

Reconstruction d’images hyperspectrales à faible coût pour un imageur pilotable à double dispersion

Ibrahim ARDI^{1,2}, Hervé CARFANTAN¹, Simon LACROIX², Antoine MONMAYRANT²

¹Institut de Recherche en Astrophysique et Planétologie (IRAP) – Université de Toulouse/CNRS,
14 avenue Edouard Belin, 31 400 Toulouse, France

²LAAS-CNRS, Université de Toulouse, CNRS, Toulouse, France
ibrahim.ardi@irap.omp.eu, herve.carfantan@irap.omp.eu,
antoine.monmayrant@laas.fr, simon.lacroix@laas.fr

Résumé – Nous nous intéressons à la reconstruction d’images hyperspectrales (HS) à partir d’un nouveau dispositif d’imagerie pilotable. La reconstruction de l’image à partir d’un faible nombre d’acquisitions pour des configurations différentes de l’imageur permet d’éviter l’acquisition de toute l’image HS par balayage. Notre objectif à terme est de rendre ce dispositif adaptatif en fonction de l’objet observé, ce qui nécessite de disposer de méthodes de reconstruction à faible coût calculatoire. Nous nous focalisons ici sur la reconstruction à l’aide de méthodes de pénalisation quadratique, permettant une résolution directe à faible coût, grâce au caractère très creux des matrices.

Abstract – We consider the problem of hyperspectral image reconstruction with a new controlable imaging system. The reconstruction with a small number of images acquired with different configurations of the imager avoids a complete scanning of the hyperspectral cube. Our objective is to exploit this imager along an adaptive scheme, which requires the ability to reconstruct images in near real-time. We focus here on a quadratic penalty reconstruction approach, which provides a fast direct resolution thanks to the high sparsity of the involved matrices.

1 Introduction

L’imagerie hyperspectrale (HS), c’est-à-dire l’acquisition d’une image avec un très grand nombre de bandes spectrales (typiquement plusieurs centaines), a des applications dans des domaines variés. Les procédés technologiques classiques d’imagerie HS procèdent par balayage spatial ou spectral, ils ne sont donc pas instantanés et sont restreints à l’acquisition de scènes statiques, où l’imageur est soit lui-même statique, soit en mouvement précisément contrôlé dans le cas du balayage spatial.

Pour remédier à ce problème, de nombreux dispositifs dits « instantanés » (*snapshot*) ont été proposés [1]. Certains nécessitent des systèmes optiques complexes, qui comprennent par exemple une série d’imageurs montés derrière une série de miroirs dichroïques ou de filtres spectraux. D’autres exploitent des algorithmes de reconstruction utilisant un mélange spatio-spectral du cube obtenu grâce à un système optique défini une fois pour toutes à la conception. Dans ce dernier cas, l’acquisition par une matrice bidimensionnelle de la structure tridimensionnelle du cube induit nécessairement une perte d’information spatiale et/ou spectrale. Les algorithmes de reconstruction nécessitent alors des hypothèses sur la scène, et sont coûteux en ressources de calcul. De plus, ces systèmes nécessitent une calibration spatio-spectrale précise.

Dans cet article nous nous intéressons à la reconstruction

d’images hyperspectrales à partir d’un dispositif proposé récemment [3]. Ce dispositif, de configuration analogue au système *snapshot* proposé dans [2], possède deux particularités : *i*) il est pilotable, via le contrôle d’une matrice de micro-miroirs (*Digital Micromirror Device*, DMD); *ii*) il possède une propriété de co-localisation, qui signifie une séparation claire entre les composantes spatiales et spectrales acquises. À terme notre projet vise à rendre ce dispositif adaptatif, c’est-à-dire capable d’adapter sa configuration au cours des acquisitions au contenu hyperspectral de la scène observée. Pour cela, il est nécessaire de pouvoir reconstruire une image HS à partir d’un faible nombre d’acquisitions dans des configurations différentes, pour un coût de calcul restreint. Dans cette première étude, nous présentons le dispositif ainsi que sa modélisation optique et numérique en section 2. Dans la section 3, nous nous focalisons sur la reconstruction de l’image dans le cadre de la régularisation quadratique, extrêmement rapide pour le modèle considéré, tout en permettant de bénéficier de l’aspect pilotable du dispositif. Enfin, nous présentons dans la section 4 quelques résultats de simulation.

