HAL
open science

Déconvolution de données hyper-spectrales en astronomie

Ferréol Soulez, Sébastien Bongard, Éric Thiébaut

To cite this version:

Ferréol Soulez, Sébastien Bongard, Éric Thiébaut. Déconvolution de données hyper-spectrales en astronomie. GRETSI 2011, Sep 2011, Bordeaux, France. pp.CD. hal-00618686

HAL Id: hal-00618686

https://hal.science/hal-00618686v1

Submitted on 2 Sep 2011

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.

Déconvolution de données hyper-spectrales en astronomie

Ferréol SOULEZ[1], Sébastien BONGARD[2], Éric THIÉBAUT[3]

[1]Centre Commun de Quantimetrie – Université Lyon I – 8 avenue Rockefeller, F-69373 Lyon CEDEX 08, France

[2]Laboratoire de Physique Nucléaire et des Hautes Énergies – Place Jussieu, 75005 Paris

[3]Centre de Recherche Astrophysique de Lyon – CNRS-UMR 5574 – Université Lyon 1 – France

ferreol.soulez@univ-lyon1.fr,bongard@in2p3.fr,thiebaut@obs.univ-lyon1.fr

Résumé – Ce papier présente une méthode de déconvolution de données hyper-spectrales prenant en compte les correlations spatiales et spectrales de la scène observée. Pour cela nous introduisons une régularization séparable appliquée à l'objet renormalisé pour tenir compte de la dynamique des objets observé. Il ne reste ainsi que deux hyper-paramètres qui restent à près constant d'une observation à l'autre. Cette méthode a été appliquée avec succès tant à des données simulées qu'à des données réelles provenant du spectrographe SNIFS de la Nearby SuperNova factory.

Abstract – We present a method for hyperspectral image deconvolution that takes advantage of all the spectral and spatial correlations of the model. To this end we introduce separable regularizations on a renormalized object that account for the dynamic of the model, leaving only two hyper-parameters which remain approximately constant between experiments. Special care was taken to avoid biases and deconvolution artifacts caused by the narrow field of view. This method was successfully applied to simulations and real data from the Nearby SuperNova factory.

1 Introduction

1.1 Contexte

Le projet Supernovæ factory (SNf) est une collaboration franco-américaine dont le but est la découverte et le suivi temporel des supernovæ type Ia (SNe Ia) à des décalages vers le rouge dans l'intervalle $0.02 \leq z \leq 0.09$. Ce suivi a pour but de collecter les données nécessaires à améliorer leur utilisation en tant que sondes cosmologiques permettant d'estimer les paramètres cosmologiques (densité de masse de l'univers et densité de matière noire). À cette fin le projet a réalisé un spectrographe intégral de champ (SNIFS, [1]) composé de 15×15 microlentilles (i.e. 15×15 pixels par canal spectral). La lumière collectée par chaque microlentille est dispersée afin d'obtenir un spectre par pixel fournissant ainsi un cube de données multi-spectrales. Simultanément à chaque pose, une voie photométrique permet par l'observation de nombreuses étoiles de calibrer le flux reçu ainsi que la forme de la PSF (*Point Spread Function*) qui caractérise les effets conjugués de l'atmosphère et de l'instrument.

Ces supernovæ explosent dans des galaxies formant un fond structuré duquel il faut les extraire avec le minimum de biais. La PSF étant spatialement très étendue comparé à la taille du champ, la convolution brouille fortement les spectres de la supernova et de la galaxie hôte. De plus, l'objet étant tronqué par le champ de vue étroit de l'instrument, celui-ci a mesuré, à cause de la convolution, du flux provenant de parties de l'objet hors champ qu'il faudra estimer pour séparer le flux de la supernova du flux de la galaxie hôte. C'est pourquoi une pose supplémentaire (nommée *pose de référence*) est recueillie un an après l'explosion de chaque supernova, afin d'obtenir une image ne contenant que la galaxie hôte seule. Le problème traité dans ce papier est celui de la déconvolution de la pose de référence pour reconstruire la galaxie hôte y compris hors du champ de l'instrument. Cette reconstruction sera par la suite utilisée pour extraire le spectre de la supernova des autres pose.

