



UNIVERSITÉ  
DE MONTPELLIER



UNIVERSITÉ DE MONTPELLIER 2  
FACULTÉ DES SCIENCES

STAGE DE MASTER 2 EEA - ROBOTIQUE

IRSTEA - UMR ITAP  
L'ÉQUIPE COMIC



---

Appariement de bandes spectrales par  
reconstruction 3D pour capteurs d'image  
dédiés aux applications agricoles

---

Réalisé par :

SHIYU LIU

*Enseignant :*

M.GILLES RABATEL

Août 2018



# Table des matières

<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>1</b>
1.1	Présentation du laboratoire Irstea et de DigitAg . . . . .	1
1.2	Introduction du sujet de stage . . . . .	2
1.2.1	Contexte du sujet . . . . .	2
1.2.2	Capteur multispectral Parrot Sequoia . . . . .	2
1.2.3	Problématique et état de l'art . . . . .	3
1.2.4	Travaux envisagés . . . . .	4
<b>2</b>	<b>Modélisation et calibration de caméra</b>	<b>5</b>
2.1	Modèle sténopé . . . . .	5
2.2	Principe de calibration d'une caméra . . . . .	6
2.2.1	Notations . . . . .	6
2.2.2	Paramètres extrinsèques . . . . .	7
2.2.3	Paramètres intrinsèques . . . . .	8
2.2.4	Modèle global . . . . .	9
2.3	Résolution du modèle . . . . .	10
2.3.1	Formalisme du modèle linéaire . . . . .	10
2.3.2	Méthode des moindres carrés . . . . .	11
2.4	Calibration du capteur Sequoia . . . . .	12
2.4.1	Principe de calibration pour le capteur Sequoia . . . . .	12
2.4.2	Paramètres extrinsèques relatifs . . . . .	13
2.4.3	Processus de la calibration . . . . .	14
2.4.4	Résultats de la calibration du capteur Sequoia . . . . .	16
<b>3</b>	<b>Méthode de l'appariement</b>	<b>19</b>
3.1	Principe de la géométrie épipolaire . . . . .	19
3.2	Méthode de corrélation . . . . .	21
3.3	Transformée de Fourier-Mellin . . . . .	22
3.4	Protocole de l'appariement pour la bande GRE et REG . . . . .	23
<b>4</b>	<b>Résultats</b>	<b>25</b>
4.1	Résultats de l'appariement par la corrélation directe . . . . .	25
4.2	Vérification de la méthode de corrélation avec deux images de la même bande . . . . .	25
4.3	Résultats pour l'appariement de bande GRE et REG . . . . .	27
4.4	Comparaison avec la méthode TFM . . . . .	28
<b>5</b>	<b>Conclusion</b>	<b>30</b>

<b>6 Annexe</b>	<b>31</b>
6.1 Quaternion . . . . .	31
6.1.1 Notion de quaternion . . . . .	31
6.1.2 Calcul du quaternion associé à une matrice de rotation . . . . .	32
6.1.3 Calcul des angles d'Euler RTL associés à un quaternion . . . . .	33
6.2 Coordonnées des points correspondants définis pour la calibration . . . . .	34
<b>Références Bibliographiques</b>	<b>35</b>

# Table des figures

1	Centres de recherche de l'Irstea présents sur les territoires . . . . .	1
2	Institut Convergences - les partenaires de DigitAg . . . . .	2
3	Capteur multispectral Parrot Sequoia . . . . .	3
4	Analyse de transformée de Fourier des images multispectrales acquises avec des appareils photo Sigma couplés . . . . .	3
5	Effet de relief sur les feuilles des plants . . . . .	4
6	Modèle de projection sténopé de la caméra . . . . .	5
7	Notations et les repères utilisés . . . . .	6
8	Schéma de la relation géométrique du capteur Sequoia . . . . .	12
9	Mire de calibration . . . . .	15
10	Représentation schématique de la géométrie épipolaire . . . . .	19
11	Représentation de la relation épipolaire . . . . .	20
12	Recherche de correspondance par la corrélation . . . . .	21
13	Evolution des coefficients de corrélation . . . . .	21
14	Image de résultats pour la méthode de corrélation . . . . .	22
15	Méthode de l'appariement de bande GRE et REG . . . . .	24
16	Image redressée par la corrélation directe entre la bande GRE et REG . . . . .	25
17	Images de la même bande pour l'appariement par la corrélation . . . . .	26
18	Image redressée et carte de profondeur . . . . .	26
19	Cartes de disparité réduite entre la bande GRE et REG . . . . .	27
20	Images de résultat pour l'appariement de bande GRE et REG . . . . .	27
21	Carte de profondeur pour l'appariement de bande GRE et REG . . . . .	28
22	Images de fausse couleur pour l'appariement de la bande GRE et REG . . . . .	29



# 1 Introduction

## 1.1 Présentation du laboratoire Irstea et de DigitAg

L'Irstea - Institut national de recherche en sciences et technologies pour l'environnement et l'agriculture, est un organisme de recherche qui, depuis plus de 30 ans, travaille sur les enjeux majeurs d'une agriculture responsable et de l'aménagement durable des territoires, la gestion de l'eau et les risques associés, sécheresse, crues, inondations, l'étude des écosystèmes complexes et de la biodiversité dans leurs interrelations avec les activités humaines. Il y a 1200 collaborateurs dont plus de 860 scientifiques et ingénieurs qui travaillent dans les 9 centres du laboratoire en France. 19 unités de recherche dont 5 Unités Mixtes de Recherche (UMR) sont présentes à l'Irstea.



**FIGURE 1:** Centres de recherche de l'Irstea présents sur les territoires

Ce stage de master 2 est effectué au centre de Montpellier de l'Irstea qui est constitué de 3 Unités Mixtes de Recherche (ITAP, GEAU et TETIS). L'UMR ITAP (Information - Technologie - Analyse environnementale - Procédés agricoles), dans laquelle ce stage principalement se déroule, est structurée en quatre axes de recherche : 1. Evaluation environnementale et sociale ; 2. Modélisation et décision agro-environnementale ; 3. Capteurs optiques pour les milieux complexes (l'équipe Comic) ; 4. Procédés Environnement Pesticides Santé.

Ce sujet du stage est financé par DigitAg, l'Institut Convergences Agriculture Numérique, qui est un institut convergences de collaboration entre multiples centres de recherche, divers établissements d'enseignement supérieur et des entreprises.



FIGURE 2: Institut Convergences - les partenaires de DigitAg

Ce travail a bénéficié d'une aide de l'État gérée par l'Agence Nationale de la Recherche au titre du programme d'Investissements d'Avenir portant la référence ANR-16-CONV-0004.

## 1.2 Introduction du sujet de stage

### 1.2.1 Contexte du sujet

L'utilisation des drones pour le suivi des cultures est une demande en très forte croissance dans le domaine de l'agriculture, qui s'appuie sur la disponibilité de capteurs d'image multispectraux combinant des bandes dans le visible et le proche infrarouge. Aujourd'hui, pour y répondre, divers dispositifs commerciaux sont proposés par exemple caméra 4 bandes Sequoia ([www.parrot.com](http://www.parrot.com)), caméra 6 bandes Airphen ([www.hiphen-plant.com](http://www.hiphen-plant.com)) etc., qui reposent tous sur la juxtaposition de caméras élémentaires munies de leur propre objectif. Cette solution multi-objectifs est satisfaisante pour la prise d'images de résolution spatiale limitée à quelques centimètres par pixel. Cependant, elle est inutilisable pour certaines applications nécessitant une résolution plus élevée et donc un vol à très basse altitude pour les applications de détection d'adventices, de comptage de plantules, de l'analyse de maladies etc. En effet, les effets de parallaxe interdisent alors la superposition uniforme des différentes bandes spectrales.

### 1.2.2 Capteur multispectral Parrot Sequoia

Le capteur multispectral Parrot Sequoia révolutionne le secteur en proposant une solution complète, adaptable et compatible avec tous les drones. Grâce à ses deux capteurs, multispectral et sunshine, Sequoia analyse la vitalité des plantes en capturant la quantité de lumière qu'elles absorbent puis réfléchissent. Cette collecte de données permet à l'agriculteur d'agir sur ses parcelles de façon optimale.

Dans ce projet, nous disposons du capteur multispectral Parrot Sequoia, qui comprend quatre caméras de différentes bandes spectrales (Rouge, Verte, Red-Edge et Proche Infrarouge). Une caméra de bande visible RGB est aussi sur le capteur, ainsi qu'un capteur GPS et des accéléromètres



intégrés pour l'information de localisation et d'inclinaison du capteur lors de l'acquisition.

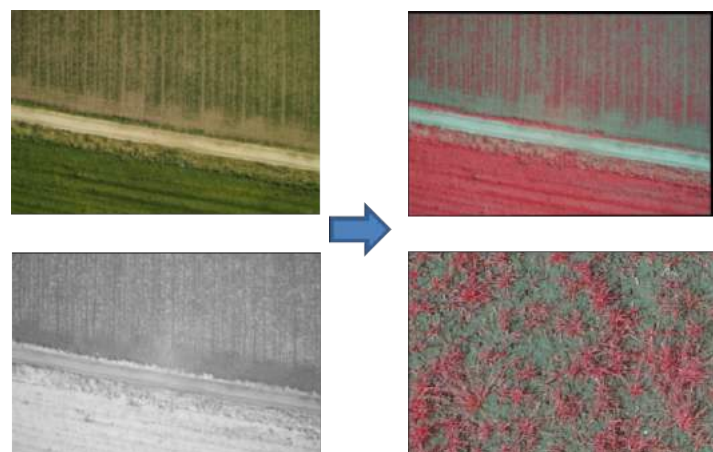


**FIGURE 3:** Capteur multispectral Parrot Sequoia

### 1.2.3 Problématique et état de l'art

Le projet de ce stage vise à l'utilisation du capteur Sequoia dans l'imagerie de près qui s'appuie sur un vol d'acquisition à très basse altitude. Dans ce cas-là, la parallaxe entre les caméras empêche la superposition des bandes différentes. Donc le capteur est non utilisable dans l'imagerie de près ou pour construire une image de très haute résolution. De plus, les différentes bandes spectrales ont des sensibilités très différentes selon les matériaux entraînant des variations différentes du niveau de gris. Ainsi, les méthodes conventionnelles d'appariement pourraient fonctionner mal.

Une première solution a été proposée par M.Rabatel et M.Labbé en 2016 [1] qui concerne l'appariement de bandes par une transformée de Fourier-Mellin des images. Cette solution proposée est basée sur une analyse de spectre local de Fourier qui a été réalisée avec des appareils photo Sigma DP2 Merrill couplés. La résolution obtenue a été d'environ 0.3 pixel.



