



HAL
open science

RECONSTRUCTION SUPER-RESOLUE D'HOLOGRAMMES RGB

Frédéric Jolivet, Corinne Fournier, Loïc Denis, Olivier Flasseur, Fabien Momey, Thierry Fournel, Nicolas Verrier

► **To cite this version:**

Frédéric Jolivet, Corinne Fournier, Loïc Denis, Olivier Flasseur, Fabien Momey, et al.. RECONSTRUCTION SUPER-RESOLUE D'HOLOGRAMMES RGB. 4ième rencontre francophone d'holographie numérique appliquée à la métrologie des fluides, Nov 2016, Lille, France. hal-01718483

HAL Id: hal-01718483

<https://hal.science/hal-01718483>

Submitted on 27 Feb 2018

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.

RECONSTRUCTION SUPER-RESOLUE D'HOLOGRAMMES RGB

Frédéric Jolivet¹, Corinne Fournier^{1*}, Loïc Denis¹, Nicolas Verrier², Olivier Flasseur¹, Fabien Momey¹,
Thierry Fournel¹

¹Université Lyon, UJM-Saint-Etienne, CNRS, Institut d'Optique Graduate School, Laboratoire Hubert Curien UMR 5516, F-42023,
SAINT-ETIENNE, France

²Laboratoire MIPS ;EA 2332 ; Université de Haute Alsace

*Auteur correspondant : corinne.fournier@univ-st-etienne.fr

MOTS CLES

Holographie numérique en ligne, Problème Inverse, Super-résolution numérique, Reconstruction Couleur, Filtre de Bayer.

RESUME

Ces dernières années le secteur des capteurs « bas coût » profite d'un marché de plus en plus dynamique (notamment avec l'avènement du smartphone, de l'appareil photo numérique...). Ainsi des capteurs couleur peu onéreux, et ayant des tailles de pixels de l'ordre du micromètre permettent de repousser les performances de l'holographie numérique en ligne. De plus l'utilisation d'approches problèmes inverses a permis de lever certaines limites des méthodes de reconstruction holographique habituellement utilisées : présence d'images jumelles, artefacts dûs à la troncature (effet de bord...). Elles permettent également une amélioration de la précision de reconstruction [1,2,3]. Ces approches se basent sur un modèle de formation d'image linéaire, approximation satisfaisante dans le régime de la diffraction de Fresnel pour les milieux dilués. Afin d'améliorer la résolution des reconstructions holographiques, des travaux ont montré l'intérêt d'utiliser une pile d'hologrammes d'un objet translaté transversalement [3,4]. De leur côté les travaux [5,6,7] ont montré tout l'intérêt d'utiliser un montage opérant à plusieurs longueurs d'onde (sources Rouge, Vert, Bleu) avec un capteur couleur (suppression des aberrations chromatiques...). Nous proposons ici une méthode de reconstruction holographique RGB Super-Résolue basée sur une approche inverse non-paramétrique. Pour cela nous proposons de résoudre le problème sous contrainte de positivité. La méthode proposée alterne des étapes de reconstructions régularisées et d'estimation des translations entre hologrammes et la reconstruction courante. En termes de résultat, l'approche inverse super-résolue couleur proposée permet d'améliorer la résolution spatiale et le rapport signal à bruit des hologrammes reconstruits.

I. INTRODUCTION

L'holographie en ligne est une méthode d'imagerie 3D « bas coût » largement utilisée dans des domaines tels que la mécanique des fluides, en contrôle non-destructif, mais aussi pour des applications biomédicales. La démocratisation des capteurs de haute définition et de haute résolution permet aujourd'hui de réaliser des microscopes sans lentille bas-coût, plus compacts, faciles d'utilisation, grand champ (plusieurs dizaines de mm²), tout en proposant une très bonne résolution spatiale. Néanmoins cette qualité de reconstruction peut être fortement altérée par des artefacts de reconstruction (images jumelles, troncature en bord de champ) ou dûs à l'acquisition de l'hologramme (bruit électronique sur le capteur...) diminuant le Rapport Signal à Bruit (RSB) de l'hologramme acquis. Les approches inverses permettent de leur côté d'extraire plus d'informations de l'hologramme et sont capables de résoudre deux problèmes essentiels de l'holographie numérique : l'amélioration de la précision de la reconstruction et l'amélioration de la reconstruction de l'objet dans et hors du champ du capteur. La taille des pixels du capteur étant un élément limitant pour la précision de la reconstruction, l'équipe de Ozcan propose des méthodes permettant d'augmenter numériquement la résolution d'un hologramme, et ainsi améliorer la résolution spatiale de la reconstruction [4,8,9]. Les auteurs de ces articles proposent d'utiliser une pile d'hologrammes translattés transversalement pour estimer un hologramme super-résolu et ainsi améliorer la qualité de la rétro-propagation. Des travaux plus récents ont proposé une approche inverse paramétrique permettant d'améliorer la précision de l'estimation des paramètres d'un objet opaque circulaire [3]. D'autre part, les travaux [5,6,7] ont montré l'intérêt d'utiliser un montage d'holographie en ligne muni d'un éclairage multi-longueurs d'onde et d'un capteur couleur

afin d'utiliser la redondance d'information présente dans l'hologramme « Rouge », « Vert » et « Bleu » permettant entre autre de supprimer les aberrations chromatiques. Un autre avantage des approches problèmes inverses est la possibilité d'inclure des informations a priori sur les objets à reconstruire, notamment la parcimonie [1] : ce sont les approches dites *Maximum A posteriori (MAP)* .

