィの質感表現の研究に従事し、卒業後に住友電気工業株式会社にてレーザ加工用の光学部品の設計・製造の業務に 10 年間従事しました。自身で設計した素子を工場に流し、現場作業者と協議しながらモノづくりを進めていく日々でした。正直、トラブルの連続でしたが、非常にいい経験をすることができました。この様な経歴のため、私のバックグラウンドはアカデミックではなく生産現場となります。

（1 ページにつづく）

### 目 次

1. 巻頭言：関西大学で行う回折光学素子研究について	西 寛仁 表紙
2. 深層学習を用いたホログラム計算のポストプロセッシング	下馬場朋禄, 他 2
3. 深層学習を用いた振幅型バイナリホログラムおよび多値ホログラム	野村孝徳, 他 8
4. 散乱コンピューショナルイメージング	堀崎遼一, 他 13
5. ホログラフィックデータストレージにおける 畳み込みニューラルネットワークによる復調方法の検討	吉田周平, 他 16
6. はまぎんこども宇宙科学館でのホログラム作成実習教室実施報告	森田正紀 23
7. 次回研究会のお知らせ	巻末

企業では主に回折光学素子 (Diffractive Optical Element : DOE) の設計に従事していましたが、これが学生時代の知識が大いに役に立ちました。松島教授はご自信で波動光学解析用のライブラリを開発しており、教授の下で研究に従事するだけで自ずと光学エンジニアとして必要な知識を得ることができたからです。DOE 設計者としては非常に残念ですが、DOE はあまり広く普及していません。レーザ加工用などのハイパワー向けは特に普及していません。その最大の要因は価格の高さであり、1 個当たり数十万円前後してしまいます。DOE は半導体製造と同様のプロセスで製造されています。高機能化のためには微細加工の多段階化が必須となり、これには一連の工程を複数回繰り返す必要があります。コストが高くなります。この課題を解決するために以前よりレーザリソグラフィシステムを活用できないかと考えています。レーザリソグラフィは 1 回の露光で多段階構造をレジストに付与することができ製造コストを大幅に下げることが期待できます。課題は、レジストに付与した多段階構造をエッチングにて基板に転写することです。レジストと基板のエッチングレートが異なるため、微細加工形状の高精度化にはレジスト形状を補正する必要があります。また、レジストのエッチング不均一性により、基板の面荒れを起し DOE の性能を低下させる問題もあります。

この他の普及を阻害する要因として、DOE が含まれる光学システムを一括に解析するのが困難な点が挙げられます。一般的な光学システムを設計する場合、Zemax 等の光学設計ソフトを使用してモンテカルロ解析を行い、システムのロバスト性を考慮し実現性を検討します。レンズは光線単位の解析が可能のため複雑なシステムでも少ない計算量で解析できますが、DOE は波動光学解析を行う必要があります。光線単位の解析と相性が悪い問題があります。例えば、レンズを波動光学的に解析する手法として Gaussian Beamlet Decomposition (GBD) などの波面を複数の光線に分割し解析する方法がありますが、DOE はミクロンオーダーの微細構造をもっているため、これらとの相性が悪く正確な解析ができません。以上の理由で、事前検討が十分できないことが新規参入のハードルを高くしています。この課題解決には新たなアプローチが必要と思っており、コンピュータホログラフィの研究成果を本課題解決に活用できないかと考えています。

ここで紹介した以外にも解決すべき課題が多くあり、個人的にやりがいのある研究テーマだと考えています。次回は、会報への投稿や発表で皆様にお会いしたいと考えております。それでは、今後ともよろしくお願いいたします。

# 深層学習を用いたホログラム計算のポストプロセッシング

下馬場 朋禄<sup>†</sup> 塩見 日隆<sup>†</sup> 平原 拓弥<sup>†</sup>

王 帆<sup>†</sup> 原 貴之<sup>†</sup> Yogi Udjaja<sup>†</sup>

西辻 崇<sup>††</sup> 白木 厚司<sup>†</sup> 角江 崇<sup>†</sup> 伊藤 智義<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 千葉大学大学院工学研究院 〒263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町 1-33

<sup>††</sup> 東京都立大学システムデザイン学部 〒191-0065 東京都日野市旭が丘 6-6

E-mail: shimobaba@faculty.chiba-u.jp

**あらまし** 近年、深層学習を用いたホログラム計算が注目を集めている。物理法則に基づくホログラム計算とは異なり、これらの研究では物理法則を使用せずに3次元シーンデータから直接、ホログラムを推論できることを示した。これらのアプローチとは異なり、本研究では物理法則に基づきホログラムを計算し、深層学習をポストプロセッシングに用いる方法を紹介する。物理法則に基づくホログラム計算には分離可能畳み込み計算を使用する。深層学習を用いたポストプロセッシングには、低精度ホログラムから高精度ホログラムへの変換、振幅ホログラムから複素ホログラムへの変換、ホログラムのダイナミックレンジ圧縮について3つの事例を紹介する。最後に、これらの次期ホログラフィ専用計算機への応用について議論する。

**キーワード** ホログラム、ポストプロセッシング、深層学習、高速計算

## Post-processing of hologram computation using deep learning

Tomoyoshi Shimobaba<sup>†</sup> Harutaka Shiomi<sup>†</sup> Takuya Hirahara<sup>†</sup>

Fan Wang<sup>†</sup> Takayuki Hara<sup>†</sup> Yogi Udjaja<sup>†</sup>

Takashi Nishitsuji<sup>††</sup> Atsushi Shiraki<sup>†</sup> Takashi Kakue<sup>†</sup> Tomoyoshi Ito<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Graduate School of Engineering, Chiba University, 1-33 Yayoi-cho, Inage-ku, Chiba-shi, Chiba, 263-8522 Japan

<sup>††</sup> Faculty of Systems Design, Tokyo Metropolitan University, 6-6 Asahigaoka, Hino, Tokyo, 191-0065 Japan

E-mail: shimobaba@faculty.chiba-u.jp

**Abstract** Hologram computation using deep learning has attracted much attention in recent years. These studies have shown that holograms can be inferred directly from 3D scene data without using physical laws. Unlike these approaches, this study introduces a method for computing holograms based on physical laws and using deep learning for post-processing. The physics-based hologram computation uses separable convolution. Three examples of post-processing using deep learning are presented: conversion from low-precision holograms to high-precision holograms, conversion from amplitude holograms to complex holograms, and dynamic range compression of holograms. Finally, applications of these to the next generation of a special-purpose computer for holography are discussed.

**Keyword** hologram, post-processing, deep learning, fast computation

### 1. はじめに

ホログラフィックディスプレイ用途のホログラムは、大きな空間帯域幅積が要求されるため、ホログラムの計算量は膨大なものとなる[1,2]。この計算量を削減するためのアルゴリズムに、3次元シーンの表現方法毎に、高速化手法が提案されている。代表的なものに、点群法[3,4]、ポリゴン法[5,6]、レイヤー法[7,8]やライトフィールド法[8-10]がある。これらはすべて、光

波面や光線の物理的挙動をシミュレーションしてホログラムを計算するため、ここでは物理的ホログラム計算と呼ぶ。

近年、物理的ホログラム計算とは全く別原理である深層学習を用いたホログラム計算が提案され大いに注目されている[11-13]。深層学習がホログラフィ分野に導入されたのは2017年頃からであるが[14]、ホログラム計算に導入されたのは2018年の堀崎等の研究が先

駆けであろう[11]. 2021年にはNature誌に深層学習を用いたホログラム計算が報告され、計算速度と画質の両面で物理的ホログラム計算を凌駕する結果が報告された[13]. 現在までに、深層学習を用いたホログラム計算が多く報告されているが、一部の研究を除き、いずれもレイヤー法に特化している。これには、いくつかの理由がある。

一つは、深層学習がもともと2次元画像を取り扱うように設計されているため、レイヤー法で扱うRGB画像とデプス画像との相性が良いことである[14]. もう一つの理由は、レイヤー法で生成されたホログラムは接眼型（ニアアイ）ホログラフィックディスプレイに使うことが多く、空間帯域幅を大幅に削減できる。このようなホログラムはサイズが小さく低周波しか含まないため、深層ニューラルネットワーク（DNN: Deep Neural Network）で容易に取り扱うことができる[14].

裸眼で利用できる広視野・広視域のホログラフィックディスプレイは空間帯域幅が大きくなり、ホログラムに含まれる高周波成分も多くなるため、現状の深層ニューラルネットワークでは取り扱うことは困難と考えられている[14].