**FIGURE 4:** Analyse de transformée de Fourier des images multispectrales acquises avec des appareils photo SIGMA couplés

Néanmoins, la solution suppose un modèle géométrique global entre les deux images de bandes différentes qui est non applicable à très courte distance, car la disparité entre les bandes est non constante à cause de l'effet de relief. Une méthode d'appariement par la reconstruction d'un modèle local pour chaque pixel sera nécessaire.



**FIGURE 5:** Effet de relief sur les feuilles des plants

#### 1.2.4 Travaux envisagés

Pour réaliser l'appariement de quatre bandes spectrales, on envisage de chercher la correspondance de chaque pixel entre les quatre bandes. La méthode de corrélation sera appliquée pour trouver cette correspondance, à l'aide de laquelle nous pouvons ensuite reconstruire un modèle 3D pour la scène. En effet, la notion de la géométrie épipolaire en vision impose une relation entre les deux vues prises par deux caméras. Pour cela, il nous faut tout d'abord connaître les paramètres intrinsèques et extrinsèques de caméras afin de trouver cette relation correctement.

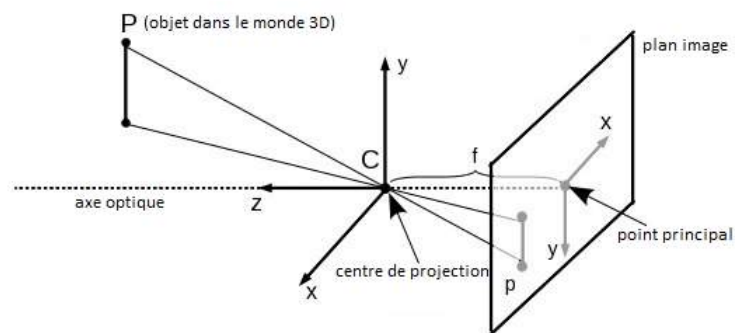
A partir de la section suivante, nous allons dans un premier temps présenter le principe de modèle sténopé de caméra. La méthode de calibration des caméras sera détaillée. Ensuite, la deuxième partie sera le détail technique de l'algorithme et de la méthode utilisée pour faire l'appariement de bandes spectrales.

## 2 Modélisation et calibration de caméra

### 2.1 Modèle sténopé

Afin de pouvoir effectuer des calculs numériques ou des raisonnements géométriques à partir d'images, nous avons besoin d'un modèle qui décrit comment le monde 3D se projette sur une image 2D, projection réalisée par une caméra. Le modèle typiquement utilisé en vision par ordinateur présente un bon compromis entre la simplicité des équations associées et la proximité aux phénomènes physiques modélisés. Il s'agit du modèle sténopé (pinhole model en anglais) qui représente en effet une projection perspective.

Sur le plan géométrique, le modèle sténopé peut être décrit comme l'ensemble d'un centre de projection (ou aussi centre optique) et d'un plan image (ou bien d'une rétine). Un point 3D est projeté le long du rayon qui le lie avec le centre de projection – son point image étant l'intersection de ce rayon avec le plan image (voir la Figure 6). Ce rayon est parfois appelé rayon de projection ou ligne de vue. Cette projection est effectivement une projection perspective.



**FIGURE 6:** Modèle de projection sténopé de la caméra

Avant de continuer sur la procédure de calibration d'une caméra, nous introduisons deux notations à l'aide de la Figure 6. La droite qui passe par le centre de projection et qui est perpendiculaire au plan image, est appelée l'axe optique. Le point d'intersection de l'axe optique avec le plan image est le point principal.

## 2.2 Principe de calibration d'une caméra

### 2.2.1 Notations

La calibration se fera avec le modèle linéaire permettant la représentation d'une caméra. On utilise le modèle sténopé simplifié (appelé aussi le modèle à projection centrale) qui est basé sur le principe de projection perspective comme illustré par la Figure 6. La Figure 7 présente les notations et les repères utilisés pour ce modèle sténopé simplifié [2] [3].

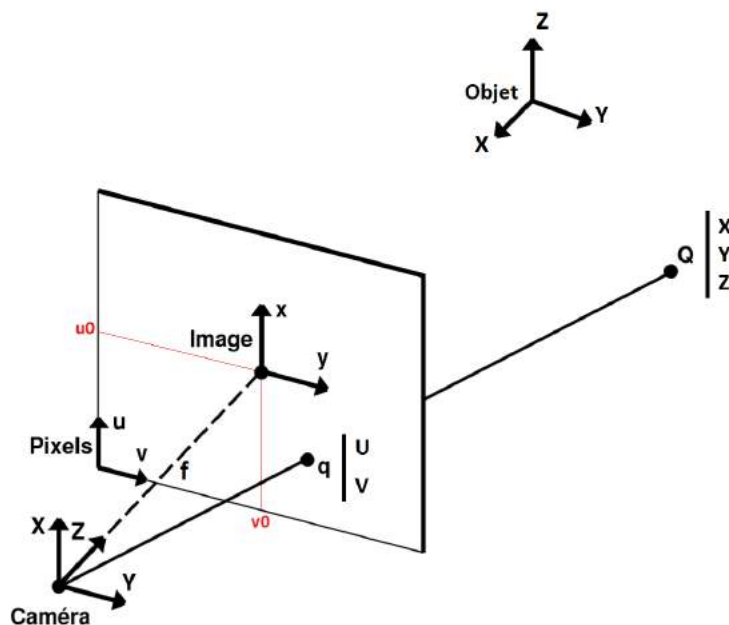


FIGURE 7: Notations et les repères utilisés

Nous allons dériver les équations de projection à l'aide de quatre repères présentés sur la Figure 7. On associe un repère 3D à l'objet qui se trouve dans le monde réel - appelé le **repère objet**  $R_O$ .

Un autre repère 3D attaché à la caméra est nommé le **repère caméra**  $R_C$ . Pour ce repère, nous choisissons le centre de projection comme l'origine du repère et l'axe optique comme l'axe des  $Z$ . Les axes des  $X$  et des  $Y$  sont choisis comme étant parallèles au plan image et perpendiculaires entre eux. En plus, les axes doivent être choisis tels qu'ils sont « alignés » avec les pixels.

Nous définissons ensuite un repère 2D pour le plan image - le **repère image**  $R_i$ . Son origine est le point principal, alors que ses axes des  $x$  et  $y$  sont parallèles aux axes des  $X$  et  $Y$  du repère caméra.

Le dernier repère qui est le **repère pixels**  $R_p$  nous permet de trouver les coordonnées 2D de pixels sur l'image. C'est sur ce repère s'exprime le système de visualisation pour l'imagerie. Les coordonnées en pixels sont notées  $u$  et  $v$ .

## 2.2.2 Paramètres extrinsèques

Le modèle extrinsèque relie le repère objet  $R_O$  au repère de la caméra  $R_C$ . Les paramètres de ce modèle forment une transformation homogène permettant d'exprimer les coordonnées dans le repère caméra d'un point quelconque défini dans le repère objet. Cette transformation est définie par une translation entre les origines des deux repères suivie d'une rotation permettant de faire correspondre chacun des axes d'un repère avec l'autre.

Ainsi, les coordonnées  $(x_o, y_o, z_o)$  d'un point exprimé dans le repère objet peuvent s'exprimer dans le repère de la caméra  $(x_c, y_c, z_c)$  à l'aide du formalisme de la matrice de transformation homogène :

$$\begin{pmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} {}^C R_O & {}^C T_O \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_o \\ y_o \\ z_o \\ 1 \end{pmatrix} \quad (1)$$

La matrice  ${}^C R_O$  est une matrice  $(3 \times 3)$  qui représente la rotation de mise en correspondance du repère  $R_O$  avec le repère  $R_C$ . Cette matrice est définie soit par les angles d'Euler : RTL (Roulis Tangage Lacet -  $\psi, \theta, \phi$ ) avec la convention Z-Y-X, soit par un quaternion unitaire qui est  $Q = (\cos(\alpha/2), \mathbf{V} \sin(\alpha/2))$  où  $(\alpha/2)$  est l'angle de rotation et  $\mathbf{V}$  représente le vecteur suivant lequel la rotation est effectuée.

On peut exprimer la matrice de rotation  ${}^C R_O$  sous telle forme :

$${}^C R_O = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{r}_1 \\ \mathbf{r}_2 \\ \mathbf{r}_3 \end{pmatrix} \quad (2)$$

Dans notre étude, nous utiliserons le quaternion afin de faciliter le calcul de la rotation relative et aussi d'éviter la singularité pour la résolution des angles d'Euler à partir de la matrice de rotation. La transformation entre le quaternion et la matrice de rotation (ou encore les angles d'Euler) sera présentée en Annexe.

La matrice  ${}^C T_O$  est la translation entre le repère objet  $R_O$  et le repère caméra  $R_C$  qui correspond à un vecteur  $(3 \times 1)$  pour la différence des coordonnées 3D  $(X, Y, Z)$  exprimées dans les deux repères, soit :

$${}^C T_O = \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{pmatrix} \quad (3)$$

Les paramètres de la matrice  ${}^C R_O$  et  ${}^C T_O$  constituent alors les paramètres extrinsèques de la caméra. Ces paramètres décrivent la position et l'orientation de la caméra par rapport à la mire d'étalonnage.

### 2.2.3 Paramètres intrinsèques

Le modèle intrinsèque est construit tout premièrement comme la transformation exprimant le passage du repère caméra  $R_C$  au repère image  $R_i$  situé à la distance focale  $f$  du repère caméra (voir Figure 7). Il est ensuite complété en passant du plan image au repère pixels  $R_p$  par un recalage et une mise à l'échelle de pixel.

Les coordonnées du point dans le repère caméra  $R_C$  peuvent s'exprimer dans le repère image  $R_i$  en tenant compte de la relation liant ces deux points et la focale de l'objectif employé. En effectuant une translation tenant compte du centre du plan image dans le repère pixels  $R_p$  ( $u_0, v_0$ ) et une mise à l'échelle ( $e_u, e_v$ ) qui permet d'exprimer ces coordonnées en pixels ( $u, v$ ), le modèle intrinsèque peut être défini par la relation :

$$\begin{cases} u = \frac{x_c}{z_c} f e_u + u_0 \\ v = \frac{y_c}{z_c} f e_v + u_0 \end{cases} \quad (4)$$

Comme les paramètres de la focale  $f$  et des facteurs de mise à l'échelle ( $e_u, e_v$ ) sont constants on effectue alors le changement de variable suivant :

$$\begin{cases} k_u = f e_u \\ k_v = f e_v \end{cases} \quad (5)$$

Donc une mise en forme matricielle du modèle intrinsèque s'écrit :

$$\begin{pmatrix} u.s \\ v.s \\ s \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k_u & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & k_v & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{pmatrix} \quad (6)$$

avec  $s = z_c$ .

Ainsi, les quatre paramètres ( $k_u, k_v, u_0, v_0$ ) sont les paramètres intrinsèques de la caméra. Ils décrivent les propriétés internes de la caméra comme la distance principale et la taille d'un pixel.