A partir d'une pile d'hologrammes acquis avec un capteur couleur et translatés les uns par rapport aux autres, nous proposons une approche inverse permettant une reconstruction super-résolue d'hologrammes couleurs pour des objets opaques et parcimonieux. Cette méthode implique de connaître le plus précisément possible les caractéristiques de la matrice de Bayer du capteur couleur utilisé.

II. LE PROBLEME INVERSE

En holographie numérique, les algorithmes de super-résolution permettent à partir d'une pile d'hologrammes basse résolution translatés les uns par rapport aux autres dans un plan $\{X,Y\}$ d'obtenir un hologramme super-résolu spatialement [3,4]. De la même façon il est possible, en connaissant précisément les largeurs spectrales des différents filtres composant la matrice de Bayer du capteur couleur utilisé, d'extraire les informations des hologrammes « Rouge », « Vert », « Bleu » afin de mieux reconstruire un objet [19]. Nous proposons de traiter cette problématique de super-résolution couleur d'hologrammes par une approche problème inverse dans le cas simple d'objets opaques et peu étendus (parcimonieux).

II.1 Modèle direct

Le modèle de propagation de Fresnel permet de modéliser l'intensité de l'hologramme au niveau du capteur pour une longueur d'onde donnée. Pour que ce modèle soit valable nous avons besoin que l'onde de référence garde sa cohérence, ce qui implique que l'objet décrit ici par sa distribution d'opacité ($\vartheta = \mathbf{1} - \text{transmittance}$) soit parcimonieux. En considérant que la distribution de notre opacité ϑ est réelle, et que la largeur maximale de l'objet observé l satisfait l'inégalité $\frac{\pi l^2}{4\lambda z} \ll \mathbf{1}$, l'intensité de l'hologramme $I(x,y)$ peut être approximée par un modèle linéaire de sommation des figures de diffraction en chaque point de l'objet plan caractérisé par son opacité ϑ

$$I(x,y) \propto [1 - 2 \cdot \vartheta * h_{z,\lambda}](x,y) \quad (1)$$

où $h_{z,\lambda}$ est la partie réelle de la réponse impulsionnelle de la propagation de la lumière en champ libre, et $*$ l'opérateur de convolution 2D.

Dans le régime de la diffraction de Fresnel [10] ($i \cdot \mathbf{e} z^3 \gg \frac{\pi l^4}{64\lambda}$) sur des objets de transmittance réelle, h_z a pour expression,

$$h_{z,\lambda}(x,y) = \frac{1}{\lambda z} \sin\left(\frac{\pi(x^2 + y^2)}{\lambda z}\right) \quad (2)$$

Lorsque l'on prend en compte l'intégration du pixel du capteur [11], la translation du capteur $\Delta = \{\Delta x, \Delta y\}$, et de l'échantillonnage du capteur, le modèle de l'intensité du i -ème hologramme pour les longueurs d'onde λ_c peut être exprimée sous la forme linéaire suivante,

$$I^{i,c}(x_p, y_p) \propto [1 - 2 \cdot \vartheta * h_{z,\lambda_c} * \Pi * \delta_{\Delta_i}](x_p, y_p) \quad (3)$$

où (x_p, y_p) est le centre du p -ième pixel, Π est la fonction porte 2D représentant la zone photosensible du pixel, λ_c est la longueur d'onde du c -ième laser utilisé dans notre montage ($c=1,2,3$, pour les longueurs d'onde Rouge, Vert, Bleu), δ_{Δ_i} est la distribution de Dirac centrée en $\Delta_i = (\Delta x, \Delta y)_i$.

Notons que nous pouvons réécrire cette équation sous une forme plus condensée,

$$I^{i,c}(x_p, y_p) \propto [1 - \vartheta * h_{z,\lambda_c}^{\Pi}](x_p, y_p) \quad (4)$$

avec

$$h_{z,\lambda_c}^{\Pi} = 2 \cdot h_{z,\lambda_c} * \Pi * \delta_{\Delta_i} \quad (5)$$

Nous supposons que le fond des hologrammes est égal à 1. C'est pourquoi du point de vue expérimental nous divisons chaque hologramme par l'image de fond (image prise sans objet dans le champ).

Afin de simplifier les expressions mathématiques, notamment l'expression du problème inverse, nous allons réécrire notre modèle direct sous forme matricielle. Nous notons en gras tout vecteur ou matrice. Ainsi $\mathbf{H}_{\{\lambda_c, \Delta_i\}}$ est la matrice représentant l'opérateur linéaire modélisant la diffraction à une distance finie z , par une convolution avec le noyau $\mathbf{h}_{z, \lambda_c, \Delta_i}^\square$ explicité en (5) et décentré spatialement par Δ_i et prenant en compte l'intégration sur le pixel. La distribution d'opacité $\boldsymbol{\vartheta}$ inconnue et les données notées \mathbf{d} sont des vecteurs colonnes.