本稿では、深層学習で直接ホログラムを推論するアプローチは取らず、物理計算に基づいた高速アルゴリズムを使用してホログラムを生成し、後処理に深層学習を使用する3つの事例（低精度ホログラムから高精度ホログラムの推論、振幅ホログラムから複素ホログラムの推論、ホログラムのダイナミックレンジ圧縮）を紹介する。ここでは、高速アルゴリズムに分離可能畳み込み計算[15-17]を使用する。このアルゴリズムは、FPGA（Field-Programmable gate Array）やLSIなどのハードウェア実装が容易であり更に高速化が期待できる。

ハードウェア実装時には計算語長をなるべく小さくすることで計算ユニットの並列数を増加させることができるが、計算精度が落ちるため所望の再生像を得ることが難しくなる。ここでは、低精度で計算されたホログラムを深層学習により高精度ホログラムへ復元する手法を紹介する。一般にホログラム計算は複素数演算を使用するが、本稿では実数値計算のみを使用して振幅ホログラムを計算し、それから複素ホログラムを推論する手法を紹介する。また、階調を持つホログラムをバイナリ化することでダイナミックレンジ圧縮をし、深層学習で元の階調を持つホログラムの復元方法について述べる。

最後に、分離可能畳み込み計算[17]と上記の3つのDNNを組み合わせた次世代のホログラフィ専用計算機について簡単に議論する。

## 2. ホログラム計算

点群法は3次元シーンを点光源の集合で表現し、式(1)を用いて各点光源から発する光波を足し合わせることで、ホログラム $u(x_h, y_h)$ を生成できる[1].

$$u(x_h, y_h) = \sum_{j=1}^N \frac{a_j}{r_{hj}} \exp\left(i \frac{2\pi}{\lambda} r_{hj}\right) \quad (1)$$

$$\approx \sum_{j=1}^N \frac{a_j}{z_j} \exp\left(\frac{i\pi}{\lambda z_j} \left((x_h - x_j)^2 + (y_h - y_j)^2\right)\right)$$

ここで $i = \sqrt{-1}$ 、 $N$ は物体点数、 $(x_j, y_j, z_j)$ は物体点座標、 $a_j$ は物体点の振幅、 $r_{hj}$ は物体点とホログラムとの距離、 $\lambda$ は波長を表す。第二式は第一式をフレネル近似することで算出できる。フレネル近似によりx座標とy座標を変数分離ができ式(1)の計算量を大幅に削減できる。この方法を分離可能畳み込み計算と呼ぶ[15-17].

分離可能畳み込み計算は、3次元物体の点群の分布によって計算量が大きく変わる。点群の物体点のばらつきが一番大きな方向のベクトルを求め、そのベクトルとホログラムのy座標が一致するように、3次元物体を回転させることで、分離可能畳み込み計算の計算量を大きく減らすことができる。文献[17]では、点群の分布を主成分分析を用いて求め、その第一主成分をばらつきの大きなベクトルとする。回転後の3次元物体について分離可能畳み込み計算を行い、ホログラムを生成する。その後、ホログラムを3次元物体の回転角と逆方向に回転させることで、最終的なホログラムを算出する。

私達の研究グループでは、式(1)を高速化するホログラフィ専用計算機 HORN (HOlographic ReconstructionN)の開発を行っている[18,19]. HORNで採用した式(1)は計算量が多いが、HORNではパイプライン処理や演算器の並列化などで、ホログラム計算の高速化を達成した。文献[17]の分離可能畳み込み計算は、式(1)を各方向に分離して計算するだけなので、これまでのHORNとほぼ同様に回路構成で計算量を大幅に削減できることが期待できる。この新しいHORNを今後設計するが、その後処理に深層学習を導入する予定である。

## 3. 深層学習によるホログラムのポストプロセッシング

ここでは、ホログラム計算後の深層学習を用いたポストプロセッシングについて述べる。ポストプロセッシングには、低精度ホログラムから高精度ホログラムへの変換[20]、振幅ホログラムから複素ホログラムへの変換、ホログラムのダイナミックレンジ圧縮[21,22]の3つを紹介する。

### 3.1. 低精度ホログラムから高精度ホログラムへの変換

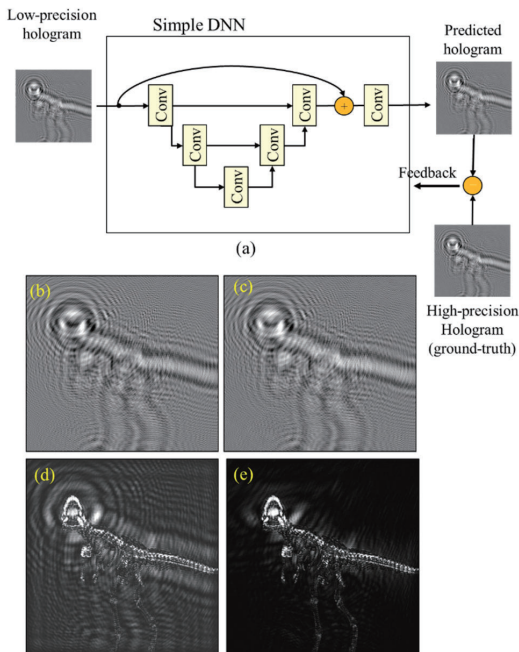


図1 低精度ホログラムから高精度ホログラムへの変換

HORNのようなホログラム専用のプロセッサを設計する際に重要なのは、演算語長を可能な限り小さくし、演算器を多くLSI上に実装し並列動作させることである。これまでの演算語長を短くするアプローチの多くは[23-25]、ホログラムの再生像の画質をなるべく保ちつつ、演算語長を短くしていく研究が多かった。

本稿で紹介する方法は、再生像の劣化が明らかに発生するまで演算語長を短くし、その低精度ホログラムから、高精度ホログラムを深層ニューラルネットで復元する。図1にその概要を示す。

低精度ホログラムは、式(1)の位相計算を22ビットの固定小数点とし、 $\exp$ の計算に使うLook-Up Table (LUT)の入力アドレスビット幅を2ビット、出力ビット幅を2ビットまで短縮している。浮動小数点を用いて計算したホログラムを図1(a)、低精度ホログラムを図1(c)に示す。図1(d)と1(e)は低精度ホログラムxとDNNで復元したホログラムからの再生像である。図1より明らかにDNNを用いた方法は画質が改善している。

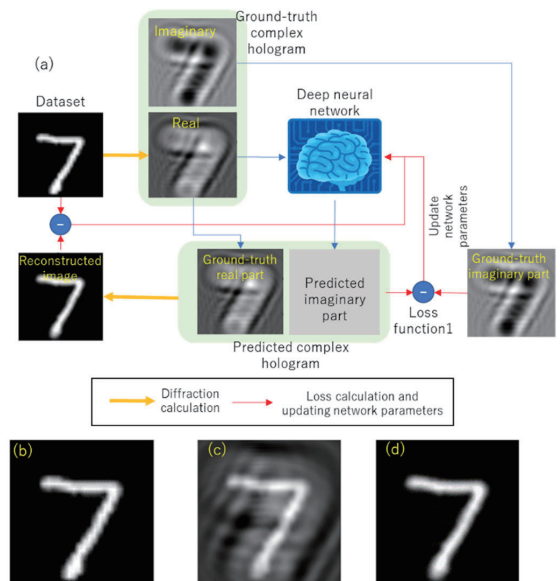


図2 DNNを用いた振幅ホログラムから複素ホログラムへの変換

### 3.2. 振幅ホログラムから複素ホログラムへの変換

ホログラム計算は光の伝搬を計算するため、本質的に複素数演算が必要である。式(1)にも複素数演算が含まれている。しかし、一般的な空間光変調器 (SLM: Spatial Light Modulator) は振幅変調型か位相変調型のどちらかなため、最終的に私達が必要なホログラムは実数値のホログラムである。振幅ホログラムを計算する場合は、式(1)の $\exp$ の計算を $\cos$ に置き換えればよいので簡単であるが、位相限定ホログラム (キノフォーム) を計算する場合は、複素数を含む式(1)を計算した後にその偏角を取りキノフォームに変換する必要がある、二度手間である。

数学的には、振幅ホログラム (実数信号) からその虚数信号 (虚部ホログラム) を求められれば、複素ホログラムを得ることができる。この操作はHilbert変換で記述できる[26]。しかし、Hilbert変換は、信号に因果性 (2次元信号では解析性とも呼ばれる) [27]が要求されるため、ホログラム計算では3次元物体をオフアクシスに配置する必要がある。

本稿では、3次元物体をインラインに配置し振幅ホログラムを計算した後に、DNNでその複素ホログラムに変換し、最後にキノフォームに変換する方法を述べる。この方法はオフアクシス配置にする必要はなく、より汎用的に使える方法である。

図2(a)に、このDNNの学習方法を示す。DNNはシンプルな構造のものを使用する。データセットには真



値の元画像を用意し、回折計算により複素ホログラムを得る。その実部情報のみを DNN に入力する。DNN が推論する虚部情報と、真値である虚部情報の誤差を DNN の学習に使用する。

より正確な学習を行うために、推論した虚部情報と DNN に入力された実部情報を複素ホログラムとして扱い、回折計算により再生像を計算する。この再生像と、真値である元画像の誤差も、DNN の学習に使用する。回折計算は深層学習のレイヤーとして組み込まれており、学習後は取り外して、DNN のみを使う。

図 2(b)に元画像、2(c)に振幅ホログラムからの再生像、4(d)に推論した虚部情報と振幅情報を組み合わせた複素ホログラムからの再生像を示す。図のように、振幅ホログラムからのみでは共役像が再生像に重畳するのに対して、提案手法では共役像が発生しておらず、原画に近い再生像を得ることができている。

### 3.3. ホログラムのダイナミックレンジ圧縮

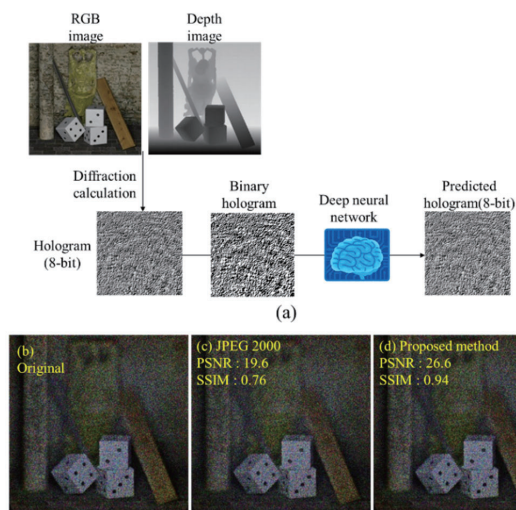


図3 ホログラムのダイナミックレンジ圧縮とDNNによる復元

ホログラムは一般的に階調を持つデータとして保存・伝送されるためデータ圧縮技術が必要である。ホログラム圧縮に関する研究が多く行われているが（例えば[28]）、ここでは、ホログラムのダイナミックレンジを圧縮し DNN で元のダイナミックレンジに復元する方法[21,22]について述べる。

