

Restauration myope d'images 3D par diversité de phase

Guillaume CHENEGROS¹, Laurent MUGNIER¹, François LACOMBE²

¹Office National d'Études et de Recherches Aérospatiales, Département d'Optique,
BP 72, 92322 Châtillon cedex, France

²Mauna Kea Technologies, 9 rue d'Enghien
75010 Paris, France

Guillaume.Chenegros@onera.fr, Laurent.Mugnier@onera.fr, francois@maunakeatech.com

Résumé – Nous présentons une méthode de déconvolution 3D myope pour l'imagerie rétinienne, développée dans un contexte bayésien. Plusieurs contraintes sont utilisées, en particulier une contrainte de support en Z (issu de la technique de diversité de phase), afin de mieux contraindre le problème.

Abstract – We report on a myopic 3D deconvolution method developed in a Bayesian framework for retinal imaging. Several useful constraints are enforced, notably a longitudinal support constraint similar to the phase diversity technique.

1 INTRODUCTION

La détection précoce de pathologies de la rétine humaine nécessite une exploration in vivo du tissu rétinien à l'échelle cellulaire. L'examen non invasif (depuis l'extérieur) souffre de la très mauvaise qualité optique de l'œil. La compensation de l'évolution temporelle des aberrations peut se faire en temps réel par un système d'optique adaptative (OA). Malheureusement, cette correction n'est que partielle [1]. De plus, l'objet d'intérêt (la rétine) est tridimensionnel donc la totalité du volume objet contribue à la formation de chaque image. Une méthode de déconvolution nécessite une estimation très précise de la réponse impulsionnelle (RI) pour fonctionner correctement. Néanmoins, cette RI n'est pas toujours disponible. Nous proposons de restaurer simultanément la RI et l'objet à l'aide de notre méthode de déconvolution myope. Afin de mieux contraindre le problème et, en pratique, d'obtenir une solution unique, nous proposons d'ajouter une nouvelle contrainte de support longitudinal de l'objet observé. L'efficacité de cette nouvelle contrainte est testée sur des images de rétine simulées réalistes.

2 DÉCONVOLUTION 3D MYOPE

2.1 Modèle de formation des images

L'image 3D i est modélisée par une convolution 3D bruitée entre l'objet 3D o et la RI 3D h . Pour un système de N plans image pour N plans objet, cette convolution 3D peut s'écrire :

$$i_k = \left(\sum_{l=0}^{N-1} h_{k-l} \star o_l \right) + n_k \quad (1)$$

avec o_l l'objet dans le plan l , i_k l'image enregistrée au plan k , h_{k-l} la RI 2D correspondant à un défocus de $(k-l)\delta z$, n_k le bruit dans le plan k et \star représente un produit de convolution 2D. La RI est celle du système composé de

l'œil, du système d'imagerie (incluant l'OA) et du détecteur. Nous supposons que le processus d'acquisition est suffisamment rapide pour que les différentes RIs 2D ne diffèrent que d'un défocus. La Fig. 1 représente le système

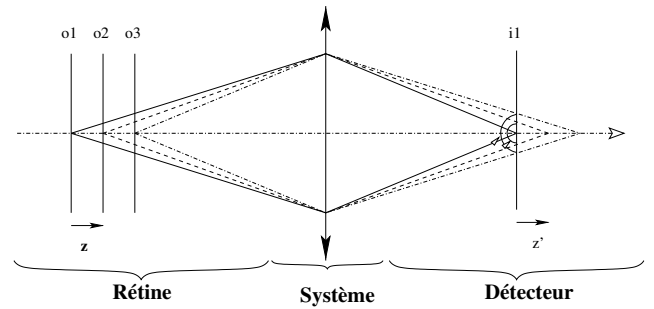


FIG. 1 – Schéma de formation des images pour un objet 3D “découpé” en trois plans (sur la gauche). Sur la droite, une image enregistrée pour laquelle les trois plans objet contribuent.

d'imagerie. L'objet 3D (à gauche de la figure) est composé de trois plans. L'image acquise (sur la droite de la figure) est ainsi affectée par les trois plans objet ; l'image est conjuguée au plan o_1 et les plans o_2 et o_3 sont “vus” de plus en plus défocalisés par l'image i_1 .

