

Fusion d’images multispectrales et hyperspectrales pour l’observation en astronomie infrarouge

Claire GUILLOTEAU^{1,2}, Thomas OBERLIN², Olivier BERNÉ¹, Nicolas DOBIGEON²

¹Université de Toulouse, IRAP, CNRS, 31400 Toulouse, France

²Université de Toulouse, IRIT/INP-ENSEEIH, 31071 Toulouse, France

{claire.guilloteau,olivier.berne}@irap.omp.eu

{claire.guilloteau,thomas.oberlin,nicolas.dobigeon}@enseeiht.fr

Résumé – Dans cet article, nous présentons une méthode de fusion d’images multispectrales et hyperspectrales dans un contexte d’observation astrophysique. Nous formulons un modèle direct d’observation et résolvons un problème inverse régularisé par un algorithme de type descente de gradient. Le modèle de fusion est testé sur des données simulées d’observations de la barre d’Orion par l’imageur NIRC*am* et le spectromètre NIR*Spec*, embarqués à bord du télescope spatial James Webb. Notre méthode de fusion montre une bonne reconstruction spatiale et spectrale de l’objet observé.

Abstract – In this paper, we introduce a multispectral and hyperspectral image fusion method in an astrophysical observation context. We define an observation forward model and solve a regularised inverse problem by a gradient descent algorithm. The fusion model is evaluated on simulated observations of the Orion Bar by the imager NIRC*am* and the spectrometer NIR*Spec*, embedded on the James Webb Space Telescope. Our fusion method shows a good spatial and spectral reconstruction of the observed scene.

1 Introduction

Le télescope spatial James Webb (JWST) sera envoyé dans l’espace en 2021 et les premières observations seront exploitables début 2022 via plusieurs programmes de recherche Early Release Science (ERS), dont un sera coordonné par une équipe franco-canadienne [2]. Les images exploitées par ce programme, « Radiative Feedback from Massive Stars as Traced by Multiband Imaging and Spectroscopic Mosaics », seront des images de la nébuleuse d’Orion, ou d’une autre région de formation d’étoiles massives proche de la Terre. Le télescope James Webb fournira deux types d’images différentes, des images multispectrales et des images hyperspectrales. Les images multispectrales auront une bonne résolution angulaire (spatiale) mais ne comporteront que quelques canaux spectraux, alors que les images hyperspectrales contiendront des spectres très détaillés (quelques milliers de canaux), mais une moindre résolution spatiale.

Le principe de la fusion d’images multi- et hyperspectrales pour l’astronomie est de créer une image fusionnée, comportant les avantages de chacune des images du télescope. Le produit fusionné aura donc de très hautes résolutions spatiale et spectrale. L’intérêt d’une telle méthode pour les astrophysiciens est d’améliorer l’exploitation des données acquises par le JWST.

Le problème de fusion d’images est bien connu dans le

cadre de l’observation de la Terre. Plusieurs méthodes ont été développées. Elles reposent par exemple sur le principe de démélange spectral [5, 6] ou sur la résolution rapide d’un problème inverse [4]. Cependant, les approches de ce type en observation de la Terre négligent la dépendance spectrale des réponses impulsionnelles (PSF) des instruments d’observation. La dimension du problème est également bien inférieure, car la résolution typique d’une image à haute résolution spatiale et spectrale de télédétection est de quelques dizaines de milliers de pixels et au plus quelques centaines de canaux spectraux contre quelques dizaines de milliers de pixels et plusieurs milliers de canaux spectraux en observation astrophysique par le JWST.

L’approche utilisée dans cet article est basée sur la formulation d’un modèle direct des instruments d’observation multispectrale et hyperspectrale, tenant compte de la variation spectrale des PSFs et des autres spécificités techniques des instruments. Ce type d’approche a déjà été utilisé pour de la reconstruction spatiale et spectrale d’images multispectrales provenant d’un imageur du JWST [3]. Le processus de fusion est ici décrit comme la résolution d’un problème inverse régularisé spatialement et spectralement. La méthode développée est testée sur des données simulées d’observations d’une région de la barre d’Orion par les instruments NIRC*am* et NIR*Spec* du JWST. Les résultats montrent une bonne reconstruction des détails spatiaux non présents sur l’image hyperspectrale. Les raies spectrales indisponibles dans l’information multispectrale sont également toutes bien rétablies.

Ce travail est en partie supporté par l’ANR-3IA Artificial and Natural Intelligence Toulouse Institute (ANITI).

