



HAL
open science

MÉTHODOLOGIE "PROBLÈMES INVERSES" POUR LA RECONSTRUCTION D'HOLOGRAMMES EN LIGNE D'OBJETS DE PHASE ET/OU ABSORBANTS

Fabien Momey, Frédéric Jolivet, Loïc Denis, Anthony Berdeu, Olivier
Flasseur, Thomas Olivier, Corinne Fournier, Loïc Mées, Nathalie Grosjean,
Jean-Louis Marié, et al.

► To cite this version:

Fabien Momey, Frédéric Jolivet, Loïc Denis, Anthony Berdeu, Olivier Flasseur, et al.. MÉTHODOLOGIE "PROBLÈMES INVERSES" POUR LA RECONSTRUCTION D'HOLOGRAMMES EN LIGNE D'OBJETS DE PHASE ET/OU ABSORBANTS. Holophi5: 5ème rencontre francophone d'holographie numérique appliquée à la métrologie des fluides, Nov 2018, Montpellier, France. hal-02140871

HAL Id: hal-02140871

<https://hal.science/hal-02140871>

Submitted on 27 May 2019

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

MÉTHODOLOGIE "PROBLÈMES INVERSES" POUR LA RECONSTRUCTION D'HOLOGRAMMES EN LIGNE D'OBJETS DE PHASE ET/OU ABSORBANTS

Fabien Momey, Frédéric Jolivet, Loïc Denis, Anthony Berdeu, Olivier Flasseur, Thomas Olivier, Corinne Fournier
Université Lyon, UJM-Saint-Étienne, CNRS, Institut d'Optique Graduate School, Laboratoire Hubert Curien UMR 5516, F-42023, Saint-Étienne, France
fabien.momey@univ-st-etienne.fr, corinne.fournier@univ-st-etienne.fr

Loïc Mées, Nathalie Grosjean, Jean-Louis Marié
Laboratoire de Mécanique des Fluides et d'Acoustique UMR CNRS 5509, École Centrale de Lyon, Université Claude Bernard Lyon 1, INSA Lyon, 69134 Écully Cedex, France

Nicolas Faure, Frédéric Pinston
bioMérieux, 5 rue des Berges, 38024 Grenoble cedex 01, France

MOTS CLÉS

Holographie numérique en ligne ; reconstruction d'images ; problèmes inverses ; reconstruction de phase.

RÉSUMÉ

Nous proposons dans cet article d'aborder la méthodologie d'élaboration d'une approche "problèmes inverses" pour la reconstruction d'objets de phase et/ou absorbants à partir d'hologrammes acquis en ligne. Après une introduction au contexte de cette technique d'imagerie et un bref état de l'art, nous présentons les points-clés définissant le cadre d'une approche "problèmes inverses" : modélisation directe de la mesure, injection de connaissance *a priori*, méthode de résolution par optimisation numérique. Nous proposons une approche type pour la reconstruction d'un hologramme en ligne, et notamment les divers types de régularisations et contraintes pouvant être appliqués compte-tenu des connaissances que nous avons sur l'objet (parcimonie, lisse par morceaux, positivité). Nous terminons en présentant une approche originale récemment publiée utilisant un modèle et des contraintes non-linéaires, ainsi que des résultats expérimentaux dans 2 domaines : mécanique des fluides (suivi de gouttelettes évaporantes - taille $\sim 100\mu\text{m}$) et microbiologie (imagerie microscopique de bactéries - taille $\sim 1\mu\text{m}$).

I. INTRODUCTION

L'observation et la mesure quantitative d'objets déphasants et possiblement absorbants dans certains milieux et sous certaines illuminations, à l'échelle microscopique requiert l'utilisation de techniques non-conventionnelles d'imagerie telles que l'imagerie interférométrique. Les applications sont diverses : microscopie pour la biologie [1,2,3], mécanique des fluides [4], caractérisation de matériaux [5], métrologie [6]. La restitution de l'amplitude complexe du plan objet est alors réalisée numériquement. Certaines techniques, comme l'holographie hors-axe [7,8], permettent de mesurer la phase au niveau des hologrammes (plan capteur) autorisant une restitution de la transmittance complexe des objets imagés par simple rétro-propagation au plan objet. L'holographie numérique en ligne [9], quant à elle, donne accès à une mesure d'intensité de l'hologramme codant à la fois l'information de phase et d'absorption. La phase de l'hologramme sur le plan capteur étant cependant perdue, la restitution par simple rétro-propagation ne permet plus de retrouver une phase réaliste sur le plan objet (artéfacts d'images jumelles). Il faut alors se tourner vers des algorithmes de restitution plus sophistiqués. On entre alors dans le champ de la reconstruction. Dans ce contexte, l'élaboration de méthodes permettant une reconstruction quantitative de l'amplitude complexe – directement liée à l'indice de réfraction et l'épaisseur des objets – est un problème central de l'imagerie de phase [10].

