

Débruitage d'images biologiques à l'aide de l'acquisition comprimée

William MEINIEL^{1,2}, Yoann LE MONTAGNER^{1,2}, Elsa ANGELINI², Jean-Christophe OLIVO-MARIN¹

¹Institut Pasteur, Unité d'Analyse d'Images Biologiques
25 rue du docteur Roux, 75015, Paris, France

²Télécom ParisTech, Laboratoire Traitement et Communication de l'Information
46 rue Barrault, F-75634 Paris Cedex 13, France

`william.meiniel@pasteur.fr, elsa.angelini@telecom.paristech.fr, jcolivo@pasteur.fr`

Résumé – Dans cet article, nous étudions les propriétés de l'Acquisition Comprimée (Compressed Sensing - CS) pour le débruitage d'images biologiques. Nous combinons plusieurs reconstructions effectuées à faible taux d'échantillonnage pour générer des images fortement débruitées, en utilisant des contraintes de parcimonie basées sur la Variation Totale (TV). Les résultats satisfaisants obtenus sur une image synthétique dont la vérité terrain est connue nous permettent d'appliquer la méthode à des images biologiques réelles.

Abstract – In this paper, compressed sensing (CS) is investigated as a denoising tool in bioimaging. Multiple reconstructions at low sampling rates are combined to generate high quality denoised images using total-variation sparsity constraints. The validity of the proposed method is first assessed on a synthetic image with a known ground truth and then applied to real biological images.

1 Introduction

Le principe du débruitage d'image est de reconstruire une image x à partir d'une observation y bruitée. Un algorithme de débruitage peut alors être vu comme un fonction g qui, à une observation y , associe un estimateur $\hat{x} = g(y)$ de x . L'objectif de g est de rendre \hat{x} « le plus proche possible » de la vérité terrain x .

Il existe un très grand nombre de méthodes de débruitage dans la littérature, qui prennent en compte différents modèles de bruit et utilisent différentes propriétés de l'image à débruiter [1]. En particulier, les méthodes basées sur la Variation Totale [2] et les moyennes non-locales (NLM) [3], sont au coeur de la plupart des algorithmes de débruitage modernes. Ici, nous allons appliquer notre méthode à des images perturbées par un bruit mixte Poisson-Gaussien, ce qui correspond à la réalité physique des images de microscopie biologique [4].

L'utilisation de la Variation Totale (TV) pour le débruitage a été introduite par Rudin, Osher et Fatemi [2]. Le principe est de construire l'estimateur \hat{x} en minimisant la fonctionnelle $\|x\|_{TV} = \sum_{p,q} \sqrt{\partial_h x(p,q)^2 + \partial_v x(p,q)^2}$ où $\partial_h x$ et $\partial_v x$ sont les dérivées partielles horizontale et verticale de l'image x , et (p, q) représentent les pixels de x . Les problèmes d'optimisation reposant sur la TV font partie de la théorie de l'optimisation convexe, qui donne des garanties théoriques quant à l'existence de solutions ainsi que des méthodes efficaces de calcul d'estimateurs [5, 6]. Ce cadre est bien adapté pour l'étude d'images de simples cellules en microscopie biologique avec bruit stationnaire, mais pas forcément pour des tissus plus complexes ou du bruit Poissonien non stationnaire. Dans ces cas, le

filtre de TV aura tendance à faire apparaître des artéfacts de marche d'escalier (*staircase*) que nous proposons d'atténuer par notre méthode, tout en s'affranchissant d'utiliser une attache aux données dans l'espace de l'image qui nécessite l'estimation de la variance locale du bruit ([7, 8]), qui reste délicate en pratique.

En s'inspirant du travail de Marim et al. [9], nous présentons une nouvelle méthode de débruitage basée sur la combinaison de la théorie de l'acquisition comprimée et des méthodes de régularisation par Variation Totale.