Remarque :

1) Le passage d'un point dans l'espace augmentée ( $u.s, v.s, s$ ) aux coordonnées en pixels ( $u, v$ ) correspond à la projection perspective qui peut s'écrire :

$$\begin{cases} u = \frac{u.s}{s} \\ v = \frac{v.s}{s} \end{cases} \quad (7)$$

2) On ne peut pas retrouver le point correspondant dans l'espace 3D ( $x_c, y_c, z_c$ ) à partir d'un point sur l'image avec ses coordonnées en pixels ( $u, v$ ) ( $s$  inconnu), mais seulement une droite sur laquelle se trouve ce point 3D. La droite peut s'écrire sous la forme de (Eq. 8) paramétrée par

l'inconnue  $s$ .

$$\begin{pmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{pmatrix} = s \cdot \begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} \quad (8)$$

## 2.2.4 Modèle global

En effectuant le produit du modèle intrinsèque (Eq. 6) par le modèle extrinsèque (Eq. 1) on obtient le modèle global de la caméra sténopé qui exprime le passage du repère objet  $R_O$  (3D) au repère de visualisation soit repère pixels  $R_p$  (2D).

$$\begin{pmatrix} u.s \\ v.s \\ s \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k_u & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & k_v & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} C_{R_O} & C_{T_O} \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_o \\ y_o \\ z_o \\ 1 \end{pmatrix} \quad (9)$$

Partant des matrices de rotation et de translation définies par (Eq. 2) et (Eq. 3), après le développement de (Eq. 9) on obtient :

$$\begin{pmatrix} u.s \\ v.s \\ s \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k_u r_{11} + u_0 r_{31} & k_u r_{12} + u_0 r_{32} & k_u r_{13} + u_0 r_{33} & k_u t_x + u_0 t_z \\ k_v r_{21} + v_0 r_{31} & k_v r_{22} + v_0 r_{32} & k_v r_{23} + v_0 r_{33} & k_v t_y + v_0 t_z \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_z \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_o \\ y_o \\ z_o \\ 1 \end{pmatrix} \quad (10)$$

Qui peut se généraliser de la façon suivante :

$$\begin{pmatrix} u.s \\ v.s \\ s \end{pmatrix} = (M) \begin{pmatrix} x_o \\ y_o \\ z_o \\ 1 \end{pmatrix} \quad (11)$$

avec :

$$M = \begin{pmatrix} m_{11} & m_{12} & m_{13} & m_{14} \\ m_{21} & m_{22} & m_{23} & m_{24} \\ m_{31} & m_{32} & m_{33} & m_{34} \end{pmatrix} \quad (12)$$

$M$  représente la matrice de passage entre le repère objet lié à la mire et le repère pixels. Le but de calibration d'une caméra est de déterminer les 12 paramètres de cette matrice. En identifiant ces paramètres de la matrice  $M$  on peut en déduire les paramètres extrinsèques et intrinsèques de la caméra.

En posant :

$$M = \begin{pmatrix} \mathbf{m}_1 & m_{14} \\ \mathbf{m}_2 & m_{24} \\ \mathbf{m}_3 & m_{34} \end{pmatrix} \quad (13)$$

avec :  $\mathbf{m}_1 = (m_{11} \ m_{12} \ m_{13})$ ;  $\mathbf{m}_2 = (m_{21} \ m_{22} \ m_{23})$ ;  $\mathbf{m}_3 = (m_{31} \ m_{32} \ m_{33})$ .

Les expressions des différents paramètres sont données par les équations suivantes :

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{r}_3 = \mathbf{m}_3 \\ t_z = m_{34} \\ u_0 = \mathbf{m}_1 \cdot \mathbf{m}_3 \\ v_0 = \mathbf{m}_2 \cdot \mathbf{m}_3 \\ k_u = \|\mathbf{m}_1 \times \mathbf{m}_3\| \\ k_v = \|\mathbf{m}_2 \times \mathbf{m}_3\| \\ \mathbf{r}_1 = \frac{1}{k_u}(\mathbf{m}_1 - u_0 \mathbf{m}_3) \\ \mathbf{r}_2 = \frac{1}{k_v}(\mathbf{m}_2 - v_0 \mathbf{m}_3) \\ t_x = \frac{1}{k_u}(m_{14} - u_0 m_{34}) \\ t_y = \frac{1}{k_v}(m_{24} - v_0 m_{34}) \end{array} \right. \quad (14)$$

## 2.3 Résolution du modèle

### 2.3.1 Formalisme du modèle linéaire

Pour déterminer les paramètres extrinsèques et intrinsèques de la caméra on doit estimer la matrice de passage  $M$  présentée dans la section précédente. A partir de (Eq. 11) et (Eq. 12) la relation entre un point de la mire de coordonnées  $(x_o, y_o, z_o)$  à ses coordonnées d'image en pixels  $(u, v)$  peut s'exprimer par l'équation suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} u^i = \frac{m_{11}x_o^i + m_{12}y_o^i + m_{13}z_o^i + m_{14}}{m_{31}x_o^i + m_{32}y_o^i + m_{33}z_o^i + m_{34}} \\ v^i = \frac{m_{21}x_o^i + m_{22}y_o^i + m_{23}z_o^i + m_{24}}{m_{31}x_o^i + m_{32}y_o^i + m_{33}z_o^i + m_{34}} \end{array} \right. \quad (15)$$

(Eq. 15) peut être écrite sous la forme d'un système linéaire :

$$\left\{ \begin{array}{l} m_{11}x_o^i + m_{12}y_o^i + m_{13}z_o^i + m_{14} - u^i(m_{31}x_o^i + m_{32}y_o^i + m_{33}z_o^i + m_{34}) = 0 \\ m_{21}x_o^i + m_{22}y_o^i + m_{23}z_o^i + m_{24} - v^i(m_{31}x_o^i + m_{32}y_o^i + m_{33}z_o^i + m_{34}) = 0 \end{array} \right. \quad (16)$$

Pour résoudre ce système d'équation avec 12 inconnues, on a besoin d'au moins 6 mesures (deux équations pour chaque mesure). Pour  $n$  mesures, le système s'écrit sous la forme matricielle suivante :



$$\begin{pmatrix} \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_o^i & y_o^i & z_o^i & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -u^i x_o^i & -u^i y_o^i & -u^i z_o^i \\ 0 & 0 & 0 & 0 & x_o^i & y_o^i & z_o^i & 1 & -v^i x_o^i & -v^i y_o^i & -v^i z_o^i \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \end{pmatrix} \begin{pmatrix} m_{11} \\ m_{12} \\ m_{13} \\ m_{14} \\ m_{21} \\ m_{22} \\ m_{23} \\ m_{24} \\ m_{31} \\ m_{32} \\ m_{33} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \vdots \\ m_{34} u^i \\ m_{34} v^i \\ \vdots \end{pmatrix} \quad (17)$$

Donc la résolution du modèle global de la caméra consiste à résoudre ce système linéaire.

### 2.3.2 Méthode des moindres carrés

Cette méthode consiste à estimer les 11 paramètres restants de la matrice  $M$  en imposant une contrainte sur  $m_{34}$  tel que  $m_{34} = 1$  (la méthode de Tsai [4]). L'équation linéaire (Eq. 17) peut s'écrire :

$$\begin{pmatrix} \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_o^i & y_o^i & z_o^i & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -u^i x_o^i & -u^i y_o^i & -u^i z_o^i \\ 0 & 0 & 0 & 0 & x_o^i & y_o^i & z_o^i & 1 & -v^i x_o^i & -v^i y_o^i & -v^i z_o^i \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \end{pmatrix} \begin{pmatrix} m_{11} \\ m_{12} \\ m_{13} \\ m_{14} \\ m_{21} \\ m_{22} \\ m_{23} \\ m_{24} \\ m_{31} \\ m_{32} \\ m_{33} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \vdots \\ u^i \\ v^i \\ \vdots \end{pmatrix} \quad (18)$$

Le système d'équation est de la forme :  $AX = B$ .

La résolution est obtenue en utilisant la méthode de moindres carrés qui se fait par une technique minimisant l'écart quadratique  $\|AX - B\|^2$ . Elle est donc obtenue par le calcul de la pseudo-inverse de  $A$  :

$$pinv(A) = (A^T A)^{-1} A^T \quad (19)$$

Donc on a :

$$X = pinv(A).B = (A^T A)^{-1} A^T B \quad (20)$$

Pour trouver le paramètre  $m_{34}$  et normaliser la matrice  $M$ , il suffit de calculer l'inverse de  $\|\mathbf{m}_3\|$ . En effet, les paramètres obtenus par la méthode des moindres carrés sont calculés à un

facteur multiplicatif près et pour les vrais paramètres du modèle  $\|\mathbf{m}_3\|^2$  doit être égale à 1 (contrainte donnée par la matrice de rotation). En multipliant les paramètres originaux trouvés précédemment par  $\frac{1}{\|\mathbf{m}_3\|}$  on obtient tous les paramètres du modèle global. A l'aide de (Eq. 14) on peut finalement dissocier les paramètres du modèle extrinsèque et ceux du modèle intrinsèque.

Pour que cette méthode soit suffisamment fiable, le nombre de points de calibration (nombre de mesures) doit être d'une douzaine au moins (marge nécessaire par rapport aux six points minimum). Dans cette étude, on a choisi 22 points dans la procédure de calibration de la caméra (présentée dans la section suivante).

## 2.4 Calibration du capteur Sequoia

### 2.4.1 Principe de calibration pour le capteur Sequoia

Pour le capteur multi-spectral Sequoia qui a au total quatre caméras représentant quatre différentes bandes spectrales, on effectue quatre fois la même procédure de calibration dont le principe est présenté dans la section précédente. Donc on peut déduire les paramètres intrinsèques et extrinsèques de chacune des quatre caméras.

Pour rappel les quatre bandes séparées du capteur Sequoia sont respectivement Vert(GRE), Rouge(RED), Red Edge(REG) et Proche Infrarouge(NIR). La Figure 8 présente le schéma du capteur Sequoia qui montre les relations extrinsèques pour chaque caméra de bande différente.