図3に概要を示す。提案手法では、例えば8ビットの階調を持つホログラムをバイナリ化し、ダイナミックレンジを1/8に圧縮する。バイナリ化の方法はいくつかあるが、単純2値化ではDNNは元のホログラムに復元することが困難であるため[21]、誤差拡散法を

使用する。誤差拡散されたバイナリホログラムをDNNに入力し、元の階調を持つホログラムに復元する。

図3(b)は8ビットの階調を持つホログラムからの再生像、図6(c)は、JPEGで圧縮したホログラムの再生像、図6(d)はホログラムをバイナリ化し、DNNで復元したホログラムからの再生像である。同一のbpp (bits per pixel) ではJPEGよりもDNNが優れた再生像を得ることができる。このホログラムはランダム位相を使用して計算されたため、ホログラムには低周波から高周波まで多く含まれている。このようなホログラムでもDNNはよく動作している。

### 4. 次期のホログラフィ専用計算機

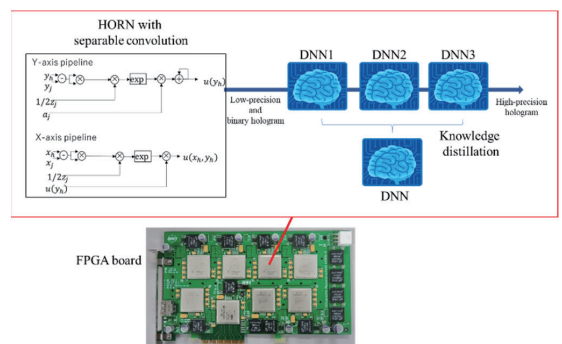


図4 次期ホログラフィ専用計算機の構想

ホログラム計算に分離可能畳み込み計算、ホログラムのポストプロセッシングに3つの応用事例を紹介した。これらを次期のホログラフィ専用計算機に適用することを考える。

分離可能畳み込み計算をハードウェア実装する場合、これまでのHORNとほぼ同様の回路構成となるが、計算量を2桁から3桁削減することができる。この回路は、図4のようにx軸とy軸を計算する回路を用意すれば良い。先に述べた2つのDNN（低精度ホログラムから高精度ホログラムへの変換、および、バイナリホログラムから階調を持つホログラムへの変換）を併用すれば、この回路の計算語長を従来のHORNよりも削減できる。また、振幅ホログラムから複素ホログラムへ変換するDNNを用いれば、計算回路にはexpの計算は不要で、cosのみを使う振幅ホログラムを計算する回路を設計すれば良い。

DNNをポストプロセッシングに使用することで回路を簡略化し、従来のHORNよりもより多くの演算器を搭載することができる。図4のDNN1からDNN3は順に、バイナリホログラムからグラデーションを持つホログラムを復元し、そのホログラムを高精度化し、

最後に複素ホログラムを復元する。3つのDNNを並べて使うこともできるが、DNNのパラメータ数を削減する技術(例えば、蒸留)を使用すれば、一つのDNNに集約しパラメータ数を削減することも可能であろう。このDNNを、分離可能畳み込み計算を実行する回路と一緒にFPGAに実装するか、もしくは、計算回路のみFPGAに実装し、得られたホログラムをGPU(Graphics Processing Unit)に転送し、GPU上でDNNを動かす構成も考えられる。

## 5. まとめ

本稿は、ホログラム計算のポストプロセッシングに深層学習を用いた3つの事例(低精度ホログラムから高精度ホログラムへの変換、振幅ホログラムから複素ホログラムへの変換、ダイナミックレンジ圧縮)を紹介した。また、物理計算によるホログラム計算として分離可能畳み込み計算について述べ、そのハードウェア実装の利点について紹介した。いずれのDNNもシンプルな構造を持つため、将来的にはホログラフィ専用計算機のポストプロセッシングを行う回路として実装を予定している。

本研究の一部は JSPS 科研費 22H03607, 19H01097, 千葉大学 IAAR リサーチサポートプログラムの支援を受けたものです。ここに深く感謝いたします。

## 文 献

- [1] D. Blinder, T. Birnbaum, T. Ito, T. Shimobaba, "The state-of-the-art in computer generated holography for 3d display," *Light: Advanced Manufacturing* **3**, 1-29 (2022)
- [2] K. Matsushima, "Introduction to Computer Holography: Creating Computer-Generated Holograms as the Ultimate 3D Image," Springer Nature (2022)
- [3] T. Yamaguchi and H. Yoshikawa, "Computer-generated image hologram," *Chin. Opt. Lett.* **9**, 120006 (2011)
- [4] T. Ichikawa, K. Yamaguchi, and Y. Sakamoto, "Realistic expression for full-parallax computer-generated holograms with the ray-tracing method," *Appl. Opt.* **52**, A201-A209 (2013)
- [5] K. Matsushima and S. Nakahara, "Extremely high-definition full-parallax computer-generated hologram created by the polygon-based method," *Appl. Opt.* **48**, H54-H63 (2009)
- [6] F. Wang, H. Shiomi, T. Ito, T. Kakue, and T. Shimobaba, "Fully analytic shading model with specular reflections for polygon-based hologram," *Opt. Lasers Eng.* **160**, 107235 (2023)
- [7] Y. Zhao, L. Cao, H. Zhang, D. Kong, and G. Jin, "Accurate calculation of computer-generated holograms using angular-spectrum layer-oriented method," *Opt. Express* **23**, 25440-25449 (2015)
- [8] H. Zhang, Y. Zhao, L. Cao, and G. Jin, "Fully computed holographic stereogram based algorithm for computer-generated holograms with accurate depth cues," *Opt. Express* **23**, 3901-3913 (2015)
- [9] Y. Ichihashi, R. Oi, T. Senoh, K. Yamamoto, and T. Kurita, "Real-time capture and reconstruction system with multiple GPUs for a 3D live scene by a generation from 4K IP images to 8K holograms," *Opt. Express* **20**, 21645-21655 (2012)
- [10] K. Wakunami and M. Yamaguchi, "Calculation for computer generated hologram using ray-sampling plane," *Opt. Express* **19**, 9086-9101 (2011)
- [11] R. Horisaki, R. Takagi, and J. Tanida, "Deep-learning-generated holography," *Appl. Opt.* **57**, 3859-3863 (2018)
- [12] H. Goi, K. Komuro, and T. Nomura, "Deep-learning-based binary hologram," *Appl. Opt.* **59**, 7103-7108 (2020)
- [13] L. Shi, B. Li, C. Kim, P. Kellnhofer, and W. Matusik, "Towards real-time photorealistic 3D holography with deep neural networks," *Nature* **591**, 234-239 (2021)
- [14] T. Shimobaba, D. Blinder, T. Birnbaum, I. Hoshi, H. Shiomi, P. Schelkens, and T. Ito, "Deep-learning computational holography: A review [invited]," *Front. Photon.* **3**, 854391 (2022)
- [15] Y. Pan, X. Xu, S. Solanki, X. Liang, R. B. A. Tanjung, C. Tan, and T.-C. Chong, "Fast CGH computation using S-LUT on GPU," *Opt. Express* **17**, 18543-18555 (2009)
- [16] A. Maimone, A. Georgiou, and J. S. Kollin, "Holographic near-eye displays for virtual and augmented reality," *ACM Trans. Graph.* **36**, 1-16 (2017)
- [17] T. Shimobaba, M. Makowski, H. Shiomi, F. Wang, T. Hara, M. Sypek, J. Suszek, T. Nishitsuji, A. Shiraki, T. Kakue, and T. Ito, "Accelerating hologram generation using oriented-separable convolution and wavefront recording planes," *Opt. Express* **30**, 36564-36575 (2022)
- [18] T. Ito, N. Masuda, K. Yoshimura, A. Shiraki, T. Shimobaba, and T. Sugie, "Special-purpose computer HORN-5 for a real-time electroholography," *Opt. Express* **13**, 1923-1932 (2005)
- [19] T. Sugie, T. Akamatsu, T. Nishitsuji, R. Hirayama, N. Masuda, H. Nakayama, Y. Ichihashi, A. Shiraki, M. Oikawa, N. Takada, Y. Endo, T. Kakue, T. Shimobaba, T. Ito, "High-performance parallel computing for next-generation holographic imaging," *Nature Electronics* **1**, 254-259 (2018)
- [20] T. Shimobaba, Y. Yamamoto, T. Nishitsuji, I. Hoshi, H. Shiomi, T. Kakue, and T. Ito, "Dedicated processor for holography assisted by deep neural networks," in *Frontiers in Optics / Laser Science*, B. Lee, C. Mazzali, K. Corwin, and R. Jason Jones, eds., OSA Technical Digest (Optica Publishing Group, 2020), paper FTh2F.1.
- [21] T. Shimobaba, D. Blinder, M. Makowski, P. Schelkens, Y. Yamamoto, I. Hoshi, T. Nishitsuji, Y. Endo, T. Kakue, and T. Ito, "Dynamic-range compression scheme for digital hologram using a deep neural network," *Opt. Lett.* **44**, 3038-3041 (2019)
- [22] T. Shimobaba, D. Blinder, P. Schelkens, Y. Yamamoto, I. Hoshi, A. Shiraki, T. Kakue, and T. Ito, "Deep-learning-based dynamic range compression for 3D scene hologram," *International Conference on Optics & Electro-Optics XLIII Symposium of Optical Society of India (ICOL-2019)*, IRDE, Uttarakhand India (19-22 Oct. 2019)

