



HAL
open science

Homographies structurées pour l’alignement de couches spectrales

Pierre Chatelain, Gilles Delmaire, Aseel Al Khansa, Matthieu Puigt, Gilles Roussel

► **To cite this version:**

Pierre Chatelain, Gilles Delmaire, Aseel Al Khansa, Matthieu Puigt, Gilles Roussel. Homographies structurées pour l’alignement de couches spectrales. XXIXème Colloque Francophone de Traitement du Signal et des Images (GRETSI 2023), Aug 2023, Grenoble, France. pp.1073-1076. hal-04130466

HAL Id: hal-04130466

<https://hal.science/hal-04130466>

Submitted on 28 Aug 2023

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.

Homographies structurées pour l’alignement de couches spectrales

Pierre CHATELAIN Gilles DELMAIRE Aseel AL KHANSA Matthieu PUIGT Gilles ROUSSEL

Univ. Littoral Côte d’Opale, LISIC – UR 4491, F-62219 Longuenesse Cedex, France

Résumé – Des caméras hyperspectrales compactes à acquisition spatio-spectrale ont été proposées ces dernières années. Leur miniaturisation et leur conception engendrent des désalignements géométriques pour lesquels le fabricant ne propose pas de solution. Dans nos précédents travaux, nous avons conçu une approche basée sur les collections d’homographies pour corriger ce problème. Cette dernière nécessitait un nombre très important de points à relever par un utilisateur (4 points/couche soit 768 points au total pour notre caméra). Dans cet article, nous en proposons une extension structurée par un modèle où le nombre de points minimum à relever est significativement réduit (12 points au total) tout en fournissant des performances similaires.

Abstract – Compact hyperspectral cameras with spatio-spectral acquisition have been proposed in recent years. Their miniaturization and their design result in geometrical misalignments that still need to be taken into account by the manufacturer. In our previous work, we addressed this issue with an approach based on collection of homographies. This one required a massive number of points manually extracted by the user (typically 4 points/layer, *i.e.*, 768 for our camera). In this article, we suggest using a model structured extension where the minimum number of points is drastically decreased to only 12 points while maintaining the accuracy level.

1 Introduction

L’imagerie hyperspectrale (IHS) combine la puissance de l’image numérique et de la spectroscopie. Elle fournit des cubes de données avec deux dimensions spatiales et une dimension spectrale. L’observation des pixels spatiaux le long de la dimension spectrale permet l’analyse du contenu spectral de zones de faible étendue, autorisant son utilisation afin d’identifier certains matériaux ou analyser un couvert végétal [2, 8].

Ces approches sont basées sur l’étude des signatures spectrales via le traitement d’un cube hyperspectral. A cette fin, l’étude de la signature spectrale nécessite l’inspection de centaines de composantes vues comme des couleurs. De nos jours, la seule caméra bas coût et compacte comprenant des centaines de longueurs d’ondes est disponible dans une version spatio-spectrale, nécessitant de scanner toute la scène pour obtenir une information complète [16]. Néanmoins, ce type de capteur nécessite un balayage très précis de la caméra pour obtenir un cube consistant, au risque d’obtenir des déformations des objets dans la scène [3]. Plus précisément, le capteur de cette caméra est organisé en « bandelettes » ; chacune étant associée à un filtre spécifique qui permet d’observer le contenu à une longueur d’onde (ou couleur) donnée. Le déplacement rectiligne de la caméra va à terme permettre de constituer le cube hyperspectral (voir la partie gauche de la Fig. 1) [12–14].

De plus, chaque couleur est perçue à partir d’un angle de visée différent – différent du NADIR – ce qui entraîne une projection oblique différente pour chaque bande (voir partie centrale de la Fig. 1) [9, 12]. Cette vision provoque des effets locaux de contraction ou d’étirement dus aux variations de hauteurs des objets dans la scène. Ce défaut spatial ne peut pas être négligé et doit être corrigé par des méthodes de recalage spatial. Ainsi, on propose de revisiter différentes fonctions de déformation spatiale pour l’IHS telles que les homographies basées sur l’obtention de points d’intérêt. L’extraction automatique de ces derniers est illusoire compte tenu de la qualité variable des différentes couches spectrales ou couleurs, ce qui requiert une extraction manuelle de ces points d’intérêt.