2 L'acquisition comprimée, un outil de débruitage

L'acquisition comprimée (CS) est une théorie d'échantillonnage introduite par [10, 11], établissant que si un signal discret x de taille N est parcimonieux, alors il peut être reconstruit à partir d'une observation partielle $y = \Phi x$ de taille M , même lorsque N est très grand devant M . Φ est appelé la *matrice d'observation*. Le CS est robuste à la présence de bruit dans les mesures d'observation, et donne de très bons résultats même si le signal n'est pas exactement parcimonieux (il suffit qu'il soit « proche » d'un signal parcimonieux au sens d'une certaine norme). Ces propriétés sont indispensables pour travailler avec des images naturelles, étant donné que l'absence totale de bruit ainsi que l'exacte parcimonie sont en général des hypothèses irréalistes [12, 13].

2.1 Débruiter en moyennant plusieurs reconstructions CS

Le principe de notre méthode de débruitage est basé sur les deux remarques suivantes : En premier lieu, l'énergie d'une image non bruitée est principalement localisée dans la région basse-fréquence de sa transformée de Fourier. En second lieu, la théorie du CS affirme qu'un signal parcimonieux peut être reconstruit à partir d'une fraction de l'observation bruitée.

En combinant ces deux remarques, nous proposons de générer plusieurs masques d'observation, en considérant la transformée de Fourier de l'image, et en rejetant la plupart de ses coefficients hautes-fréquences, qui sont perturbés par le bruit. Chacune de ces mesures $y_k (k = 1, \dots, R)$ est utilisée pour calculer un estimateur partiel \hat{x}_k de la vérité terrain x , via une reconstruction CS. Enfin, les estimateurs \hat{x}_k sont combinés grâce à un opérateur de fusion f , afin que l'estimateur final $\hat{x} = f(\hat{x}_1, \dots, \hat{x}_R)$ corrige les effets de *staircase* dus à l'utilisation de la régularisation TV classique. Cette approche possède des similitudes avec l'algorithme TV-LSE de Louchet [14] qui moyenne une série d'estimateurs régularisés par TV dans un cadre Bayésien.

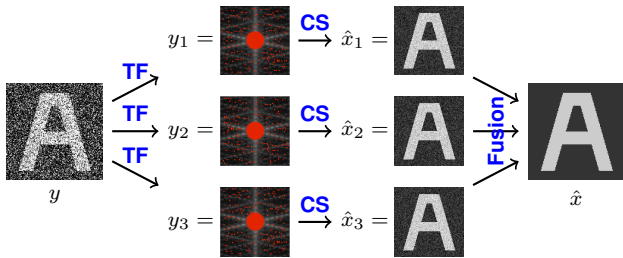


FIGURE 1 – Schéma de la méthode de débruitage à l'aide de l'acquisition comprimée. À partir d'une image bruitée y , nous générons un certain nombre de vecteurs d'observation y_k , en prenant la transformée de Fourier (TF) de y et en ne gardant qu'une partie des coefficients. Ensuite, chaque y_k est utilisé pour calculer un estimateur \hat{x}_k du signal d'origine via une méthode basée sur la théorie de l'acquisition comprimée. Finalement, les \hat{x}_k sont combinés en un estimateur \hat{x} de x .

2.2 Implémentation

La méthode de débruitage se décompose en trois étapes (Voir Fig. 1) :

- Génération des vecteurs d'observation aléatoires y_k dans le domaine de Fourier :

Chaque vecteur y_k est obtenu, comme précisé ci-dessus, en sélectionnant une partie des coefficients de Fourier de l'image y . Cette sélection est réalisée à l'aide d'un processus aléatoire (voir Fig. 2) décrit ainsi :

- D'abord, garder tous les coefficients basses-fréquences, en dessous d'un certain seuil ν_c .
- Ensuite, échantillonner de manière uniforme les coefficients de Fourier au-dessus de ν_c , de manière à ce que le taux d'échantillonnage total soit $\tau < 1$.