- [23] T. Shimobaba and T. Ito, "An efficient computational method suitable for hardware of computer-generated hologram with phase computation by addition," *Comput. Phys. Commun.* **138**, 44-52 (2001)
- [24] Nitesh Pandey and Bryan Hennelly, "Fixed-point numerical-reconstruction for digital holographic microscopy," *Opt. Lett.* **35**, 1076-1078 (2010)
- [25] D. Blinder and P. Schelkens, "Fast low-precision computer-generated holography on gpu," *Appl. Sci.* **11**, 6235 (2021)
- [26] T. Shimobaba, T. Kakue, Y. Yamamoto, I. Hoshi, H. Shiomi, T. Nishitsuji, N. Takada, and T. Ito, "Hologram generation via Hilbert transform," *OSA Continuum* **3**, 1498-1503 (2020)
- [27] Y. Baek and Y. Park, "Intensity-based holographic imaging via space-domain Kramers–Kronig relations," *Nat. Photonics* **15**, 354-360 (2021)
- [28] T. Birnbaum, D. Blinder, R. K. Muhamad, C. Schretter, A. Symeonidou, and P. Schelkens, "Object-based digital hologram segmentation and motion compensation," *Opt. Express* **28**, 11861-11882 (2020)



# 深層学習を用いた振幅型バイナリホログラムおよび多値ホログラム

## Deep-learning-based binary and gray-scaled holograms

野村 孝徳<sup>1</sup>, 後井 宏亮<sup>\*2</sup>

Takanori Nomura<sup>1</sup>, Hiroaki Goi<sup>2</sup>

和歌山大学システム工学部<sup>1</sup>, 和歌山大学大学院システム工学研究科<sup>2</sup>

Faculty of Systems Engineering, Wakayama University<sup>1</sup>

Graduate School of Systems Engineering, Wakayama University<sup>2</sup>

Binary hologram generation based on deep learning is introduced. In the method, binary amplitude holograms can be produced by optimizing the neural network. The effect of the design by the neural network reduced the severe effect of quality degradation caused by binarizing gray-scaled holograms. As an extension of the method, three-dimensional scene gray-scaled holograms are also designed.

### 1. はじめに

エンターテインメントなどの分野において高い臨場感が得られる 3 次元ディスプレイが注目されている。その中でも、ホログラフィ技術を用いたホログラフィックディスプレイは、裸眼での 3 次元映像の観察が可能であり、目の疲れや気分の悪化を生じさせることがないという点から、理想的な立体映像表示技術として広く実用化されることが期待されている。ホログラフィックディスプレイに使用するホログラムにデジタルホログラムや計算機合成ホログラム (CGH: Computer-Generated Hologram) などがあり、実在しない物体のホログラムを作製することにより、表示するコンテンツの種類を広げることができることから、CGH に着目する。しかし、CGH は一般的に計算時間が長いことやホログラム 1 枚当たりのデータ量が大きいことが課題である。

近年、光学の分野において深層学習の技術が広く応用されるようになり、CGH の分野においても深層学習を用いた多値の位相ホログラム<sup>1)</sup>が提案されている。深層学習を用いることにより、学習をおこなう過程において膨大な計算時間を必要とされるが、畳み込みニューラルネットワーク (CNN: Convolutional Neural Network) の学習が完了すれば、CGH 1 枚当たりの作製が高速化される。

まず、ホログラム 1 枚当たりのデータ量を低減するためにバイナリホログラムに着目する。バイナリホログラムはデータ量が小さいという利点があるものの、再生像品質が低いという問題がある。この原因は、多値のホログラムの二値化処理による情報の欠落である。

\* 2020 年 3 月修了

そこで、学習の過程に二値化処理を組み込むことにより、CNN を二値のパターンが直接出力されるように最適化し、バイナリホログラムからの再生像品質の向上をはかる。

次に、先行研究<sup>1)</sup>では 2 次元再生にとどまっていたため、本研究では深層学習に基づく奥行き違いに像を再生するホログラムの設計を提案し、この原理検証をおこなう。ただし、ここではホログラムのデータ量の欠落を少なくするために、多値ホログラムを設計する。より高い臨場感を得るためには、3 次元映像は奥行き違いにより多くの再生像を必要とするが、本研究においてはその前段階として奥行きが異なる 2 面と 4 面における再生像を取得するホログラムを作製する。

## 2. 深層学習によるバイナリホログラム

深層学習を用いてバイナリホログラムを作製する手法の概念図を図 1 に示す。二値のランダム振幅分布とそれを光波伝搬計算した強度パターンを一つのペアとして、多数のペアを作製し、トレーニングセットとする。ここで、二値のランダム振幅分布はバイナリホログラムに対応し、強度分布は再生対象に対応する。二値化処理は、CNN 中の出力層直前の活性化関数を線形関数からステップ関数に変更することにより、学習の過程で実現する。有用性を示すため、光学実験をおこなった。実験結果を図 2 に示す。図 2(a)に再生対象、図 2(b)に深層学習によるバイナリホログラムからの再生像、図 2 (c)に従来手法<sup>2)</sup>によるバイナリホログラムからの再生像を示す。この結果から、深層学習によるバイナリホログ

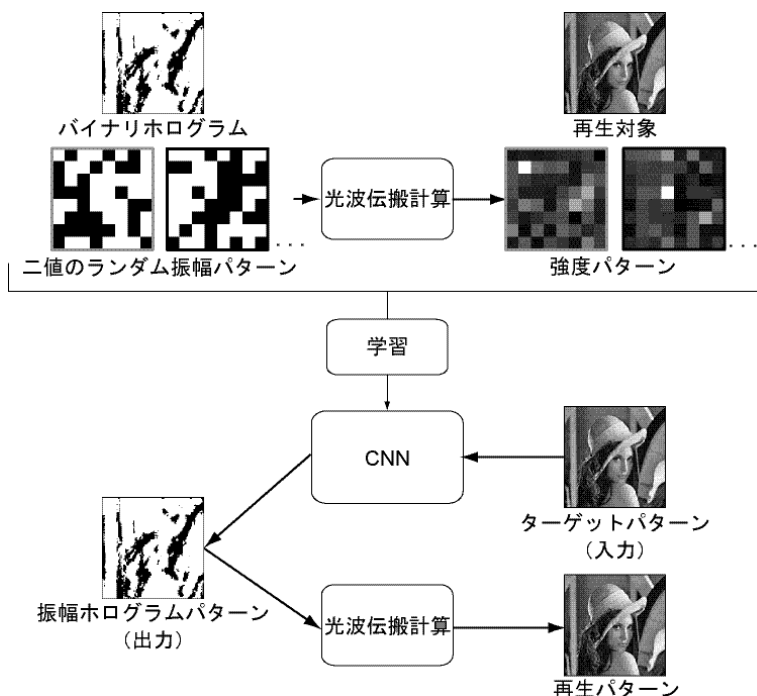


図 1 深層学習により作製するバイナリホログラム

ラムからの再生像が定性的に高い空間周波数成分が見られることから、従来手法と比較して高品質であるといえる。

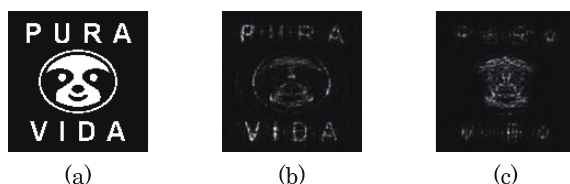


図 2 バイナリホログラムの再生像: (a) 再生対象, (b) 深層学習による再生像, (c) 従来手法による再生像

### 3. 深層学習に基づく奥行き違いに像を再生するホログラムの設計

深層学習により奥行き違いに像を再生するホログラムを作製する手法の概念図を図 3 に示す。多値のランダム振幅パターンはホログラムに対応し、強度パターンは再生対象に対応する。このトレーニングセットは、ホログラムからの再生像が複数の異なる奥行き位置に合焦することを表現する。前章や先行研究では、ホログラムと強度パターンは 1 対 1 であるのに対し、本手法ではホログラムが 1 枚であり強度パターンは奥行きの数だけ用意する。奥行きの異なる 2 面と 4 面における原理検証実験をおこない、その結果を図 4 に示す。図 4(a)に再生対象を示し、図 4(b), (c)に奥行きの異なる 2 面（設計した再生距離：左側が 70 mm で合焦、右側が 150 mm で合焦）における再生像、図 4 (d)～(g)に奥行きの異なる 4 面（設計した再生距離：左上が 30 mm で合焦、右上が 70 mm で合焦、左下が 110 mm で合焦、右下が 150 mm で合焦）における再生像を示す。奥行きの異なる 2 面における再生像は設計した奥行き位置で最も合焦しているが、奥行きの異なる 4 面における再生像は設計した奥行き位置で合焦した再生像が取得できなかった。

### 4. まとめ

深層学習を用いてバイナリホログラムからの再生像品質を向上する手法と深層学習により奥行き違いに像を再生するホログラムを設計する手法を述べた。実験結果より、バイナリホログラムからの再生像品質が向上することを示した。また、深層学習により作製したホログラムを 2 面における奥行き違いの再生像は再生可能であったが、4 面においては設計した奥行き位置での再生ができなかった。この問題は、ホログラムの画素数の増加等により解決が可能であると考えている。

なお、本項で述べた深層学習を用いたバイナリホログラムの設計の詳細は文献<sup>3,4)</sup>に書かれている。

## 参考文献

- 1) R. Horisaki, R. Takagi, and J. Tanida, “Deep-learning-generated holography,” Appl. Opt. **57**, 3859-3863 (2018).
- 2) R. G. Dorsch, A. W. Lohmann, and S. Sinzinger, “Fresnel ping-pong algorithm for tow-plane computer-generated hologram display,” Appl. Opt. **33**, 869-875 (1994).
- 3) H. Goi, K. Komuro, and T. Nomura, “Deep-learning-generated binary hologram,” in International Symposium on Imaging, Sensing, and Optical Memory 2019 (ISOM'19), Technical Digest, We-K-03, pp. 125-126 (2019).
- 4) H. Goi, K. Komuro, and T. Nomura, “Deep-learning-based binary hologram,” Appl. Opt. **59**, 7103-7108 (2020).