Les méthodes de l'état de l'art sont constituées par diverses variantes de l'algorithme Gerchberg-Saxton [11] ou Fienup [12]. Au cours des dernières décennies, des sophistications supplémentaires ont été apportées, issues

des avancées dans le domaine du *compressed sensing* [13,14] ou très récemment du *deep learning* [15,16]. Ces approches se basent notamment sur l'enrichissement de la restitution par l'application de contraintes sur le support supposé des objets, en imposant par exemple leur parcimonie dans le champ de vue, ou bien encore en apprenant sur un jeu de données type à retirer les artéfacts usuels tels que l'image jumelle. Il s'agit donc ni plus ni moins que d'appliquer une connaissance *a priori* sur l'amplitude complexe des objets à reconstruire, tout en maintenant une certaine fidélité de la reconstruction par rapport à la donnée (l'hologramme).

Dans ce contexte, les approches "problèmes inverses" offrent un cadre unifié et rigoureux pour traiter le problème de reconstruction. De nombreuses approches ont déjà été et continuent d'être proposées dans la littérature [17-21], preuve que ce domaine de recherche est encore de premier plan.

La méthodologie "problèmes inverses" est d'abord basée sur la recherche d'un modèle direct précis de formation d'image permettant d'expliquer rigoureusement les données. Dans le cas de l'holographie numérique en ligne, le besoin d'une modélisation fine du processus d'acquisition des mesures est d'autant plus prégnant que la relation entre l'objet et les mesures est non linéaire.

De plus, des incertitudes liées aux erreurs de modélisation, ainsi qu'aux mesures elles-mêmes, comme le bruit d'enregistrement des images par le capteur ou, plus spécifiquement pour le problème de l'holographie en ligne, à la perte de l'information de phase sur le capteur, sont autant de facteurs qui vont limiter la confiance que l'on peut avoir dans les données seules. Il faut donc déterminer des contraintes additionnelles, notamment basées sur une connaissance *a priori* des objets, pour aiguiller la recherche d'une solution cohérente, et définir la meilleure façon de les appliquer au problème (contraintes dures, régularisations) et de régler leur influence (hyper-paramètres).

Finalement, le choix d'une méthode de résolution adaptée - en termes de rapidité et de garantie d'optimalité de la solution - est aussi un point clé de ce type d'approches. En holographie numérique en ligne, compte-tenu du modèle de formation d'images et des contraintes et régularisations, très souvent non-linéaires, le problème d'optimisation à résoudre devient potentiellement non lisse et non convexe.

Dans ce papier, nous proposons de faire un tour d'horizon de l'application de la méthodologie "problèmes inverses" à la reconstruction d'objets de phase à partir d'hologrammes en ligne. Dans un premier temps, nous présentons les recettes courantes pour l'élaboration du problème inverse (modèle, *a priori*). Puis nous terminons en présentant une approche originale [22] utilisant un modèle et des contraintes non-linéaires, avec une méthode de résolution basée sur une solution analytique de ces contraintes (opérateur proximal). Nous présentons des résultats expérimentaux pour 2 applications : le suivi de gouttelettes évaporantes (taille $\sim 100\mu\text{m}$) et l'imagerie microscopique de bactéries (taille $\sim 1\mu\text{m}$).

II. MÉTHODOLOGIE "PROBLÈMES INVERSES" POUR LA RECONSTRUCTION

Dans cette section, nous illustrons la méthodologie de reconstruction d'hologrammes en ligne au travers d'un exemple d'approche inverse régularisée utilisant une certaine modélisation du problème. Nous ne sommes pas exhaustif dans la manière de résoudre ce problème, notamment dans le modèle direct qui sera utilisé (cf. section II.1).