Nous utilisons différentes méthodes d'acquisition pour les

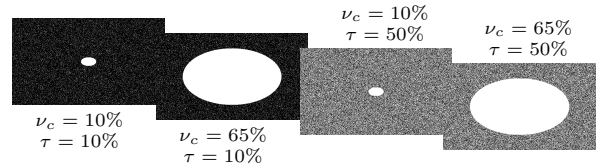


FIGURE 2 – Exemples de masques d'échantillonnage utilisés dans le domaine de Fourier de l'image y afin de générer les vecteurs d'observation y_k . Les points noirs correspondent aux fréquences rejetées. Voir la Partie. 2.2 pour plus de détails sur le rôle des paramètres ν_c et τ .

coefficients basses-fréquences et hautes-fréquences, afin d'être en accord avec les propriétés établies dans la Partie. 2.1. L'influence des paramètres ν_c et τ est étudiée dans la Partie. 3. La génération de ces vecteurs d'observation peut être représentée par une transformation linéaire non-injective : $y_k = \Phi_k y$, où Φ_k est construite en annulant plusieurs coefficients dans la matrice de transformation de Fourier 2D.

- *Reconstruction des estimateurs partiels \hat{x}_k à l'aide du CS :* Pour chaque vecteur d'observation y_k , nous résolvons un problème d'optimisation basé sur la TV et le CS, comme proposé dans [6] :

$$\hat{x}_k = \arg \min_x \|x\|_{\text{TV}} \quad \text{t.q.} \quad \|\Phi_k x - y_k\|_2 \leq \epsilon \quad (1)$$

où $\|\cdot\|_{\text{TV}}$ est défini comme dans [10]. La construction des Φ_k à partir de la matrice de transformation de Fourier permet de résoudre (1) de manière efficace en utilisant des algorithmes d'optimisation convexe [6].

- *Fusion des \hat{x}_k pour obtenir un estimateur \hat{x} de l'image débruitée :*

Afin de combiner les estimateurs partiels en un unique résultat, nous définissons l'opérateur de fusion :

$$f(\hat{x}_1, \dots, \hat{x}_R) = \frac{1}{R} \sum_{k=1}^R \hat{x}_k \quad (2)$$

Le choix d'utiliser la moyenne des \hat{x}_k pour l'opérateur f est justifié par les raisons suivantes : C'est la méthode la plus simple, elle peut même être appliquée directement au cours de l'acquisition. De plus, cette fonction f a la propriété de préserver le contraste original de l'image. Enfin, il n'existe pas une reconstruction meilleure que les autres : prendre la moyenne de celles-ci est donc le meilleur moyen de donner la même contribution à chacune d'elles.

3 Résultats

L'une des difficultés majeures lorsqu'il s'agit de vérifier l'efficacité d'un algorithme de débruitage d'images biologiques, est l'absence de vérité terrain. Il n'en existe pas pour une image naturelle, et les bases de données usuelles dans la littérature du débruitage ne correspondent pas à nos hypothèses.

Pour évaluer de manière quantitative la qualité de la méthode de débruitage que nous présentons, nous utilisons une image synthétique générée par le simulateur SIMCEP [15]. Les cellules synthétiques sont composées d'un noyau, un cytoplasme

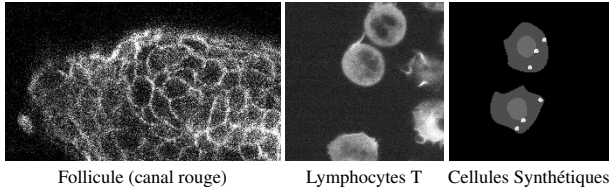


FIGURE 3 – Images naturelles et synthétiques utilisées pour valider la qualité de notre algorithme de débruitage. L’image synthétique et l’image de lymphocytes T présentent une structure constante par morceaux cadrant bien avec nos hypothèses. L’image de follicule de cheveu contient de nombreuses structures et semble mal adaptée à notre cadre a priori.

et des objets intracellulaires. Nous utilisons l’image vérité terrain (voir Fig. 3) que nous perturbons ensuite avec un bruit mixte Poisson-Gaussien de paramètres $\sigma = 0.1$ et $\lambda = 0.02$ (voir Fig. 5). Pour rappel, le modèle de bruit Poisson-Gaussien s’écrit $y = \zeta z + b$ où ζ suit une loi de Poisson, et b suit une loi normale centrée [4].

