Microscopie hybride par holographie numérique

Maxime JACQUOT[1], Remi KIEBER[1], Stéphane CUENAT[1], Mohammad Saim Khan[1], Raphael COUTURIER[1]

[1] *Université Marie et Louis Pasteur, CNRS, Institut FEMTO-ST*
Besançon, France

maxime.jacquot@umlp.fr

RESUME

Ce travail présente les développements récents d'approches d'imagerie computationnelle hybride pour l'analyse de mouvement en 3D et l'imagerie de phase quantitative dans la robotique à petite échelle et la microscopie automatisée. En intégrant la microscopie holographique numérique à des modèles d'apprentissage profond ces travaux améliorent les capacités de micro-vision machine. Les domaines de haute technologie tels que la micro-robotique et la photonique exigent des mesures in situ précises, robustes et rapides utilisant des paramètres complexes à plusieurs échelles. Contrairement aux méthodes conventionnelles basées sur les données, l'apprentissage profond fondé sur la physique ne nécessite pas d'entraînement ou requiert un minimum de données, ce qui permet un traitement optique de l'information, compatible avec le temps réel. Un prototype de microscope holographique numérique profond, doté d'un réseau neuronal hybride pour l'autofocus et l'imagerie de phase dynamique, est proposé. Le principal défi consiste à obtenir une précision à l'échelle sub-micrométrique tout en garantissant la fiabilité et l'interprétabilité dans des environnements où les hallucinations des modèles d'IA standards sont à proscrire.

MOTS-CLEFS : *Microscopie, imagerie computationnelle hybride, holographie numérique, apprentissage profond*

1. INTRODUCTION

L'holographie est une technique d'imagerie cohérente qui existe depuis les années 60. À l'origine, les hologrammes étaient enregistrés sur des plaques photosensibles et servaient principalement à reconstituer intégralement le champs complexe des ondes lumineuses issues d'un objet. À partir de la fin des années 1990, l'avènement des caméras numériques haute résolution a marqué le début de l'ère numérique de l'holographie, donnant naissance à de nouvelles fonctionnalités telles que la mise au point automatique numérique, l'imagerie de phase quantitative et la compensation numérique des aberrations, toutes rendues possibles grâce au traitement numérique [1]. Récemment, l'holographie numérique a tiré parti de l'apprentissage profond et des approches basées sur les données pour améliorer et surpasser les méthodes classiques standard de traitement numérique des hologrammes[2]. Cependant, les opérations sur l'autofocus numérique et de reconstruction de phase des hologrammes nécessitent le traitement d'un grand nombre d'images, ce qui limite son utilisation dans les applications en temps réel. Dans ce travail, nous développons un système hybride de microscopie holographique numérique (MHN) qui effectue une mise au point optique automatique, en évitant tout déplacement mécanique, sur la base d'architectures avancées d'apprentissage profond, et permet de restituer le profil de phase d'un objet.

.

2. METHODE ET MONTAGE EXPERIMENTAL

Lorsqu'il s'agit de réaliser en microscopie des opérations automatisées sur des échantillons microscopiques ou en micro-vision machine, la généralisation de nombreuses tâches reste difficile avec l'apprentissage basé sur les données, et des artefacts apparaissent encore lorsque les ensembles de données utilisés pour l'entraînement sont corrompus. Une solution pour surmonter cette limitation consiste à introduire des contraintes physiques dans les réseaux de neurones impliqués, et de viser son entrainement sans données de vérité de terrain[3]. Ces contraintes peuvent être intégrées aux réseaux sous la forme d'une couche personnalisée ou au sein de la fonction de coût. Dans ce travail, un système hybride MHN a été réalisé, en configuration en ligne et hors axe (Figure 1). Les architectures proposées sont basées notamment une adaptation du concept de modèle différentiel physique pour l'auto-focalisation[4].