2.2 Déconvolution 3D myope

La RI 3D ne peut, le plus souvent, pas être mesurée précisément. En imagerie 2D à travers la turbulence atmosphérique, une solution possible est la déconvolution myope, c'est à dire l'estimation conjointe de l'objet o et de la RI h (voir par exemple [2]). Malheureusement, pour un objet 3D et une image 3D de N plans chacun, la RI 3D est composée de $2N - 1$ plans. Or ces différents plans, de la RI 3D, ne diffèrent entre eux que par une défocalisation donc si la RI 3D est paramétrée, par exemple, par l'intensité de ses pixels, cette relation n'est pas utilisée. Puisque

nous avons des images courte pose, la RI 3D peut être paramétrée par une phase pupillaire commune φ (c'est à dire par les aberrations) à laquelle on ajoute une phase de défocalisation connue qui dépend du plan considéré; on peut calculer, analytiquement la valeur de cette défocalisation en fonction de la distance considérée entre les plans de l'objet 3D et les paramètres optique du système. Cette méthode réduit considérablement le nombre d'inconnues. D'autre part, la phase pupillaire est projetée sur une base de polynômes de Zernike ce qui fait que seules quelques dizaines de coefficients sont nécessaires pour décrire la RI 3D. Nous estimons l'objet 3D et la phase pupillaire dans le même estimateur MAP joint. La solution $(\hat{\mathbf{o}}, \hat{\varphi})$ est définie comme étant l'objet 3D et la phase qui minimisent le critère composite $J(\mathbf{o}, \varphi)$ suivant :

$$J(\mathbf{o}, \varphi) = J_i(\mathbf{o}, \varphi) + J_o(\mathbf{o}) + J_\varphi(\varphi) \quad (2)$$

avec $J_i = -\ln p(\mathbf{i}|\mathbf{o}, \varphi)$, l'anti-log vraisemblance défini par l'Éq. (3), $J_o(\mathbf{o})$, le critère de régularisation sur l'objet qui peut être $L2$ ou $L1-L2$ et $J_\varphi(\varphi)$, le critère de régularisation sur la phase. De plus, nous considérons que les images sont éclairées assez uniformément (à cause de tous les plans objet défocalisés contribuant à la formation d'un plan image), donc l'utilisation d'une statistique Gaussienne blanche et stationnaire, avec une variance constante égale à la moyenne du nombre de photo-électrons par pixel, est une bonne approximation pour le modèle de bruit. Le critère J_i peut alors s'écrire :

$$J_i(\mathbf{o}, \varphi) = \frac{1}{2\sigma_n^2} \sum_{k=0}^{N-1} \left\| \mathbf{i}_k - \sum_{l=0}^{N-1} (\mathbf{h}_{k-l}(\varphi) \star \mathbf{o}_l) \right\|^2 \quad (3)$$

Nous avons réalisé de nombreuses simulations avec cette méthode myope. Par exemple, pour une phase de départ (connue) dont l'écart type est de $\sigma_\varphi = 0.53rd$, nous avons obtenu une erreur quadratique moyenne (EQM) de reconstruction de la phase de $\sigma_\varepsilon = 0.24rd$, sous contrainte de positivité, et une EQM de $\sigma_\varepsilon = 0.56rd$, sans contrainte de positivité. Cette phase reconstruite sans contrainte de positivité ne peut vraiment pas être utilisée pour déconvoluer des images. Les mauvais résultats obtenus lors de ces simulations peuvent être expliqués par la non-convexité du critère lorsque l'on n'impose pas la contrainte de positivité [3]. Pour un objet avec un fond, la contrainte de positivité est de moins en moins efficace à mesure que le niveau du fond augmente. Pour un fond intense, nous avons montré que l'utilisation de la contrainte de positivité lors de la déconvolution donnait les mêmes résultats que la déconvolution sans contrainte de positivité [4]. Puisque la contrainte de positivité n'est pas toujours utilisable, nous souhaitons trouver une contrainte plus efficace afin de pouvoir estimer la phase correctement.