Afin de mesurer l’efficacité de nos résultats, nous allons utiliser l’outil Structural Similarity Index Measure (SSIM), une mesure d’erreur de reconstruction qui prend en compte les structures dans l’image. Nous avons choisis cette mesure parmi d’autres (MSE, SNR), parce que c’est celle qui reflète le mieux ce que perçoit l’œil humain (Voir [16]).

Enfin, une fois que nous avons obtenu des résultats satisfaisants et quantitatifs, nous étudions de manière plus qualitative notre méthode sur deux images naturelles obtenues en microscopie à fluorescence (voir Fig. 3) : Une image de lymphocytes T, obtenue à l’aide d’un microscope confocal, ainsi que le canal rouge d’une image de follicule de cheveu, observé à l’aide d’un microscope à deux photons.

3.1 Influence des paramètres

La méthode proposée utilise quatre paramètres : ν_c et τ qui déterminent la manière dont les vecteurs y_k sont générés, R , le nombre de reconstructions partielles qui seront ensuite combinées pour obtenir l’estimateur final, et ϵ , qui représente l’erreur de reconstruction dans le modèle de CS (1).

Nous avons d’abord étudié l’influence des paramètres d’échantillonnage ν_c et τ sur l’estimateur final \hat{x} (voir Fig. 4). On note tout d’abord que pour de faibles valeurs des deux paramètres, la qualité des images obtenues est très mauvaise (images en haut à gauche sur la Fig. 4). Ensuite, on remarque que l’influence de τ est plus visible pour de faibles valeurs de ν_c que pour des valeurs élevées. Enfin, la reconstruction est déjà presque parfaite pour des valeurs autour de τ et ν_c à 10% pour cette image.

Nous avons ensuite testé l’influence du paramètre R sur la SSIM de l’image reconstruite : Nous remarquons alors qu’une valeur de SSIM quasiment optimale est atteinte avec seulement un nombre faible de reconstructions, quels que soient les paramètres ν_c et τ . Ceci a des conséquences importantes : Le temps de calcul global de la méthode, qui est proportionnel à R , est drastiquement réduit ; en effet, la partie de l’algorithme la plus coûteuse, en terme de temps de calcul, est la reconstruction CS

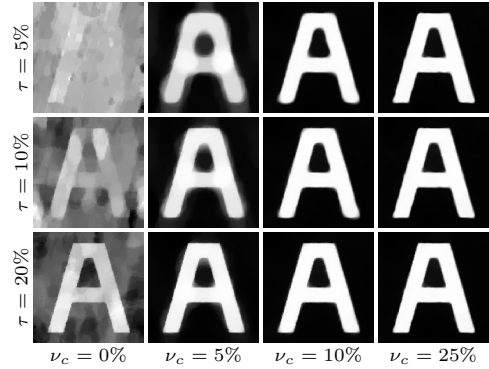


FIGURE 4 – Image débruitée obtenue par l’algorithme proposé sur une image-test pour différentes valeurs des paramètres d’échantillonnage ν_c and τ .

(1). Dans la suite de l’article, nous fixerons la valeur de R à 5, ainsi que celles de τ et ν_c à 20%. De la sorte, notre méthode utilise autant d’information que les algorithmes classiques.

Enfin, le paramètre d’erreur de reconstruction CS, ϵ , est choisi comme dans [6] : $\epsilon = \sigma \sqrt{\tau N + 2\sqrt{2\tau N}}$, où σ est le niveau de bruit de l’observation y .

3.2 Expérience sur une image synthétique

Nous avons comparé notre méthode avec les algorithmes NLM et TV-filtering. Les résultats obtenus sur l’image synthétique sont présentés sur la Fig. 5, où les images débruitées sont accompagnées des images résiduelles $|\hat{x} - y|$. Ces images montrent que la méthode NLM est incapable de conserver le faible contraste de couleur entre le noyau et le cytoplasme, et ne débruite pas du tout les structures intracellulaires. La méthode TV-filtering subit un effet *staircase* très marqué dans le cytoplasme. Notre méthode est plus satisfaisante visuellement et quantitativement, d’un point de vue de la SSIM.

