

Recalage semi-rigide d'images de scanner aéroporté

Claude CARIOU, Kacem CHEHDI

Institut d'Électronique et de Télécommunications de Rennes – UMR CNRS 6164
Équipe Traitement des Signaux et Images Multicomposantes et Multimodales – Université de Rennes 1
6, rue de Kerampont, BP 80518, 22305 Lannion Cedex, France
claude.cariou@univ-rennes1.fr, kacem.chehdi@univ-rennes1.fr

Résumé – Le problème traité est celui du recalage automatique d'images issues d'un scanner multispectral aéroporté (CASI) à l'aide d'ortho-images de référence issues de photographies aériennes. Nous développons le modèle utilisé, qui consiste en l'adjonction, à un modèle de déformation classique RST (*rotation, scale, translation*), d'un processus de décalage relatif des lignes successives d'acquisition du scanner, afin de compenser le mouvement de roulis important de l'avion porteur. L'estimation des paramètres du modèle est menée par une approche variationnelle, par maximisation de l'information mutuelle entre les images source et cible. Nous montrons que l'approche proposée est relativement robuste et utilisable en routine pour le mosaïquage et le géoréférencement de données d'imagerie aérienne.

Abstract – We address the problem of automatic registration of images provided by an airborne multispectral scanner (CASI) onto reference ortho-images obtained by means of aerial photographs. Into the image spatial distortion model, we introduce a scan line shift process together with a classical RST (*rotation, scale, translation*) process, in order to compensate for the prominent roll motion of the aircraft. The computation of the optimal set of model parameters is performed via a variational approach by maximizing the mutual information shared by the source and target images. We show that this approach is rather robust and can be used in a routine fashion for the mosaicking and georeferencing of aerial image data.

1 Introduction

Le recalage automatique est devenu en quelques années un outil indispensable de valorisation de l'information dans les systèmes de traitement d'images multi-modales, particulièrement dans les domaines de l'imagerie médicale et de l'imagerie aérienne et spatiale. Si les premières techniques de recalage développées mettaient en œuvre des opérations d'intercorrélation 2-D simples (en cartésien pour la translation et/ou log-polaire pour la rotation et l'homothétie) entre images issues d'un même capteur ou bien de capteurs similaires, ces techniques assez robustes sont par contre de peu d'intérêt dès lors que l'on souhaite (*i*) recalculer automatiquement deux images issues de sources sensiblement différentes (capteurs visible et infrarouge par exemple), et (*ii*) prendre en compte des déformations géométriques complexes qui ne se réduisent pas à des transformations rigides (rotation, homothétie, translation).

Depuis quelques années, des réponses ont été apportées à ces deux problèmes, et parfois de façon conjointe. La théorie de l'information de Shannon a pu répondre au problème de la non homogénéité des sources d'information [4], en adoptant l'information mutuelle entre deux images de natures différentes comme fonction de comparaison. D'autre part, le développement important des techniques variationnelles pour l'analyse et le traitement des images a permis la modélisation de déformations locales par des champs de vecteurs régularisés tenant plus ou moins compte des conditions inhérentes à la physique des objets de la scène et à la géométrie de l'acquisition [1] [3].

Dans cette communication, nous proposons un outil de recalage automatique d'images issues d'un scanner aéroporté. Un

tel dispositif (comme CASI ou AVIRIS) permet d'acquérir une même scène dans plusieurs bandes spectrales, grâce à l'acquisition simultanée et répétitive du spectre de chaque site spatial dans la direction normale au déplacement de l'avion. Si l'une des dimensions spatiales de l'acquisition correspond à un balayage (*scan*) supposé instantané, l'autre dimension spatiale est soumise aux mouvements de l'avion, parmi lesquels, en dehors de la translation, le mouvement de roulis est généralement prépondérant (voir figure 1). Le recalage de telles images nécessite donc l'introduction d'un modèle de décalage des lignes successives, ainsi que la prise en compte de la multimodalité des acquisitions.