3 DIVERSITÉ DE PHASE 3D

Les aberrations estimées par la méthode myope ne sont pas utilisables pour la déconvolution. On se propose alors de faire une ré-interprétation 3D de la diversité de phase 2D utilisée habituellement sur des objets opaques (qui consiste à enregistrer une image focalisée et défocalisée du

même objet; la phase peut alors être estimée de manière unique même si l'objet est inconnu et/ou étendu [5]) : les images, focalisée et défocalisée, peuvent être vues comme les images conjuguées d'un objet à deux plans dont l'un est vide. On a donc deux fois plus de plans image que de plans objet "non vides". Lors de la restauration, l'algorithme ne reconstruit que le plan correspondant au plan objet "non vide". Au contraire, la méthode myope présentée précédemment, utilise autant de plans image que de plans objet "non vides". En utilisant plusieurs images focalisées en dehors de l'objet d'intérêt, on peut facilement enregistrer des images sans objet dans l'œil (par exemple, en se focalisant dans le vitré) et en imposant, lors de la déconvolution, que plusieurs plans de l'objet sont vides (voir la Fig. 2), la l'estimation de la phase et la restauration de l'objet deviennent très intéressant. Le masque 3D des plans vides et non vides est appelé : contrainte de support en Z (CSZ). Ce nouvel *a priori* est une contrainte forte pour la reconstruction.

4 VALIDATION PAR SIMULATIONS

Pour valider notre méthode de déconvolution 3D, nous avons créé un objet simulé respectant la structure de la rétine. Nous utilisons un objet composé de dix plans dont cinq plans contiennent effectivement de l'objet (vaisseaux sanguins, cellules ganglionnaires et photo-récepteurs) et dont les cinq autres plans sont vides. La distance entre deux plans successifs est de $13\mu m$ (la profondeur de champ est de l'ordre de $18\mu m$). La RI 3D utilisée pour simuler l'image

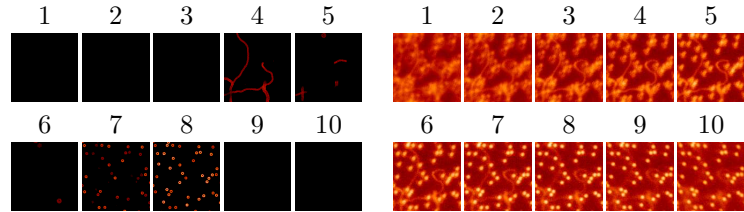


FIG. 2 – A gauche, les dix plans objet avec cinq plans vides (le noir correspond à 0 ph/pix). A droite, les dix plans images simulés.

3D \mathbf{i} est purement diffractive (pas de phénomène de diffusion pris en compte). Cette RI est sur-échantillonnée d'un facteur 1.5. Le bruit ajouté dans la simulation est stationnaire, blanc et Gaussien; son écart type est de 3% du maximum d'intensité de l'objet \mathbf{o} (correspondant approximativement à 1000 photo-électrons par pixel pour des données limitées par le bruit de photon). L'écart type de la vraie phase pupillaire est de $\sigma_\varphi = 0.87rd$. Les résultats de reconstruction de la phase sont présentés à la Fig. 3 : l'EQM de reconstruction de la phase, avec la contrainte de support en Z, est seulement de $\sigma_\varepsilon = 0.088rd$. Sans la contrainte de support en Z, l'EQM est de $\sigma_\varepsilon = 0.70rd$ ce qui est inacceptable. Le résultat de la déconvolution (avec la phase estimée à l'aide de la contrainte de support en Z) est donné à la Fig. 4. L'EQM de restauration de l'objet est de 6.68 ph/pix avec une régularisation $L1-L2$ et la contrainte de positivité (le niveau moyen de l'objet est de