2 Modélisation du dispositif

2.1 Dispositif d’acquisition

Le dispositif décrit dans [3], schématisé Fig. 1, est composé de deux lignes $4f$ (assemblage de deux lentilles et d’un réseau

Les auteurs remercient l’Université Fédérale de Toulouse et la région Occitanie pour le financement de ce projet.

de diffraction) symétriques et séparées par un DMD placé dans le plan de symétrie. Chacun des micro-miroirs du DMD peut être configuré en position de transmission¹ ou de réjection du signal lumineux, effectuant ainsi un filtrage spatial du signal. La première ligne $4f$ réalise sur le DMD une image diffractée de l'objet observé. Cette ligne $4f$ agit comme un spectromètre imageur dont la fente serait entièrement ouverte et le détecteur placé au niveau du DMD. Cette image est ainsi filtrée spatialement par le DMD. Cette combinaison optique produit un filtre spatio-spectral défini par la configuration du DMD. La deuxième ligne $4f$ introduit une diffraction opposée, assurant le démélange des composantes spectrales et spatiales sur le détecteur (CCD). Ainsi, dans le cas où tous les miroirs du DMD sont ouverts, le détecteur mesure l'image panchromatique de la scène.

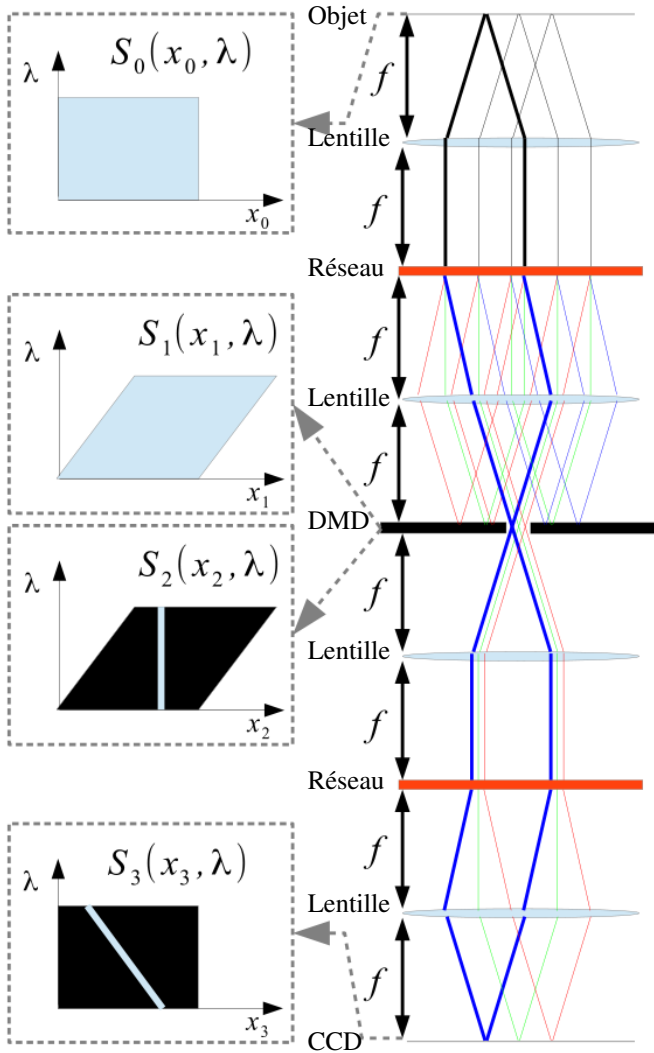


FIG. 1 – Schéma de principe du dispositif pour une ligne (x, λ) du cube HS. Chaque ligne est indépendante des autres.

¹La transmission est en fait assurée par la réflexion sur un miroir – le terme “transmission” est cependant préféré

2.2 Modélisation optique

La reconstruction hyperspectrale nécessite une modélisation fidèle du système d'acquisition [3]. Cette section décrit les différentes transformations que subit l'image dans le système optique, en modélisant la propagation le long de l'instrument de la densité spectrale de l'objet observé $S_0(x_0, y_0, \lambda)$, où x_0 et y_0 représentent la position dans le plan et λ la longueur d'onde.