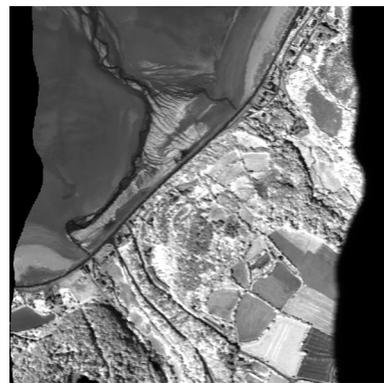


FIG. 1: Image CASI après correction de roulis.

Nous présenterons tout d'abord le modèle de déformation adopté, qui utilise la composition d'une transformation rigide RST avec un processus de décalage des lignes successives. Ensuite, nous présenterons le critère d'optimisation des paramètres de la transformation inverse, et sa mise en œuvre par approche

Avec la participation de l'Union Européenne – Ces travaux sont cofinancés par le FEDER et le Conseil Régional de Bretagne au travers du projet Interreg3B PIMHAI.

intégré-différentielle. Nous présenterons finalement quelques résultats de recalage sur des images synthétiques et réelles avant de conclure.

2 Modèle de déformation

Un recalage des images brutes obtenues (non corrigées des variations d'attitude de l'avion porteur) sur une image de référence nécessite une modélisation aussi précise que possible des processus de déformation mis en jeu. Dans le cas présent, si l'on suppose dans un premier temps un mouvement de translation uniforme du vecteur, la première source de déformation de l'image acquise est constituée d'une transformation rigide de type RST : celle-ci est superposable à l'image de référence à une similitude positive près. Dans un second temps, les mouvements d'attitude de l'avion (tangage, roulis, lacet) peuvent être pris en compte. Toutefois, après analyse d'un grand nombre d'images issues du capteur CASI, et afin d'éviter une paramétrisation trop complexe du problème, nous avons considéré que le mouvement de roulis est principalement responsable de ces déformations, affectant d'un décalage relatif les lignes successives du balayage.

Plus précisément, nous avons fait le choix du modèle de déformation suivant :

$$D(\alpha, \rho, \mathbf{t}, \mathbf{l}) = L(\mathbf{l}) \circ T(\mathbf{t}) \circ S(\rho) \circ R(\alpha) \quad , \quad (1)$$

où R , S et T sont respectivement les transformations de rotation d'angle α , d'homothétie de facteur ρ (toutes deux centrées sur l'image par hypothèse) et de translation de vecteur \mathbf{t} , et L représente l'application d'un ensemble de décalages relatifs $\mathbf{l} = [l_0 \dots l_{i_{\max}}]^T$ entre les lignes du processus de balayage (voir figure 2). La solution au problème de recalage consiste donc à optimiser le paramètre $\Theta = [\alpha, \rho, \mathbf{t}, \mathbf{l}^T]^T$:

$$\Theta^* = \arg \min_{\Theta} C(I_r, I_d \circ D_{\Theta}^{-1}) \quad , \quad (2)$$

où $I_r(\mathbf{s})$, $\mathbf{s} = (i, j) \in \Omega = \Omega_i \times \Omega_j$ représente l'image de référence (la cible), $I_d(\mathbf{s})$ l'image déformée (la source à rectifier), et $C(\cdot, \cdot)$ représente un critère de comparaison entre deux images, c'est-à-dire une fonction de coût de non alignement.

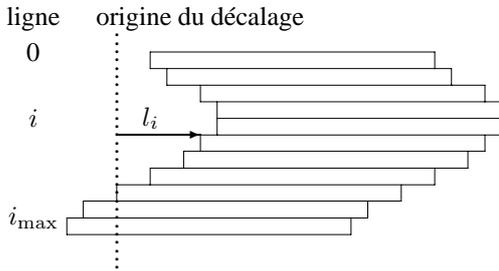


FIG. 2: Modèle de décalage des lignes dû au roulis.