Le modèle direct $\mathbf{m}^{i,c}$ représentant l'intensité de l'hologramme traduit par Δ_i et acquis pour la longueur d'onde λ_c , se note ainsi,

$$\mathbf{m}^{i,c} = r\mathbf{1} - \mathbf{H}_{\{\lambda_c, \Delta_i\}} \boldsymbol{\vartheta} \quad (6)$$

Le vecteur de n éléments $\mathbf{1}$ étant l'offset et r un facteur multiplicatif (théoriquement proche de 1). L'optimisation de ce scalaire r nous donne une solution analytique [1]. Cette solution analytique revient à centrer les données et l'opérateur $\mathbf{H}_{\{\lambda_c, \Delta_i\}}$ par $\overline{\mathbf{H}}_{\{\lambda_c, \Delta_i\}} = -\mathbf{H}_{\{\lambda_c, \Delta_i\}} + \frac{1}{n} \mathbf{1} \mathbf{1}^t \mathbf{H}_{\{\lambda_c, \Delta_i\}}$.

L'expression du modèle direct de l'hologramme centré peut donc être simplifiée par,

$$\overline{\mathbf{m}}^{i,c} = \overline{\mathbf{H}}_{\{\lambda_c, \Delta_i\}} \boldsymbol{\vartheta} \quad (7)$$

L'échantillonnage de la distribution d'opacité $\boldsymbol{\vartheta}^{SR}$ impose, pour des raisons d'implémentation numérique, un échantillonnage super-résolu suivant l'expression :

$$\overline{\mathbf{m}}^{i,c,SR} = \overline{\mathbf{H}}_{\{\lambda_c, \Delta_i\}} \boldsymbol{\vartheta}^{SR} \quad (8)$$

II.2 L'approche inverse proposée

Si notre problème direct est bien connu et modélisé, il n'existe en revanche pas de solution analytique de l'inversion du problème. Considérant un bruit blanc gaussien, nous pouvons écrire la fonction négative de log-vraisemblance entre le modèle d'intensité (8) et les hologrammes :

$$-\log L(\{\overline{\mathbf{d}}^{i,c}\} | \boldsymbol{\vartheta}^{SR}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{c=1}^3 \left\| \overline{\mathbf{H}}_{\{\lambda_c, \Delta_i\}} \boldsymbol{\vartheta}^{SR} - \overline{\mathbf{d}}^{i,c,SR} \right\|_{\mathbf{W}^c}^2 + cste \quad (9)$$

où,

- ❖ N est le nombre d'hologrammes RGB traduits
- ❖ $\overline{\mathbf{d}}^{i,c}$ est le i ème hologramme RGB centré et acquis pour la longueur d'onde λ_c . Son expression est $\overline{\mathbf{d}}^{i,c} = \mathbf{d}^{i,c} - \frac{1}{n} \mathbf{1} \mathbf{1}^t \mathbf{d}^{i,c}$
- ❖ l'exposant (SR) indique que les données sont échantillonnées comme la distribution d'opacité super-résolue $\boldsymbol{\vartheta}^{SR}$. En pratique nous insérons des zéros dans $\overline{\mathbf{d}}_i^{c,SR}$ sur les données manquantes.
- ❖ \mathbf{W}^c est le vecteur poids représentant l'inverse de la variance du bruit [12,13]. Ainsi pour les données manquantes nous aurons des « 0 », et pour les données non bruitées nous aurons des « 1 ».
- ❖ $\|\cdot\|_{\mathbf{W}^c}^2$ est la norme L^2 pondérée définie comme: $\|\cdot\|_{\mathbf{W}^c}^2 = \langle \mathbf{u}, \mathbf{u} \rangle_{\mathbf{W}^c} = \sum_{p=1}^n w_p^c u_p^2$

Ce problème inverse étant mal posé (c'est-à-dire que les données ne suffisent pas à déterminer uniquement et de façon stable la distribution d'opacité $\boldsymbol{\vartheta}^{SR}$), il est donc nécessaire d'ajouter des contraintes et/ou des *a priori* afin de réduire l'espace des solutions de façon à aboutir à une solution unique. Dans notre cas nous traitons des objets parcimonieux, nous avons comme *a priori* que la distribution d'opacité suit une loi de probabilité de Laplace, nous pouvons donc inclure une régularisation de type L_1 . Le deuxième *a priori* s'appuie sur le fait que l'objet est opaque et donc que l'opacité $\boldsymbol{\vartheta}$ est constante par morceaux. Cet *a priori* se traduit par un terme de régularisation de type variation totale TV_ϵ sur la distribution d'opacité $\boldsymbol{\vartheta}$. Enfin notre objet étant supposé opaque, nous pouvons donc mettre des contraintes de bornes sur la distribution d'opacité $\boldsymbol{\vartheta}^{SR}$ de l'objet. En l'occurrence la distribution d'une opacité est forcément positive, et a une valeur maximale que l'on notera M . L'expression de la fonction coût est alors,

$$\mathcal{F}(\boldsymbol{\vartheta}^{SR}, \{\Delta_i\}) = \frac{1}{6N} \sum_{i=1}^N \sum_{c=1}^3 \left\| \overline{\mathbf{H}}_{\{\Delta_i, \lambda_c\}} \boldsymbol{\vartheta}^{SR} - \overline{\mathbf{d}}^{i,c,SR} \right\|_{\mathbf{W}^c}^2 + \beta_1 \|\boldsymbol{\vartheta}^{SR}\|_1 + \beta_2 TV_\epsilon(\boldsymbol{\vartheta}^{SR}) \quad (10)$$

où, β_1 et β_2 sont les hyper-paramètres, c'est-à-dire le poids donné aux a priori par rapport au terme d'attache aux données.