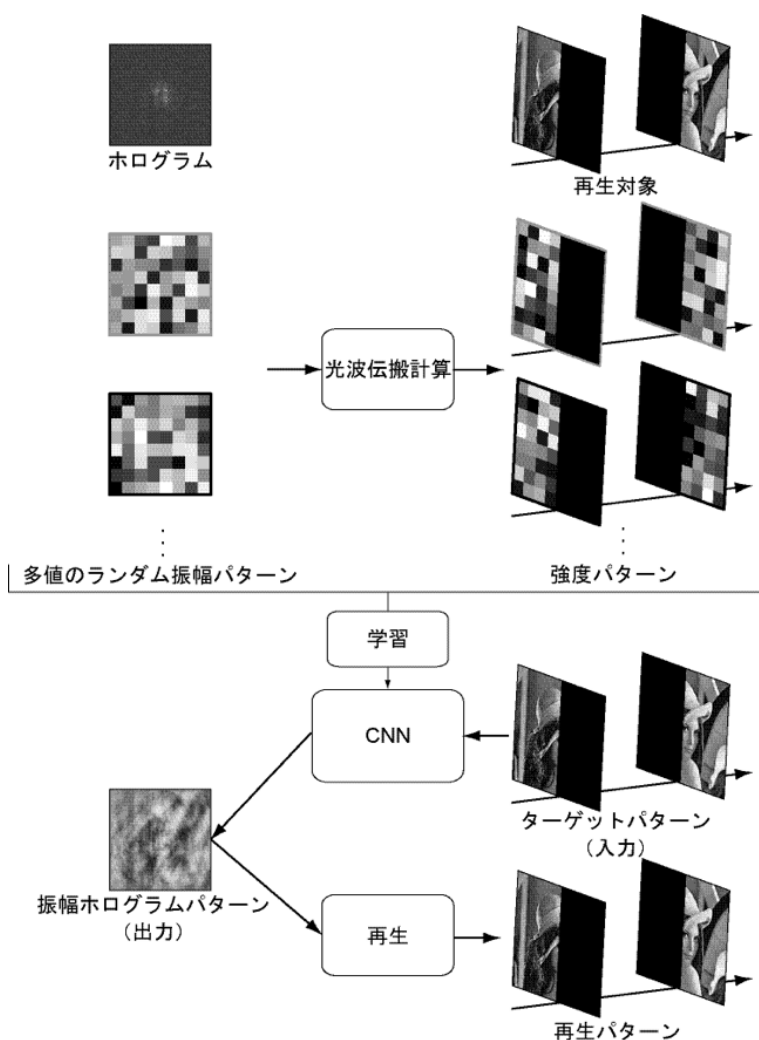


図3 深層学習により作製する3次元再生が可能なホログラムの概念図

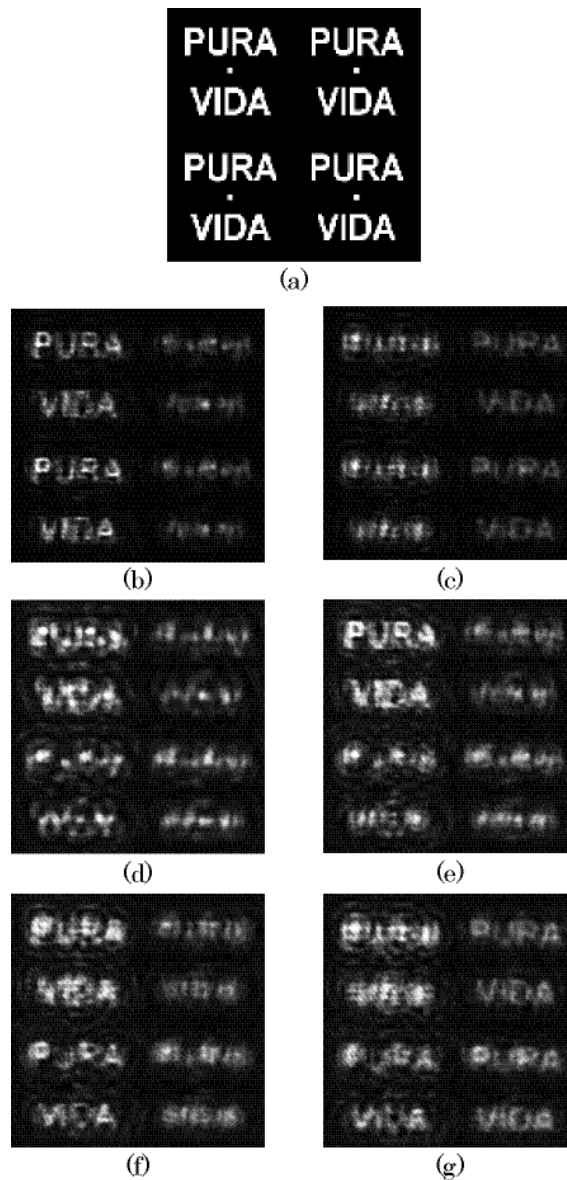


図4 奥行き違いに像を再生するホログラムからの再生像: (a)再生対象, (b), (c)奥行きの異なる2面の再生像(再生距離70 mmおよび150 mm) (d)~(g) 行きの異なる4面の再生像(再生距離30mm, 70 mm, 110mm および150 mm)

## 散乱コンピューショナルイメージング

## Computational imaging with scattering

堀崎 遼一

Ryoichi Horisaki

東京大学

The University of Tokyo

Computational imaging is a framework for innovating imaging systems by orchestrating optics and information science. I will introduce our research activities on computational imaging with randomness, including scattering.

## 1. はじめに

コンピューショナルイメージングは、信号処理系の存在を前提に光学系をデザインするイメージング技術の総称である[1]. 従来型のイメージングシステムでは、光学系と信号処理系が独立して設計され、両者が不必要に肥大化する傾向にある. コンピューショナルイメージングにより、従来型アプローチでは困難な光学系の小型化や簡略化、イメージング性能の向上、新奇イメージング機能の発現が可能である. 深層学習に代表される近年の情報科学の進展が追い風となり、コンピューショナルイメージングの応用範囲と重要性が増加している. 本稿では、散乱を含むランダム性を積極的に利用したコンピューショナルイメージングに関する研究を、我々の取り組みを中心に紹介する.

## 2. 散乱イメージング

生体組織、霧、大気揺らぎなどの散乱体を経由したイメージングは、医療、セキュリティ、天文などの応用に向け、研究開発が進んでいる. 特にコンピューショナルイメージング領域では、情報科学の発展や計算機パワーの向上を受け、これまで困難とされていた強散乱下での光計測や光制御が可能になりつつある[2, 3].

我々は機械学習を利用し、簡易な光学系での散乱光の計測や制御を実現した[4-6]. また、非侵襲な散乱イメージングとして、スペックル相関イメージングが知られている[7, 8]. 我々は、スペックル相関イメージングを三次元イメージング、分光イメージングに拡張した[9-11]. 一方で、スペックル相関イメージングでは、散乱のシフト不変性が前提となるため、その視野サイズや散乱体厚みは強く制限される. 我々は、スペックル相関イメージングの視野拡大にも取り組んでいる[12]. 更に、散乱体背後の対象を光学再生する手段とし



て用いられる光位相共役を時空間インコヒーレント光を用いて実現した[13].

### 3. 計算機合成ホログラフィ

計算機合成ホログラフィは、所望の光場を生成する干渉パターンを計算機内で合成する技術である[14]. 計算機合成ホログラフィの応用先として、三次元ディスプレイ、レーザー加工、光遺伝学などがある[15-17].

我々は、計算機合成ホログラフィに深層学習を導入し、ホログラム合成を高速化した[18, 19]. また、散乱に基づく光伝搬により、時空間インコヒーレント光を用いた計算機合成ホログラフィを実現した[20, 21].

### 4. まとめ

本稿で述べたように、コンピューショナルイメージングは、イメージングに関連する様々な技術の重要基盤となりつつある. 当該分野における近年の研究開発を後押ししている情報科学の発展はとどまるところを知らず、この流れは今後更に強まっていくと予想される.

### 参考文献

- [1] J. N. Mait, G. W. Euliss, and R. A. Athale, “Computational imaging,” *Adv. Opt. Photon.* **10**, 409–483 (2018).
- [2] A. P. Mosk, A. Lagendijk, G. Lerosey, and M. Fink, “Controlling waves in space and time for imaging and focusing in complex media,” *Nat. Photonics* **6**, 283–292 (2012).
- [3] R. Horstmeyer, H. Ruan, and C. Yang, “Guidestar-assisted wavefront-shaping methods for focusing light into biological tissue,” *Nat. Photonics* **9**, 563–571 (2015).
- [4] T. Ando, R. Horisaki, and J. Tanida, “Speckle-learning-based object recognition through scattering media,” *Opt. Express* **23**, 33902–33910 (2015).
- [5] R. Horisaki, R. Takagi, and J. Tanida, “Learning-based imaging through scattering media,” *Opt. Express* **24**, 13738–13743 (2016).
- [6] R. Horisaki, R. Takagi, and J. Tanida, “Learning-based focusing through scattering media,” *Appl. Opt.* **56**, 4358–4362 (2017).
- [7] J. Bertolotti, E. Putten, C. Blum, A. Lagendijk, W. Vos, and A. Mosk, “” *Nature*, **491**, 232-234 (2012).
- [8] O. Katz, P. Heidmann, M. Fink, and S. Gigan, “” *Nat. Photonics*, **8**, 784-790 (2014).
- [9] Y. Okamoto, R. Horisaki, and J. Tanida, “Non-invasive three-dimensional imaging through scattering media by three-dimensional speckle correlation,” *Opt. Lett.* **44**,

2526–2529 (2019).