II.1 Modèle de formation d'images

La première étape à la formulation du problème inverse est la définition du modèle de formation d'images. Nous proposons de modéliser l'information d'intérêt sur le champ de vue comme un plan de transmittance complexe $\underline{t}(x, y)$ parallèle au plan capteur situé à une distance z , et constitué d'une distribution d'objets optiquement minces d'indice complexe $\underline{n}(x, y)$, baignant dans un milieu d'indice homogène n_0 . Le plan objet est illuminé par une onde incidente plane $\underline{a}_0(x, y)$ et cohérente de longueur d'onde λ . D'après le principe d'Huygens-Fresnel, le plan objet diffracte la lumière incidente pour former une onde $\underline{a}_z(x, y)$ sur le plan capteur :

$$\underline{a}_z(x, y) = \underline{h}_z * (\underline{a}_0 \cdot \underline{t}) \quad (1)$$

où \underline{h}_z correspond au noyau convolutif de propagation et $*$ constitue l'opérateur de convolution 2D. Nous utilisons ici le noyau de Fresnel (approximation paraxiale) :

$$\underline{h}_z(x, y) = \frac{1}{i\lambda z} \exp\left(\frac{i\pi(x^2 + y^2)}{\lambda z}\right) \quad (2)$$

Dans un montage holographique en ligne, c'est l'intensité $I(x, y)$ de l'onde totale $\underline{a}_z(x, y)$ qui est enregistrée :

$$I(x, y) = |\underline{a}_z(x, y)| = |a_0|^2 m(x, y) \quad \text{avec} \quad m(x, y) = |\underline{h}_z * \underline{t}|^2 \quad (3)$$

Numériquement parlant (hologramme enregistré sur un capteur numérique), et compte-tenu du fait que la convolution par \underline{h}_z est une opération linéaire, nous obtenons le modèle de formation d'image suivant :

$$\underline{d} = c.\underline{m}(\underline{t}) + \underline{n} = c.|\underline{H}\underline{t}|^2 + \underline{n} \quad (4)$$

où les grandeurs $\underline{d} \in \mathbb{R}^N$, $\underline{t} \in \mathbb{C}^N$ et $\underline{n} \in \mathbb{R}^N$ constituent respectivement le vecteur de données (hologramme), le vecteur "image" des N pixels à reconstruire (la transmittance complexe) et le vecteur "image" correspondant au bruit de mesure. $\underline{m}(\cdot)$ correspond à l'opérateur de modélisation non linéaire appliquant notamment l'opérateur matriciel $\underline{H} \in \mathbb{C}^N \times \mathbb{C}^N$ de propagation de Fresnel¹. Enfin c est un facteur d'échelle pour prendre en compte notamment l'intensité de l'onde incidente $|a_0|^2$.

II.2 Approche inverse régularisée

Nous pouvons poser le problème inverse de reconstruction du vecteur \underline{t} comme le problème de minimisation suivant :

$$\hat{\underline{t}} = \arg \min_{\underline{t} \in \Lambda} \left\{ \min_c D(\underline{t}, c) \right\} + R(\underline{t}, \alpha) \quad (5)$$

où $D(\underline{t}, c)$ constitue le terme d'attache aux données que nous prenons comme étant l'écart quadratique entre les données et le modèle :

$$D(\underline{t}, c) = \|c.\underline{m}(\underline{t}) - \underline{d}\|_{\underline{W}}^2 \quad (6)$$

pondéré par une matrice \underline{W} de taille $N \times N$ permettant de donner divers poids de "confiance" aux pixels. Dans le cas d'une hypothèse de bruit gaussien non-corrélé, $D(\underline{t}, c)$ correspond à la log-vraisemblance et la matrice \underline{W} est alors une matrice diagonale correspondant à l'inverse de la covariance du bruit. Le paramètre d'échelle c peut être estimé a priori ou de manière optimale dans l'algorithme de reconstruction.

Λ et $R(\underline{t}, \alpha)$ correspondent aux contraintes de connaissance *a priori* qui seront injectées dans le problème. Λ est une contrainte dure imposant un domaine d'admissibilité de valeurs à l'objet d'intérêt \underline{t} . Dans beaucoup de problèmes inverses impliquant la reconstruction d'images réelles, une contrainte courante est d'imposer la positivité (ou la négativité). C'est le cas notamment en tomographie, en imagerie TEP par exemple, où l'information d'intérêt est une grandeur positive (comptage du nombre d'annihilations des positons) [23]. Dans le cas de notre problème, nous avons affaire à une grandeur \underline{t} complexe. Si nous supposons que le plan de transmittance \underline{t} est faiblement déphasant, par exemple compris entre $-\pi/2$ et 0 , nous pouvons imposer respectivement la positivité et la négativité à $\Re(\underline{t})$ (partie réelle de \underline{t}) et $\Im(\underline{t})$ (partie imaginaire de \underline{t}). En section III, nous proposons une autre approche pour l'application d'une contrainte dure sur \underline{t} .