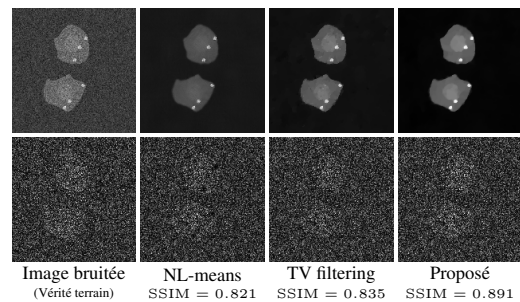


FIGURE 5 – Résultats de débruitage sur l’image de cellules synthétique (modifiée avec un bruit mixte Poisson-Gaussien de paramètres $\sigma = 0.1$ and $\lambda = 0.02$) obtenus avec notre algorithme ainsi que par des méthodes standard. La ligne du haut présente les images débruitées et la ligne du bas montre les résidus correspondant. Pour la méthode proposée, nous avons utilisé $R = 5$, $\nu_c = 20\%$, et $\tau = 20\%$. Dans cet exemple, la vérité terrain est donnée, nous pouvons donc calculer la SSIM de chaque reconstruction.

3.3 Expérience sur des images biologiques

Les résultats obtenus sur l'image des cellules de lymphocytes T et de follicule de cheveu sont présentés sur les Fig. 6 et Fig. 7 respectivement. Nous ne pouvons pas donner des résultats quantitatifs en terme de SSIM dans cette partie à cause de l'absence de vérité terrain. Malgré cela, les résultats satisfaisants obtenus sur l'image synthétique nous permettent de donner des commentaires qualitatifs sur les images naturelles.

L'image de lymphocytes T présente une structure constante par morceaux qui correspond aux hypothèses que nous avons formulées en introduction. A contrario, l'image de follicule de cheveu contient de nombreuses structures complexes et semble mal adaptée a priori à notre environnement.

La figure 6 présente des résultats comparables aux méthodes classiques de débruitage. L'image de résidu met en évidence, de par les structures que l'on y retrouve, l'élimination d'un bruit mixte Poisson-Gaussien, comme attendu. De plus, ces résultats comparables sont obtenus en n'utilisant que 20% des échantillons pour chaque reconstruction.

Les résultats obtenus sur la figure 7 illustrent deux points. Premièrement, la méthode NLM n'est pas satisfaisante sur cette image, à en juger par l'image de résidu qui ne correspond pas à l'image d'un bruit mixte Poisson-Gaussien. Deuxièmement, notre méthode semble comparable à celle obtenue avec la méthode TV-filtering, toujours en n'utilisant que 20% des échantillons pour chaque reconstruction, et malgré le fait qu'elle ne corresponde pas a priori à notre modèle de départ.

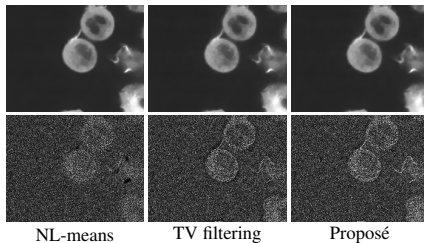


FIGURE 6 – Résultats de débruitage sur l'image de cellules de Lymphocytes T obtenus avec notre algorithme, comparés aux méthodes standards. L'image est corrompue par un bruit mixte Poisson-Gaussien, ce qui explique les structures présentes dans les figures de résidu.

4 Conclusion

Nous avons présenté une nouvelle méthode de débruitage, qui tire avantage de la théorie de l'acquisition comprimée dans le cadre de régularisation TV.

Nous avons montré que les résultats obtenus par cette méthode sont comparables à ceux obtenus à l'aide des algorithmes de débruitage standards. De plus, cette méthode donne des résultats concluants sur des images contenant un bruit mixte Poisson-Gaussien. Enfin, notre méthode présente l'avantage de ne contenir que très peu de paramètres, ce qui la rend facile à mettre en oeuvre.