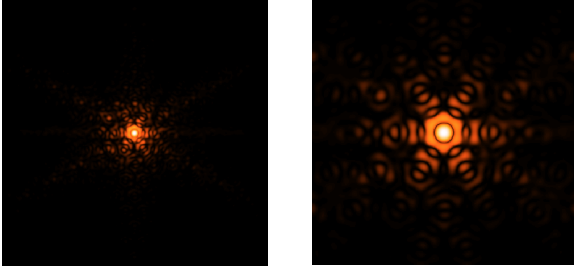


FIGURE 1 – À gauche : PSF de NIRCcam pour une longueur d’onde observée de $1.87 \mu\text{m}$. À droite : PSF de NIRCcam pour une longueur d’onde observée de $4.66 \mu\text{m}$. (Échelle de couleur logarithmique).

2 Énoncé du problème

On considère ici une image \mathbf{X} à haute résolution spatiale et spectrale représentant la scène astrophysique qu’on observe et qu’on souhaite reconstruire. Cette image est observé à travers les instruments NIRCcam et NIRSpec dont la sortie est respectivement une image multispectrale \mathbf{Y}_m et une image hyperspectrale \mathbf{Y}_h . Ces deux instruments sont conçus pour effectuer des observations dans l’infrarouge proche, entre 0.6 et $5.0 \mu\text{m}$. La suite détaille le modèle d’observation de ces deux instruments.

2.1 Observation multispectrale : NIRCcam

Le trajet de la lumière à travers le télescope et l’instrument est modélisé par la suite d’opérations suivantes. La lumière est d’abord déformée par le système optique, ce qui est représenté par l’opérateur \mathcal{M} , une convolution spatiale 2D par une réponse impulsionnelle spatiale (point spread function, PSF) variant suivant la longueur d’onde [7]. La largeur à mi-hauteur de la PSF est proportionnelle à la longueur d’onde observée. Pour une observation entre 0.6 et $5.0 \mu\text{m}$ par l’imageur NIRCcam, la largeur de la PSF à $5 \mu\text{m}$ est plus de 8 fois plus importante qu’à $0.6 \mu\text{m}$. Une illustration de ces variations est représentée sur la Fig. 1.

Le passage à travers les filtres spectraux de l’instrument est modélisé par une multiplication matricielle par \mathbf{L}_m dont les lignes correspondent au gabarit des filtres de NIRCcam [8]. Cette opération peut être interprétée comme un échantillonnage spectral de l’image \mathbf{X} . Le modèle direct d’observation multispectrale est donc :

$$\mathbf{X}_m = \mathbf{L}_m \mathcal{M}(\mathbf{X}) \quad (1)$$

2.2 Observation hyperspectrale : NIRSpec

De la même manière que pour l’observation multispectrale, le passage à travers l’optique du télescope et de l’instrument est représentée par une convolution spatiale 2D \mathcal{H} avec un noyau variant suivant la longueur d’onde [7]. Les filtres et prismes de NIRSpec ont un effet d’atténuation sur la lumière et les fonctions de transmission sont donc

modélisées par une multiplication matricielle par \mathbf{L}_h , matrice diagonale. La réponse spatiale du détecteur peut être interprétée comme un opérateur matriciel \mathbf{S} de sous-échantillonnage, sélectionnant un pixel sur d^2 . Le modèle direct d’observation hyperspectrale est donc :

$$\mathbf{X}_h = \mathbf{L}_h \mathcal{H}(\mathbf{X}) \mathbf{S} \quad (2)$$

2.3 Hypothèse de bruit

On suppose que les images multispectrale \mathbf{X}_m et hyperspectrale \mathbf{X}_h sont entachées d’un bruit additif gaussien de variance σ_m^2 et σ_h^2 respectivement tel que les observations s’écrivent :

$$\mathbf{Y}_m | \mathbf{X} \sim \mathcal{N}(\mathbf{X}_m, \sigma_m^2) \quad (3)$$

$$\mathbf{Y}_h | \mathbf{X} \sim \mathcal{N}(\mathbf{X}_h, \sigma_h^2) \quad (4)$$

3 Résolution proposée

3.1 Problème inverse de fusion

Chercher l’objet $\hat{\mathbf{X}}$ à hautes résolutions spatiale et spectrale vérifiant (3) et (4) revient à minimiser le critère suivant :

$$\hat{\mathbf{X}} = \underset{\mathbf{X}}{\operatorname{argmin}} \left(\frac{1}{2\sigma_m^2} \|\mathbf{Y}_m - \mathbf{L}_m \mathcal{M}(\mathbf{X})\|_{\mathbb{F}}^2 + \frac{1}{2\sigma_h^2} \|\mathbf{Y}_h - \mathbf{L}_h \mathcal{H}(\mathbf{X}) \mathbf{S}\|_{\mathbb{F}}^2 + \varphi_{\text{spa}}(\mathbf{X}) + \varphi_{\text{spec}}(\mathbf{X}) \right)$$

