

MICROSCOPIE HOLOGRAPHIQUE NUMÉRIQUE PAR APPRENTISSAGE FONDÉ SUR LA PHYSIQUE

Rémi Kieber¹, Maxime Jacquot¹

¹ *Université de Franche-Comté, CNRS, Institut FEMTO-ST, 25000 Besançon, France*

maxime.jacquot@univ-fcomte.fr

RÉSUMÉ

Les réseaux de neurones profonds avec un apprentissage fondé sur la physique permettent l'entraînement de réseaux de neurones avec un jeu de données restreintes et ont également le potentiel de permettre le transfert d'une partie des calculs numériques en calculs optiques. Ce travail vise à réaliser un premier dispositif de microscope holographique profond intégrant un réseau de neurones hybride basé sur la méthode du spectre angulaire d'ondes planes pour des applications d'autofocalisation dynamique d'images.

MOTS-CLEFS : *Holographie numérique ; apprentissage fondé sur la physique ; microscopie optique ; réseaux de neurones profonds*

1. INTRODUCTION

L'holographie est une méthode d'imagerie cohérente avancée qui combine les phénomènes de diffraction et d'interférence [1] pour restituer un front d'onde en amplitude et en phase. Le traitement numérique d'un hologramme donne accès, grâce notamment à la méthode de spectre angulaire d'ondes planes (SAOP), à une imagerie de phase quantitative, à la correction des aberrations du montage ou à une refocalisation numérique, sans déplacement mécanique. Ces propriétés ont permis d'accroître, par exemple, divers degrés de liberté pour l'émergence d'une microscopie 3D de plus en plus multimodale et automatisée.

Toutefois, les dispositifs d'holographie numérique en microscopie reposent souvent sur des configurations hors-axes, intégrant un interféromètre à deux ondes pour réaliser à partir d'un simple hologramme numérique la reconstruction en amplitude et en phase. Une configuration en ligne beaucoup plus simple est aussi possible (holographie de Gabor) mais nécessite un post-traitement plus lourd pour restituer l'image en amplitude et en phase ou plusieurs acquisitions d'un même hologramme déphasé. Il est important de noter aussi que beaucoup de méthodes par imagerie computationnelle, comme la ptychographie, permettent de restituer un front d'onde en amplitude et en phase, ou d'accéder à de la super-résolution mais elles nécessitent souvent une multitude d'acquisitions d'une même scène pour reconstruire une simple image, limitant leurs applications à des objets quasi-statiques.

2. CONTEXTE DE L'ÉTUDE

Ces différentes approches ont pu voir leurs performances s'accroître significativement ces dernières années grâce aux réseaux de neurones profonds [2]. Un des enjeux est de reconstruire l'information disponible dans un hologramme de façon accélérée, pour viser des études en dynamique tout en garantissant la sensibilité offerte par une mesure quantitative de la phase optique. L'approche la plus répandue repose sur un entraînement intensif du réseau de neurones grâce à une grande quantité d'exemples étiquetées par paires (valeurs d'entrées et valeurs attendues à la sortie du réseau), fournies par des mesures expérimentales reproduisant différentes situations ou présentant différents échantillons à étudier [3]. Aussi, l'apprentissage fondé sur les données reste très performant, à condition de réaliser la phase d'entraînement à partir d'une quantité énorme d'images parfois difficilement accessibles par l'expérience [4]. Il est alors possible de les compenser par une augmentation de ces jeux d'images par un apprentissage par transfert. Ces méthodes sont ainsi coûteuses en ressources et nécessitent souvent de re-entraîner le réseau régulièrement car la généralisation n'est pas assurée et génère facilement des artefacts.