Cependant, afin de tenir compte de la structure des différents modèles homographiques, on propose ici d’utiliser un modèle paramétrique joint d’homographies structurées permettant de corriger la déformation spatiale entre couches avec un nombre minimum de points d’intérêts.

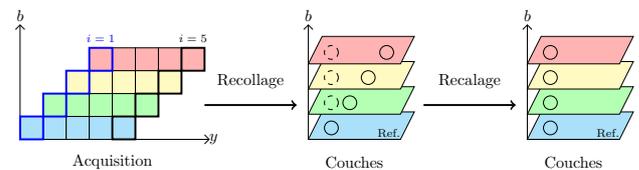


FIGURE 1 : Problématique liée à l’acquisition de données par une caméra spatio-spectrale miniaturisée [12–15, 18].

On se replace dans le contexte de l’article [3] dont l’objectif est de constituer un cube hyperspectral à 192 composantes. Le porteur de caméra¹, situé à une hauteur relative par rapport au sol constante, suit un mouvement rectiligne uniforme. Les images brutes spatio-spectrales sont recollées par image-composante via un algorithme dénoté *PSR* basé sur le mouvement de la caméra [3]. Ce cube reste cependant muni de défauts géométriques caractérisés par des étirements ou des contractions des objets.

Le recalage spatial proposé initialement dans [3] consiste à traiter indépendamment les 192 couches spectrales. Chaque couche dispose de son propre modèle homographique ajusté à partir d’au moins 4 paires de points (8 points au total) relevés manuellement. Concrètement, cela signifie qu’un utilisateur doit relever au minimum 768 points, dont certains apparaissent de manière peu visible dans certaines couches.

On propose ainsi d’examiner les travaux existants en recalage spatial pour l’IHS puis de proposer une méthode structurée de recalage utilisant un nombre réduit de points extraits manuellement. Enfin, nous montrons l’apport de cette nouvelle méthode en termes de précision et nombre de points d’intérêts nécessaires.

¹Caméra utilisée : XIMEA MQ022HG-IM-LS150-VISNIR

2 État de l'art en méthodes de recalage

Usuellement en imagerie classique, le recalage d'images s'effectue par mise en correspondance d'une paire de points d'intérêts extraits d'une paire d'images issues d'un capteur identique [1, 6, 10]. La recherche de points caractéristiques est alors effectuée automatiquement puis une étape curative permet l'élimination des points aberrants [4, 5, 11, 17].

On présente ci-dessous les principes de la méthode *Global Homography Warping* (GHW) [7] qui sert de point de départ à l'approche proposée. Soit \mathbb{E} un ensemble de n paires de points de correspondance (x_j, y_j, u_j, v_j) . En coordonnées homogènes, une matrice d'homographie H met en relation les vecteurs $\mathbf{p}_j = [x_j, y_j, 1]^T$ provenant de l'image 1 et son correspondant $\mathbf{q}_j = [u_j, v_j, 1]^T$ dans l'image 2 via

$$\forall j \in \llbracket 1, n \rrbracket, \mathbf{q}_j \sim \begin{bmatrix} h_{1,1} & h_{1,2} & h_{1,3} \\ h_{2,1} & h_{2,2} & h_{2,3} \\ h_{3,1} & h_{3,2} & 1 \end{bmatrix} \mathbf{p}_j \triangleq H \mathbf{p}_j \quad (1)$$

où \sim est la relation de colinéarité entre vecteurs et $h_{1,3}, h_{2,3}$ désignent les paramètres de translations de l'homographie. Si l'on note, $\mathbf{h} = [h_{1,1}, h_{1,2}, h_{1,3}, h_{2,1}, h_{2,2}, h_{2,3}, h_{3,1}, h_{3,2}]^T$ le vecteur des 8 paramètres, le produit scalaire par les orthogonaux du vecteur \mathbf{q}_j permet d'accéder à une nouvelle forme :

$$\forall j \in \llbracket 1, n \rrbracket, A_j \mathbf{h} = \mathbf{c}_j, \quad \text{avec} \quad (2)$$

$$A_j \triangleq \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{1 \times 3} & -\mathbf{p}_j^T & v_j x_j & v_j y_j \\ \mathbf{p}_j^T & \mathbf{0}_{1 \times 3} & -u_j x_j & -u_j y_j \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad \mathbf{c}_j \triangleq \begin{bmatrix} -v_j \\ u_j \end{bmatrix}.$$

Par concaténation des n équations de cette forme, on obtient une équation générale $\mathbf{A} \mathbf{h} = \mathbf{c}$ dont la solution par l'estimateur au sens des moindres carrés est notée $\hat{\mathbf{h}}$. A partir de ce modèle global de base, des modèles locaux et structurés ont été développés.