1.2 État de l'art

Par l'observation de la même scène à différentes longueurs d'ondes, les images hyper-spectrales contiennent bien plus d'information que des images monochromes. Cependant ce gain d'information est obtenu au prix d'un rapport signal à bruit par canal spectral plus faible pour un temps d'acquisition équivalent. Le problème de la restauration d'image est alors crucial. C'est en particulier le cas en astronomie où la résolution spatiale est altérée par la turbulence atmosphérique.

Mis à part les méthodes basées sur la déconvolution 2D appliquées à chacun des canaux indépendemment, les premières méthodes dédiées à l'imagerie hyper ou multi-spectrales utilisent des formulations basées sur un filtrage inverse de type "Wiener" [2, 3, 4, 5, 6]. Plus récemment la méthode ForWarD [7] a été adaptée au cas multi-spectral [8, 9]. Par ailleurs, en supposant que la scène observée est un mélange de quelques spectres inconnus, plusieurs auteurs sont parvenu à améliorer la résolution spatiale simultanément à la conduite d'un processus de démélange [10, 11].

La plupart de ces travaux concernent la télédétection et ne peuvent pas être facilement étendus aux données astronomiques

qui présentent une très grande dynamique et des raies spectrales très étroites (particulièrement pour les raies d'émissions). Les seules méthodes proposées en astronomie concernent des données issues de spectrographes à fente. C'est le cas pour les données 2D (x, λ) analysées par [12, 13] ou des données 3D (x, y, λ) obtenues par balayage et analysées par Rodet[14]). A notre connaissance, hormis la méthode de fusion d'images hyperspectrales de Jalobeanu[15], peu de méthodes de déconvolution n'a à ce jour été proposée pour les données issue de spectrographes intégral de champ. Nous proposons donc ici une méthode permettant de restaurer des données hyper-spectrales en corrigeant de la déformation induite par l'instrument et la turbulence. Une version plus étendue de ce papier a été accepté dans le journal MNRAS[16].

2 Description du modèle

Dans ce travail, une bonne estimation de la PSF (*Point Spread Function*) caractérisant le flou est fournie en utilisant des observations annexes simultanées (*e.g.* voie photométrique). Le cube de données $\boldsymbol{y}$ est composé d'images de N_Ω pixels dans N_λ canaux spectraux. Le modèle reliant l'objet observé $\boldsymbol{x}$ à ces données $\boldsymbol{y}$ est décrit par l'équation :

$$\boldsymbol{y} = \mathbf{H} \cdot \boldsymbol{x} + \boldsymbol{e}\,. \tag{1}$$

où $\boldsymbol{e}$ représente le bruit et $\mathbf{H}$ l'opérateur linéaire modélisant le flou. Dans les résultats présentés nous supposerons que le flou est isoplanétique (invariant par translation) et qu'il n'y a pas de diaphonie (*crosstalk*) spectrale. Dans ce cas, le flou est modélisé par une pile de PSFs 2D variant spectralement et $\mathbf{H}$ peut être appliqué rapidement au moyen de N_λ transformées de Fourier 2D. Ces PSFs ne sont toutefois pas nécessairement normalisées ni centrées permettant ainsi de prendre en compte une variation de la transmission ainsi que les effets de la réfraction atmosphérique différentielle.