- [10] R. Horisaki, Y. Okamoto, and J. Tanida, “Single-shot noninvasive three-dimensional imaging through scattering media,” *Opt. Lett.* **44**, 4032–4035 (2019).
- [11] K. Ehira, R. Horisaki, Y. Nishizaki, M. Naruse, and J. Tanida, “Spectral speckle-correlation imaging,” *Appl. Opt.* **60**, 2388–2392 (2021).
- [12] Y. Endo, J. Tanida, M. Naruse, and R. Horisaki, “Extrapolated speckle-correlation imaging,” *Intelligent Computing*, **2022**, 9787098 (2022).
- [13] R. Horisaki, K. Ehira, Y. Nishizaki, M. Naruse, and J. Tanida, “Incoherent optical phase conjugation,” *Appl. Opt.* **61**, 5532–5537 (2022).
- [14] K. Matsushima, “Introduction to computer holography,” *Series in Display Science and Technology* (Springer International Publishing, Cham, 2020).
- [15] J.-H. Park and B. Lee, “Holographic techniques for augmented reality and virtual reality near-eye displays,” *Light: Advanced Manufacturing* **3**, 1 (2022).
- [16] M. Malinauskas, A. Žukauskas, S. Hasegawa, Y. Hayasaki, V. Mizeikis, R. Buividas, and S. Juodkazis, “Ultrafast laser processing of materials: from science to industry,” *Light: Science & Applications* **5**, e16133 (2016).
- [17] A. M. Packer, L. E. Russell, H. W. P. Dagleish, and M. Häusser, “Simultaneous all-optical manipulation and recording of neural circuit activity with cellular resolution in vivo,” *Nature Methods* **12**, 140–146 (2014).
- [18] R. Horisaki, R. Takagi, and J. Tanida, “Deep-learning-generated holography,” *Appl. Opt.* **57**, 3859–3863 (2018).
- [19] R. Horisaki, Y. Nishizaki, K. Kitaguchi, M. Saito, and J. Tanida, “Three-dimensional deeply generated holography,” *Appl. Opt.* **60**, A323–A328 (2021).
- [20] R. Horisaki, T. Aoki, Y. Nishizaki, A. Röhm, N. Chauvet, J. Tanida, and M. Naruse, “Compressive propagation with coherence,” *Opt. Lett.* **47**, 613–616 (2022).
- [21] R. Suda, M. Naruse, and R. Horisaki, “Incoherent computer-generated holography,” *Opt. Lett.* **47**, 3844–3847 (2022).

ホログラフィックデータストレージにおける

畳み込みニューラルネットワークによる復調方法の検討

Demodulation scheme using convolutional neural network in holographic data storage

吉田 周平、黒川 真矢

Shuhei YOSHIDA, Shinya KUROKAWA

近畿大学大学院 総合理工学研究科

Graduate School of Science and Engineering, Kindai University

## Abstract

This study investigated a convolutional neural network (CNN)-based demodulation scheme for constant-weight codes in holographic data storages to improve the error rate. The CNN-based demodulation of multiplexed recorded data using shift multiplexing with spherical reference wave showed that the error rate was about one order of magnitude lower than that of the conventional ranking method.

## 1. はじめに

クラウドコンピューティングや 5G 通信、高画質の映像コンテンツの普及にともない、大容量かつ高転送レートを実現可能なアーカイブストレージの需要が高まっている。アーカイブストレージとしての光ディスクは、磁気テープと比較するとランダムアクセスが可能で長寿命という利点があるが、容量の点では BDXL 4 層で 128 GB に留まっている。

本研究で取り上げるホログラフィックデータストレージ(HDS)は、ホログラフィーを応用した光ストレージであり、媒体中にデータを多重記録できるため、従来型の光ディスクを大きく超える記録容量が実現できる[1, 2]。また、空間的に変調された 2 次元のページデータを単位として記録・再生するため、従来の bit-by-bit の記録・再生方式と比較して高い転送レートを実現可能である。

HDS では光学部品に付着したほこりや光学系の振動、ページデータ間のクロストークなどによって、ページデータ再生時にエラーが生じる。そのため、変調符号やエラー訂正符号が用いられるが、実用的なエラーレートを達成するに至っていない。そこで本研究ではエラーレート改善を目的として、HDS において使用されている定重み符号を、畳み込みニューラルネットワーク(CNN)によって復調する方法を検討した。その結果、従来の輝度値に基づいたランキング法と比べて、CNN により一桁程度少ないエラー率で復調が可能であることを実験的に示した。

## 2. ホログラフィックデータストレージの記録・再生方式

HDS では一般に、干渉計の一方の光路上に空間光変調器(SLM)を設置して記録データで光波を変調し、参照光との干渉縞をホログラムとして記録する。このとき、SLM により変調された光を信号光といい、通常はレンズを通して絞り込む。SLM としては液晶パネルやデジタルマイクロミラーデバイスが使われる。再生時は参照光を記録時と同じ条件、あるいは共役参照光となる条件でホログラムに照射し、回折光を CCD や CMOS などのイメージセンサで取得する（図 1）。HDS では記録媒体の同じ場所に複数のページデータを重ねて記録できるため、光ディスクを大きく超える記録容量が実現できる。

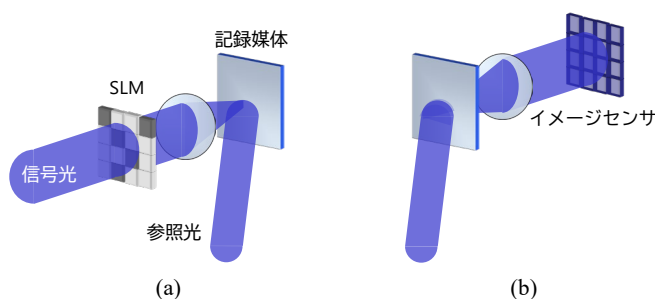


図 1 HDS における記録再生の概要 (a) 記録 (b) 再生

### 2.1 球面波シフト多重方式

図 2 に本研究で用いた面波シフト多重記録[3]の光学系を示す。球面波は位置によって進む角度の異なる平面波が重なり合ったものと見なせるため、ホログラムとして記録される回折格子の傾きも、記録媒体上の位置によって連続的に変化する。そのため、球面波シフト多重では媒体のシフトによって生じるブラッグ選択性によりページ選択が可能である。

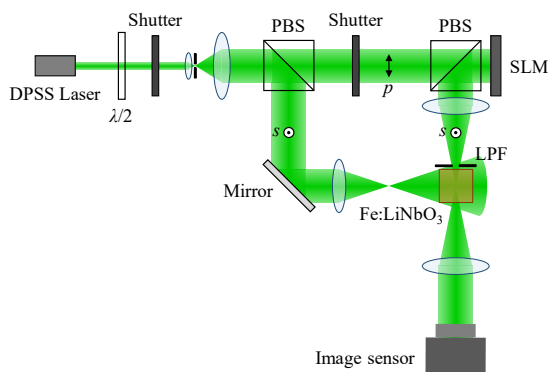


図 2 球面波シフト多重記録光学系

レーザー光  $\lambda/2$  板によって偏光面を調整した後、空間フィルタ(SF)によって波面を整形される。次に、偏光ビームスプリッタ(PBS)によって p 偏光と s 偏光の二つの光束に分割される。p 偏光の光束は 2 段目の PBS を透過し、SLM に入射する。ここで、ページデータの暗点部の波面はそのまま反射し、再度 PBS を透過するが、輝点部の波面は偏光面が  $90^\circ$  回転して s 偏光になる。そのため、SLM で反射した後に PBS で反射され、記録媒体へ向かう。この光波が信号光となる。一方、1 段目の PBS で反射された s 偏光の光束はレンズを透過して球面参照光となる。再生時には、ソレノイドで信号光を遮断し、参照光のみを記録媒体に照射する。記録媒体で回折された光は、レンズを通してカメラで撮影する。

## 2.2 定重み符号

HDS の変調符号としては定重み符号が広く用いられている[4-7]。定重み符号では、シンボル中の輝点の数に制限を設ける。図 3 に定重み符号の例を示す。N 配列要素のうち M 要素を輝点とする型式を M/N 変調と表す。3/16 変調を例にすると、 $4 \times 4$  要素中に 3 つの輝点があるため、組み合わせは  ${}_{16}C_3 = 560$  通りある。そのため、9 bit のビット列をそれぞれのシンボルに対応させることが可能である。

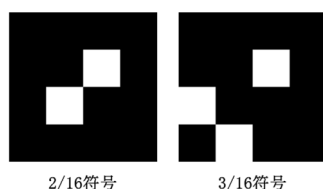


図 3 定重み符号

定重み符号の利点は、輝度ムラへの耐性が強い点にある。図 4 に示すように、輝度を降順に参照し、先頭から M 要素が輝点であると判断できるため、再生時にページデータ全体が暗くなった場合や、領域ごとで明暗が異なる場合においても、エラーが発生しにくくなる。また、このようにシンボルを同定する方法をランキング法と呼ぶ。