A l'inverse, en IHS, les points sont vus à travers des filtres différents, ce qui crée une visibilité différente des points caractéristiques, causant ainsi aux algorithmes de sélection automatique, la génération de nombreux points aberrants. Par conséquent, un travail manuel est donc nécessaire. Dans [3], nous avons étendu *GHW* à des collections d'image-composantes. En notant \mathbb{E} l'ensemble des n points de correspondance dans chacune des \bar{b} bandes spectrales $(x_j^1, y_j^1, \dots, x_j^{\bar{b}}, y_j^{\bar{b}})$, l'approche étendant *GHW* qui a été proposée dans [3] cherche à recalibrer l'ensemble des images à partir de données de référence d'une bande spectrale $u_j = x_j^{ref}$ et $v_j = y_j^{ref}$.

Pour une entrée j , aux coordonnées (u_j, v_j) de la couche spectrale de référence, on associe le vecteur de coordonnées homogènes $\mathbf{q}_j = [u_j, v_j, 1]^T$ et on construit les vecteurs $\mathbf{p}_j(b) = [x_j^b, y_j^b, 1]^T$ associés aux coordonnées (x_j^b, y_j^b) respectives à la couche spectrale b . En notant $A_j(b)$ la matrice définie dans (2) associée au recalage de la b -ième couche spectrale avec l'image de référence, on peut estimer la matrice d'homographie $H(b)$ associée et recalibrer une bande. Le recalage global est réalisé par l'estimation des \bar{b} vecteurs $\hat{\mathbf{h}}(b)$ via

$$\forall b \in \llbracket 1, \bar{b} \rrbracket \quad A(b) \cdot \hat{\mathbf{h}}(b) = \mathbf{c}(b),$$

$$\text{où} \quad A(b) \triangleq [A_1(b)^T A_2(b)^T \dots A_n(b)^T]^T \quad (3)$$

$$\text{et} \quad \mathbf{c}(b) \triangleq [\mathbf{c}_1^T \mathbf{c}_2^T \dots \mathbf{c}_n^T]^T$$

3 Vers un modèle de recalage global

Pour inférer un modèle de recalage plus global que les \bar{b} recalages individuels proposés dans [3], on se propose d'étudier les \bar{b} vecteurs de paramètres $\hat{\mathbf{h}}(b)$. Dans notre cas, on a $\bar{b} = 192$, ainsi on dispose de suffisamment de vecteurs pour faire une analyse statistique. Une étude des variances par composantes nous invite à regarder avec attention les composantes $h_{1,3}$ et $h_{2,3}$.

Les courbes représentatives de $h_{1,3}(b)$ et $h_{2,3}(b)$ en fonction de b ont une forme semblable à une parabole. Pour des raisons de simplicité (3 paramètres seulement) et d'élégance (l'ajustement est classique), les premières courbes à ajuster testées sont des trinômes du second degré. Les ajustements obtenus sont satisfaisants pour nos données, ce qui nous a motivé à exploiter ce modèle.

Dans la suite de l'article, on cherchera alors un modèle d'homographie global à 12 paramètres où les composantes $h_{1,3}(b)$ et $h_{2,3}(b)$ sont des trinômes de degré 2 en b .

4 Méthode de recalage proposée

Dans cette article, on propose un nouveau modèle permettant de réduire le nombre de points à relever à 12 points au minimum. Dès lors le temps passé sur l'étape manuelle de cette méthode semi-automatique est drastiquement réduit.