3 Méthode

Ce problème de déconvolution est abordé par une approche inverse. La solution au sens du *maximum a posteriori* est l'objet $\boldsymbol{x}^+$ qui minimise la fonctionnelle $\Phi(\boldsymbol{x})$:

$$\Phi(\boldsymbol{x}) = \sum_{\boldsymbol{k},\ell} w_{\boldsymbol{k},\ell} \left[\mathbf{H} \cdot \boldsymbol{x} - \boldsymbol{y}\right]^2_{\boldsymbol{k},\ell} + \mu^{\mathsf{spatial}} \sum_{\ell,\boldsymbol{k}} \|\nabla_{\boldsymbol{k}} \boldsymbol{x}'_\ell\|^2 + \mu^{\mathsf{spectral}} \sum_{\boldsymbol{k},\ell} \|\nabla_\ell \boldsymbol{x}'_{\boldsymbol{k}}\|^2 \,. \tag{2}$$

Le premier terme de cette équation est le terme de vraisemblance pour un bruit gaussien non corrélé de variance $1/w_{\boldsymbol{k},\ell}$ au pixel de coordonnée $\boldsymbol{k} = (k_x, k_y)$ du canal ℓ. Les deux dernières termes correspondent aux deux parties de la régularisation séparable[17], l'une spatiale et l'autre spectrale, chacune pondérée par son hyper-paramètre respectif μ^{spatial} et μ^{spectral}. Ces régularisations sont de type Tikhonov (quadratique) sur les gradients spatiaux pour la régularisation spatiale et spectraux pour la régularisation spectrale. Toutefois, à cause de la dynamique très importante des images astronomiques, leur utilisation sous cette forme conduit à sur-régulariser les zones les plus brillantes et sous-régulariser les zones les plus faibles. C'est pourquoi nous proposons d'appliquer ces régularisations sur un objet $\boldsymbol{x}'$ renormalisé. En prenant comme *a priori* que la distribution spatio-spectrale du flux est approximativement séparable, nous définissons l'objet hyperspectral renormalisé $x'_{\boldsymbol{k},\ell} = x_{\boldsymbol{k},\ell}/s_\ell$ où $\boldsymbol{s}$ est le spectre moyen des données $\boldsymbol{y}$. La régularisation spatiale est ainsi bien moins sensible aux changements de dynamique entre les canaux.

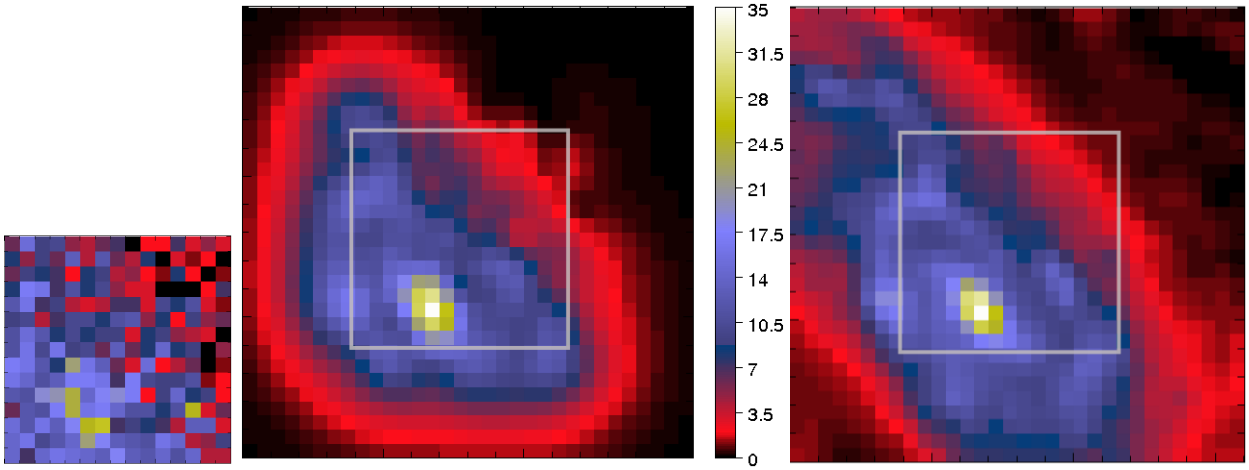
La PSF étant de largeur non négligeable par rapport à la taille du champ (sa largeur à mi-hauteur est de l'ordre d'un quart de la largeur champ), il est nécessaire d'extrapoler l'objet reconstruit. En effet, il est autrement impossible de prendre rigoureusement en compte l'impact des parties hors champ injectant du flux dans les mesures par le biais du flou. La reconstruction sur une grille spatiale plus grande que le champ permet de plus d'éviter les problèmes de repliement liés à la transformée de Fourier.