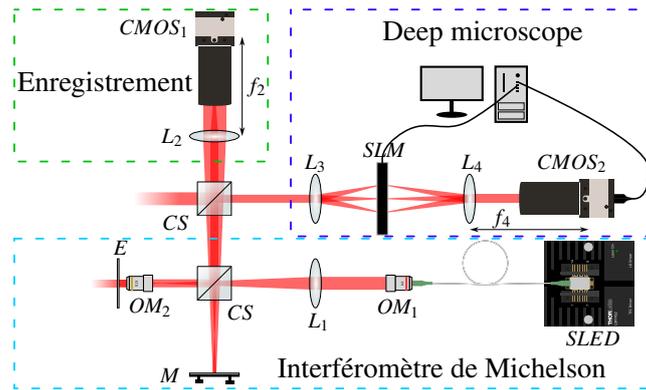


FIGURE 1 : Schéma du montage expérimental. SLED, diode superluminescente ; OM, objectif de microscope ; L, Lentille ; CS, cube séparateur 50/50 ; M, miroir ; E, échantillon ; caméra CMOS ; SLM, modulateur spatial de lumière en phase. SLM : X10468-17(X) de hamamatsu, il est constitué d'une matrice de 792×600 pixels avec un pas de $20\mu\text{m}$ et un taux de rafraîchissement de 60Hz. CMOS₁ : UI-3480CP-M-GL Rev.2 de IDS, matrice de 2560×1920 pixels de $2.2\mu\text{m}$ - taux de rafraîchissement maximal de 15Hz. CMOS₂ : UI-1490SE-M-GL de IDS, matrice de 3840×2748 pixels de $1.67\mu\text{m}$, taux de rafraîchissement maximal de 3.2Hz.

Une approche alternative consiste à utiliser des réseaux de neurones profonds dont l'apprentissage est fondé sur la physique, à savoir indépendamment d'un jeu de données d'entrée/sortie conséquent. Ainsi, l'apprentissage repose sur les opérations physiques pour atteindre le résultat par optimisation de la valeur de sortie par comparaison avec l'image présentée en entrée du réseau [2]. L'objet de ce travail est de réaliser un premier dispositif de type microscope holographique numérique intégrant une architecture hybride de type réseau de neurone profonds dont l'apprentissage est fondé sur la méthode SAOP pour reconstruire un hologramme numérique pour des applications en autofocalisation dynamique d'images pour la microscopie 3D automatisée.

3. MÉTHODE

Grâce à un dispositif expérimental (Figure 1), une partie de l'apprentissage, fondé sur la méthode numérique SAOP, sont réalisés dans le domaine optique, alors qu'un réseau de neurone profond réalise la rétropropagation. La méthode SAOP consiste à propager le champ en appliquant un propagateur en phase dans le domaine de Fourier. Dans le cas de l'holographie hors axe, un décalage de phase permet de séparer l'ordre 0, et les images jumelles entre elles. Sur la Figure 1, la lentille L_3 permet d'imager sur un SLM la transformée de Fourier de l'hologramme hors axe en microscopie. Le SLM applique alors le propagateur en phase, qui dépend de la distance de propagation pour reconstruire l'image focalisée. Puis la lentille L_4 réalise une transformée de Fourier dans le plan de la caméra CMOS₂. L'image enregistrée par la caméra est transmise en entrée du réseau de neurones via un ordinateur afin d'actualiser le masque de phase sur le SLM.

RÉFÉRENCES

- [1] J. W. Goodman, *Introduction to Fourier Optics*. Roberts and Company Publishers.
- [2] K. Wang, L. Song, C. Wang, Z. Ren, G. Zhao, J. Dou, J. Di, G. Barbastathis, R. Zhou, J. Zhao, and E. Y. Lam. On the use of deep learning for phase recovery. [Online]. Available : <http://arxiv.org/abs/2308.00942>
- [3] S. Park, Y. Kim, and I. Moon, "Fast automated quantitative phase reconstruction in digital holography with unsupervised deep learning," vol. 167, p. 107624. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0143816623001537>
- [4] 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," vol. 30, no. 14, pp. 24 730–24 746. [Online]. Available : <https://opg.optica.org/oe/abstract.cfm?uri=oe-30-14-24730>