On souhaite construire un modèle unique global semblable aux homographies mais avec un nombre réduit de points. On définit $\mathcal{S}(b)$ comme le sous-ensemble des n points de la couche de référence qui sont effectivement observés dans la couche b . Celui-ci met en relation les vecteurs $\mathbf{q}_j, \mathbf{p}_j(1), \dots, \mathbf{p}_j(\bar{b})$ via une relation de colinéarité de la forme :

$$\forall b \in \llbracket 1, \bar{b} \rrbracket, \forall j \in \mathcal{S}(b), \quad \mathbf{q}_j \sim H(b) \cdot \mathbf{p}_j(b) \quad (4)$$

où $H(b)$ est une matrice d'homographie de la forme :

$$H(b) = \begin{bmatrix} h_{1,1,0} & h_{1,2,0} & h_{1,3,0} + h_{1,3,1} \cdot b + h_{1,3,2} \cdot b^2 \\ h_{2,1,0} & h_{2,2,0} & h_{2,3,0} + h_{2,3,1} \cdot b + h_{2,3,2} \cdot b^2 \\ h_{3,1,0} & h_{3,2,0} & 1 \end{bmatrix}. \quad (5)$$

Cette matrice est caractérisée par les 12 coefficients $h_{\bullet,\bullet,\bullet}$.

Par analogie avec le vecteur des 8 paramètres de la méthode *GHW*, on organise le vecteur \mathbf{h} à rechercher comme ceci :

$$\mathbf{h} \triangleq [h_{1,1,0}, \dots, h_{3,2,0} \mid h_{1,3,1}, h_{2,3,1} \mid h_{1,3,2}, h_{2,3,2}]^T \quad (6)$$

où les huit premières composantes correspondent au vecteur \mathbf{h} précédent tandis que les 4 derniers paramètres correspondent aux composantes polynomiales ajoutées par notre nouveau modèle.

En suivant la démonstration de *GHW*, on peut dresser une règle d'ajustement pour \mathbf{h} . Démarrons de la relation de colinéarité (4), en considérant les deux vecteurs orthogonaux à \mathbf{q}_j suivants $[0, -1, v_j]^T$ et $[1, 0, -u_j]^T$. On aboutit à une relation :

$$\forall b \in \llbracket 1, \bar{b} \rrbracket \quad \forall j \in \mathcal{S}(b), \quad \mathbb{A}_j(b) \cdot \mathbf{h} = \mathbf{c}_j, \quad (7)$$

où $\mathbb{A}_j(b) \triangleq \left[A_j(b) \begin{vmatrix} 0 & -b \\ b & 0 \end{vmatrix} \begin{vmatrix} 0 & -b^2 \\ b^2 & 0 \end{vmatrix} \right]$. Par concaténation

des $\sum_{b=1}^{\bar{b}} \#(\mathcal{S}(b))$ équations² de cette forme, on a une équation générale $\mathbb{A} \mathbf{h} = \mathbf{c}$ que doit vérifier le vecteur des 12 paramètres. Nous reformulons ce problème comme un problème

²La fonction $\#(\cdot)$ désigne le cardinal de l'ensemble entre parenthèses

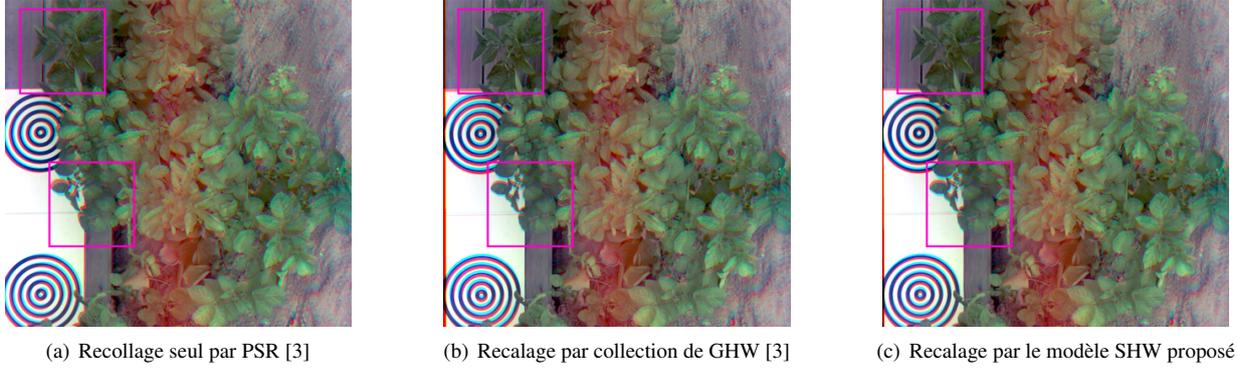


FIGURE 2 : Représentations en pseudo-couleurs RVB des cubes hyperspectraux (R : Couche 100; V : Couche 30; B : Couche 3)