La reconstruction de la distribution d'opacité super-résolue ϑ^{SR} par l'approche problème inverse que nous proposons se résout en réalisant la minimisation suivante,

$$\hat{\vartheta}^{SR} = \underset{0 \leq \vartheta^{SR} \leq M}{\operatorname{argmin}} \left\{ \min_{\Delta_i} \mathcal{F}(\vartheta^{SR}, \{\Delta_i\}) \right\} \quad (11)$$

Cette formulation globale du problème inverse, prenant en compte de façon rigoureuse tous les phénomènes, permet donc l'estimation jointe de l'opacité et des décalages des hologrammes. Le traitement de la super-résolution et les bénéfices engendrés sont donc intrinsèques au problème qu'il a été posé, évitant de surcroît le recours à l'interpolation des données, étape courante en recalage d'images mais sujette à des approximations supplémentaires.

III. L'ALGORITHME

Pour minimiser le problème (11), nous proposons d'optimiser alternativement deux sous-problèmes. Ces deux sous-problèmes doivent nous permettre de reconstruire alternativement les translations $\{\Delta_i\}_{i=1..N}$ par une méthode de recalage, et la distribution de l'objet $\hat{\vartheta}^{SR}$ par une méthode de *Maximum A Posteriori* (Fig. 1).

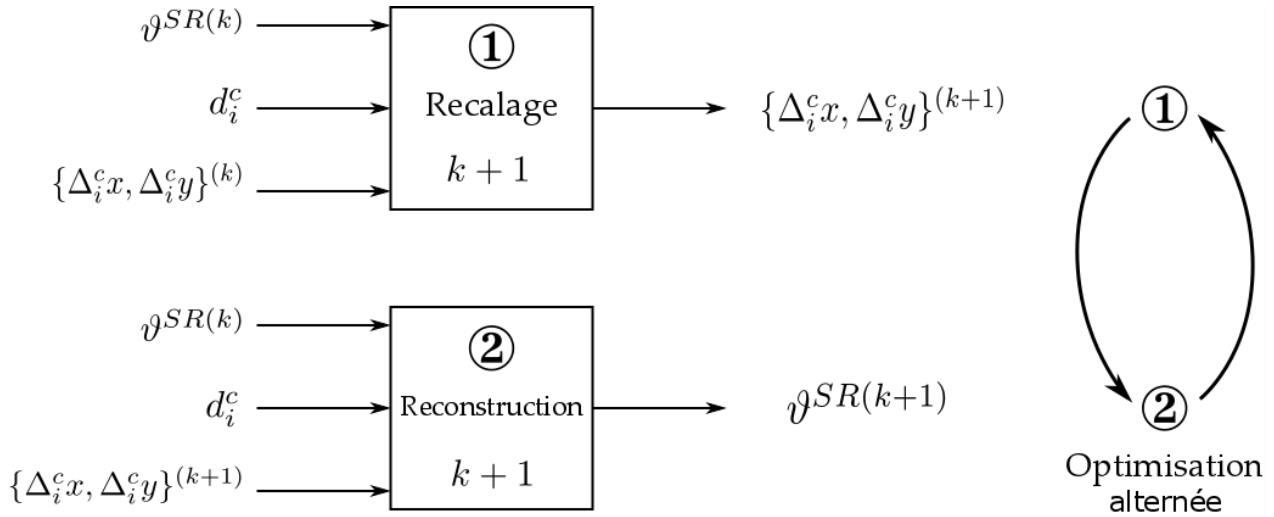


Figure 1 - Illustration de la k-ième étape de l'algorithme d'optimisation alternée

III.1 Sous-Problème 1 : Le recalage

L'efficacité des algorithmes de super-résolution dépend directement de la qualité des estimations du recalage. Nous proposons ici de recalibrer les hologrammes à l'aide d'une approche problèmes inverses utilisant le modèle de formation d'image plutôt qu'un hologramme de référence qui est nécessairement bruité. Cela permet notamment d'améliorer la précision du recalage et par conséquent la précision de l'estimation des translations $\{\Delta_i\}$. Pour recalibrer l'ensemble de la pile d'hologrammes, nous considérons la reconstruction de la distribution d'opacité ϑ^{SR} comme alignée sur le premier hologramme couleur. La translation $\{\Delta_i\}_{i=1..N}$ du ième hologramme RGB de la pile est donc relative aux données du premier hologramme RGB de la pile. Cette translation est donc aussi relative au modèle de formation d'image $\bar{H}_{\Delta_i} \vartheta^{SR}$. Le sous-problème 1 consiste à mettre à jour les variables $\{\Delta_i\}_{i=1..N}$ en minimisant la fonction de vraisemblance suivante,

$$\hat{\Delta}_i = \underset{\Delta_i}{\operatorname{argmin}} \sum_{c=1}^3 \left\| \bar{H}_{\{\lambda_c, \Delta_i\}} \vartheta^{SR} - \bar{d}^{i,c} \right\|_{W^c}^2 \quad (12)$$