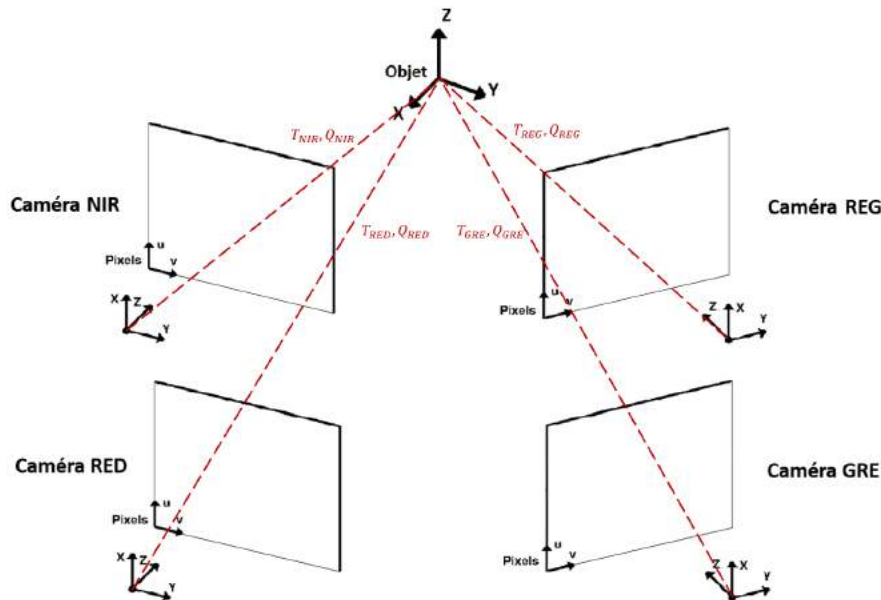


FIGURE 8: Schéma de la relation géométrique du capteur Sequoia

Avec les  $T$  représentent les translations entre le repère de chaque caméra et le repère objet  $R_O$ , et les  $Q$  sont les quaternions calculés à partir des matrices de rotation. Le calcul du quaternion à

partir d'une matrice de rotation sera détaillé en Annexe 6.1.2 [5].

On remarque que ces paramètres extrinsèques de chaque caméra dépendent forcément de la scène, c'est-à-dire ils changent en fonction de la définition du repère lié à l'objet. On s'intéresse donc de trouver la relation géométrique entre les quatre caméras qui doit rester toujours constante.

La calibration du capteur Sequoia consiste donc à estimer les paramètres intrinsèques de chaque caméra de différente bande spectrale et aussi de trouver la translation et l'orientation relative entre chacune des caméras et la caméra de bande verte(GRE), qui est choisie comme la caméra de référence. Pour l'orientation relative on applique la notion de quaternion afin de simplifier la représentation des rotations. Le Tableau 1 présente les paramètres à chercher dans la procédure de la calibration du capteur Sequoia pour une scène donnée.

Bande	Paramètres intrinsèques	Paramètres extrinsèques	Paramètres extrinsèques relatifs par rapport à GRE
GRE	$(k_u, k_v, u_0, v_0)_{GRE}$	$T_{GRE}$ et $Q_{GRE}$	$T'_{GRE} = (0, 0, 0)^T$ $Q'_{GRE} = (1, 0, 0, 0)$
RED	$(k_u, k_v, u_0, v_0)_{RED}$	$T_{RED}$ et $Q_{RED}$	$T'_{RED} = (t_x, t_y, t_z)_{RED}^T$ $Q'_{RED} = (q_0, q_1, q_2, q_3)_{RED}$
REG	$(k_u, k_v, u_0, v_0)_{REG}$	$T_{REG}$ et $Q_{REG}$	$T'_{REG} = (t_x, t_y, t_z)_{REG}^T$ $Q'_{REG} = (q_0, q_1, q_2, q_3)_{REG}$
NIR	$(k_u, k_v, u_0, v_0)_{NIR}$	$T_{NIR}$ et $Q_{NIR}$	$T'_{NIR} = (t_x, t_y, t_z)_{NIR}^T$ $Q'_{NIR} = (q_0, q_1, q_2, q_3)_{NIR}$

**Tableau 1:** Paramètres du modèle de la caméra Sequoia

Les paramètres intrinsèques et extrinsèques de chaque caméra peuvent être estimés à l'aide de la méthode présentée dans la Section 2.3.2. Quant aux paramètres extrinsèques relatifs par rapport à la bande GRE, ils correspondent aux calculs présentés dans la section suivante.

#### 2.4.2 Paramètres extrinsèques relatifs

Après avoir calculé les paramètres extrinsèques du modèle sténopé de la caméra, on peut déterminer le quaternion pour chaque caméra qui représente une rotation du repère objet (attaché sur la mire de calibration) au repère caméra.

Après le passage de la matrice de rotation au quaternion [6], l'orientation relative peut être calculée à l'aide de la relation suivante :

$${}^{C1}Q_{C2} = {}^{C1}Q_O ({}^{C2}Q_O)^{-1} \quad (21)$$

Avec  ${}^{C1}Q_O$ ,  ${}^{C2}Q_O$  sont les quaternions qui représentent la rotation entre le repère objet et le repère de chaque caméra.

Concernant la translation relative il faut tout premièrement passer la translation extraite du modèle extrinsèque dans le repère uniforme - le repère objet  $R_O$ . Ensuite la différence des

translations nous donne la translation relative qui doit finalement être exprimée dans le repère de la caméra GRE. Ce calcul peut s'écrire comme présenté dans l'équation suivante :

$$\begin{aligned} {}^{C1}T_{C2|C1} &= {}^{C1}R_O({}^{C1}T_{O|O} - {}^{C2}T_{O|O}) \\ &= {}^{C1}R_O(({}^{C1}R_O^{-1}){}^{C1}T_{O|C1} - ({}^{C2}R_O^{-1}){}^{C2}T_{O|C2}) \end{aligned} \quad (22)$$

Où  ${}^{C1}T_{C2|C1}$  représente la translation relative du repère d'une caméra  $R_{C2}$  au repère de la caméra GRE( $R_{C1}$ ) et cette translation est exprimée dans le repère  $R_{C1}$ .  ${}^{C1}T_{O|O}$  et  ${}^{C2}T_{O|O}$  sont les translations du repère objet au repère caméra exprimées dans le repère objet  $R_O$ . Et  ${}^{C1}T_{O|C1}$ ,  ${}^{C2}T_{O|C2}$  sont les translations obtenues par la calibration qui sont exprimées dans les repères caméra respectivement  $R_{C1}$  et  $R_{C2}$ . Enfin,  ${}^{C1}R_O$  et  ${}^{C2}R_O$  sont les matrices de rotation issues de la calibration des paramètres extrinsèques pour chaque caméra.

Sachant que le produit du quaternion par un vecteur effectue une rotation de ce vecteur. Cela nous permet de réécrire (Eq. 22) avec les quaternions et leurs quaternions conjugués sous la forme suivante :

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} 0 \\ {}^{C1}T_{C2|C1} \end{pmatrix} &= {}^{C1}Q_O \cdot \left[ \begin{pmatrix} 0 \\ {}^{C1}T_{O|O} \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 0 \\ {}^{C2}T_{O|O} \end{pmatrix} \right] \cdot {}^{C1}Q_O^{-1} \\ &= {}^{C1}Q_O \cdot \left[ {}^{C1}Q_O^{-1} \cdot \begin{pmatrix} 0 \\ {}^{C1}T_{O|C1} \end{pmatrix} \cdot {}^{C1}Q_O - {}^{C2}Q_O^{-1} \cdot \begin{pmatrix} 0 \\ {}^{C2}T_{O|C2} \end{pmatrix} \cdot {}^{C2}Q_O \right] \cdot {}^{C1}Q_O^{-1} \end{aligned} \quad (23)$$

Avec  $Q^{-1}$  est l'inverse d'un quaternion, et pour le quaternion unitaire dont  $\|Q\| = 1$ ,  $Q^{-1} = \bar{Q}$  où  $\bar{Q}$  est le quaternion conjugué du  $Q$ .

### 2.4.3 Processus de la calibration

Appliquant les méthodes présentées dans les parties précédentes on effectue respectivement la calibration pour les quatre caméras pour le capteur Sequoia. Pour cela, on définit les points de référence sur un objet dont les coordonnées 3D sont connues assez précisément. A l'aide de cet objet nous pouvons déterminer les points de correspondance entre le repère objet (3D) et le repère pixels (2D).

#### Mire de calibration

Le processus standard consiste à prendre une image d'un objet dont la structure est parfaitement connue - cet objet s'appelle la mire de calibration. Pour ce qui est de la mire de calibration du capteur Sequoia (montrée sur la Figure 9), les points de référence sont définis dans le repère de la mire (repère objet  $R_O$ ) qui sont donnés dans le Tableau 9. Dans l'image, les points 2D sont extraits par une fonction d'interface permettant de choisir les points en cliquant sur l'image et de trouver leurs coordonnées en pixels.

Nous avons alors défini 22 points de référence au total, connaissant leurs coordonnées 3D et les coordonnées 2D correspondantes (définies en Annexe 6.2 ). Pour chacun de ces points

de correspondance, nous pouvons alors établir une équation de la forme de (Eq. 11) et puis déterminer les paramètres de la caméra avec la totalité des points de référence (par la méthode de moindres carrés). Une fois les paramètres intrinsèques et extrinsèques trouvés, nous pouvons déterminer les paramètres relatifs par la méthode présentée dans la Section 2.4.2.



FIGURE 9: Mire de calibration

### Calibration avec les scènes multiples

Etant donné l'imprécision lors du pointage des points correspondants sur l'image, la calibration se fera avec plusieurs scènes pour que le résultat soit le plus précis possible. On a donc effectué  $n$  fois la procédure de la calibration avec  $n$  scènes différentes puis calculé la moyenne des paramètres déterminés par chaque calibration. C'est-à-dire qu'on calcule la moyenne des paramètres intrinsèques pour chaque caméra de différente bande spectrale et la moyenne des paramètres extrinsèques relatifs.

Concernant les paramètres intrinsèques et la translation relative pour chaque caméra (présenté dans le Tableau 1), la moyenne est évidemment calculée par la somme des valeurs divisée par le nombre de calibrations effectuées. Les équations suivantes nous donnent les expressions de la moyenne des paramètres calculés et leur écart-types correspondants.

$$X_{moyenne} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \quad (24)$$

$$\sigma_X = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - X_{moyenne})^2} \quad (25)$$

Pour l'orientation relative, on ne peut pas effectuer directement la moyenne des quaternions. Il est donc nécessaire de trouver les angles d'Euler associés au quaternion et puis calculer les moyennes des angles d'Euler. Le passage du quaternion aux angles d'Euler (RTL) peut se trouver en Annexe 6.1.3. Les moyennes des angles d'Euler et leurs écart-types peuvent alors être calculés par les relations dans (Eq. 24) et (Eq. 25).

## 2.4.4 Résultats de la calibration du capteur Sequoia

### Résultat de calibration avec les scènes multiples

On utilise trois scènes différentes (une image pour chaque caméra, donc quatre images au total pour une scène) pour effectuer deux fois la calibration afin de voir la précision des résultats issus de la procédure de calibration. La moyenne des valeurs pour les paramètres calculés à partir des trois calibrations et leurs écart-types sont présentés dans les tableaux suivants.