d'optimisation des moindres carrés de grande taille :

$$\hat{\mathbf{h}} = \underset{\mathbf{h}}{\operatorname{argmin}} \|\mathbb{A} \cdot \mathbf{h} - \mathbf{c}\|_2^2 \quad (8)$$

où $\hat{\mathbf{h}}$ est l'estimation optimale du vecteur de paramètres \mathbf{h} . Une solution calculatoire est donnée ci-après.

Le problème (8) est un problème classique de moindres carrés dont la solution analytique s'exprime explicitement :

$$\hat{\mathbf{h}} = (\mathbb{A}^T \mathbb{A})^{-1} \mathbb{A}^T \mathbf{c} \text{ avec } \begin{cases} \dim \mathbb{A} = (\sum_{b=1}^{\bar{b}} \#\mathcal{S}(b)) \cdot 2 \times 12, \\ \dim \mathbf{c} = (\sum_{b=1}^{\bar{b}} \#\mathcal{S}(b)) \cdot 2 \times 1. \end{cases} \quad (9)$$

Si l'on note \mathbb{B} la matrice $\mathbb{A}^T \mathbb{A}$ et \mathbf{d} le vecteur $\mathbb{A}^T \mathbf{c}$ alors

$$\hat{\mathbf{h}} = \mathbb{B}^{-1} \mathbf{d} \text{ avec } \begin{cases} \dim \mathbb{B} = 12 \times 12, \\ \dim \mathbf{d} = 12 \times 1. \end{cases} \quad (10)$$

Cette seconde formulation a l'avantage d'être de dimension plus réduite et de pouvoir se calculer directement à partir des blocs élémentaires utiles $\mathbb{A}_j(b)$ et \mathbf{c}_j de la manière suivante :

$$\mathbb{B} \approx \sum_{b=1}^{\bar{b}} \sum_{j \in \mathcal{S}(b)} \mathbb{A}_j(b)^T \cdot \mathbb{A}_j(b); \quad \mathbf{d} \approx \sum_{b=1}^{\bar{b}} \sum_{j \in \mathcal{S}(b)} \mathbb{A}_j(b)^T \cdot \mathbf{c}_j \quad (11)$$

La méthode de recalage ainsi proposée est nommée *Structured Homography Warping* (SHW).

5 Résultats expérimentaux

Pour mesurer les performances de la méthode proposée, on a conduit différentes expériences à partir d'images réelles de plants de pomme de terre réalisées avec une caméra spatio-spectrale Ximea. Les points caractéristiques extraits correspondent à des points anguleux issus des différents matériaux de la scène.

La Fig. 2 montre des images en pseudo-couleur RGB obtenues à partir de cubes (a) seulement recollés, ou post-traités (b) avec des collections de GHW et (c) la méthode SHW. Le flou rouge au centre des images correspond à un défaut spectrométrique, sans intérêt ici. Dans la Fig. 3, on se concentre sur le feuillage. Les recalages avec GHW et SHW améliorent l'alignement des feuilles vis à vis du recollage seul, que ce soit avec le premier extrait (tracés en haut de la Fig. 3) ou le second (en bas). Cependant, à l'échelle des feuilles observées des désalignements persistent encore même après nos recalages.