Le cube déconvolué $\boldsymbol{x}^+$ est la solution qui minimise l'équation (2). Pour cette minimisation à grand nombre de paramètres nous utilisons l'algorithme VMLMB [18]. C'est une variante à mémoire limitée de la méthode à métrique variable qui requiert uniquement le calcul de la fonction de coût et de son gradient. Les hyperparamètres sont réglés manuellement par essais successifs. Nous avons cependant observé lors du traitement de données réelles obtenues avec le même instrument que ces paramètres varient peu d'une observation à l'autre.

4 Résultats

Nous avons utilisé cet algorithme sur les données issues du spectrographe intégral de champ SNIFS construit et utilisé dans le cadre du projet Nearby SuperNova factory (SNf)[1]. Cet instrument produit des cubes de 15×15 pixels correspondant à un champ de $6'' \times 6''$ et à environs 2000 longueurs d'onde comprises entre 320 nm et 1100 nm. Cette couverture spectrale de près de deux octaves est possible grâce à la séparation des données sur deux voies, l'une rouge ($\sim$ 1300 canaux spectraux) et l'autre bleue ($\sim$ 700 canaux spectraux). L'observation simultanée d'un grand nombre d'étoiles proche sur la voie photométrique fournit une estimation de la PSF.

Nous avons tout d'abord traité les données générées par un simulateur réaliste de l'instrument afin d'avoir accès à l'image sans flou que l'on désire reconstruire. Le canal $\lambda = 3968$Å est présenté sur la figure Fig. 1(a). À cette longueur d'onde le diamètre de la PSF pour 80% d'énergie encerclée est de 7 pixels. La reconstruction (Fig. 1(b)) est à comparer avec la vérité (Fig. 1(c)). Bien que le bruit soit important dans ces données, on peut constater l'amélioration du niveau de détails et la pertinence de l'extrapolation de champ en particulier au niveau



(a) Données (b) Reconstruction de 1(a) (c) Vérité terrain

FIGURE 1 – Données simulées, reconstruction et vérité à $\lambda = 3968.74$Ået affichées avec la même échelle spatiale et la même palette. Le cadre gris indique le champ du spectrographe.

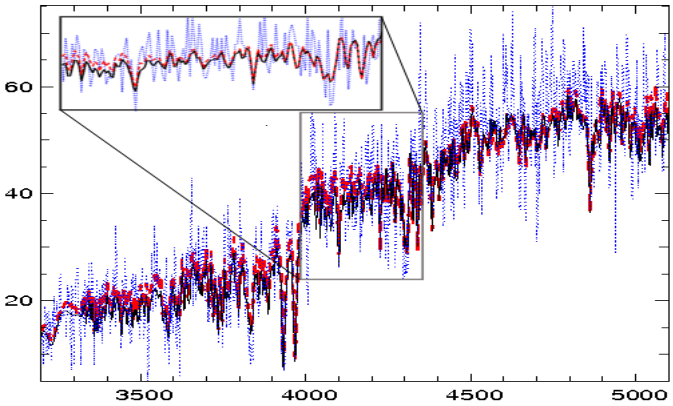


FIGURE 2 – Spectre du pixel central — bleu : données, rouge : reconstruction, noir : vérité.