On note $S_n(x_n, y_n, \lambda)$ la densité spectrale de l'objet dans le n -ième plan du dispositif. Chaque ligne (x, λ) du cube HS étant indépendante des autres, la variable y est omise : on ne considère dans la suite que $S_n(x_n, \lambda)$, la densité spectrale monodimensionnelle (suivant l'axe x) située au n -ième plan, tel qu'il lustré Fig. 1. On note $T(x)$ la transmittance du DMD :

$$T(x) \triangleq \sum_{k=1}^K t_k \mathbb{1}_{\Delta}(x - \tilde{x}_k)$$

où x est la variable de position dans le plan du DMD, \tilde{x}_k et la variable booléenne t_k représentant respectivement la position et l'état du k -ième micro-miroir du DMD, $\mathbb{1}_{\Delta}$ étant la fonction indicatrice sur l'intervalle $[-\Delta/2, \Delta/2]$, où Δ correspond à la largeur des miroirs, et K est le nombre de micro-miroirs.

La densité S_1 de l'image diffractée par le premier réseau s'écrit :

$$\begin{aligned} S_1(x_1, \lambda) &= \int \delta(x_0 - [x_1 + \alpha(\lambda - \lambda_0)]) S_0(x_0, \lambda) dx_0 \\ &= S_0(x_1 + \alpha(\lambda - \lambda_0), \lambda), \end{aligned}$$

où la longueur d'onde centrale λ_0 représente la longueur d'onde de la lumière se propageant le long de l'axe optique du système et le coefficient α représente la dispersion spectrale du système le long de l'axe x . Après le passage dans le DMD de transmittance $T(x)$, la densité de l'image diffractée devient :

$$\begin{aligned} S_2(x_2, \lambda) &= T(x_2) S_1(x_2, \lambda) \\ &= \sum_{k=1}^K t_k \mathbb{1}_{\Delta}(x_2 - \tilde{x}_k) S_0(x_2 + \alpha(\lambda - \lambda_0), \lambda). \end{aligned}$$

Le passage dans la deuxième ligne $4f$ inverse l'effet de la première ligne $4f$, la densité S_3 s'écrit alors :

$$\begin{aligned} S_3(x_3, \lambda) &= \int \delta(x_2 - [x_3 - \alpha(\lambda - \lambda_0)]) S_2(x_2, \lambda) dx_2 \\ &= \sum_{k=1}^K t_k \mathbb{1}_{\Delta}(x_3 - \tilde{x}_k - \alpha(\lambda - \lambda_0)) S_0(x_3, \lambda). \end{aligned}$$

Finalement, on retrouve l'intensité reçue par le détecteur par intégration spectrale, puis par intégration spatiale sur la surface du détecteur de largeur Δ_d . L'intensité $I(c)$ mesurée sur la colonne c du détecteur, pour la ligne considérée, s'écrit donc en fonction de l'objet observé S_0 sous la forme :

$$\begin{aligned} I_3(x_3) &= \sum_{k=1}^K t_k \int \mathbb{1}_{\Delta}(x_3 - \tilde{x}_k - \alpha(\lambda - \lambda_c)) S_0(x_3, \lambda) d\lambda \\ I(c) &= \int \mathbb{1}_{\Delta_d}(x_3 - c) I_3(x_3) dx_3 \end{aligned} \quad (1)$$

On voit apparaître ici la propriété de co-localisation : l'intensité $I(c)$ est liée à la densité spectrale initiale $S_0(x_3, \lambda)$ pour une position $x_3 \in [c - \Delta_d/2, c + \Delta_d/2]$ uniquement. Des exemples de telles données sont représentés Fig. 3 pour différentes configurations de la ligne correspondante du DMD.

2.3 Modélisation matricielle

Le modèle analytique de l'équation (1) ne peut être exploité tel quel pour la reconstruction de l'image HS à partir des acquisitions et l'on va procéder à sa discrétisation. Ce modèle étant linéaire vis-à-vis de l'objet S_0 , on peut obtenir par discrétisation une relation matricielle entre les données (la ligne $I(c)$ de l'image acquise sur le détecteur) et l'objet S_0 . En première approximation, en considérant l'objet $S_0(x_3, \lambda)$ constant sur des intervalles de longueur d'onde Δ (centrées en $\tilde{\lambda}_{c,k}$) et de positions Δ_d (correspondant à la largeur du pixel c sur le CCD), on peut écrire simplement :

$$I(c) \approx \frac{\Delta \Delta_d}{\alpha} \sum_{k=1}^K t_k S_0(c, \tilde{\lambda}_{c,k}),$$

ce qui s'écrit pour une configuration donnée des micro-miroirs sous forme matricielle $\mathbf{I} = \mathbf{T}\mathbf{o}$, avec \mathbf{I} le vecteur contenant les valeurs des C pixels de la colonne du détecteur, \mathbf{o} le vecteur contenant la valeur de la densité spectrale de l'objet S_0 pour les C positions spatiales et L longueurs d'ondes.