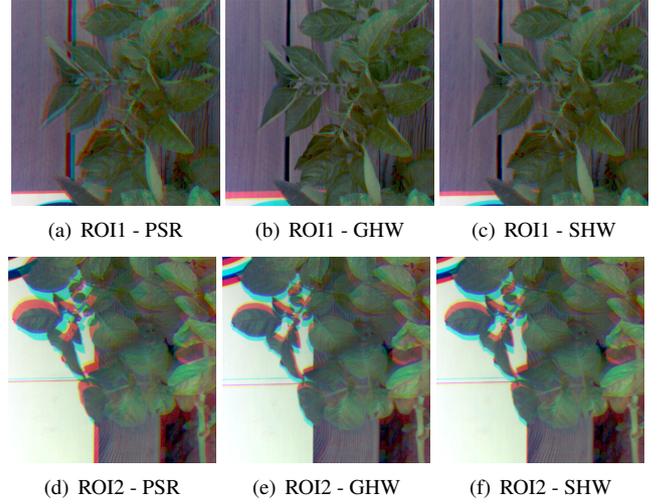


FIGURE 3 : Zoom sur des régions d'intérêt

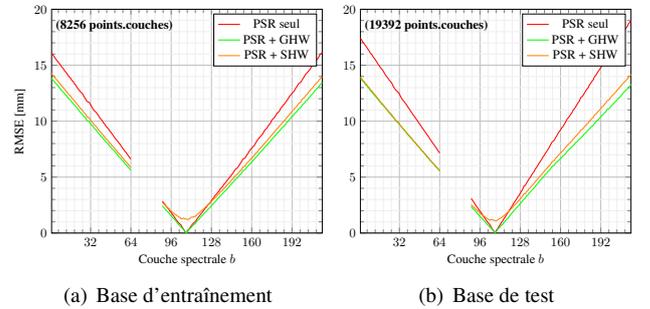


FIGURE 4 : Erreur résiduelle moyenne d'alignement

Par ailleurs en Fig. 4, on a représenté les courbes d'erreurs moyennes en distance en fonction du numéro de couche spectrale introduites dans [3] et obtenues avec le même nombre de points. On rappelle que pour $b \in \llbracket 65, 88 \rrbracket$, il n'y a pas d'information à cause de la bande morte du capteur. La couche de référence choisie est $b = 108$. En rouge, on a le recollage PSR. Le recalage SHW (orange) suit les performances du recalage par collection de GHW (en vert) pour les b latéraux à la référence. En revanche, le recalage SHW est peu performant au voisinage de la référence à cause d'inconsistance du modèle : En réalité, $h_{1,3}(b)$ et $h_{2,3}(b)$ ne sont pas des trinômes en b .

Enfin, on s'est intéressé à la distribution des erreurs lorsqu'on sélectionne aléatoirement 12 à 120 paires de points (soit de 24 à 240 équations). Les distributions obtenues pour 1000 tirages sont représentées en Fig 5. On constate que la distri-

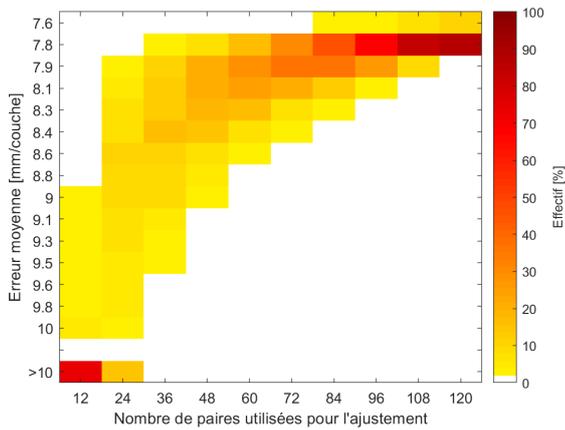


FIGURE 5 : Distribution de l'erreur moyenne

bution des erreurs n'est pas de bonne qualité lorsqu'on prend en compte un nombre inférieur à 36 paires. On peut raisonnablement considérer que sans stratégie particulière, relever 84 paires (soit $28 * 3 + 28 = 112$ points au total) est suffisant pour observer une amélioration significative du recalage. Ce nombre de points reste significativement plus faible qu'avec l'approche GHW [3] qui nécessite largement plus de 768 points.

6 Conclusion

Dans cet article on a proposé un nouveau modèle homographique structuré. Tout en conservant le même niveau de réalignement des couches spectrales, notre modèle nécessite beaucoup moins de points pour être ajusté que les autres modèles actuellement existant. L'étape de pointage manuel qui était lourde devient maintenant beaucoup plus simple à gérer. En termes de perspectives, nous souhaiterions étudier l'apport d'un recalage local plutôt que global et proposer une sélection automatisée des points.