Dans un souci d'optimisation de la complexité algorithmique nous pouvons résoudre ce problème en le réécrivant sous la forme d'une maximisation de la corrélation croisée, centrée et normalisée [15], ce qui traite le problème d'estimation dans un espace échantillonné par le pixel super-résolu, (12)

$$\hat{\Delta}_i = \arg \max_{\Delta_i} \sum_{c=1}^3 \frac{\langle \overline{H}_{\{\lambda_c, \Delta_i\}} \vartheta^{SR}, \overline{d}^{i,c,SR} \rangle_{W^c}}{\sqrt{\|\overline{H}_{\{\lambda_c, \Delta_i\}} \vartheta^{SR}\|_{W^c}^2} \sqrt{\|\overline{d}^{i,c,SR}\|_{W^c}^2}} \quad (13)$$

Afin d'avoir une estimation Δ_i sub-pixel, deux paraboles sont ajustées verticalement et horizontalement sur le pic de corrélation. Il est à noter que la première estimation des recalages se fait par un recalage classique entre les hologrammes.

III.2 Sous-problème 2 : La reconstruction d'hologramme

L'étape de reconstruction se fait par une optimisation utilisant elle-même l'estimation des recalages $\{\Delta_i\}_{i=1..N}$ apportée par (13). Cette optimisation permet d'estimer la distribution d'opacité ϑ par *Maximum A Posteriori*.

La résolution du sous-problème 2, consiste à mettre à jour la distribution d'opacité ϑ^{SR} en résolvant le problème de minimisation suivant :

$$\hat{\vartheta}^{SR} = \operatorname{argmin}_{0 < \vartheta^{SR} < M} \frac{1}{6N} \sum_{i=1}^N \sum_{c=1}^3 \left\| \overline{H}_{\{\hat{\Delta}_i, \lambda_c\}} \vartheta^{SR} - \overline{d}^{i,c,SR} \right\|_{W^c}^2 + \beta_1 \|\vartheta^{SR}\|_1 + \beta_2 TV_\epsilon(\vartheta^{SR}) \quad (14)$$

Ce problème n'a pas de solution analytique, mais nous pouvons reconnaître un problème d'optimisation convexe, différentiable, sous contraintes de positivité et de bornes supérieures. Nous pouvons donc le résoudre de manière itérative au moyen de l'algorithme d'optimisation continue Variable Metric Limited Memory Bounded (VMLMB) [16]. Cet algorithme fait partie des méthodes Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS) à mémoire limitée garantissant de meilleures propriétés de convergence par rapport aux algorithmes de gradient (en pratique seules 5 à 10 itérations suffisent) [17,18]. Les contraintes de bornes, l'expression de la fonction coût (14) et de son gradient sont nécessaires pour utiliser cet algorithme. Sous contrainte de positivité l'expression du gradient de la fonction coût est la suivante,

$$\frac{1}{3N} \sum_{i=1}^N \sum_{c=1}^3 \overline{H}_{\{\hat{\Delta}_i, \lambda_c\}}^* W^c \left(\overline{H}_{\{\hat{\Delta}_i, \lambda_c\}} \vartheta^{SR} - \overline{d}^{i,c,SR} \right) + \beta_1 + \beta_2 \operatorname{div} \left(\frac{\nabla(\vartheta)}{|\nabla(\vartheta)| + \epsilon} \right) \quad (15)$$

où, $\overline{H}_{\{\hat{\Delta}_i, \lambda_c\}}^*$ est l'opérateur adjoint de $\overline{H}_{\{\hat{\Delta}_i, \lambda_c\}}$, et $\nabla(\vartheta)$ est le gradient spatial de ϑ .

IV. EXPERIENCES

Pour valider la méthode de reconstruction proposée nous avons simulé des hologrammes. La reconstruction d'hologrammes simulés permet notamment de comparer quantitativement et qualitativement l'approche proposée vis-à-vis de l'état de l'art. Pour cela, une pile d'hologrammes RGB est simulée à l'aide d'une seule et même transmittance d'un objet opaque (0 sur l'objet et 1 sinon). L'échantillonnage et l'addition de bruit aux hologrammes permettent de simuler des données réelles.

IV.1 La simulation de la pile d'hologrammes

Dans un premier temps une transmittance représentant un objet opaque est simulée (Fig.2). L'amplitude de l'onde arrivant sur le capteur RGB est ensuite calculée en considérant la propagation d'une onde de la transmittance plane vers le capteur et en supposant que l'onde de référence est plane.

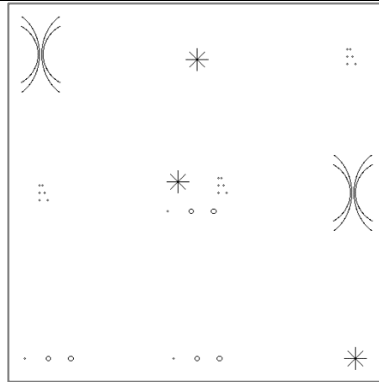


Figure 2 – Transmittance synthétique

Pour réaliser ces simulations, le modèle complet (non-linéaire) de la propagation de Fresnel est utilisé afin de modéliser l'intensité de l'onde sur le capteur. Nous utilisons ici le modèle non-linéaire modélisant l'intensité de l'onde arrivant sur le capteur. De son côté, l'intégration sur le pixel-capteur est modélisée comme une fonction porte 2D dont la taille est la surface de remplissage du pixel-capteur afin de reproduire au mieux les conditions expérimentales. Pour obtenir les hologrammes décalés transversalement sur un plan, le noyau modélisant la propagation de Fresnel est décentré. La modélisation des données RGB est faite en propageant 3 hologrammes monochromes simulés pour des longueurs d'onde 635nm, 532nm, 405nm, permettant de construire un hologramme RGB à l'aide d'une matrice de Bayer (Fig.3).