Grâce à la propriété de co-localisation ($\mathbf{I}(c)$ ne dépend pas de l'objet $S_0(c', \lambda)$ pour $c' \neq c$), la matrice \mathbf{T} est très creuse, ce qui est un avantage pour la reconstruction de l'image HS à partir des données. Notons que lorsque tous les micro-miroirs sont en position de transmission ($t_k = 1, \forall k$), les données correspondent à la somme pour toutes les longueurs d'ondes de la densité spectrale de l'objet, soit à l'image panchromatique.

Dans la suite, on cherchera à reconstruire l'objet hyperspectral \mathbf{o} à partir de N acquisitions $\mathbf{I}^{(n)}$ effectuées pour plusieurs configurations des micro-miroirs $t_k^{(n)}$, et donc pour des matrices différentes $\mathbf{T}^{(n)}$, ce qui peut encore s'écrire sous forme matricielle en rassemblant l'ensemble des données dans un même vecteur \mathbf{d} de dimension NC et l'ensemble des matrices dans une même matrice \mathbf{H} de dimension $NC \times CL$:

$$\mathbf{d} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}^{(1)} \\ \vdots \\ \mathbf{I}^{(N)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{T}^{(1)} \\ \vdots \\ \mathbf{T}^{(N)} \end{bmatrix} \mathbf{o} = \mathbf{H}\mathbf{o}. \quad (2)$$

3 Reconstruction du cube hyperspectral

L'objectif de la reconstruction de l'image HS \mathbf{o} de l'objet observé consiste à estimer \mathbf{o} à partir de données \mathbf{d} bruitées. Le principal défi est de reconstruire l'objet à partir d'un faible nombre d'acquisitions ($N < L$). Ce problème inverse ne peut être résolu par inversion directe du fait de la sous-détermination du système (2), et nécessite donc d'être régularisé. De nombreux travaux ont été effectués sur la régularisation des problèmes inverses (voir par exemple [4]) visant à intégrer de façon pertinente et efficace de l'information *a priori* sur les objets observés.

Une approche classique de la régularisation consiste à minimiser un critère pénalisé de la forme :

$$\hat{\mathbf{o}} = \arg \min_{\mathbf{o}} (\|\mathbf{d} - \mathbf{H}\mathbf{o}\|^2 + \Omega(\mathbf{o})), \quad (3)$$

le premier terme de ce critère vise à reconstruire une solution compatible avec les données, le second terme de régularisation vise à favoriser certaines propriétés de l'objet. Ainsi, récemment, des travaux s'appuyant sur la parcimonie de l'objet dans une base d'ondelettes ont montré son efficacité pour la reconstruction de cubes hyperspectraux à partir de dispositifs proches du nôtre [5]. Cependant, les algorithmes d'optimisation utilisés pour une telle approche sont coûteux en temps de calcul.

Nous nous intéressons ici à des algorithmes de reconstructions rapides, en vue d'une utilisation adaptative du dispositif, mais permettant néanmoins de prendre en compte des caractéristiques des objets observés. Aussi, nous nous focalisons dans cette étude sur une régularisation de type Tikhonov, avec un terme de régularisation $\Omega(\mathbf{o})$ quadratique, permettant le calcul de la solution via la simple résolution d'un système linéaire.