3 Optimisation par approche variationnelle

Dans le cas d'un même imageur identique pour la source et la cible, le choix du critère SSD (*Sum of Squared Diffe-*

rences) [2] est le plus naturel. Toutefois, dans le cas de systèmes imageurs différents, ou d'acquisitions effectuées à des dates éloignées, ou encore de la diversité des images cibles (autres images aériennes, satellitaires, cartes numériques, etc.) potentiellement utilisables pour le recalage, un choix maintenant classique consiste à utiliser le critère d'information mutuelle. Plus précisément, nous avons considéré le problème de la minimisation du critère suivant :

$$\mathcal{J}_{\mathcal{IM}}(\Theta) = -\mathcal{IM}(I_r, I_d \circ D_{\Theta}^{-1}) \quad , \quad (3)$$

où l'information mutuelle entre les images déformée et référence est définie par :

$$\mathcal{IM}(I_r, I_d \circ D_{\Theta}^{-1}) = \int_{\mathbb{R}^2} f_{I_r, I_d \circ D_{\Theta}^{-1}}(i_1, i_2) \log \frac{f_{I_r, I_d \circ D_{\Theta}^{-1}}(i_1, i_2)}{f_{I_r}(i_1) f_{I_d \circ D_{\Theta}^{-1}}(i_2)} di_1 di_2 \quad , \quad (4)$$

où $f_{I_r, I_d \circ D_{\Theta}^{-1}}$ représente la f.d.p. conjointe des images référence et rectifiée, f_{I_r} la f.d.p. de l'image référence et $f_{I_d \circ D_{\Theta}^{-1}}$ la f.d.p. de l'image source rectifiée. Nous avons mis en œuvre l'optimisation conjointe des paramètres RST et du décalage des lignes \mathbf{l} en approchant la solution de l'équation d'Euler-Lagrange à l'aide d'une descente de gradient. Les paramètres RST n'ont fait l'objet d'aucune régularisation particulière de la solution, tandis que la solution sur \mathbf{l} a été régularisée par un filtrage passe-bas spécifié et effectué dans le domaine fréquentiel d'une façon analogue à celle décrite dans [1]. Plus précisément, le flot de gradient obtenu (dérivé de [2]) s'écrit :

$$\begin{cases} \alpha_t & = \int_{\Omega} W_{\Theta}(\mathbf{s}) \nabla_{\alpha} I_d \circ D_{\Theta}^{-1}(\mathbf{s}) ds \\ \rho_t & = \int_{\Omega} W_{\Theta}(\mathbf{s}) \nabla_{\rho} I_d \circ D_{\Theta}^{-1}(\mathbf{s}) ds \\ \mathbf{t}_t & = \int_{\Omega} W_{\Theta}(\mathbf{s}) \nabla_{\mathbf{s}} I_d \circ D_{\Theta}^{-1}(\mathbf{s}) ds \\ \mathbf{l}_t & = \left[\int_{\Omega_j} W_{\Theta}(\mathbf{s}) \nabla_j I_d \circ D_{\Theta}^{-1}(\mathbf{s}) dj \right] \otimes \mathbf{g} \\ \Theta(t=0) & = \Theta_0 \end{cases} \quad (5)$$

où

$$W_{\Theta}(\mathbf{s}) = -\frac{1}{\mu(\Omega)} \left[\psi \star \frac{\partial L^{\Theta}}{\partial i_2} \right] (I_r(\mathbf{s}), I_d \circ D_{\Theta}^{-1}(\mathbf{s})) \quad , \quad (6)$$

$$\frac{\partial L^{\Theta}}{\partial i_2} = \frac{1}{f_{I_r, I_d \circ D_{\Theta}^{-1}}(i_1, i_2)} \frac{\partial f_{I_r, I_d \circ D_{\Theta}^{-1}}(i_1, i_2)}{\partial i_2} - \frac{1}{f_{I_d \circ D_{\Theta}^{-1}}(i_2)} \frac{\partial f_{I_d \circ D_{\Theta}^{-1}}(i_2)}{\partial i_2} \quad , \quad (7)$$