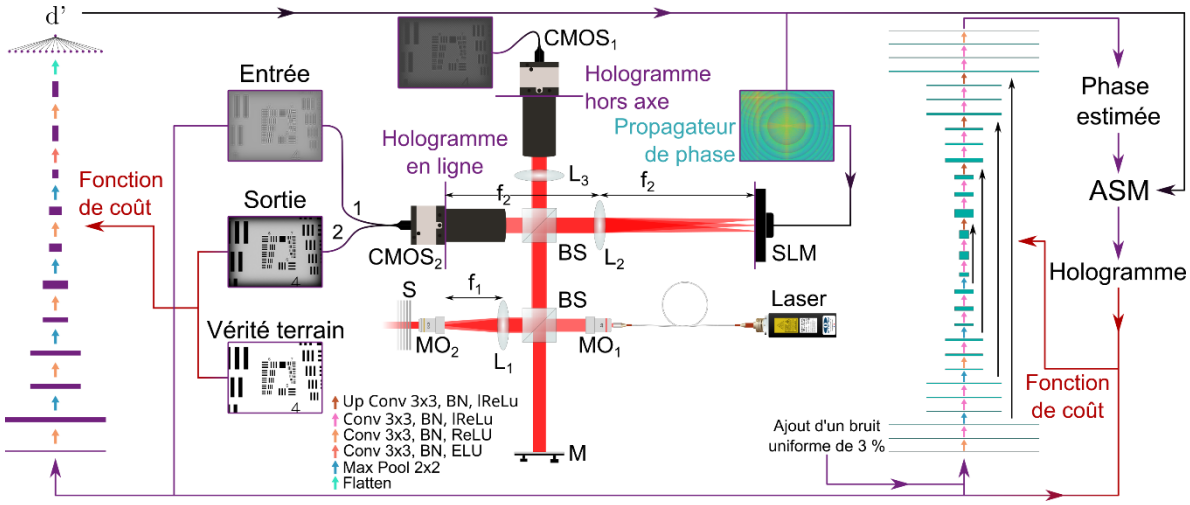


Figure 1 : Montage du microscope hybride par holographie numérique

Ce système est aussi capable de restituer le profil de phase d'un objet complexe. Il comprend un réseau neuronal convolutif qui enregistre des hologrammes en ligne afin de déduire la distance de mise au point. Cette distance est ensuite utilisée pour afficher un masque de phase correspondant sur un modulateur spatial de lumière (SLM), qui émule la propagation des ondes. Le spectre spatial 2D d'une image d'échantillon en mouvement est projeté sur le SLM, puis soumis à une transformation de Fourier et capturé par une caméra CMOS. L'image obtenue est ensuite comparée à la vérité terrain utilisée pour entraîner le réseau neuronal, à l'aide d'une fonction de perte basée sur l'indice de similarité structurelle (SSIM). L'entraînement est réalisé à l'aide de 1 000 hologrammes numériques sur des distances de propagation allant de 0 à 100 µm. Les premiers résultats montrent de bonnes performances en simulation, et une sensibilité critique toutefois au bruit en situation expérimentale.

Des architectures profondes hybrides et des méthodes d'entraînement plus avancées sont aussi étudiées pour la reconstruction de profil de phase, telles que l'utilisation de réseaux neuronaux non entraînés ou auto-entraînés, comme le GedankenNet[5] basé sur le domaine fréquentiel spatial. Les avancées récentes en apprentissage profond ont introduit des solutions basées sur les données pour le problème de la reconstruction de phase. Notamment, le cadre GedankenNet a démontré qu'un seul opérateur neuronal de Fourier[6] (ONF) peut apprendre la

cartographie holographique inverse de manière auto-supervisée en exploitant les principes physiques connus de la propagation de la lumière. La géométrie MHN hors axe sous-jacente à ce modèle de propagation — dans laquelle les faisceaux objet et de référence interfèrent selon un angle prédéfini pour encoder le champ d'ondes complexe dans un seul interférogramme — est décrite en détail dans [1]. Il est aussi possible de proposer d'autres configurations d'apprentissage[7] avec un cadre d'apprentissage par ensemble qui entraîne séquentiellement plusieurs ONF afin d'atténuer le biais inhérent aux basses fréquences de ces opérateurs.

CONCLUSION

Ce travail explore les potentialités de combiner un montage qui réalise de l'autofocalisation et de la restitution de phase sur des architectures d'apprentissage profond auto-supervisées. Un des avantages est de s'affranchir de constituer de vastes bases de données contenant les vérités de terrain des champs complexe étudiés. L'auto-supervision fondée sur la physique induit un biais inductif plus marqué en faveur des statistiques spectrales de la distribution d'apprentissage, ce qui se traduit par une plus grande fidélité structurelle au détriment de la transférabilité, ce qui permet de réaliser des mesures lorsque les vérités de terrain ne sont pas disponibles.

RÉFÉRENCES

[1] Y. Park, C. Depeursinge, and G. Popescu, "Quantitative phase imaging in biomedicine," Nature Photonics, vol. 12, no. 10, pp. 578–589, 2018.

[2] S. Cuenat, l. Andréoli, a. N. André, P. Sandoz, G. J. Laurent, R. Couturier, and M. Jacquot, "fast autofocusing using tiny transformer Networks for digital holographic microscopy," optics express, vol. 30, No. 14, pp. 24730–24746, 2022.

[3] Wang, F., Bian, Y., Wang, H. *et al*. Phase imaging with an untrained neural network. Light Sci Appl 9, 77 (2020)

[4] Wright, L.G., Onodera, T., Stein, M.M. *et al.* Deep physical neural networks trained with backpropagation. *Nature* **601**, 549–555 (2022).

[5] L. Huang, H. Chen, T. Liu, and A. Ozcan, "Self-supervised learning of hologram reconstruction using physics consistency," Nature Machine Intelligence, vol. 5, pp. 895–907, 2023.

[6] Z. Li, N. Kovachki, K. Azizzadenesheli, B. Liu, K. Bhatt, A. Stuart, and A. Anandkumar, "Fourier neural operator for parametric partial Differential equations," in *Proc. Int. Conf. Learning Representations* (ICLR), 2021.

[7] S. Xiao, Z. Li, H. Liu, and A. Anandkumar, "Toward a better understanding of Fourier neural operators: Analysis and improvement from a spectral perspective," *arXiv preprint arXiv:2404.07200*, 2024.