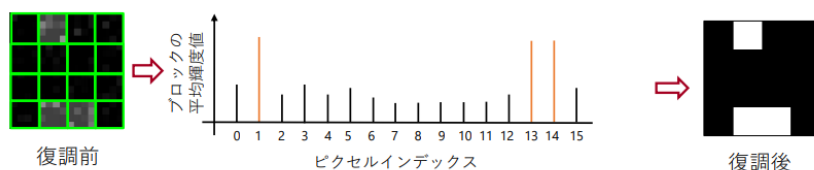


図 4 ランキング法によるシンボルの判定

ページデータ全体の構成を図 5 に示す。ページデータは 31 個のサブページから構成され、各サブページには中央に位置検出用のマーカーが配置され、その周りに 60 個のシンボルが配置されている。

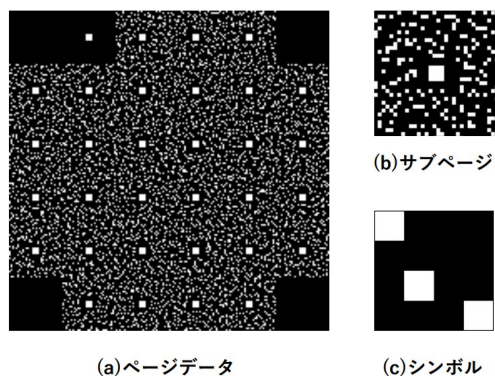


図 5 ページデータの構成

### 3. 畳み込みニューラルネットワークによる復調

本研究では、図 6 および表 1 に示す構成の CNN により復調した。ネットワークは、主に 2 段の畳み込み層と 2 段の全結合層から成る。この構造は LeNet [8] を基本とし、先行研究[9, 10]を参考にした。通常は畳み込み層の後続にプーリング層を設けるが、入力データのサイズが小さいため、このネットワークではプーリング層を設けず、情報量の維持を図った。さらに、過学習を回避するためにドロップアウト層を 2 段目の畳み込み層と全結合層の後続に設けた。出力層の出力サイズは、2/16 符号の場合は 64、3/16 符号の場合は 512 というように変調符号に応じて変更した。

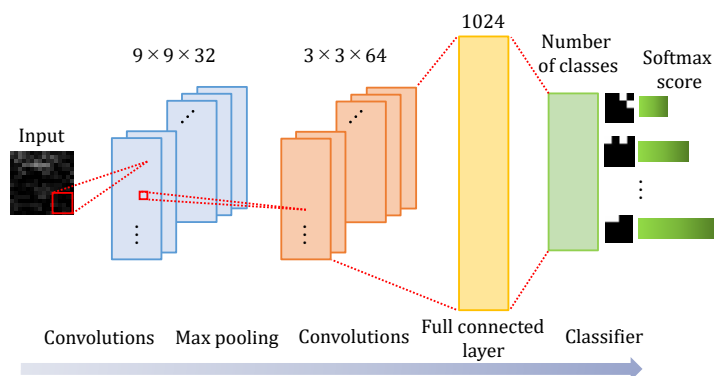


図 6 復調に用いた CNN の構造



表 1 復調に用いた CNN の仕様

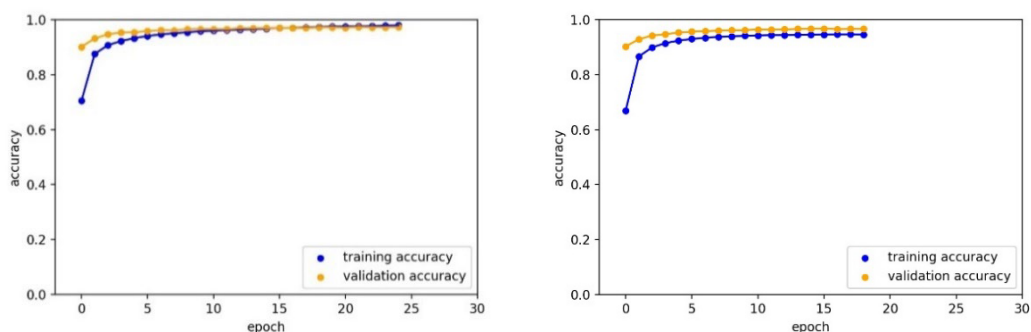
First convolutional layer	Input size	(None, 29, 29, 1)
	Output size	(None, 29, 29, 32)
	Filter size	$9 \times 9$
	Number of filters	32
	Activation function	ReLU
Pooling layer	Input size	(None, 29, 29, 32)
	Output size	(None, 14, 14, 32)
	Pool size	$2 \times 2$
Second convolutional layer	Input size	(None, 14, 14, 32)
	Output size	(None, 12, 12, 64)
	Filter size	$3 \times 3$
	Number of filters	64
	Activation function	ReLU
First dropout layer	Input size	(None, 12, 12, 64)
	Output size	(None, 12, 12, 64)
	Dropout rate	0.5
Flatten layer	Input size	(None, 12, 12, 64)
	Output size	(None, 9216)
Fully connected layer	Input size	(None, 9216)
	Output size	(None, 1024)
	Activation function	ReLU
Second dropout layer	Input size	(None, 1024)
	Output size	(None, 1024)
	Dropout rate	0.7
Output layer	Input size	(None, 1024)
	Output size	(None, 64)/(None, 512)
	Activation function	softmax

データセットについては、各クラスに対して訓練データ 800 枚、検証データ 200 枚、テストデータ 200 枚のシンボル画像を用意した。2/16 変調の場合、64 クラスを持つため、訓練データは合計 51200 枚、検証データは合計 12800 枚、テストデータは合計 12800 枚

という構成になる。データセットは、多重記録・再生されたデータページを画像相関法によりマーカーを検出してサブページ単位に分割し、これをさらにシンボル単位に分割することで生成した。

#### 4. 評価結果

図 7 に、各変調符号における、学習時のエポックの進行に対する training accuracy、および validation accuracy を示す。ここで training accuracy は訓練データに対する、validation accuracy は検証データに対する正解率である。また、最適なパラメータを取得するために、Early stopping を用いて validation accuracy を監視し、validation accuracy が 3 エポック間で最高値を更新しない場合に学習を打ち切った。training accuracy と validation accuracy の差が小さくないため、過学習を回避できたといえる。



(a) 2/16 変調

(b) 3/16 変調

図 5.1 学習時に対する正解率の推移

CNN とランキング法で、テストデータを復調したときのエラーレートを表 2 に示す。CNN の場合、エラー率は 1 からテストデータに対する accuracy を減算した結果である。いずれの変調符号においても、CNN を用いた場合の方が一桁優れた復調精度であった。

表 2 ランキング法と CNN による復調の結果

変調符号	エラーレート	
	ランキング法	CNN
2/16	$1.81 \times 10^{-1}$	$2.77 \times 10^{-2}$
3/16	$1.12 \times 10^{-1}$	$3.23 \times 10^{-2}$

## 5. 結論

本研究では HDS において、CNN を用いた定重み符号の復調方法を検討した。球面波シフト多重方式を用いて多重記録・再生したページデータを CNN により復調した結果、従来の復調方法であるランキング法よりも一桁程度高い精度で復調が可能であることが明らかとなった。本研究は、HDS の実用化に向けて有益な知見を提供すると期待できる。

## 参考文献

- [1] Glass, M. Cardillo, H.J. Coufal, D. Psaltis, G.T. Sincerbox, Holographic Data Storage (Springer, 2000).
- [2] K. Curtis, L. Dhar, A. Hill, W. Wilson, M. Ayres (eds.), Holographic Data Storage: From Theory to Practical Systems (Wiley, 2010).
- [3] G. Barbastathis, M. Levene, D. Psaltis, Appl. Opt. 35(14), 2403 (1996).
- [4] K. Nishimoto, F. Naito, M. Yamamoto, Jpn. J. Appl. Phys. 45(5R), 4102 (2006).
- [5] N.Y. Kim, J. Lee, J. Lee, Jpn. J. Appl. Phys. 45(2B), 1293 (2006).
- [6] O. Malki, J. Knittel, F. Przygodda, H. Trautner, H. Richter, Jpn. J. Appl. Phys. 47(7S1), 5993 (2008).
- [7] T. Okumura, T. Hayashi, J. Akiyama, S. Maeda, Y. Murakami, A. Takahashi, Jpn. J. Appl. Phys. 47(7S1), 5971 (2008).
- [8] Y. Lecun, L. Bottou, Y. Bengio, P. Haffner, Proc. IEEE 86(11), 2278 (1998).
- [9] T. Shimobara, N. Kuwata, M. Homma, T. Takahashi, Y. Nagahama, M. Sano, S. Hasegawa, R. Hirayama, T. Kakue, A. Shiraki, N. Takada, T. Ito, Appl. Opt. 56(26), 7327 (2017).
- [10] Y. Katano, T. Muroi, N. Kinoshita, N. Ishii, and N. Hayashi, Jpn. J. Appl. Phys. 57(9S1), 09SC01 (2018).