Les termes de régularisation φ_{spa} et φ_{spec} reflètent les informations *a priori* sur l’objet à reconstruire. Les bandes spectrales de cet objet *a priori* sont très corrélées de telle sorte que \mathbf{X} vit dans un espace de dimension bien inférieure à sa dimension spectrale. Écrire $\mathbf{X} = \mathbf{VZ}$ avec \mathbf{V} représentant la base de spectres de l’espace dans lequel vit \mathbf{X} et \mathbf{Z} sa projection revient donc à minimiser $\varphi_{\text{spec}}(\mathbf{X})$, et donc régulariser spectralement. Par ailleurs, on suppose que l’objet \mathbf{X} est spatialement lisse. On introduit alors \mathbf{D} la matrice des différences finies 2D du premier ordre et la régularisation :

$$\varphi_{\text{spa}}(\mathbf{Z}) = \mu \|\mathbf{ZD}\|_{\mathbb{F}}^2 \quad (5)$$

Après avoir déterminé le sous-espace dans lequel l’objet à reconstruire vit, le problème inverse à résoudre s’écrit

$$\hat{\mathbf{Z}} = \underset{\mathbf{Z}}{\operatorname{argmin}} \left(\frac{1}{2\sigma_m^2} \|\mathbf{Y}_m - \mathbf{L}_m \mathcal{M}(\mathbf{VZ})\|_{\mathbb{F}}^2 + \frac{1}{2\sigma_h^2} \|\mathbf{Y}_h - \mathbf{L}_h \mathcal{H}(\mathbf{VZ}) \mathbf{S}\|_{\mathbb{F}}^2 + \mu \|\mathbf{ZD}\|_{\mathbb{F}}^2 \right) \quad (6)$$

3.2 Optimisation

Détermination du sous-espace – La régularisation spectrale, c’est-à-dire la réduction de dimension, peut être effectuée en extrayant les composantes spectrales principales non corrélées de l’image hyperspectrale par analyse

en composantes principales (ACP). On ne gardera que les vecteurs propres (composantes spectrales) correspondant aux plus grandes valeurs propres issues de l'ACP.

Algorithme pour la résolution – La régularisation spatiale étant quadratique, résoudre le problème (6) revient à résoudre un problème linéaire différentiable en très grande dimension. Le problème peut alors être résolu par un algorithme de type descente de gradient (à pas adaptatif ou accéléré) [9].

4 Résultats expérimentaux

4.1 Jeu de données

Le télescope spatial James Webb n'étant pas encore fonctionnel, la résolution du problème de fusion multispectrale et hyperspectrale a été testée sur un jeu de données synthétique représentant une région particulière de la barre d'Orion. Cette région est la cible privilégiée du programme d'observation Early Release Science auquel nous participons [2]. L'équipe de l'ERS a synthétisé 4 spectres correspondant à 4 régions de la barre d'Orion ayant des propriétés chimiques différentes. L'idée étant d'utiliser un jeu de données réaliste afin d'estimer les performances en situation réelle de la méthode de fusion, on associe à chaque spectre l'image de sa répartition spatiale déduite d'observations du télescope Hubble, du radiotélescope *Atacama Large Millimeter/submillimeter Array* (ALMA). La scène ainsi créée permet de simuler des images multispectrales et hyperspectrales selon (3) et (4) respectivement et de comparer le résultat de la fusion avec l'image originale.

Les images simulées des instruments NIRC*am* et NIRS*pec* ont été bruitées de telle sorte que le SNR moyen par bande soit environ égal à 40dB. Le modèle de fusion a été testé sur un champ de vue de taille 90×900 pixels, représentant dix acquisitions concaténées de l'instrument NIRS*pec*. La dimension spectrale des données utilisée ici est de 1205 bandes, pour une couverture spectrale allant de 1.8 à $2.2\mu\text{m}$. Les spécificités techniques des instruments NIRC*am* et NIRS*pec* (PSFs, gabarits des filtres) ont été obtenues à partir de la documentation technique de ces instruments [7, 8] disponible en ligne¹. La dimension spectrale retenue du sous-espace engendré par \mathbf{V} est de 4. La valeur du paramètre μ considérée ici est de 1×10^3 .