$R(\underline{t}, \alpha)$ sont des contraintes douces appliquées sous forme de termes de régularisation, pondérées par des hyper-paramètres α . En règle générale, les régularisations adoptées vont chercher à enlever le bruit (généralement) haute fréquence en imposant des images reconstruites lisses. On peut par exemple minimiser la norme quadratique (l_2) du gradient de l'image. Compte-tenu du fait que ces dernières vont avoir tendance à trop "flouter" les reconstructions, des régularisations plus sophistiquées peuvent imposer une contrainte de lissage par morceaux, i.e. une préservation des contrastes plus importants. On peut alors citer la régularisation très populaire de variation totale (TV) [24], qui va favoriser des bords très francs (image constante par morceaux) en imposant une forte parcimonie du gradient de l'image. La variation totale est appliquée en minimisant la norme l_1 du gradient de l'image. Des régularisations intermédiaires [25] permettent de jouer sur un compromis entre une contrainte de lissage quadratique - pour des contrastes faibles - et la variation totale - préservation de bords. De façon générale, pour une image réelle \underline{f} , on écrit ce type de régularisation comme suit :

$$R(\underline{f}, \alpha) = \alpha \|\nabla \underline{f}\|_{l_p}^p \quad (7)$$

¹Le formalisme matriciel est utilisé ici pour poser mathématiquement le problème. En pratique \underline{H} n'est pas calculé : le noyau de propagation est appliqué par convolution dans l'espace de Fourier, i.e. en utilisant la FFT.

avec $p \in \{1, 2\}$, l_p correspondant à la norme choisie, et ∇ l'opérateur (linéaire) de calcul du gradient de l'image. Encore une fois, pour une grandeur complexe comme le plan de transmittance en holographie, on doit adapter ce type de régularisation à la physique de l'objet d'intérêt (cf. section III).

Enfin, à l'instar de la variation totale qui va favoriser la parcimonie dans l'espace du gradient de l'image, il est aussi possible d'imposer, au travers d'une minimisation en norme l_1 , la parcimonie de l'objet d'intérêt dans tout autre espace de représentation, comme par exemple l'espace des ondelettes [26]. Dans le contexte de l'holographie numérique, le plan de transmittance \underline{t} est très souvent composé d'une distribution très diluée d'objets (en biologie par exemple). Pour favoriser ces faibles densités, il suffit alors d'imposer une parcimonie spatiale de l'objet d'intérêt en minimisant directement sa norme l_1 :

$$R(\mathbf{f}, \alpha) = \alpha \|\mathbf{f}\|_{l_1} \quad (8)$$

Là encore, le fait d'être en présence d'une grandeur complexe pour notre problème de reconstruction va requérir certaines adaptations en rapport avec la physique de l'objet d'intérêt (cf. section III).

III. UNE APPROCHE ORIGINALE

III.1 Présentation de la méthode

Dans [16], nous proposons une approche inverse régularisée pour résoudre le problème de reconstruction (5) à partir d'un unique hologramme en ligne. Le problème de minimisation est établi comme suit :

$$\hat{\underline{t}} = \arg \min_{\underline{t} \in \Omega \cap \Psi} D^*(\underline{t}) + \alpha_1 R_1(\underline{t}) + \alpha_2 R_2(\underline{t}) + \alpha_3 R_{TV}^\epsilon(\Re(\underline{t}), \Im(\underline{t})) \quad (9)$$

où D^* correspond au terme d'attache aux données (6) dans lequel le facteur d'échelle c est remplacé par sa valeur optimale c^* obtenue en minimisant le critère (6) en fonction de c (solution analytique).

L'ensemble des contraintes et régularisations appliquées sont basées sur des *a priori* physiques sur la transmittance \underline{t} des objets imagés, et sont résumées dans la Table 1.

Table 1. Contraintes physiques considérées dans le problème de reconstruction (9).

| Contrainte physique | Contrainte mathématique appliquée à $\underline{t} = \underline{t} \exp(i\varphi \underline{t})$ | |
|---|---|--|
| Milieu dilué (distribution parcimonieuse d'objets absorbants) | $R_1(\underline{t}) : \sum_k 1 - [\underline{t}]_k $ | $1 - \underline{t} $ a une norme l_1 faible |
| Milieu dilué (distribution parcimonieuse d'objets déphasants) | $R_2(\underline{t}) : \sum_k \Im([\underline{t}]_k) $ | $\Im(\underline{t})$ a une norme l_1 faible |
| Absorbance et déphasage global du plan \underline{t} lisse par morceaux | $R_{TV}^\epsilon(\underline{t})$ | Variation totale (TV) relaxée |
| Milieu passif (absorbant) | $\underline{t} \in \Omega = \{\underline{t} \in \mathbb{C}^N, \forall k \in [1, N], [\underline{t}]_k \leq 1\}$ | |
| Objets optiquement minces | $\underline{t} \in \Psi = \{\underline{t} \in \mathbb{C}^N, \forall k \in [1, N], \varphi_{min} \leq \varphi([\underline{t}]_k) \leq \varphi_{max}\}$ | |