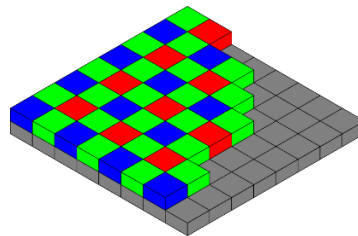


Figure 3 - Matrice de Bayer

Pour finir un bruit blanc gaussien est ajouté sur l'hologramme synthétique afin de tenir compte des différentes sources de bruit et une quantification de 12 bits est appliquée sur les hologrammes afin de reproduire au mieux l'information acquise par le capteur dans les conditions expérimentales.

Pour simuler la pile d'hologrammes, nous utilisons une transmittance synthétique échantillonnée de 512 par 512 pixels avec un pas de pixel utilisé de $1.1\mu\text{m}$ (Fig.5). La distance entre l'objet et le capteur utilisé est de 3mm. Les hologrammes de la pile sont sous-échantillonnés d'un facteur 2. On obtient donc des hologrammes de 256 par 256 pixels, ayant un pas pixel de $2.2\mu\text{m}$ et un facteur de remplissage du pixel capteur égal à 50%. Les 50 hologrammes sont translattés aléatoirement à l'aide d'une loi uniforme dans l'intervalle $[-1,1]$. Le RSB est fixé à 5, et le coefficient de régularisation est choisi afin de minimiser l'écart quadratique moyen entre la transmittance vérité terrain et la reconstruction obtenue. Notons que pour ces premiers résultats, les décalages exacts ont été utilisés pour la reconstruction de l'opacité.

IV.1 La qualité de reconstruction

Pour estimer la qualité de la reconstruction obtenue par l'approche inverse proposée, nous réalisons six reconstructions, les trois premières étant la reconstruction par approche inverse régularisée proposée par Denis en 2009 [1], pour les longueurs d'onde Rouge, Verte et Bleue. Cela simule une reconstruction obtenue avec un hologramme pris sur un capteur monochrome de 256 par 256 pixels (Fig.4.a.b.c). Dans un premier temps ces résultats sont comparés avec une reconstruction par approche inverse régularisée utilisant la matrice de Bayer pour un hologramme RGB (Fig.4.d).

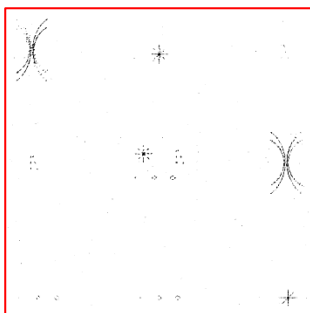


Figure 4.a - Reconstruction MAP utilisant un hologramme Rouge (PSNR=25.2dB)

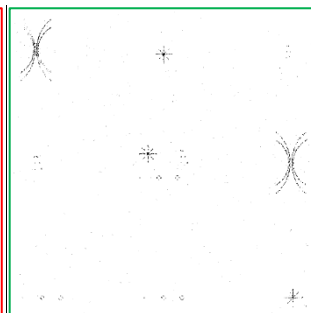


Figure 4.b - Reconstruction MAP utilisant un hologramme Vert (PSNR=25.2dB)

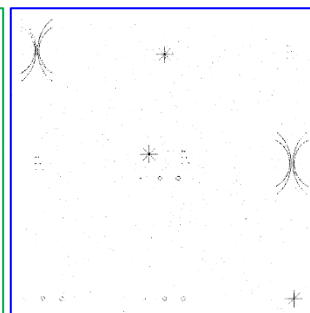


Figure 4.c - Reconstruction MAP utilisant un hologramme Bleu (PSNR=26.4dB)

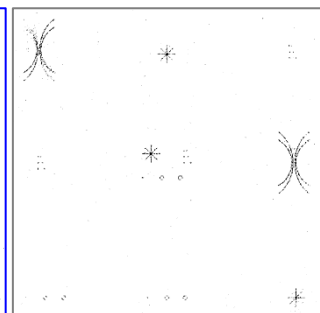


Figure 4.d - Reconstruction MAP utilisant un hologramme RGB (PSNR=26.0dB)

Nous pouvons constater que la reconstruction de l'hologramme bleu est de meilleure qualité (cf Fig.5 ligne $z=3\text{mm}$) que celles obtenues avec l'hologramme rouge ou l'hologramme vert. Ceci s'explique par le choix de la distance objet capteur. En effet la meilleure distance d'enregistrement d'un hologramme est la distance pour laquelle l'hologramme comporte des hautes fréquences spatiales. Dans le cas $z=3\text{mm}$ les hautes fréquences spatiales sont bien enregistrées sur le capteur pour la longueur d'onde bleue, alors qu'elles sont plus tronquées par le capteur pour le rouge et le vert. Ce phénomène peut être quantifié par le calcul de cartes de résolution à un point [21]. Ceci permet également de comprendre pourquoi la reconstruction avec l'hologramme RGB est meilleure que les reconstructions obtenues avec les hologrammes Rouge et Vert, mais pas que la reconstruction bleue. En effet, le capteur RGB ne comporte qu'un pixel bleu sur quatre, alors que les autres pixels sont verts ou rouges. En revanche si nous faisons varier la distance objet-capteur nous observons une certaine stabilité dans la qualité de la reconstruction RGB, alors que les autres reconstructions ont une qualité de reconstruction très dépendante de cette distance (Fig.5).