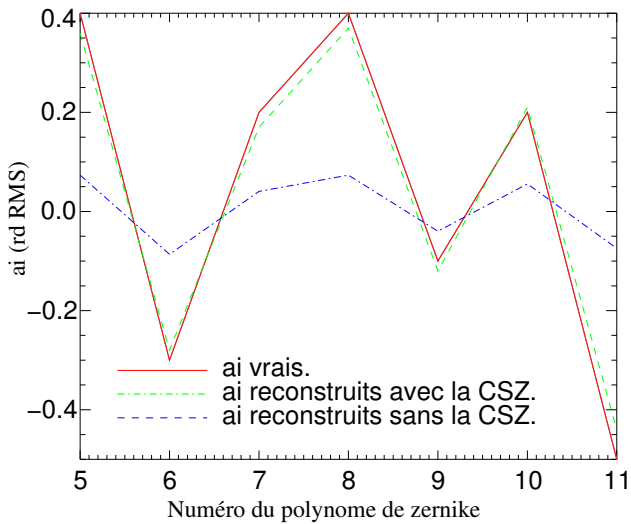


FIG. 3 – Les aberrations (notées ai) estimées (en rd) avec et sans la contrainte de support en Z (CSZ).

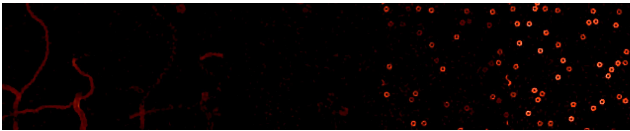


FIG. 4 – Les cinq plans objet restaurés (avec la phase estimée avec la contrainte de support en Z) avec une régularisation $L1-L2$ et sous contrainte de positivité (le noir correspond à 0 ph/pix).

15.34 ph/pix).

5 CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Une méthode de déconvolution 3D myope a été développée dans un contexte bayésien. Pour tester les performances de cette méthode de déconvolution, et en particulier lorsque la contrainte de positivité n'est pas efficace, nous avons proposé d'utiliser la "diversité de phase 3D". Ceci consiste à enregistrer des images focalisées en dehors de l'objet d'intérêt et d'imposer la contrainte de support en Z correspondante lors de la restauration. Nous avons montré l'efficacité de cette méthode sur des données simulées réalistes. Afin de tester la robustesse de cette méthode en tenant compte des imperfections du modèle d'imagerie, la validation finale devra être faite sur des données expérimentales. Ceci constitue la prochaine étape de notre travail.

Références

- [1] J.-M. Conan. *Étude de la correction partielle en optique adaptative*. PhD thesis, Université Paris XI Orsay, October 1994.
- [2] L. M. Mugnier, C. Robert, J.-M. Conan, V. Michau, and S. Salem. Myopic deconvolution from wavefront sensing. *J. Opt. Soc. Am. A*, 18 :862–872, April 2001.
- [3] G. Chenegros, L. M. Mugnier, F. Lacombe, and M. Glanc. 3D phase diversity : a myopic deconvolution method for short-exposure images. Application to retinal imaging. *J. Opt. Soc. Am. A*, May 2007.
- [4] G. Chenegros, L. M. Mugnier, F. Lacombe, and M. Glanc. 3D deconvolution of adaptive-optics corrected retinal images. In J.-A. Conchello, C. J. Cogswell, and T. Wilson, editors, *Three-Dimensional and Multidimensional Microscopy : Image Acquisition and Processing XIII*, volume 6090. Proc. Soc. Photo-Opt. Instrum. Eng., 2006. Date conférence : January 2006, San Jose, CA, USA.
- [5] L. M. Mugnier, A. Blanc, and J. Idier. Phase diversity : a technique for wave-front sensing and for diffraction-limited imaging. In Peter Hawkes, editor, *Advances in Imaging and Electron Physics*, volume 141, chapter 1, pages 1–76. Elsevier, 2006.