Les deux premières régularisations R_1 et R_2 vont respectivement favoriser une distribution parcimonieuse d'objets faiblement absorbants (module essentiellement égal à 1 sur le champ de vue) et/ou faiblement déphasants (partie imaginaire essentiellement nulle, induisant un déphasage nul, sur le champ de vue). La troisième régularisation R_{TV}^ϵ est une contrainte de type "préservation de bords" (le plan de transmittance \underline{t} essentiellement lisse par morceaux). Elle est appliquée sous forme d'une variation totale adaptée à une image à valeurs complexes (norme l_1 du module du gradient de l'image) :

$$R_{TV}^\epsilon(\underline{t}) = \sum_k \sqrt{(\Delta_k^x \Re(\underline{t}))^2 + (\Delta_k^y \Re(\underline{t}))^2 + (\Delta_k^x \Im(\underline{t}))^2 + (\Delta_k^y \Im(\underline{t}))^2} + \epsilon^2 \quad (10)$$

où Δ_k^x et Δ_k^y sont des opérateurs de différences finies respectivement appliqués aux directions horizontale x et verticale y . ϵ est un hyper-paramètre permettant de relâcher la contrainte forte de constance par morceaux imposée par une variation totale classique.

Les deux dernières contraintes sont des contraintes dures de domaine. La première sert à imposer que le module de la transmittance soit toujours inférieur à 1 (pas d'amplification du milieu), tandis que la seconde permet, dans le cas où l'on dispose de cette information, de contraindre les déphasages minimum et maximum admissibles.

Le problème (9) est résolu grâce à une séparation en deux critères distincts :

- i. l'attache aux données D^* et le terme de régularisation R_ϵ^{TV} : problème non-convexe mais différentiable, résolu itérativement pour trouver un minimum local grâce à un algorithme de type quasi-Newton (algorithme VMLM [27]) ;
- ii. les termes de régularisation R_1 et R_2 et les contraintes non-linéaires de domaine $\underline{t} \in \Omega \cap \Psi$: problème non-convexe, non-différentiable, mais séparable, ce qui permet une résolution analytique sous forme d'opérateur proximal [18].

La ré-écriture du problème global impliquant ces deux critères permet alors une résolution par une stratégie d'optimisation dite hiérarchique dans laquelle la solution analytique du critère (ii) est injectée à chaque évaluation du critère (i) pour la solution courante au cours des itérations [22,28].

III.2 Résultats

Notre approche a été testée en simulation, où nous avons démontré que des reconstructions quantitatives de phase étaient possibles [22]. Nous avons aussi mis notre méthode à l'épreuve expérimentalement dans deux applications concrètes d'holographie numérique en ligne : en mécanique des fluides avec le suivi d'une gouttelette d'éther en évaporation ($\sim 100 \mu\text{m}$) (cf. Fig. 1), puis en imagerie microscopique de bactéries ($\sim 1 \mu\text{m}$) sur lames (cf. Fig. 2). Le principal résultat marquant de ces expériences est la capacité de notre méthode à séparer de façon rationnelle l'information de phase et d'absorption d'objets hétérogènes.