## はまぎんこども宇宙科学館でのホログラム作成実習教室実施報告

報告作成者：森田 正紀

### ＊実施趣旨

昨今、ホログラムの定義や意味が正しくない方向で使われ、次世代への情報継承やその撮影技術・現像処理技術などにも触れる機会が皆無となっている事を懸念し、しかし、学術的で難解で高次の解説や技術の伝承ではなく、小中学生にも楽しく、興味深くホログラムや光の事を知って貰いたい、という趣旨で、親子参加型実習教室としてスタートした。

＊実施月日：第五回教室 2022年10月29日（土）

＊主催：はまぎんこども宇宙科学館

＊指導スタッフ：元湘南工科大学教授 佐藤 甲癸 先生  
元多摩美大准教授 桧山 茂雄 先生  
(有)石川光学造形研究所 代表 石川 洵 氏

上記3名の指導スタッフを中心とし、その趣旨に賛同するボランティア5名。

(運営スタッフとして 森田 正紀 協力)

＊参加者数：10/29日 こども教室：午前6組12名、午後3組6名（親子2名/組）  
おとな教室：参加人員4名（3名は独自被写体での撮影）  
日本写真芸術専門学校卒業生（塩崎様ご紹介）

### ＊使用器材・感材等

(有)石川光学造形研究所製 ホログラフィカメラ ES69  
フランス製感光材料・処理薬品類 Ultimate U08M-R70-2.4x2.4-G.  
(専用現像&漂白剤含む)

ホログラフィカメラ（搭載光源 632.8 nm He-Ne）で撮影、明るい画像を得るため、現像処理にて短波長（黄緑色）にシフト。

### ＊作業内容概要

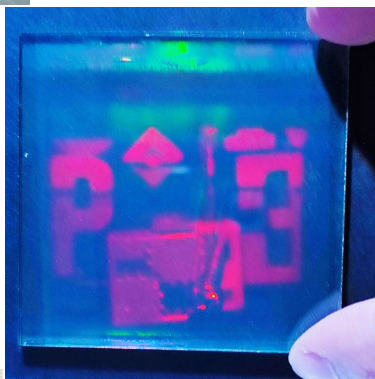
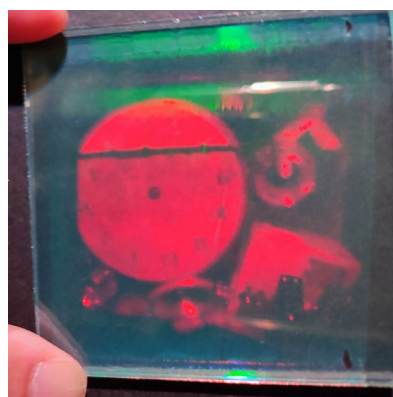
佐藤・桧山両先生によるご挨拶と簡易説明。スタッフによる実施説明と実験。太田氏のホログラムカメラ基本原理とセッティング・撮影の指導と持参頂いた 8x10” 蛇腹カメラと撮影ボジの展示も始めて見るもので好評を博した。技術面では 6x9” ホルダーを新たに採用、遮光ゴムは不要とし、照明効率を大きく改善した結果、比較的明るいホログラムを得る事となった。丸山氏による i-Pad 上でのクイズ実施も好評で、短時間の暗室作業見学も実行、親子共々初めて見るアナログ化学処理に対し、よりよい理解を得られた。被写体の構造上（蓋の開いた懐中時計）1カット分のみが撮り直しとなったが、蓋無しモデルへの変更で2枚目は無事、成功に

繋げた。

また、初のおとなの教室では既製モデルが1点と自作モデル3点の撮影となり、いずれも良好な結果だった。が1点のみ通常は撮影困難な草葉標本（薄茶色の枯れた草葉標本、CW レーザーで且つ反射率の極度に低い物体）が唯一、不安材料であったが太田氏の経験から露光量の算定を変更し、これも撮影に成功した事は、スタッフ一同にも貴重な初体験となった。

#### \*反響

ルビ付簡易説明資料と、解説内容の改善、クイズ時間を設ける、蛇腹式 8x10” カメラの展示・解説の実施、アナログ暗室作業見学等で、ほぼ全員の子供達から「楽しかった」という感想を得られ、確実に本教室の進化が見られた。さらにこどもの教室終了後、おとなの教室と題して4名の方に作成実習を体験頂き、いずれもホログラムの完成率は100%を達成できた。



## 令和 4 年第 4 回 ホログラフィック・ディスプレイ研究会のお知らせ

■開催日： 2022 年 11 月 28 日（月） 13:00～16:00

■場 所： Zoom によるオンライン開催

■テーマ： 深層学習とホログラフィ

■プログラム：

13:00-13:10 開会挨拶

13:10-13:45 下馬場 朋禄（千葉大学）

「深層学習を用いたホログラム計算のポストプロセッシング（仮）」

13:45-14:20 野村 孝徳（和歌山大学）

「深層学習を用いたバイナリーホログラム（仮）」

14:20-14:40 休憩

14:40-15:15 堀崎 遼一（東京大学）

「散乱コンピューテーショナルイメージング」

15:15-15:50 吉田 周平（近畿大学）

「ホログラフィックデータストレージにおける

畳み込みニューラルネットワークによる復調方法の検討」

15:50-16:00 情報コーナー，閉会挨拶

■研究会参加申込 事前申込

■参加費： 会員，非会員，ともに無料

■問合せ先

・研究会について： e-mail [meeting@hodic.org](mailto:meeting@hodic.org)

・その他全般: HODIC 事務局

日本大学 理工学部 応用情報工学科 吉川 浩 宛

TEL/FAX 047-469-5391

e-mail [office@hodic.org](mailto:office@hodic.org)



## 令和 5 年第 1 回 ホログラフィック・ディスプレイ研究会のお知らせ

- 開催日： 2023 年 3 月下旬ころを予定
- 場 所： ハイブリッド（千葉大学西千葉キャンパス, Zoom によるオンライン開催）
- テーマ： インコヒーレントホログラフィの進展
- プログラム： 未定
- 研究会参加申込：現地参加の場合は当日／オンライン参加の場合は事前申込
- 参加費：現地参加の場合は HODIC 会員 無料, 非会員 2,000 円, 学生会費不要の場合は無料／オンライン参加の場合は会員, 非会員ともに無料
- 問合せ先
  - ・研究会について: e-mail [meeting@hodic.org](mailto:meeting@hodic.org)
  - ・その他全般: HODIC 事務局  
日本大学 理工学部 応用情報工学科 吉川 浩 宛  
TEL/FAX 047-469-5391  
e-mail [office@hodic.org](mailto:office@hodic.org)

### HODIC の WEB ページとメールリストのご案内

HODIC では, 独自のドメインにて WEB ページとメーリングリストのサービスしております. WEB ページのアドレス (URL) は

<https://www.hodic.org/>

です, ぜひアクセスしてみてください.

HODIC メールリストサービスは, 特定のアドレスにメールを送ると加入者にメールが転送されるものです. HODIC からのお知らせと会員間の自由な意見交換や情報交換のために利用しています. 加入も脱退も自由で, 費用もかかりません. 自分から情報発信したり, 分からないことを質問したりすることも可能です. インターネットへの電子メールの送受信が可能ならどなたでも参加できます. 加入の申し込みは, 登録したいメールアドレスから [maillist-req@hodic.org](mailto:maillist-req@hodic.org) あてに, 本文に SUBSCRIBE と書いて電子メールをお送りください. ご質問は, [w3@hodic.org](mailto:w3@hodic.org) までお知らせください.

## ホログラフィック・ディスプレイ研究会役員（敬称略）

名誉会長	辻内 順平	会長	山本 健詞（徳島大学）
副会長	高橋 進（凸版印刷）	前会長	伊藤 智義（千葉大学）
国際担当	松島 恭治（関西大学）	企画委員長	角江 崇（千葉大学）
会計幹事	山内 豪（大日本印刷）	事務局長	岸本 康（凸版印刷）
編集長	吉川 浩（日本大学）		

## 幹 事（５０音順）

石井勢津子（美術家）	石川 洵（石川光学造形研究所）	岩田 藤郎
鎌田 康昌（凸版印刷）	坂本 雄児（北海道大学）	下馬場朋禄（千葉大学）
白木 厚司（千葉大学）	白倉 明（アーティエンス・ラボ）	西辻 崇（東京都立大学）
橋本 信幸	山口 健（日本大学）	山口 雅浩（東京工業大学）
渡邊恵理子（電気通信大学）		

## 相 談 役（５０音順）

上田 裕昭（コカミナルプラネタリウム）	小野 雄三（立命館大学）	勝間ひでとし（湘南 LRT 研究 G）
桑山 哲郎	久保田敏弘（久保田ホログラム工房）	酒井 朋子（千葉大学）
佐藤 甲癸	永田 忠昭（arts-unis）	三田村峻右
堀内 道夫（光と風の研究所）	本田 捷夫（本田ひかり技研）	

## 編集部よりのお知らせ

編集部では皆様からの情報を募集いたしております。ホログラフィ関連のお知らせや報告などがございましたら、下記編集部連絡先までお送り下さいますようお願い申し上げます。

なお、次号会報に掲載するためには研究会開催日の１ヶ月前が締切となります。

## HODIC Circular, Vol. 42, No. 4 (Nov. 2022)

2022 年 11 月 28 日発行

編 集 日本光学会 ホログラフィック・ディスプレイ研究グループ

編 集 長 吉川 浩(日本大学)

HODIC 事務局 (入会・連絡先変更・各種問合せ等)

日本大学 理工学部 応用情報工学科 吉川・山口研究室 気付 (担当: 吉川 浩)  
〒274-8501 船橋市習志野台 7-24-1

TEL/FAX 047-469-5391 E-mail: office@hodic.org

WEB: <http://www.hodic.org/>

ご連絡はなるべく電子メールまたは FAX にてお願いいたします。

For foreign members, any corresponding to

Hiroshi Yoshikawa, Dept. Computer Engineering, Nihon University

7-24-1 Narashino-dai, Funabashi, Chiba 2748501 JAPAN

E-mail: yoshikawa.hiroshi@nihon-u.ac.jp

**HODIC**