Une simple régularisation quadratique sur la norme de l'objet $\Omega(\mathbf{o}) = \|\mathbf{o}\|^2$ n'étant pas pertinente (solution de norme minimale), nous privilégions une régularisation de douceur, de la forme $\Omega(\mathbf{o}) = \mu_x \|\mathbf{D}_x \mathbf{o}\|^2 + \mu_\lambda \|\mathbf{D}_\lambda \mathbf{o}\|^2$, \mathbf{D}_x et \mathbf{D}_λ représentant l'approximation de l'opérateur de dérivation suivant x et λ respectivement et μ_x et μ_λ les coefficients de régularisation associés. Dans ce cas, l'équation (3) dispose d'une solution analytique :

$$\hat{\mathbf{o}} = (\mathbf{H}^t \mathbf{H} + \mu_x \mathbf{D}_x^t \mathbf{D}_x + \mu_\lambda \mathbf{D}_\lambda^t \mathbf{D}_\lambda)^{-1} \mathbf{H}^t \mathbf{d}. \quad (4)$$

Notons que dans notre cas, les matrices \mathbf{H} , \mathbf{D}_x et \mathbf{D}_λ étant très creuses, le coût de calcul de cette solution est très faible au regard des dimensions du problème.

Toutefois, cette solution comporte un défaut majeur lié à la pénalisation quadratique : la douceur imposée entraîne un lissage de l'image au niveau des contours, entraînant une perte de résolution (ici à la fois spatiale et spectrale). Pour pallier ce défaut de nombreux travaux ont proposé de remplacer la régularisation quadratique par une régularisation (non quadratique) préservant les contours [4]. Notons que certains algorithmes d'optimisation associés s'appuient sur le calcul, à chaque itération, de solutions similaires à (4), via des approximations majorantes quadratiques du critère, donc leur coût de calcul est donc largement supérieur à une telle solution.

Nous avons choisi ici de profiter du caractère pilotable du dispositif : celui-ci permet, en configurant tous les micro-miroirs en transmission, d'obtenir directement une image panchromatique de l'objet observé. On peut alors envisager d'effectuer une segmentation de cette image afin de détecter les zones homogènes de l'image, et d'appliquer le terme de régularisation quadratique uniquement au sein de ces zones. D'un point de vue pratique, cela consiste simplement à supprimer les lignes de la matrice \mathbf{D}_x correspondant à la différence entre des pixels situés de part et d'autre d'un contour. Cela permet donc de préserver les contours spatiaux tout en conservant une régularisation quadratique, et donc une solution analytique de la forme de (4) avec une matrice \mathbf{D}_x légèrement modifiée.

4 Premiers résultats

Nous présentons ici quelques résultats de simulations pour illustrer la méthode de reconstruction. Nous exploitons l'image HS d'une scène réelle², extraite de l'étude [6]. L'image est illustrée Fig. 2, la ligne utilisée pour nos simulations est indiquée en blanc. La figure montre la coupe du cube HS au niveau de cette ligne, de dimension $C \times L$, avec $C = 200$ pixels dans la dimension spatiale et $L = 49$ dans la dimension spectrale λ . Il s'agit des données que l'on cherche à reconstruire. Les intensités RGB et panchromatique de cette ligne sont représentées, ainsi que le résultat de la détection de contours.

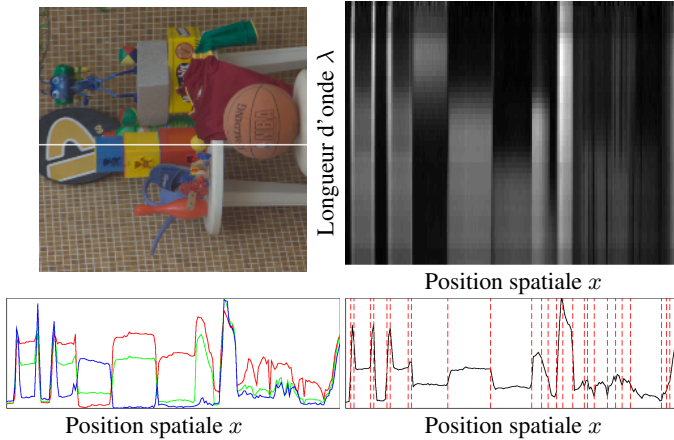


FIG. 2 – En haut : vue RGB de l'image test, et coupe dans le plan (x, λ) de la ligne exhibée en blanc. En bas : intensités RGB et panchromatique le long de cette ligne, avec contours détectés.

Les Intensités $I^{(n)}$, de dimension C , sont simulées suivant le modèle direct de l'équation (1) en prenant un pas d'échantillonnage en longueur d'onde $\frac{\Delta}{\alpha}$ afin qu'un décalage d'un pixel en λ corresponde à un décalage d'un pixel de l'image HS et à un pixel sur le détecteur (soit $\Delta_d = \Delta$). Les données correspondent à ces intensités pour $N = 10$ configurations différentes du DMD, générées aléatoirement suivant une variable de Bernoulli avec $P(t_k = 1) = 40\%$ (40% des micro-miroirs en transmission), auxquelles ont été ajouté un bruit blanc Gaussien, pour un rapport signal à bruit de 20dB. Quatre de ces jeux de données sont illustrés Fig. 3 avec les configurations des micro-miroirs associées.