ψ représente un noyau de lissage pour l'estimation (de type Parzen-Rosenblatt) de la f.d.p. conjointe $f_{I_r, I_d \circ D_{\Theta}^{-1}}$, \otimes est l'opérateur de convolution circulaire et le vecteur \mathbf{g} contient la réponse impulsionnelle (non-causale) correspondant à un filtre passe-bas fréquentiel idéal :

$$g(i) = 1 + 2 \sum_{k=1}^K \cos \frac{2\pi k i}{i_{\max} + 1} \quad , \quad i = [0 \dots i_{\max}] \quad (8)$$

4 Résultats expérimentaux

4.1 Recalage d'images synthétiques

Afin de tester l'algorithme mis en œuvre, nous avons utilisé un jeu de deux images synthétiques, dont l'une a été obtenue

après l'application sur l'autre du modèle de déformation présenté plus haut (voir figure 4). Les paramètres de la transformation RST appliquée sont donnés dans le tableau 1. Le processus de décalage de lignes est donné par $l_i = 10 \cos(2\pi i/256)$.

Nous avons estimé ces paramètres dans deux cas, en appliquant à chaque fois 500 itérations de la descente (5). Le premier cas correspond à une régularisation du processus de décalage des lignes par un filtrage passe-bas fréquentiel optimal, c'est-à-dire dont l'expression dans le domaine spectral est réduite à deux coefficients indépendants ($K = 1$ dans l'équation 8). Le second cas correspond à une surestimation de l'ordre du filtre, avec trois coefficients indépendants ($K = 2$). Les résultats obtenus sont également donnés dans le tableau 1 pour ce qui concerne les paramètres RST. Les estimations du processus de décalage des lignes sont présentées en figure 3. Ces résultats montrent que la technique proposée converge vers la solution attendue, même si l'ordre du filtre dépasse de peu l'ordre optimal. Toutefois, une surestimation trop élevée de cet ordre ($K = 4$ ou 5) conduit comme on peut s'y attendre à une mauvaise estimation des paramètres de la transformation. D'un point de vue pratique, la sélection de l'ordre optimal du filtre peut être effectuée grâce à la mesure de l'information mutuelle $\mathcal{IM}(I_r, I_d \circ D_{\Theta}^{-1})$, ou encore de l'entropie conjointe $\mathcal{H}(I_r, I_d \circ D_{\Theta}^{-1})$.

TAB. 1: Estimation des paramètres de la transformation

Paramètres RST	α	ρ	\mathbf{t}
original	20°	0.9	(0, 0)
régul. $K = 1$	19.95°	0.898	(1.27, 1.00)
régul. $K = 2$	19.57°	0.898	(1.25, 0.80)

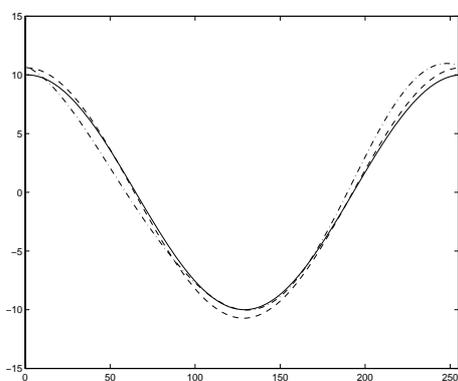


FIG. 3: Estimation du décalage des lignes: (—) original; (- -) estimation avec régularisation du processus de décalage pour $K = 1$; (-.-) estimation avec régularisation du processus de décalage par filtrage fréquentiel pour $K = 2$.

4.2 Recalage d'images réelles

Nous avons testé la robustesse de cette technique dans plusieurs cas expérimentaux, en utilisant des données réelles brutes (non corrigées du roulis et non géoréférencées) issues du capteur multispectral CASI disponible dans notre laboratoire, et acquises en 1998. Ces images brutes ont été alignées sur des ortho-images acquises en 2003 et provenant de la BD-ortho de l'IGN (Institut Géographique National). Les figures 5 et 6