4.2 Métriques

Pour évaluer les performances de l'algorithme de fusion, on utilise les métriques suivantes. Le SNR (*signal-to-noise ratio*) mesure la qualité de la reconstruction spatiale. Pour

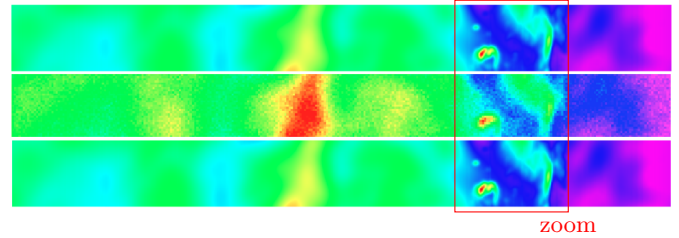


FIGURE 2 – Résultat obtenu pour la bande de longueur d'onde $2.073\mu\text{m}$. De haut en bas : Image originale, image hyperspectrale (simulation NIRS*pec*), image reconstruite.

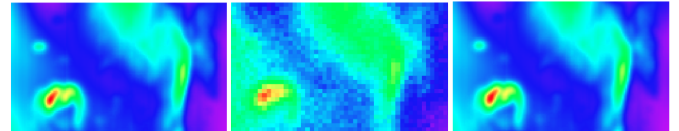


FIGURE 3 – Zoom de la figure 2. De gauche à droite : Image originale, image hyperspectrale (simulation NIRS*pec*), image reconstruite.

une certaine bande spectrale λ , il est défini par

$$\text{SNR}(\lambda) = 20 \log_{10} \left(\frac{\|\mathbf{X}^\lambda\|_2}{\|\mathbf{X}^\lambda - \hat{\mathbf{X}}^\lambda\|_2} \right)$$

Le SAM (*spectral angle mapper*) mesure la distorsion spectrale et donc la qualité de la reconstruction spectrale. Pour un pixel p , il est défini par

$$\text{SAM}(p) = \arccos \left(\frac{\mathbf{X}_p^T \hat{\mathbf{X}}_p}{\|\mathbf{X}_p\|_2 \|\hat{\mathbf{X}}_p\|_2} \right)$$

L'ERGAS (erreur relative globale adimensionnelle de synthèse) mesure la qualité globale de la reconstruction.

$$\text{ERGAS} = 100d \sqrt{\frac{1}{l_h} \sum_{\lambda=1}^{l_h} \frac{\|\mathbf{X}^\lambda - \hat{\mathbf{X}}^\lambda\|_2^2}{\left(\frac{1}{p_m} \mathbf{1}_{p_m} \mathbf{X}^\lambda\right)}}$$

On cherche à obtenir des valeurs de SAM et d'ERGAS les plus petites possibles, et des valeurs de SNR les plus grandes possibles. Ces valeurs seront comparées aux valeurs obtenues avec l'initialisation utilisée pour l'algorithme de descente de gradient (GD), qui est une version interpolée par splines cubiques de l'image hyperspectrale à la dimension spatiale de l'image multispectrale.

4.3 Résultats

Les Figures 2 et 3 présentent le résultat de la méthode de fusion introduite précédemment pour une raie très énergétique du H_2 située à $2.073\mu\text{m}$. Le gain en résolution spatiale qu'apporte la fusion par rapport à l'image hyperspectrale est nettement visible. Les détails spatiaux absents dans la bande de l'image hyperspectrale sont bien restitués par la fusion, notamment ceux correspondant aux structures de l'image (Figure 3).

1. <https://jwst.stsci.edu/documentation/technical-documents>

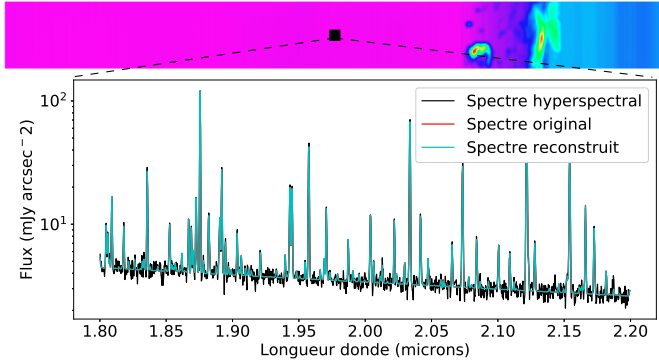


FIGURE 4 – Spectres original, reconstruit et provenant de l'image hyperspectrale pour un même pixel.