Remerciements P. Chatelain et A. Al Khansa remercient le PMCO et le pôle MTE qui financent en partie leurs travaux. Les expériences présentées dans cet article ont été réalisées sur la plate-forme de calcul scientifique CALCULCO de l'ULCO.

Références

- [1] H. BAY, T. TUYTELAARS et L. VAN GOOL : Surf : Speeded up robust features. *In Proc. ECCV*, pages 404–417. Springer, 2006.
- [2] J. M. BIOCAS-DIAS, A. PLAZA, G. CAMPS-VALLS, P. SCHEUNDERS, N. NASRABADI et J. CHANUSSOT : Hyperspectral remote sensing data analysis and future challenges. *IEEE Geosci. Remote Sens. Mag.*, 1(2):6–36, 2013.
- [3] P. CHATELAIN, G. DELMAIRE, A. ALBOODY, M. PUIGT et G. ROUSSEL : Semi-automatic spectral image stitching for a compact hybrid linescan hyperspectral camera towards near field remote monitoring of potato crop leaves. *Sensors*, 21(22):7616, 2021.
- [4] O. CHUM et J. MATAS : Matching with PROSAC-progressive sample consensus. *In Proc. IEEE CVPR'05*, volume 1, pages 220–226. IEEE, 2005.
- [5] M. A. FISCHLER et R. C. BOLLES : Random sample consensus : a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Communications of the ACM*, 24(6):381–395, 1981.
- [6] C. HARRIS, M. STEPHENS *et al.* : A combined corner and edge detector. *In Alvey vision conference*, volume 15, pages 10–5244. Citeseer, 1988.
- [7] R. HARTLEY et A. ZISSERMAN : *Multiple view geometry in computer vision*. Cambridge university press, 2003.
- [8] D. LANDGREBE : Hyperspectral image data analysis. *IEEE Signal Process. Mag.*, 19(1):17–28, 2002.
- [9] S. LIVENS, K. PAULY, P. BAECK, J. BLOMMAERT, D. NUYTS, J. ZENDER et B. DELAURÉ : A spatio-spectral camera for high resolution hyperspectral imaging. *ISPRS Archives*, 42, 2017.
- [10] D. G. LOWE : Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International journal of computer vision*, 60(2):91–110, 2004.
- [11] J. MA, J. ZHAO, J. TIAN, A. L. YUILLE et Z. TU : Robust point matching via vector field consensus. *IEEE Trans. Image Process.*, 23(4):1706–1721, 2014.
- [12] M. MÜLLER-ROWOLD et R. REULKE : Hyperspectral panoramic imaging. *ISPRS Archives*, 2018.
- [13] M. PALSHIN : *Mobile Hyperspectral Acquisition System*. Master thesis, Tallinn University of Technology, Estonia, 2019.
- [14] J. PICHETTE, W. CHARLE et A. LAMBRECHTS : Fast and compact internal scanning cmos-based hyperspectral camera : the snapscan. *In Photonic Instrumentation Engineering IV*, volume 10110, page 1011014. International Society for Optics and Photonics, 2017.
- [15] A. SIMA, P. BAECK, D. NUYTS, S. DELALIEUX, S. LIVENS, J. BLOMMAERT, B. DELAURÉ et M. BOONEN : Compact hyperspectral imaging system (cosi) for small remotely piloted aircraft systems (rpas)—system overview and first performance evaluation results. *ISPRS Archives*, 41:1157, 2016.
- [16] N. TACK, A. LAMBRECHTS, P. SOUSSAN et L. HASPELAGH : A compact, high-speed, and low-cost hyperspectral imager. *In Silicon Photonics VII*, volume 8266, page 82660Q. International Society for Optics and Photonics, 2012.
- [17] P. H. TORR et A. ZISSERMAN : Mlesac : A new robust estimator with application to estimating image geometry. *Computer vision and image understanding*, 78(1):138–156, 2000.
- [18] M. VILLA, J. SANCHO, M. VILLANUEVA, G. URBANOS, P. SUTRADHAR, G. ROSA, G. VAZQUEZ, A. MARTIN, M. CHAVARRIAS, L. PEREZ *et al.* : Stitching technique based on surf for hyperspectral pushbroom linescan cameras. *In Proc. DCIS'21*, pages 1–6. IEEE, 2021.