	PSNR			
	$\lambda = 635\text{nm}$	$\lambda = 532\text{nm}$	$\lambda = 405\text{nm}$	RGB
$z=0.002\text{m}$	26.2 dB	25.4 dB	25.5 dB	25.9 dB
$z=0.003\text{m}$	25.2 dB	25.2 dB	26.4 dB	26.0 dB
ΔPSNR	$\pm 1\text{dB}$	$\pm 0.2\text{dB}$	$\pm 0.9\text{dB}$	$\pm 0.1\text{dB}$

Fig.5 - PSNR des reconstructions avec 1 hologramme

Utiliser un hologramme RGB permet donc de reconstruire de façon satisfaisante un objet sur une plage plus large de distances objet-capteur.

Les travaux [20] ayant prouvé l'intérêt d'utiliser une approche inverse super-résolue à l'aide d'une pile d'hologrammes, nous réalisons une dernière reconstruction utilisant cette fois-ci une pile de 50 hologrammes RGB de 256 par 256 pixels. La méthode de la reconstruction d'hologrammes super-résolue dans le cas d'hologrammes RGB permet d'améliorer la qualité de reconstruction (Fig.6).

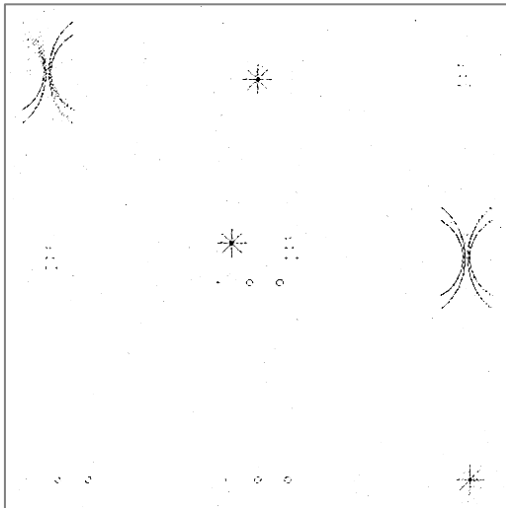


Figure 6.a - Reconstruction MAP utilisant 1 hologramme RGB (PSNR=26.0dB)

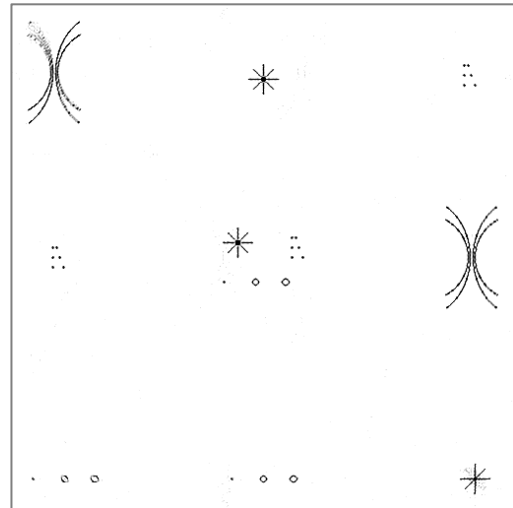


Figure 6.b - Reconstruction MAP utilisant 50 hologrammes RGB (PSNR=28.6dB)

Ce gain de qualité de reconstruction se confirme si l'on se place à une distance objet-capteur différente (Fig.7).

PSNR

	MAP avec 1 hologramme RGB	MAP-SR avec 50 hologrammes RGB
$z=0.002\text{m}$	25.6 dB	32.7 dB
$z=0.003\text{m}$	26.0 dB	28.6 dB

Fig.7 – Comparaison des PSNR des reconstructions RGB avec 1 hologramme et 50 hologrammes

CONCLUSIONS

Une méthode problème inverse non-paramétrique permettant une reconstruction super-résolue d'hologrammes RGB a été proposée. Elle a permis de mettre en évidence l'intérêt de l'utilisation d'un capteur holographique RGB, notamment la possibilité d'obtenir une bonne qualité de reconstruction sur une plus large plage de distance objet-capteur z , comparé à une approche monochromatique. Enfin l'approche problème inverse super-résolue RGB utilisant une pile d'hologrammes RGB translatés transversalement a permis d'améliorer la qualité de reconstruction vis-à-vis d'une approche problème inverse utilisant un seul hologramme RGB. Cumulant ces deux aspects, la méthode proposée permet donc d'être plus robuste au changement de distance objet-capteur, tout en gardant une meilleure qualité de reconstruction qu'une approche inverse utilisant un hologramme monochromatique. D'autre part cela ouvre la perspective de reconstruction d'objets colorés ou de phase. Nous pouvons noter pour finir que la modélisation de la matrice Bayer pourra être optimisée dans le modèle direct tout comme dans la simulation en prenant en compte les phénomènes de cross-talk [19].