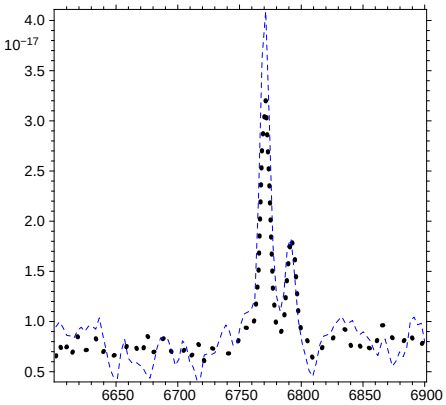


FIGURE 4 – Spectre du pixel $\boldsymbol{k} = (11, 8)$ des données (pointillés noir) et restauration (tirets bleus) zoomé autour de la région $H\alpha$ (en erg.s^{-1}.cm^{-1}).

du bras spiral en haut à gauche. Le PSNR mesuré sur les données est de $E_{\mathrm{PSNR}}(\boldsymbol{y}) = 25.9$dB et celui de la reconstruction (mesuré à l'intérieur du champ) est de $E_{\mathrm{PSNR}}(\boldsymbol{x}^+) = 36.2$dB.

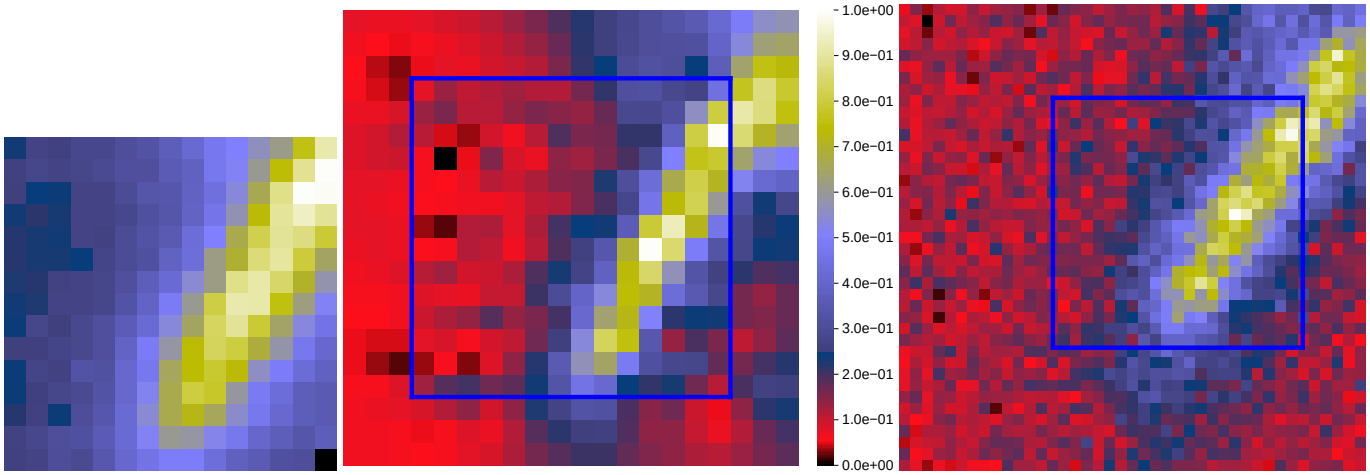
Enfin, nous avons employé cette méthode sur des dizaines d'observations expérimentales. Un des résultats obtenus est présenté à la figure (3) montrant la galaxie hôte de la supernova SN2004gc. Le temps de calcul nécessaire à cette reconstruction a été de 10 mn environ sur un ordinateur portable de 2.4 GHz. Les données présentées (Fig. 3(a)) ainsi que la restauration correspondante (Fig. 3(b)) ont été moyennées spectralement dans la bande V (5200Å à 6289Å) de manière a obtenir la même bande passante spectrale que l'image panchromatique (Fig. 3(c)) fournie par la voie photométrique. La taille des pixels de cette dernière est légèrement plus petite que celle des images hyper-spectrales (0.3" vs 0.43"). La résolution spatiale de la reconstruction est visiblement améliorée et les trois points brillants de la galaxie y sont bien plus visibles. De plus, l'extrapolation de champ est en accord avec l'image panchromatique. Comme il n'y a pas de flou le long de la dimension spectrale, on ne peut pas attendre une amélioration de la résolution en longueur d'onde. Toutefois, on peut constater sur la figure (4) que notre méthode ne biaise ni la largeur ni la position des raies d'émission ou d'absorption.