TABLE 1 – Performance des algorithmes de fusion : SNR moyen (dB), SAM moyen (en degrés), ERGAS et en temps (minutes).

Méthode	SNR	SAM	ERGAS	Temps
Initialisation	25.20	0.016	6299	/
GD	40.79	0.005	1376	690
CNMF	26.31	0.014	5358	10

La Figure 4 illustre la reconstruction spectrale effectuée par la fusion. L'intérêt de la régularisation spectrale est clairement visible ici puisque le bruit présent dans le spectre provenant de l'image hyperspectrale est significativement atténué, tout en restituant une grande partie des raies même de faible énergie. Le continuum est également bien restitué et presque indissociable du continuum original. Il reste cependant quelques raies dont le flux maximal est sous-estimé.

L'algorithme de CNMF [5] est très largement utilisé à ce jour pour des problèmes de fusion d'images multi- et hyperspectrales appliqués à des images de télédétection, dont le niveau de bruit est bien inférieur à celui observé pour des images d'observation astrophysique. Cette méthode est une méthode de démixage spectral alterné sur les images multi- et hyperspectrales. Les composantes à plus haute résolution (spatiale ou spectrale) sont ensuite utilisées pour former le produit fusionné. On compare les résultats de cet algorithme avec la méthode de fusion proposée, résultats reportés dans le Tableau 1. L'algorithme de CNMF reconstruit spatialement (SNR), spectralement (SAM) et globalement (ERGAS) mieux l'objet observé que l'initialisation de l'algorithme de descente de gradient, mais moins bien que celui-ci, avec toutefois un temps de calcul bien inférieur.

5 Conclusion

Nous avons, dans cet article, proposé une méthode de fusion d'images multispectrales et hyperspectrales en grande dimension dans le cadre d'observations astrophysiques. Cette méthode est basée sur la résolution d'un problème

inverse linéaire régularisé, établi à partir de modèles d'instruments. Ces modèles prennent en compte, pour les deux types d'images, la dépendance spectrale de la réponse impulsionnelle spatiale des instruments. La méthode développée ici a été testée sur des données simulées d'observations de la barre d'Orion par des instruments embarqués à bord du JWST. Les résultats montrent une bonne reconstruction spatiale et spectrale. L'algorithme de CNMF, largement utilisé en fusion d'images de télédétection, ne montre pas de résultat satisfaisant sur les données simulées utilisées. La suite du travail consistera à développer différentes stratégies algorithmiques afin de rendre la fusion plus rapide, de développer et tester d'autres méthodes de régularisation spatiale ou spectrale. Nous pourrions également considérer le cas où le champ de vue de chacune des images n'est pas identique.

Références

- [1] J.P. Gardner, J.C. Mather, M. Clampin et al. *The James Webb Space Telescope*. Space Science Reviews 123, 2006.
- [2] O. Berné et al. *Radiative Feedback from Massive Stars as Traced by Multiband Imaging and Spectroscopic Mosaics*. JWST Proposal ID 1288. Cycle 0 Early Release Science, 2017.
- [3] M.A. Hadj-Youssef, F. Orieux, A. Fraysse, A. Abergel. *Spatio-Spectral Multichannel Reconstruction from few Low-Resolution Multispectral data*. Proc. European Signal Process. Conf. (EUSIPCO), 2018.
- [4] Q. Wei, N. Dobigeon, J.Y. Tourneret. *Fast fusion of multi-band images based on solving a Sylvester equation*. IEEE Trans. Image Processing, 2015.
- [5] N. Yokoya, T. Yairi et A. Iwasaki. *Coupled non-negative matrix factorization unmixing for hyperspectral and multispectral data fusion*. IEEE Trans. Geoscience Remote Sensing, 2012.
- [6] M.S. Karoui, Y. Deville, F.Z. Benhalouche, I. Boukerch. *Hypersharpener by joint-criterion nonnegative matrix factorization*. IEEE Trans. Geoscience Remote Sensing, 2017.
- [7] R.B. Makidon, S. Casertano, C. Cox, R. van der Marel. *The JWST point spread function : Calculation methods and expected properties*. JWST Technical Report, 2007.
- [8] B. Hilbert, J. Stansberry. *NIRCam filters, weak lens and coronagraphic throughputs*. JWST Technical Report, 2016.
- [9] A. Beck, M. Teboulle. *A Fast Iterative Shrinkage-Thresholding Algorithm for Linear Inverse Problems*. SIAM J. Imaging Science, 2009.