REMERCIEMENTS

Ce projet est soutenu financièrement par

- la Région Rhône-Alpes
- DETECTION-CNRS DEFI IMAGIn 2015.
- Agence Nationale de la Recherche (ANR) (ANR-11-IDEX-0007, ANR-11-LABX-0063)

RÉFÉRENCES

- [1] L. Denis, D. Lorenz, E. Thiebaud, C. Fournier, & Plesset (2009). Inline hologram reconstruction with sparsity constraints. *Optics letters*, vol. 34, no. 22, 3475-3477.
- [2] A. Bourquard, N. Pavillon, E. Bostan, C. Depeursinge, & M. Unser (2013). A practical inverse-problem approach to digital holographic reconstruction. *Optics express*, vol. 21, no. 3, 3417-3433.
- [3] N. Verrier, & C. Fournier (2015). Digital holography super-resolution for accurate three-dimensional reconstruction of particle holograms. *Optics letters*, vol. 40, no. 2, 217-220.
- [4] W. Bishara, T.-W. Su, A. F. Coskun, & A. Ozcan (2010). Lensfree on-chip microscopy over a wide field-of-view using pixel super-resolution. *Optics express*, vol. 18, no. 11, 11181-11191.
- [5] P. Ferraro, S. Grilli, L. Miccio, D. Alfieri, S. De Nicola, A. Finizio, & B. Javidi (2008). Full Color 3-D Imaging by Digital Holography and Removal of Chromatic Aberrations. *J. of Display Technology*, vol. 4, no. 1, 97-100.
- [6] S. Morel, L. Hervé, A. Delon, T. Bordy, O. Cioni, C. Fromentin, J-M Dinten, & C. Allier (2015). Protocole d'acquisition et algorithme associé pour une analyse grand champ de lames de tissus colorées par imagerie sans lentille. *Colloque GretsI Lyon 2015*.
- [7] B. Javidi, P. Ferraro, S-H Hong, S. De Nicola, A. Finizio, D. Alfieri, & G. Pierattini (2005). Three-dimensional image fusion by use of multiwavelength. *Optics Letters*, vol. 30, no. 2, 144-146.
- [8] S.C Park, M. K Park, & M.G. Kang (2003). Super-resolution image reconstruction: a technical overview. *IEEE signal processing magazine*, no. 20, 21-36.
- [9] P. Vandewalle, S. Süssstrunk, & Vetterli (2006). A Frequency Domain Approach to Registration of Aliased Images with Application to Super-Resolution. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing* (special issue on Super-Resolution), Article ID 71459.
- [10] Joseph W. Goodman (1996). Introduction to Fourier optics. *optics*. McGraw Hill, no. 10, 160-165.
- [11] T.M Kreis (2002). Frequency analysis of digital holography with reconstruction by convolution. *Optical Engineering*, no. 41, 1829-1839.
- [12] F. Soulez, L. Denis, C. Fournier, É. Thiébaud, & C. Goepfert (2007). Inverse-problem approach for particle digital holography: accurate location based on local optimization, *JOSA A*, no. 24, 1164-1171.

- [13] C. Fournier, L. Denis, M. Seifi, & T. Fournel (2014). Digital hologram processing on-axis holography. *Multi-dimensional Imaging*, 51–73.
- [14] R. C. Hardie, K. J. Barnard, & E. E. Armstrong (1997). Joint map registration and high-resolution image estimation using a sequence of undersampled images. *Image Processing, IEEE Transactions*, no.6, 1621-1633.
- [15] F. Soulez, L. Denis, E. Thiébaud, C. Fournier, & C. Goepfert (2007). Inverse problem approach in particle digital holography: out-of-field particle detection made possible. *JOSA A*, no **24**, 3708-3716.
- [16] E. Thiébaud. Optimization issues in blind deconvolution algorithms (2002). *Astronomical Data Analysis II*, Jean-Luc Starck Ed. vol. 4847, 174–183.
- [17] F. Soulez, & E. Thiébaud (2013). Détection de sources en interférométrie optique hyperspectrale (2013). *Colloque GRETSI 2013 Brest*.
- [18] G. Rochefort, & F. Champagnat (2006). An Improved Observation Model for Super-Resolution Under Affine Motion. *IEEE Transactions on image processing*, vol.15, no. **11**, 3325-3337.
- [19] O.Flasseur, C.Fournier, N.Verrier, L.Denis, F.Jolivet, & A.Cazier (2016). Auto-étalonnage couleur pour la microscopie sans lentille. *Rencontre Holophi, Onera, Lille*.
- [20] (Article soumis) C.Fournier, F.Jolivet, L.Denis, N.Verrier, E.Thiebaut, C.Allier & T.Fournel (2016). Pixel Super-resolution in digital holography regularized reconstruction. *Applied Optics*.
- [21] C.Fournier, L. Denis, & T. Fournel (2010). On the single point resolution of on-axis digital holography. *JOSA A*, vol. 27, no. **8**, 1856-1862.