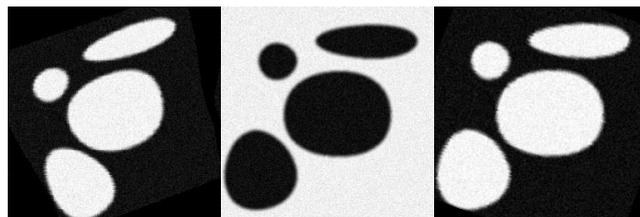


FIG. 4: Recalage d'images synthétiques: (gauche) image source; (centre) image cible; (droite) recalage de l'image source pour $K = 1$.

montrent les images source et référence, ainsi que les recalages associés. Ces recalages ont été obtenus après 300 itérations du flot de gradient, et en choisissant un filtrage fréquentiel à $K = 19$ coefficients. Les alignements obtenus sont relativement corrects, excepté dans la figure 6, où l'on peut observer dans le haut et le bas de l'image rectifiée un décalage résiduel des lignes. Ce décalage provient de la régularisation adoptée pour le processus de décalage des lignes, qui, après filtrage fréquentiel, se trouve contraint d'être une fonction périodique de la variable i , ce qui n'est pas le cas en général.

5 Conclusion

Dans cette communication, nous avons présenté une technique de recalage d'images issues d'un capteur aéroporté de type *scanner*, en utilisant comme données de référence des ortho-images. Cette technique s'appuie sur un modèle *ad-hoc*, bien que simplifié, du mouvement relatif de la ligne de balayage, et utilise le critère d'information mutuelle pour l'estimation des paramètres de la déformation, estimation mise en œuvre à l'aide d'une approche variationnelle. Nous avons montré que cette technique est relativement robuste et qu'elle est utilisable de façon automatique et avec une paramétrisation légère pour le géoréférencement et/ou le mosaïquage de données d'imagerie aérienne. De plus, elle est aisément extensible à des modèles de déformation plus complexes, prenant en compte par exemple des facteurs d'échelle différents suivant la dimension spatiale considérée (*along track* ou *across track*), ou bien encore des champs de déformation continus, ce qui pourrait permettre de corriger l'image brute des variations dues à la topographie.

Références

- [1] G. Christensen, 'Consistent linear-elastic transformations for image matching', *Lecture Notes in Computer Science*, **1613**, pp. 224-237, 1999.
- [2] G. Hermosillo, C. Chéfd'Hotel, O. Faugeras, 'Variational methods for multimodal image matching', *Int. Journal Computer Vision*, **50**(3), pp. 329-343, 2002.
- [3] J. Maintz, M. Viergever, 'A survey of medical image registration', *Medical Image Analysis*, **2**(1), pp. 1-36, 1998.
- [4] P. Viola, W. Wells, 'Alignment by maximization of mutual information', *Int. Journal Computer Vision*, **24**, pp. 137-154, 1997.

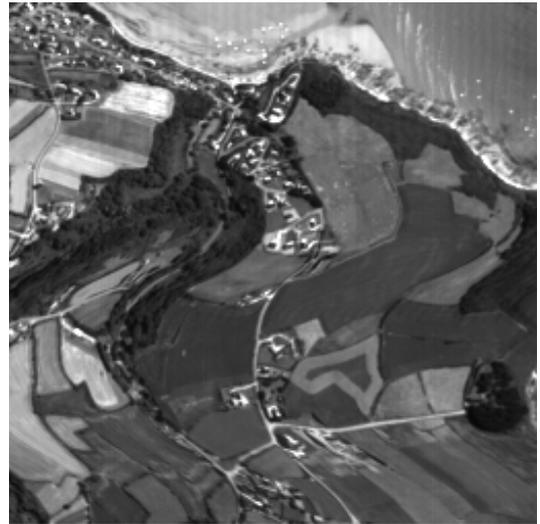


FIG. 5: Recalage d'images aériennes: (en haut) Image source CASI; (au centre) Ortho-image cible IGN; (en bas) Recalage de l'image source.

FIG. 6: Recalage d'images aériennes: (en haut) Image source CASI; (au centre) Ortho-image cible IGN; (en bas) Recalage de l'image source.