Bande	$k_u$	$k_v$	$u_0$	$v_0$	Translation relative	Rotation relative (RTL)
GRE	1043.60	1042.66	639.81	474.99	$(0, 0, 0)^T$	$(0, 0, 0)^T$
RED	1058.31	1056.01	660.59	461.76	$(-0.69, -15.44, -2.25)^T$	$(-0.10, -0.31, 0.01)^T$
REG	1054.17	1050.22	629.32	494.48	$(14.30, -0.30, 0.35)^T$	$(-0.12, -0.30, 0.02)^T$
NIR	1045.56	1044.28	661.93	498.39	$(13.64, -15.25, 1.51)^T$	$(-0.22, -0.13, -0.23)^T$

**Tableau 2:** Moyenne des paramètres intrinsèques et extrinsèques relatifs des 3 scènes

Bande	$\sigma(k_u)$	$\sigma(k_v)$	$\sigma(u_0)$	$\sigma(v_0)$	$\sigma(\text{Translation relative})$	$\sigma(\text{RTL})$
GRE	12.36	11.73	13.05	3.85	—	—
RED	4.85	5.05	3.66	6.54	$(0.61, 0.62, 4.87)^T$	$(0.50, 0.61, 0.07)^T$
REG	1.30	2.25	5.65	7.41	$(0.35, 0.71, 4.09)^T$	$(0.56, 0.43, 0.09)^T$
NIR	7.32	7.62	1.33	0.94	$(0.55, 0.43, 4.62)^T$	$(0.18, 0.63, 0.03)^T$

**Tableau 3:** Ecart-type des paramètres intrinsèques et extrinsèques relatifs des 3 scènes

On remarque que pour les paramètres intrinsèques l'écart-type des paramètres calculés à partir des trois scènes est relativement petit, dont la valeur maximale est celle du paramètre  $u_0$  de la bande GRE (13.05 soit l'écart de 2%). Les paramètres extrinsèques relatifs, en revanche, sont beaucoup moins précis puisque chaque calibration nous donne les valeurs très variantes. Donc on ne peut pas conclure que cette méthode sera utilisée pour calculer les paramètres extrinsèques relatifs.

### Paramètres extraits des données Exif des images

On peut trouver les paramètres des caméras à l'aide des données Exif sauvegardées dans les images prises par le capteur Sequoia [7]. On peut donc extraire les paramètres constants pour les quatre caméras comme présenté ci-dessous, avec les coordonnées du point principal de chaque caméra présentées dans le Tableau 4.

$$\begin{aligned}
 \text{Distance focale : } f &= 3.98 \text{ mm} \\
 \text{Résolution du plan focal : } e_u = e_v &= 266.67 \text{ pixels/mm}
 \end{aligned}
 \tag{26}$$

Bande	Point Principal ( $X_0, Y_0$ )
GRE	(2.387, 1.788)
RED	(2.486, 1.754)
REG	(2.360, 1.858)
NIR	(2.499, 1.883)

**Tableau 4:** Coordonnées des points principaux des caméras

A l'aide des équations suivantes, on peut calculer les paramètres intrinsèques des quatre caméras de bande différente du capteur Sequoia.

$$\begin{cases} k_u = fe_u \\ k_v = fe_v \\ u_0 = fX_0 \\ v_0 = fY_0 \end{cases} \quad (27)$$

On a donc les paramètres intrinsèques  $k_u = k_v = 1061.347$  pour les quatre caméras, avec les paramètres de  $u_0$  et  $v_0$  montrés dans le Tableau 5.

Bande	$u_0$	$v_0$
GRE	636.426	476.826
RED	663.047	467.711
REG	629.446	495.373
NIR	666.364	502.070

**Tableau 5:** Paramètres intrinsèques  $u_0$  et  $v_0$  des caméras

En comparant ces paramètres intrinsèques avec ce qu'on a calculé à partir de la calibration des scènes multiples, on a les pourcentages d'écart qui se trouvent dans le Tableau 6, ce qui sont calculés à l'aide de la relation suivante.

$$\text{Ecart} = \frac{|X_{calib} - X_{reel}|}{X_{reel}} (\%) \quad (28)$$

Bande	$e(k_u)$	$e(k_v)$	$e(u_0)$	$e(v_0)$
GRE	1.7%	1.8%	0.5%	0.4%
RED	0.3%	0.5%	0.4%	1.3%
REG	0.7%	1.0%	0.02%	0.2%
NIR	1.5%	1.6%	0.7%	0.7%

**Tableau 6:** Pourcentages d'écart des paramètres intrinsèques

On remarque que les pourcentages d'écart pour la différence entre des paramètres intrinsèques calculés de la calibration et ceux extraits des données Exif des images sont relativement petits (1.8% au maximum), ce qui nous permet de vérifier les valeurs trouvées pour les paramètres

intrinsèques. Pour les paramètres extrinsèques relatifs, en revanche, on ne peut que trouver et utiliser les valeurs disponibles dans la documentation fournie par le fabricant du capteur Sequoia. Les paramètres extrinsèques relatifs sont donc donnés par le tableau suivant.

Bande	Translation relative / mm	Rotation relative (RTL) / °
GRE	$(0, 0, 0)^T$	$(0, 0, 0)^T$
RED	$(0, -15, 0)^T$	$(-0.207, -0.199, -0.039)^T$
REG	$(15, 0, 0)^T$	$(0.024, -0.374, -0.014)^T$
NIR	$(15, -15, 0)^T$	$(-0.325, -0.238, -0.294)^T$

**Tableau 7:** Paramètres extrinsèques relatifs des quatre caméras

Ces paramètres seront utilisés dans la partie suivante qui sert à la reconstruction 3D à partir des informations des images de différentes bandes spectrales.



## 3 Méthode de l'appariement

### 3.1 Principe de la géométrie épipolaire

La géométrie épipolaire est un modèle mathématique de géométrie, qui décrit les relations géométriques de différentes photos du même objet, prises de différents points d'observation [8]. En tout premier plan, la géométrie épipolaire sert à restituer l'information tridimensionnelle à partir d'images. Elle sert là de soutien à l'analyse des correspondances, à savoir la détection des pixels en correspondance, et elle permet de réduire considérablement le temps de recherche (par la réduction de la zone de recherche). En effet, la géométrie épipolaire limite la zone de recherche des points en correspondance dans l'identification d'objets aux lignes épipolaires, et permet par là une énorme économie de temps de calcul. Simultanément, elle diminue le nombre de fausses correspondances en raison de la diminution de la zone de recherche.

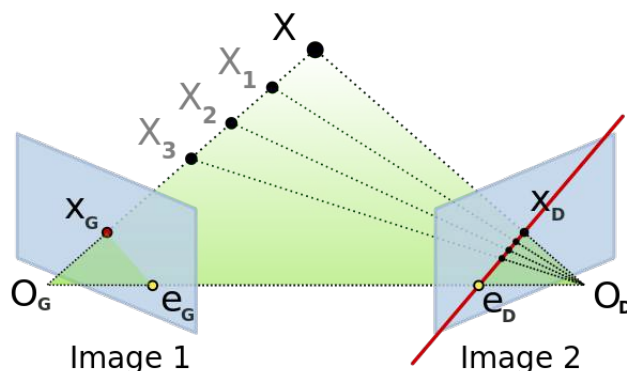
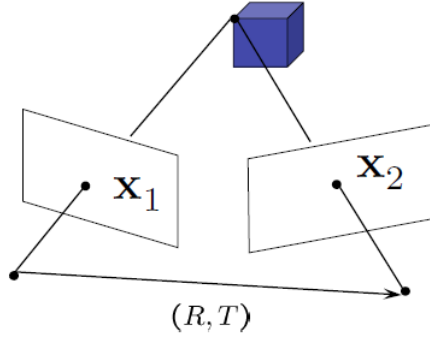


FIGURE 10: Représentation schématique de la géométrie épipolaire

Connaissant les paramètres des caméras issus de la partie précédente, la géométrie épipolaire nous permet de trouver une relation simple entre points en correspondance : si le point est donné sur une image, la recherche du point en correspondance est limitée à une ligne sur l'autre image.

Dans le schéma ci-dessus, on présente les êtres géométriques suivants : points objet et points image, centres de projection  $O_G$  et  $O_D$  des deux caméras, ainsi que leurs plans image. Le point objet  $X$  se projette sur l'image de gauche en  $X_G$ . À partir de ce point image, le point objet ne peut se trouver que sur le rayon rectiligne  $O_G X_G$ , par exemple en  $X_3, X_2, X_1$  ou  $X$ , qui ont tous la même image  $X_G$  à gauche. Tous ces points se projettent à droite sur une même droite (« droite épipolaire », en rouge), sur laquelle on peut se borner à rechercher le point  $X_D$  en correspondance avec  $X_G$ .



**FIGURE 11:** Représentation de la relation épipolaire

Etant donné un point sur l'image de gauche  $x_1$ , son point de correspondance sur l'image de droite  $x_2$ , et la relation géométrique relative entre les deux caméras  $T$  et  $R$ , la contrainte épipolaire peut s'écrire [9] [10] :

$$x_2^T K_1^{-T} \hat{T} R K_2^{-1} x_1 = 0 \quad (29)$$

où  $K_1$ ,  $K_2$  sont les matrices de calibrage pour les deux caméras, et  $\hat{T}$  est la matrice antisymétrique de  $T$  qui est donnée ci-dessous.

$$\hat{T} = \begin{bmatrix} 0 & -t_z & t_y \\ t_z & 0 & -t_x \\ -t_y & t_x & 0 \end{bmatrix} \quad (30)$$

Par définition, la matrice fondamentale qui associe un point 2D  $(u, v)$  sur l'image à des paramètres de la droite épipolaire ( $L$ ) est donnée par la relation suivante :

$$F = K_1^{-T} \hat{T} R K_2^{-1} \quad (31)$$

Ainsi la relation épipolaire s'écrit :

$$L = F \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} \quad (32)$$

où  $L = [a, b, c]^T$  avec la fonction  $ax + by + c = 0$  qui représente la ligne épipolaire.

## 3.2 Méthode de corrélation

La méthode de corrélation sert à chercher la correspondance des points sur les deux images suivant la droite épipolaire. Selon l'article [11], la corrélation peut être appliquée dans l'imagerie hyperspectrale ou multispectrale avec la méthode de Template Matching. Dans un premier temps, on va définir le masque (Template) qui est construit à partir du voisinage du point sur l'image source. La zone de recherche correspondante à chaque point de recherche, qui est a priori au long de la droite épipolaire, est ensuite allouée. En effet, pour chaque point sur l'image de gauche, on va balayer le masque sur la zone de recherche et un maximum du coefficient de corrélation sera la bonne position du point correspondant sur l'image de droite. Par définition, le décalage des pixels entre un point sur l'image de gauche et son point correspondant sur l'image de droite est appelé **disparité**.