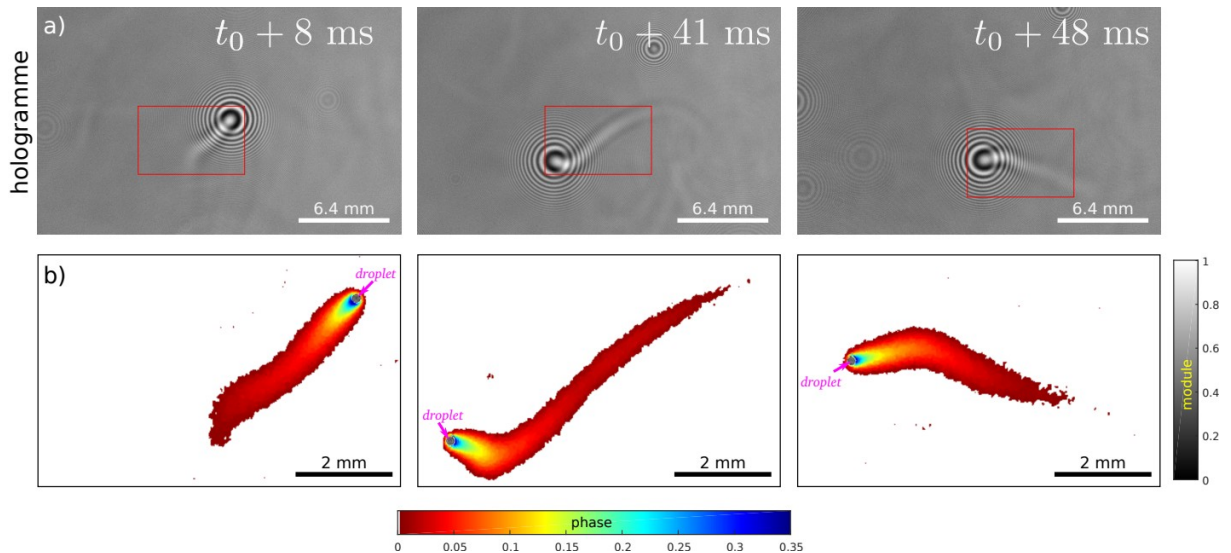


Figure 1: Reconstructions d'une séquence temporelle d'hologrammes expérimentaux d'une gouttelette (diamètre $\sim 100\mu\text{m}$) en évaporation avec notre méthode de reconstruction (acquisitions réalisées au Laboratoire de Mécanique des Fluides et d'Acoustique de l'École Centrale de Lyon). L'acquisition est faite avec un montage holographique en ligne, composé d'une source laser monochromatique de longueur d'onde 532nm et d'un capteur CMOS (1280x800 pixels, pas $20\mu\text{m}$) d'une caméra haute vitesse (3kHz) Phantom V611 située à une distance d'environ 630mm de la gouttelette. a) Hologrammes à 3 instants de la séquence d'acquisition. Les rectangles rouges indiquent le champ de vue visible dans les reconstructions de la ligne en-dessous. b) Reconstructions de la phase (échelle de couleurs) et du module (échelle en niveaux de gris) aux 3 instants. Le nuage de vapeur est vu comme purement déphasant, tandis que la gouttelette (pointée par la flèche en magenta) apparaît comme un objet purement absorbant, en accord avec ce qui est attendu.