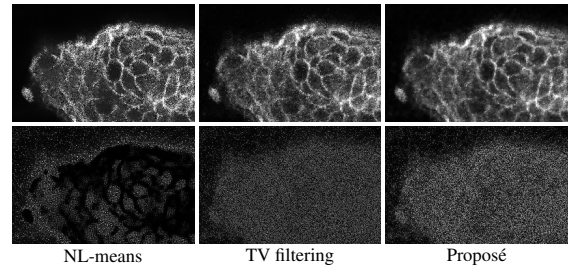


FIGURE 7 – Résultats de débruitage sur l'image de follicule de cheveu (canal rouge) obtenus avec notre algorithme, comparés aux méthodes standards. L'image de résidu obtenue avec notre méthode correspond bien à un modèle de bruit mixte Poisson-Gaussien.

Un autre développement prometteur est l'étape de la fusion. En effet, nous pouvons remplacer la moyenne par d'autres opérateurs mathématiques pertinents. Par exemple, en calculant l'écart type pixel par pixel entre les R reconstructions, nous obtenons une *carte de variance* qui montre à quels endroits des erreurs de reconstructions ont le plus de chance d'apparaître. L'utilisation de cette carte de variance dans l'étape de fusion est l'un de nos sujets de recherche actuels.

Références

- [1] P. Milanfar. A Tour of Modern Image Filtering : New Insights and Methods, Both Practical and Theoretical. *Signal Processing Magazine*, 30(1) : 106-128, 2013.
- [2] L. I. Rudin, S. Osher, and E. Fatemi. Nonlinear Total Variation Based Noise Removal Algorithms. *Phys. D*, 60(1-4) : 259-268, 1992.
- [3] A. Buades, B. Coll, and J-M. Morel, A review of image denoising algorithms, with a new one. *Multiscale Modeling & Simulation*, 4(2) : 490-530, 2005.
- [4] Y. Le Montagner, E. Angelini, and J-C. Olivo-Marin. An unbiased risk estimator for image denoising in the presence of a mixed Poisson-Gaussian noise. *IEEE Transactions on Image Processing*, 23(3) : 1255-68, 2014.
- [5] A. Chambolle, An algorithm for total variation minimization and applications. *Journal of Mathematical imaging and vision*, 20(1-2) : 89-97, 2004.
- [6] S. Becker, J. Bobin, and E. Candès. NESTA : A Fast and Accurate First-Order Method for Sparse Recovery. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 4(1) : 1-39, 2011.
- [7] L. Mugnier, T. Fusco and J-M. Conan. MISTRAL : a myopic edge-preserving image restoration method, with application to astronomical adaptive-optics-corrected long-exposure images. *JOSA*, 21(10) : 1541-54, 2004.
- [8] T.Le, R. Chartrand and T. Asaki. A variational approach to reconstructing images corrupted by Poisson noise. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 27(3) : 257-263, 2007.
- [9] M. Marim, E. Angelini, and J-C. Olivo-Marin. Denoising in Fluorescence Microscopy using Compressed Sensing with multiple reconstructions and Non-Local Merging. *Int. Conference of the IEEE EMBS*, 2010.
- [10] E. Candès, J. Romberg, and T. Tao. Robust uncertainty principles : Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information. *IEEE Transactions on Information Theory*, 52(2) : 489-509, 2006.
- [11] E. Candès, et al. Compressive sampling. *Proceedings of the international congress of mathematicians*, 3 : 1433-1452, 2006.
- [12] M. Marim, E. Angelini, and J-C. Olivo-Marin. Off-axis compressed holographic microscopy in low-light conditions. *Opt. Lett.*, 36(1) : 79-81, 2011.
- [13] Y. Le Montagner, M. Marim, E. Angelini, and J-C. Olivo-Marin. Numerical evaluation of sampling bounds for near-optimal reconstruction in compressed sensing. *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 3073-3076, 2011.
- [14] C. Louchet, and L. Moisan. Posterior expectation of the Total Variation model : properties and experiments. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 6(4) : 2640-84, 2013.
- [15] P. Ruusuvuori, et al. Benchmark set of synthetic images for validating cell image analysis algorithms. *16th European Signal Processing Conference*, 2008.
- [16] Z. Wang, AC. Bovik. Mean squared error : Love it or leave it ? A new look at Signal Fidelity Measures. *IEEE Signal Processing Magazine*, 26(1) : 98-117, 2009.