FIGURE 12: Recherche de correspondance par la corrélation

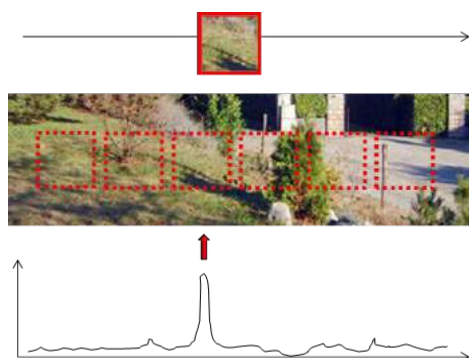


FIGURE 13: Evolution des coefficients de corrélation

En ce qui concerne l'application de la méthode, on a utilisé la corrélation centrée et normalisée dont la formule est donnée ci-dessous. Pour chaque calcul, on a construit a priori la zone de recherche soit Source image ( $I$ ) et le masque soit Template ( $T$ ). Pour identifier la position correspondante, nous devons comparer le masque à l'image source en la faisant glisser. C'est-à-dire déplacer le masque d'un pixel à la fois (de gauche à droite, de haut en bas) sur la zone de recherche. A chaque emplacement, un coefficient est calculé afin de représenter la « bonne » ou la « mauvaise » correspondance de cet emplacement (ou la similitude entre le masque et cette petite zone particulière de l'image source). Pour chaque emplacement  $(x, y)$  de  $T$  sur  $I$ , on va stocker le coefficient de la similitude dans la matrice de résultats ( $R$ ) [12].

$$R(x, y) = \frac{\sum_{x', y'} (T'(x', y') \cdot I'(x + x', y + y'))}{\sqrt{\sum_{x', y'} (T'(x', y')^2 \cdot \sum_{x', y'} I'(x + x', y + y')^2)}} \quad (33)$$

Où :

$$T'(x', y') = T(x', y') - \frac{1}{w \cdot h} \sum_{x'', y''} T(x'', y'') \quad (34)$$

$$I'(x + x', y + y') = I(x + x', y + y') - \frac{1}{w \cdot h} \sum_{x'', y''} I(x + x'', y + y'') \quad (35)$$

Avec  $w$  et  $h$  représentent la largeur et la longueur du masque. La meilleure correspondance se trouve sur l'emplacement où le coefficient de corrélation est maximal. Pour cela, on recherche la localisation  $(u, v)$  du maximum dans la matrice de résultats, comme ce qui est montré sur la figure suivante.

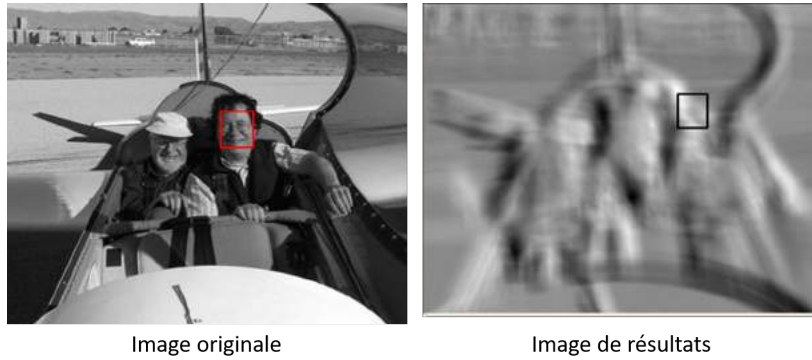


FIGURE 14: Image de résultats pour la méthode de corrélation

### 3.3 Transformée de Fourier-Mellin

A cause de l'évolution différente du niveau de gris des pixels dans l'imagerie multispectrale, la méthode de corrélation n'est pas robuste entre images de bandes spectrales différentes. La méthode par transformée de Fourier, en revanche, est moins sensible à la différence entre bandes spectrales. Nous allons alors profiter de la méthode qui est déjà programmée afin d'identifier la translation, la rotation et la mise à l'échelle entre le masque et le morceau de la zone de recherche.

#### Identification de translation par transformée de Fourier

Considérons deux images en niveaux de gris  $I_1(x, y)$  et  $I_2(x, y)$  où  $I_2(x, y)$  est obtenue par une translation de  $I_1(x, y)$ , ce qui peut s'écrire sous la forme :

$$I_2(x, y) = I_1(x, y) * \delta(T_x - x, Y_y - y) \quad (36)$$

Où  $*$  représente l'opération de convolution et  $\delta(T_x - x, Y_y - y)$  est une distribution Dirac centrée sur  $(T_x, Y_y)$ .

Les transformées de Fourier des deux images sont ainsi liées par la relation :

$$F_2(u, v) = F_1(u, v)e^{-2i\pi(T_x \cdot u + T_y \cdot v)} \quad (37)$$

$F_1(u, v)$  et  $F_2(u, v)$  ne diffèrent que par un terme multiplicatif complexe qui est la transformée de Fourier de la distribution de Dirac  $\delta(T_x - x, T_y - y)$ . Elle peut être récupérée directement par la transformée de Fourier inverse du ratio  $F_2(u, v)/F_1(u, v)$ . En calculant l'image :

$$ImT(x, y) = TF^{-1}\left(\frac{F_2(u, v)}{F_1(u, v)}\right) = TF^{-1}(e^{-2i\pi(T_x \cdot u + T_y \cdot v)}) = \delta(T_x - x, T_y - y) \quad (38)$$

L'image calculée  $ImT(x, y)$  apparaît sous la forme d'une image noire avec un pic d'amplitude unique à  $(Tx, Ty)$ . La position de ce pic peut être récupérée en recherchant l'amplitude maximale dans l'image qui identifie complètement la translation entre  $I_1(x, y)$  et  $I_2(x, y)$ . La qualité du pic obtenu peut être définie par le ratio entre l'amplitude du pic et l'amplitude moyenne de l'image.

### Identification de rotation et de mise à l'échelle par transformée de Fourier-Mellin

La transformation de Fourier-Mellin (TFM) a été introduite pour la première fois par Casasent et Psaltis (1977) dans le traitement d'image. L'idée était de combiner la transformée de Fourier et la transformée de Mellin (TM, qui peut être assimilée à une transformée de Fourier après transformation log-polaire), afin d'obtenir à la fois une rotation et une mise à l'échelle des deux images.

Considérant une représentation polaire  $f(r, \theta)$  d'une image et en appliquant respectivement TF sur l'axe  $\theta$  et TM sur l'axe  $r$ , la TFM est obtenue, qui est définie comme :

$$Mf(k, iv) = \frac{1}{2\pi} \int_0^\infty \int_0^{2\pi} f(r, \theta) e^{-ik\theta} r^{-iv} \frac{dr}{r} d\theta \quad (39)$$

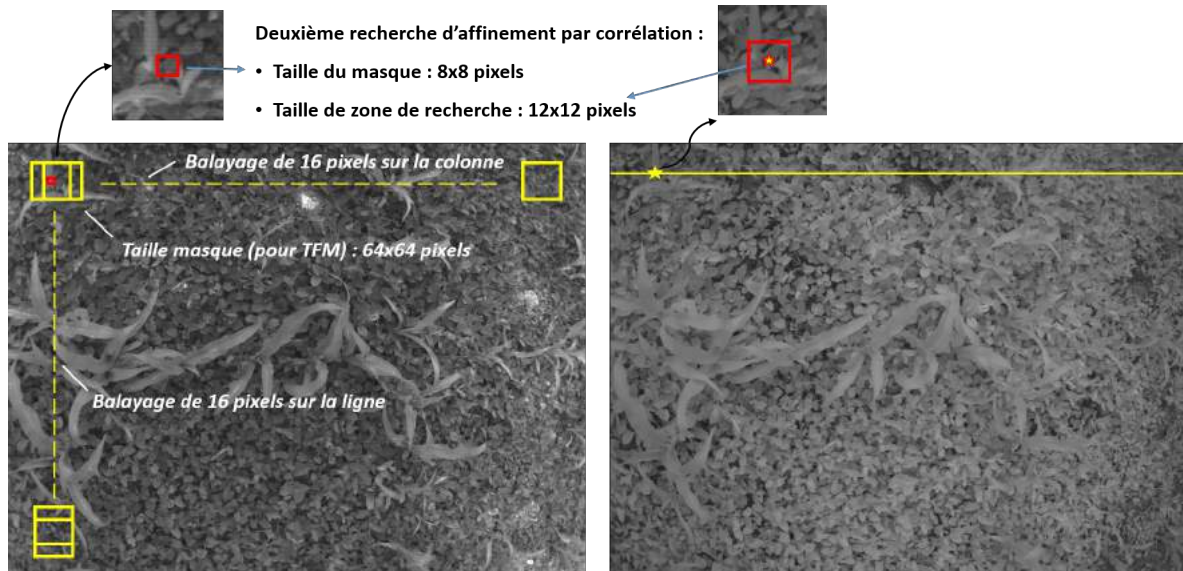
TFM a été initialement conçue pour comparer des images qui diffèrent par l'échelle et la rotation, en regardant leur module de TFM, mais la méthode ne peut pas identifier cette différence. Il est donc important de remarquer que TFM peut être assimilée à la TF par une représentation logarithmique polaire de l'image. Pour plus de détails, veuillez référer l'article [1] dans la bibliographie.

## 3.4 Protocole de l'appariement pour la bande GRE et REG

A partir des méthodes présentées ci-dessous, nous allons fusionner les deux méthodes pour avoir un algorithme de meilleure performance. En effet, la corrélation ne fonctionne pas parfaitement et fournit parfois une mauvaise position du point correspondant sur la droite épipolaire. La méthode de TFM est beaucoup moins sensible à la différence de bande spectrale, mais fournit une position moins précise du point correspondant (à cause de la taille du masque qui doit être supérieur à 32 pixels pour que la méthode de TFM soit robuste).

L'idée sera d'utiliser à la fois la méthode de TFM pour la recherche de position approximative et la méthode de corrélation pour l'affinement de recherche. Considérant la relation géométrique

simple entre la bande GRE et REG (les deux bandes sont alignées horizontalement), on va faire l'appariement des deux bandes selon le protocole présenté ci-dessous. Ce protocole sert à la vérification de la méthode conçue, qui pourra être appliquée également pour l'appariement de bande RED et NIR avec bande GRE.



**FIGURE 15:** Méthode de l'appariement de bande GRE et REG

1. Sur la bande GRE, on balaye tous les 16 pixels suivant la ligne et la colonne. Pour chaque balayage, construisons un masque de taille 64 par 64 pixels.

2. Sur la bande REG, qui est censé être l'image de recherche, on va balayer les points suivant la droite épipolaire, construisant également un morceau d'image de 64 par 64 pixels pour chaque point. Effectuant la méthode de TFM pour les deux sous-images (le masque et chacun des morceaux de la zone de recherche), on peut trouver le meilleur morceau correspondant et ses translations avec le masque. En effet, la meilleure correspondance se trouve sur le ratio maximal (entre l'amplitude du pic et l'amplitude moyenne) du pic de détection de l'angle (qui représente la rotation des deux images).