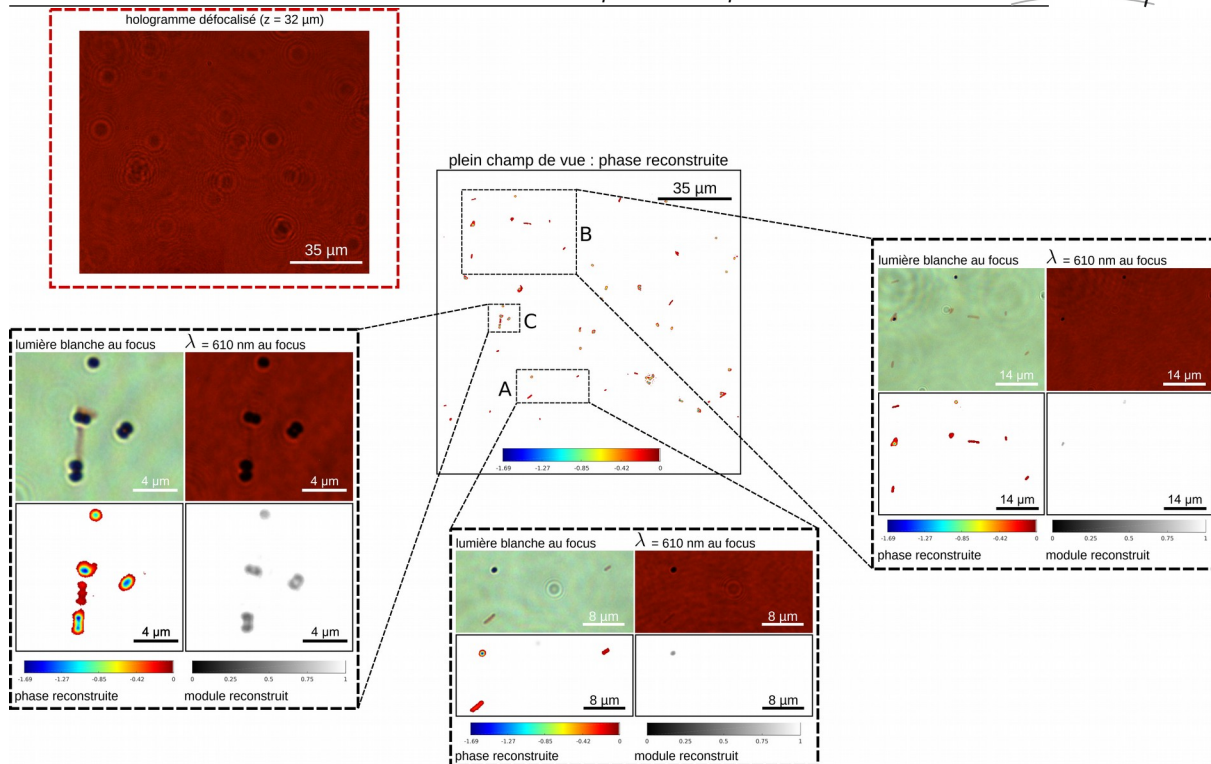


Figure 2: Reconstructions d'un hologramme en ligne d'une lame de bactéries marquées par test de Gram (bioMérieux, Grenoble), acquis à partir d'un montage de microscope permettant à la fois des acquisitions en lumière blanche et en illumination monochromatique (LED), focalisées et défocalisées. L'hologramme de cette reconstruction a été acquis sous une illumination monochromatique de longueur d'onde 610nm à une distance de 32μm. Deux images au focus en lumière blanche et à 610nm ont également été acquises. Nous montrons pour 3 régions d'intérêt les reconstructions en phase et en module.

CONCLUSION

Nous avons présenté la méthodologie d'élaboration d'une approche "problèmes inverses" pour la reconstruction d'objets de phase et/ou absorbants à partir d'hologrammes acquis en ligne : modélisation directe de la mesure, injection de connaissance *a priori*, méthode de résolution par optimisation numérique. Nous avons discuté de la mise en oeuvre d'une approche type, en détaillant notamment divers types de régularisations et contraintes pouvant être appliqués (parcimonie, lisse par morceaux, positivité). Enfin nous avons montré le potentiel de ce type d'approche rigoureuse au travers des résultats de reconstruction obtenus dans deux applications expérimentales (mécanique des fluides, microscopie pour la biologie), avec une méthode originale récemment publiée utilisant un modèle et des contraintes non-linéaires, et permettant la séparation pertinente des termes d'absorption et de phase des objets imagés.

RÉFÉRENCES

- [1] Verrier, N., Alexandre, D., & Gross, M. (2014). Laser doppler holographic microscopy in transmission : application to fish embryo imaging. *Opt. Express*, 22(8), 9368–9379.
- [2] Kesavan, S. V., Momey, F., Cioni, O., David-Watine, B., Dubrulle, N., Shorte, S., Sulpice, E., Freida, D., Chalmond, B., Dinten, J.-M., Gidrol, X., & Allier, C. (2014). High-throughput monitoring of major cell functions by means of lensfree video microscopy. *Sci. Rep.*, 4, 5942.
- [3] Berdeu, A., Momey, F., Laperrousaz, B., Bordy, T., Gidrol, X., Dinten, J.-M., Picollet-D'hahan, N., & Allier, C. (2017). Comparative study of fully three-dimensional reconstruction algorithms for lens-free microscopy. *Appl. Opt.*, 56, 3939–3951.
- [4] Desse, J.-M., Picart, P., & Tankam, P. (2008). Digital three-color holographic interferometry for flow analysis. *Opt. Express*, 16(8), 5471–5480.