Les résultats de la reconstruction par régularisation sont illustrés Fig. 4 : avec la régularisation classique (gauche), puis avec la régularisation exploitant la détection de contours sur l'image panchromatique (droite).

Les paramètres de régularisation μ_x et μ_λ ont été déterminés de manière à minimiser la puissance de l'erreur relative de reconstruction. En l'absence d'extraction de contours une erreur de 6.45% a été obtenue pour des valeurs $(\mu_x, \mu_\lambda) = (50, 200)$, tandis qu'avec l'extraction de contours on obtient une erreur de 4.02% pour des valeurs $(\mu_x, \mu_\lambda) = (50, 70)$. La détection

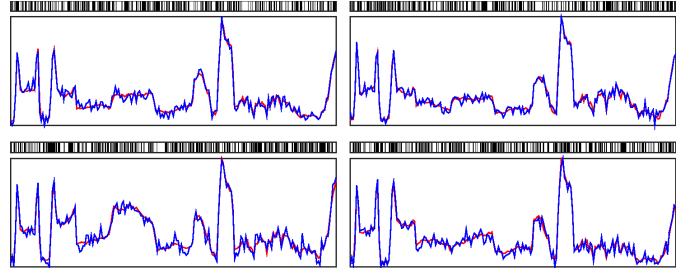


FIG. 3 – Exemple de données : 4 jeux de données (lignes $I(c)$) avec et sans bruit, et configuration des micro-miroirs associées.

de contours permet donc tout d'abord une reconstruction plus fidèle. De plus, elle se fait avec un coefficient de régularisation spectrale moins fort, limitant la perte de résolution spectrale.

En conclusion, on constate que l'on peut bien reconstruire, par simple régularisation quadratique, des images HS à partir d'un faible nombre d'acquisitions (5 fois moins de données que d'inconnues). On constate également qu'une modification minimale de la régularisation, en prenant en compte la détection de contours sur l'image panchromatique, permet d'améliorer la reconstruction, tant au niveau des contours spatiaux que des zones homogènes.

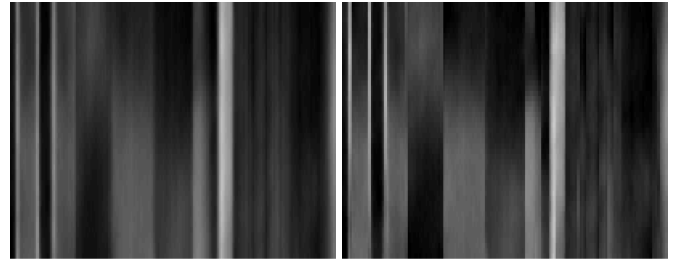


FIG. 4 – Exemple de reconstruction sans détection de contours (gauche) et avec (droite.)

Références

- [1] N. Hagen and M.W. Kudenov, *Review of snapshot spectral imaging technologies*, Optical Engineering, 52(9), sep. 2013.
- [2] ME Gehm, R John, DJ Brady, RM Willett, and TJ Schulz, *Single-shot compressive spectral imaging with a dual-disperser architecture*. Optics Express, 15(21), 2007.
- [3] S. McGregor, S. Lacroix and A. Monmayrant, *Adaptive hyper-spectral imager : design, modeling, and control*. Journal of Optics, 17(8), aug. 2015.
- [4] J. Idier, *Approche bayésienne pour les problèmes inverses*. Hermès, nov. 2001.
- [5] G.R. Arce, D.J. Brady, L. Carin, H. Arguello and D.S. Kittle, *Compressive Coded Aperture Spectral Imaging : An Introduction*, IEEE Signal Processing Magazine, 31(1), jan. 2015.
- [6] D.H. Foster, K. Amano, S.M.C. Nascimento, and M.J. Foster, *Frequency of metamerism in natural scenes*, J. Opt. Soc. Am. A, (23)10, oct. 2006.

²L'image est ré-orientée de 90° pour obtenir une ligne avec un spectre varié.