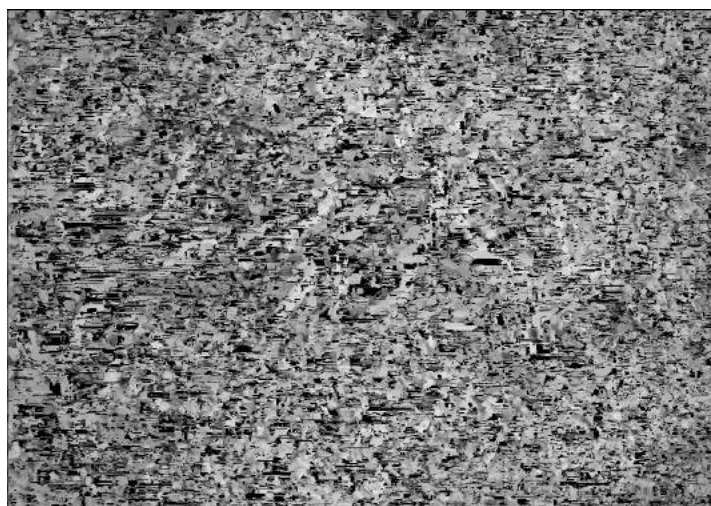
3. A l'aide de la translation trouvée, une position approximative du point correspondant sur la REG pour le point balayé de la bande GRE sera calculée. Pour tous les 16 pixels intermédiaires, la disparité sera gardée la même. Donc après le balayage de l'image GRE, les deux cartes de disparité réduites (par une division de 16x16) pourront être construites (carte de disparité sur X et Y).

4. Effectuons une deuxième recherche d'affinement balayant tous les points sur la bande GRE, avec un masque de 8x8 pixels et la zone de recherche 12x12 pixels qui est construite autour du point approximatif. La position de ce point est calculée par la carte de disparité réduite. La bonne position du point correspondant pourra être ensuite calculée par la méthode de corrélation. Ainsi, les correspondances de tous les pixels entre les deux bandes seront trouvées qui nous aident à la reconstruction de l'image redressée de la bande REG.

## 4 Résultats

### 4.1 Résultats de l'appariement par la corrélation directe

Dans un premier temps, nous avons vérifié la méthode de corrélation avec le masque de 8 par 8 pixels qui est appliquée directement pour l'appariement entre la bande GRE et REG. La figure ci-dessous montre qu'il y a beaucoup de mauvaises correspondances sur l'image redressée de bande REG (présentées par les points en noir qui sont à peu près 23% sur les points totaux de l'image originale). Cela nous permet de justifier la nécessité de l'approche qu'on a présentée dans la Section 3.4. On essaie de passer par un appariement approximatif par la TFM avant pour améliorer la recherche de correspondance par la méthode de corrélation.



**FIGURE 16:** Image redressée par la corrélation directe entre la bande GRE et REG

### 4.2 Vérification de la méthode de corrélation avec deux images de la même bande

Vu que la méthode de corrélation ne fonctionne pas bien dans l'imagerie multispectrale, on essaie de faire l'appariement des images prises par la même bande (bande GRE). En effet, La corrélation avec le masque de 8 par 8 pixels entre deux images de bande GRE sert à vérifier la méthode de corrélation et montrer que le problème est dû à la différence du niveau de gris des images multispectrales. Nous allons alors prendre des images deux fois de la même scène, mais avec un décalage horizontal de 15mm du capteur pour simuler la translation relative de 15mm entre les deux bandes. Puis, on peut utiliser la même bande des images pour faire l'appariement par corrélation.



Image gauche de la bande GRE



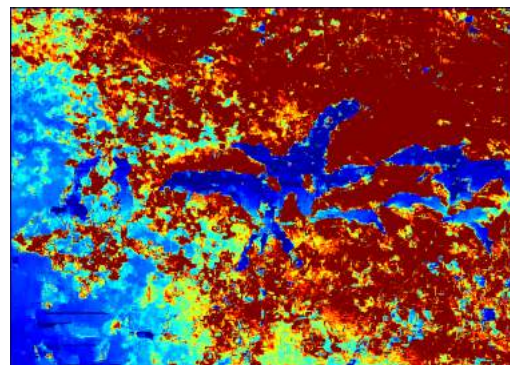
Image droite de la bande GRE

**FIGURE 17:** Images de la même bande pour l'appariement par la corrélation

L'image redressée par une recherche de correspondance entre les deux images et la carte de profondeur calculée à partir des correspondances sont les suivantes :



Image redressée



Carte de profondeur

**FIGURE 18:** Image redressée et carte de profondeur

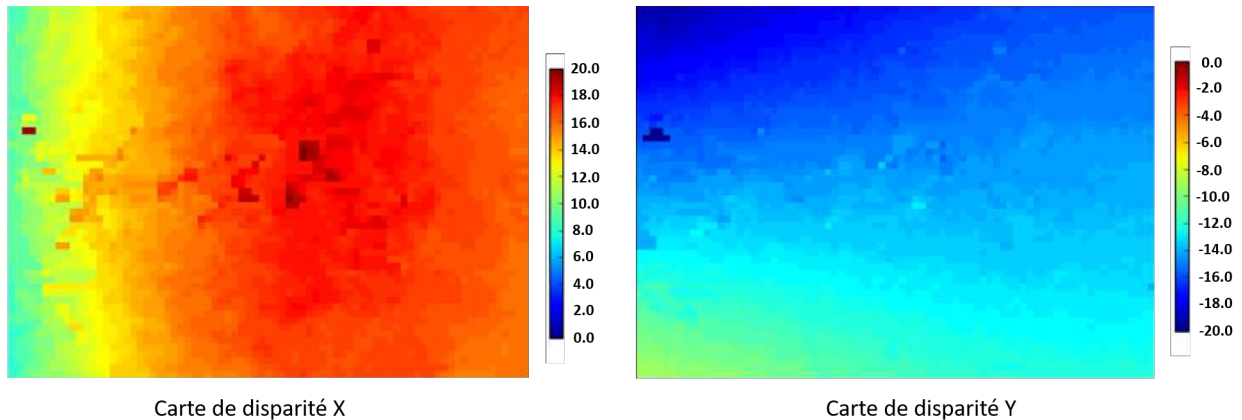
Globalement, l'appariement s'effectue correctement même pour les images prises à plus courte distance. Il y a beaucoup moins de mauvaises correspondances sur l'image redressée. Cela permet de vérifier la méthode de corrélation qui fonctionne bien pour chercher la correspondance.

Cependant, on remarque qu'il y a encore des points de mauvaises correspondances (ou bien les points sur lesquels la corrélation n'a pas pu trouver la correspondance) surtout sur les frontières des feuilles. En effet, lorsque l'on prend des images à très courte distance, les caméras à deux positions différentes pourront avoir un angle de perception très différent, d'où une absence de corrélation existe même avec un masque très petit (8 par 8 pixels).



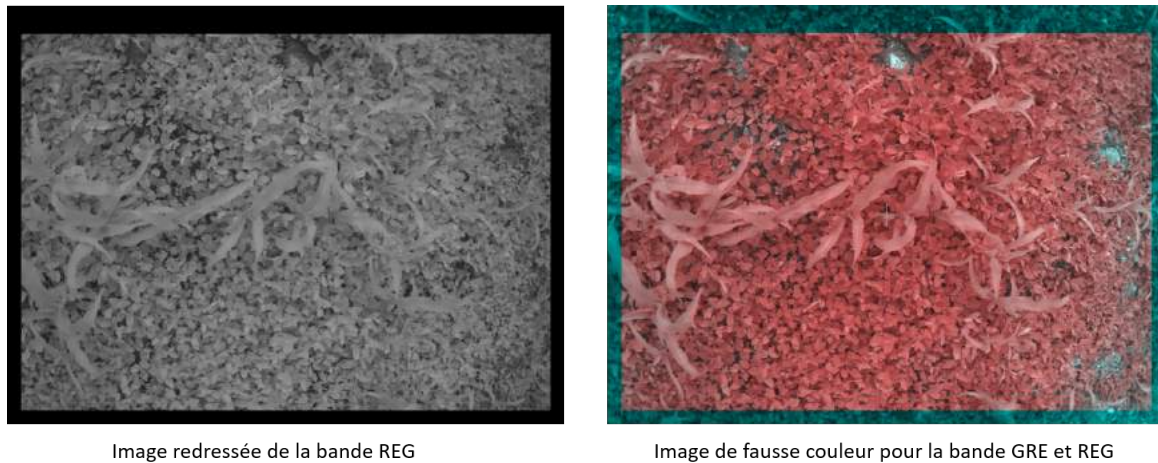
### 4.3 Résultats pour l'appariement de bande GRE et REG

Ensuite, on a essayé l'approche présentée dans la Section 3.4 pour faire l'appariement de bandes spectrales GRE et REG. Pour rappel, la méthode consiste de deux parties : la première partie est l'appariement approximatif par TFM pour obtenir les cartes de disparité ; la deuxième est la recherche d'affinement pour tous les points entre deux bandes à l'aide de cartes de disparité. Pour les deux images de bande GRE et REG qui sont montrés sur la Figure 15, les cartes de disparité pour la coordonnée X et Y sont présentées ci-dessous.



**FIGURE 19:** Cartes de disparité réduite entre la bande GRE et REG

Ensuite, à partir de ces deux cartes de disparité, on recherche la correspondance précise pour tous les points entre les deux bandes par la méthode de corrélation. L'image redressée de la bande REG et l'image reconstruite de l'appariement des deux bandes sont présentées ci-dessous.



**FIGURE 20:** Images de résultat pour l'appariement de bande GRE et REG

A l'aide des correspondances entre les deux bandes, la profondeur de chaque point 2D sur l'image pourra être calculée par la disparité. La norme de disparité sur l'axe X et l'axe Y de l'image est donnée par la relation suivante :

$$NormeD = \sqrt{(DispariteX)^2 + (DispariteY)^2} \quad (40)$$

Ainsi, la profondeur est calculée par :

$$H = \frac{\text{BASELINE} \cdot \text{FOCALE} \cdot \text{RESOLUTION}}{\text{Norme}D} \quad (41)$$

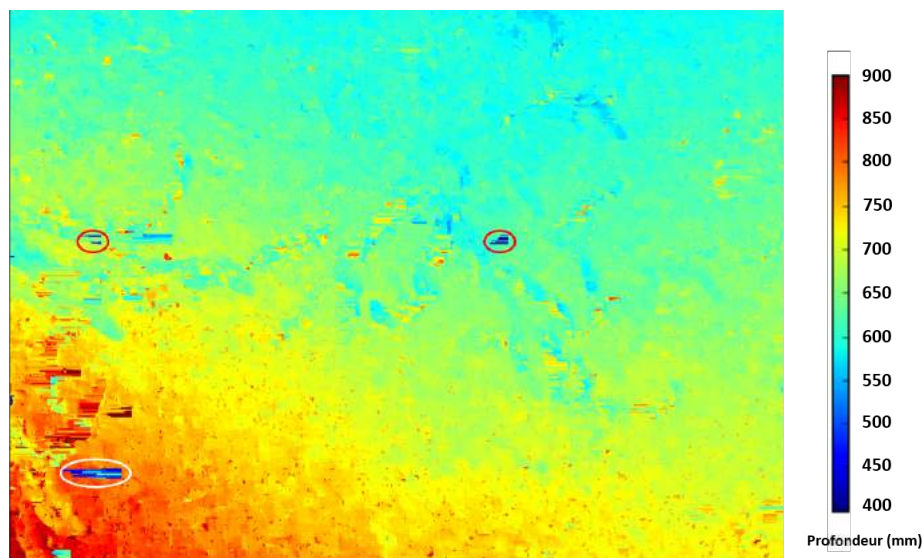
avec :

BASELINE : distance entre les deux caméras (translation relative) 15mm.