- [5] Charrière, F., Kühn, J., Colomb, T., Monfort, F., Cuche, E., Emery, Y., Weible, K., Marquet, P., & Depeursinge, C. (2006). Characterization of microlenses by digital holographic microscopy. *Appl. Opt.*, **45**(5), 829–835.
- [6] Lebrun, D., Allano, D., Méès, L., Walle, F., Corbin, F., Boucheron, R., & Fréchou, D. (2011). Size measurement of bubbles in a cavitation tunnel by digital in-line holography. *Appl. Opt.*, **50**, H1-H9.
- [7] Cuche, E., Marquet, P., & Depeursinge, C. (1999). Simultaneous amplitude-contrast and quantitative phase-contrast microscopy by numerical reconstruction of Fresnel off-axis holograms. *Appl. Opt.*, **38**(34), 6994–7001.
- [8] Liebling, M., Blu, T., & Unser, M. (2004). Complex-wave retrieval from a single off-axis hologram. *J. Opt. Soc. Am. A*, **21**, 367–377.
- [9] Gabor, D. (1948). A new microscopic principle. *Nature*, **161**, 777–778.,
- [10] Jericho, M., Kreuzer, H., Kanka, M., & Riesenberger, R. (2012). Quantitative phase and refractive index measurements with point-source digital in-line holographic microscopy. *Appl. Opt.*, **51**, 1503–1515.
- [11] Gerchberg, R. W. & Saxton, W. O. (1972). A practical algorithm for the determination of the phase from image and diffraction plane pictures. *Optik*, **35**, 237.
- [12] Fienup, J. R. (1982). Phase retrieval algorithms: a comparison. *Appl. Opt.*, **21**, 2758–2769.
- [13] Horisaki, R., Ogura, Y., Aino, M., & Tanida, J. (2014). Single-shot phase imaging with a coded aperture. *Opt. Lett.*, **39**, 6466–6469.
- [14] Rivenson, Y., Wu, Y., Wang, H., Zhang, Y., Feizi, A., & Ozcan, A. (2016). Sparsity-based multi-height phase recovery in holographic microscopy. *Sci. Rep.*, **6**, 37862.
- [15] A. Sinha, J. Lee, S. Li, and G. Barbastathis. (2017). Lensless computational imaging through deep learning. *Optica* **4**, 1117-1125.
- [16] Rivenson, Y., Zhang, Y., Günaydin, H., Teng, D., & Ozcan, A. (2018). Phase recovery and holographic image reconstruction using deep learning in neural networks. *Light : Science & Applications*, **7**, 17141.
- [17] Brady, D. J., Choi, K., Marks, D. L., Horisaki, R., & Lim, S. (2009). Compressive holography. *Opt. Express*, **17**(15), 13040.
- [18] Soulez, F., Thiébaud, É., Schutz, A., Ferrari, A., Courbin, F., & Unser, M. (2016). Proximity operators for phase retrieval. *Appl. Opt.*, **55**, 7412–7421.
- [19] Song, J., Swisher, C. L., Im, H., Jeong, S., Pathania, D., Iwamoto, Y., Pivovarov, M., Weissleder, R., & Lee, H. (2016). Sparsity-based pixel super resolution for lens-free digital in-line holography. *Sci. Rep.*, **6**, 24681.
- [20] Schretter, C., Blinder, D., Bettens, S., Ottevaere, H., & Schelkens, P. (2017). Regularized non-convex image reconstruction in digital holographic microscopy. *Opt. Express*, **25**, 16491–16508.
- [21] Bettens, S., Yan, H., Blinder, D., Ottevaere, H., Schretter, C. & Schelkens, P. (2017). Studies on the sparsifying operator in compressive digital holography. *Opt. Express*, **25**, 18656–18676.
- [22] Jolivet, F., Momey, F., Denis, L., Méès, L., Faure, N., Grosjean, N., Pinston, F., Marié, J.-L., & Fournier, C. (2018). Regularized reconstruction of absorbing and phase objects from a single in-line hologram, application to fluid mechanics and micro-biology. *Optics express*, **26**(7), 8923–8940.
- [23] Fessler, J. A. (1994). Penalized weighted least-squares image reconstruction for positron emission tomography. *IEEE Trans. on Med. Imaging*, **13**(2), 290–300.
- [24] Rudin, L. I., Osher, S., & Fatemi, E. (1992). Nonlinear total variation based noise removal algorithms. *Phys. D, Nonlinear Phenomena*, **60**(1–4), 259–268.
- [25] Charbonnier, P., Blanc-Féraud, L., Aubert, G., & Barlaud, M. (1997). Deterministic edge-preserving regularization in computed imaging. *IEEE Trans. on Image Proc.*, **6**(2), 298–311.
- [26] Rivenson, Y., Wu, Y., Wang, H., Zhang, Y., Feizi, A., & Ozcan, A. (2016). Sparsity-based multi-height phase recovery in holographic microscopy. *Sci. Rep.*, **6**, 37862.
- [27] Nocedal, J. (1980). Updating quasi-Newton matrices with limited storage. *Math. Comput.*, **35**, 773–782.
- [28] Mourya, R., Denis, L., Becker, J.-M., & Thiébaud, É. (2015). Augmented lagrangian without alternating directions: Practical algorithms for inverse problems in imaging. *Proc. of 2015 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP) (IEEE, 2015)*, 1205–1209.