Le travail de Ferréol Soulez a été financé par l'Agence Nationale de la Recherche par le biais du projet MiTiV (ANR-09-EMER-008-01).

Références

[1] G. G. Aldering *et al.* Overview of the nearby supernova factory. In J. A. Tyson and S. Wolff, editors, *Survey and Other Telescope Technologies and Discoveries*, volume 4836 of *SPIE Conference*, pages 61–72, December 2002.

[2] B. R. Hunt and O. Kubler. Karhunen-Loeve multispectral image restoration. i : Theory. *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Process.*, 32(3) :592–600, 1984.



(a) Données (b) Reconstruction (c) Image panchromatique de la voie photométrique

FIGURE 3 – Images de l'hôte de SN2004gc. Les images hyper-spectrales (a) et (b) ont été moyennée spectralement dans la même bande spectrale que l'image panchromatique (c) et affichées avec la même échelle spatiale. Le cadre bleu indique le champ du spectrographe.

[3] N.P. Galatsanos and R.T. Chin. Digital restoration of multichannel images. *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Process.*, 37(3) :415–421, 1989.

[4] M. Tekalp and G. Pavlovic. Multichannel image modeling and kalman filtering for multispectral image restoration. *Signal Processing*, 19(3) :221 – 232, 1990.

[5] A.K. Katsaggelos *et al.* A general framework for frequency domain multi-channel signal processing. *IEEE Trans. Image Process.*, 2(3) :417–420, 1993.

[6] J. M. Gaucel *et al.* Adaptive 3D-Wiener for hyperspectral image restoration : influence on detection strategy. In *EUSIPCO*, 2006.

[7] R. Neelamani *et al.* Forward : Fourier-wavelet regularized deconvolution for ill-conditioned systems. *IEEE Trans. Signal Process.*, 52(2) :418–433, 2004.

[8] A. Benazza-Benyahia and J-C. Pesquet. Multichannel image deconvolution in the wavelet transform domain. In *EUSIPCO*, 2006.

[9] A. Duijster *et al.* Wavelet-Based EM algorithm for Multispectral-Image restoration. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 47(11) :3892–3898, 2009.

[10] T. Akgun *et al.*. Super-resolution reconstruction of hyperspectral images. *IEEE Trans. Image Process.*, 14(11) :1860–1875, 2005.

[11] J. Bobin *et al.* Sparsity constraints for hyperspectral data analysis : linear mixture model and beyond. In *SPIE Conference Series*, volume 7446, page 42, 2009.

[12] F. Courbin *et al.* A method for spatial deconvolution of spectra. *The Astrophysical Journal*, 529 :1136, 2000.

[13] L. B. Lucy and J. R. Walsh. Iterative techniques for the decomposition of long-slit spectra. *The Astronomical Journal*, 125 :2266, 2003.

[14] T. Rodet *et al.* Data inversion for Over-Resolved spectral imaging in astronomy. *IEEE J. Sel. Topics Signal Process.*, 2(5) :802–811, 2008.

[15] A. Jalobeanu *et al.* Bayesian fusion of hyperspectral astronomical images in *MaxEnt'10 workshop*,2010.

[16] S. Bongard *et al.* 3-D deconvolution of hyper-spectral astronomical data. *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society* , à paraître, 2011.

[17] F. Soulez *et al.* Heterogeneous Multidimensional Data Deblurring In *EUSIPCO*, 2008.

[18] E. Thiébaut. Optimization issues in blind deconvolution algorithms. In Jean-Luc Starck, editor, *Astronomical Data Analysis II.*, volume 4847, pages 174–183, dec 2002.