FOCALE : distance focale 3.98mm.

RESOLUTION : résolution du plan X et Y de caméra 266.67 pixels/mm.

L'image de profondeur est présentée sur la figure suivante :



Remarque : les points en bleu foncé représentent les mauvaises correspondances

**FIGURE 21:** Carte de profondeur pour l'appariement de bande GRE et REG

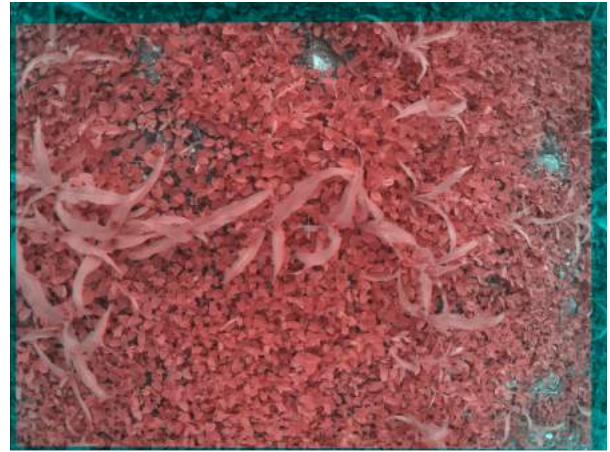
On remarque qu'il existe à peu près 9% des points de fausse correspondance qui se trouvent principalement sur la frontière des feuilles. Cela peut être dû à la méthode TFM qui fonctionne mal dans la zone où il y a des feuilles à très courte distance. Elle est alors incapable de trouver la position approximative de correspondance qui limite la recherche plus précise par la corrélation.

#### 4.4 Comparaison avec la méthode TFM

Une méthode d'appariement direct entre les bandes spectrales a été proposée par M. Rabatel [1] a priori pour des distances caméra-objet plus élevées (pas d'effet de relief). Une comparaison de résultats entre les deux méthodes a été réalisée.



La méthode présentée dans la section 3.4



La méthode de TFM

**FIGURE 22:** Images de fausse couleur pour l'appariement de la bande GRE et REG

La Figure 22 montre l'image de fausse couleur pour l'appariement de bande GRE et REG par les deux méthodes. La comparaison visuelle étant difficile, une comparaison quantitative de l'information mutuelle (IM) est réalisée qui est présentée dans le Tableau 8.

	Entropie GRE	Entropie REG	Entropie conjointe	IM
Nouvelle méthode conçue	4.8786	4.6998	8.9624	<b>0.5860</b>
Méthode de TFM	4.8820	4.6698	8.9973	<b>0.5545</b>
Cas idéal (canaux identiques)	4.6760	4.6760	4.6760	<b>4.6760</b>

**Tableau 8:** Information mutuelle de canaux GRE-REG

A partir de l'information mutuelle des images de fausse couleur, on voit que la méthode qu'on a développée est 6% meilleure que l'appariement par TFM. Pour différencier la performance des deux méthodes, c'est mieux de les appliquer sur les images plus proches. Néanmoins, l'appariement approximatif par TFM n'est pas robuste lors qu'on prend les images à plus courte distance. Donc, le résultat de cet appariement est mieux, mais encore insuffisant.

## 5 Conclusion

Aux termes de ce travail, on peut dire que l'application du capteur multispectral dans le domaine de l'agriculture est un thème très intéressant, car il permet la surveillance des cultures par le vol de drone pour multiple applications agricoles. L'objectif du projet est consacré aux traitements d'image multispectrale pour le but de faire l'appariement de quatre bandes spectrales afin que le capteur soit utilisable à très courte distance de l'acquisition.

Au cours de ce projet, j'ai pu appréhender les problématiques liées à la calibration de caméra du modèle sténopé, la géométrie épipolaire de projection et la méthode classique de corrélation. À l'aide d'études de la méthode de corrélation et de transformation de Fourier-Mellin des images, un premier appariement de bandes spectrales GRE et REG a été réalisé définissant un protocole de l'appariement. Les correspondances entre les bandes ont été cherchées par la méthode de corrélation, avec la zone de recherche affinée et réduite par l'appariement approximatif par la TFM. Le modèle 3D a été ensuite reconstruit à partir des correspondances de deux bandes spectrales fournissant une carte de profondeur pour la scène.

Les premiers résultats de l'appariement de bandes GRE et REG ont été présentés et comparés avec l'appariement de la méthode de l'appariement direct proposé précédemment par M.Rabatel et M.Labbé. La méthode qu'on a développée montre la performance meilleure que celle de l'appariement direct. Mais le résultat est encore insuffisant. Pour les images prises à encore plus courte distance, la méthode n'est plus robuste surtout sur les frontières des feuilles, à cause de l'angle de vue différent par deux caméras.

Pour les perspectives, vu qu'on a vérifié la méthode de corrélation sur les images de même bande, on envisage de faire tout d'abord un appariement de bande GRE-GRE décalé pour obtenir la carte de profondeur (modèle 3D). Ensuite on pourra utiliser ce modèle 3D pour appairer les bandes spectrales. Cette méthode sera plus compliquée à mettre en œuvre car il faudrait par exemple faire de la photogrammétrie à partir de nombreuses images de bande GRE pour construire le modèle 3D en première étape. Une autre perspective de faire l'appariement est qu'on pourrait appairer les trois bandes (REG, RED et NIR) avec bande GRE. A partir de trois appariements, on pourrait fusionner les informations pour avoir un appariement de quatre bandes qui sera plus robuste. De plus, à part de corrélation, une méthode plus robuste pourrait s'appuyer sur la méthode de détection de contours ou de frontières dans la zone où il y a des feuilles de plants qui sont très proches.

# 6 Annexe

## 6.1 Quaternion

### 6.1.1 Notion de quaternion

#### Algèbre des quaternions

L'algèbre des quaternions est une algèbre définie sur  $R^4$ , dans laquelle chaque élément  $(q_0, q_1, q_2, q_3)$  de  $R^4$  peut être représenté sous une forme comparable à celle des nombres complexes :

$$Q = q_0 + q_1\mathbf{i} + q_2\mathbf{j} + q_3\mathbf{k} \quad (42)$$

$\mathbf{i}$ ,  $\mathbf{j}$  et  $\mathbf{k}$  sont les éléments imaginaires qui constituent une base orthonormée de  $R^3$ .

On définit également la notion de conjugué :

$$\bar{Q} = q_0 - q_1\mathbf{i} - q_2\mathbf{j} - q_3\mathbf{k} \quad (43)$$

Si le quaternion n'est pas nul, son inverse est unique :

$$Q^{-1} = \frac{\bar{Q}}{\|Q\|^2} \quad (44)$$

Avec  $\|Q\|$  est la norme de quaternion. Si le quaternion est unitaire, sa norme est égale à 1 et son inverse est donc égal à son conjugué.

Une représentation commode des quaternions est la représentation sous la forme de l'association d'un réel et d'un vecteur de dimension 3 :

$$Q = (a, V) \quad (45)$$

Où  $a = q_0$  et  $V = (q_1, q_2, q_3)$ .

On montre alors que le produit (non commutatif) de deux quaternions  $Q_1$  et  $Q_2$  s'écrit :

$$\begin{aligned} Q_1 \cdot Q_2 &= (a_1, V_1) \cdot (a_2, V_2) \\ &= (a_1 a_2 - V_1 V_2, a_1 V_2 + a_2 V_1 + V_1 \wedge V_2) \end{aligned} \quad (46)$$

#### Quaternions unitaires et rotations dans $R^3$

On appelle quaternions unitaires les quaternions dont la norme  $\|Q\|$  est égale à 1, soit  $Q \cdot \bar{Q} = q_0^2 + q_1^2 + q_2^2 + q_3^2 = 1$ .

On peut donc écrire tout quaternion unitaire sous la forme :

$$Q = (\cos(\alpha/2), \mathbf{U}\sin(\alpha/2)) \quad (47)$$

où  $\mathbf{U}$  est un vecteur unitaire de  $R^3$ .

On peut alors montrer que pour tout vecteur  $\mathbf{V}$  dans  $R^3$ , le produit  $Q \cdot (0, \mathbf{V}) \cdot \bar{Q}$  est un quaternion vectoriel pur, noté  $(0, \mathbf{V}')$ , et que  $\mathbf{V}'$  est l'image de  $\mathbf{V}$  par une rotation d'axe  $\mathbf{U}$  et d'angle  $\alpha$ . Autrement dit, un quaternion unitaire représente une rotation dans  $R^3$  avec l'axe de rotation porté par le vecteur unitaire  $\mathbf{U}$  et l'angle  $\alpha$ . L'image d'un vecteur  $\mathbf{V}$  quelconque sur lequel on effectue cette rotation étant donnée par :

$$(0, \mathbf{V}') = Q \cdot (0, V) \cdot \bar{Q} \quad (48)$$

### 6.1.2 Calcul du quaternion associé à une matrice de rotation

On utilise la méthode conseillée par le CNES qui se déroule à partir des expressions suivantes qui donne la matrice de rotation associée à un quaternion unitaire  $Q = (q_0, q_1, q_2, q_3)$ .

$$R = \begin{pmatrix} 2(q_0^2 + q_1^2) - 1 & 2(q_1q_2 - q_0q_3) & 2(q_1q_3 + q_0q_2) \\ 2(q_1q_2 + q_0q_3) & 2(q_0^2 + q_2^2) - 1 & 2(q_2q_3 - q_0q_1) \\ 2(q_1q_3 - q_0q_2) & 2(q_2q_3 + q_0q_1) & 2(q_0^2 + q_3^2) - 1 \end{pmatrix} \quad (49)$$

La matrice de rotation  $R$  s'écrit aussi comme la forme dans (Eq. 2) :

$$R = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{pmatrix} \quad (50)$$

On en déduit les équations suivantes pour déterminer le quaternion :

$$\begin{cases} 4q_0^2 = 1 + r_{11} + r_{22} + r_{33} \\ 4q_1^2 = 1 + r_{11} - r_{22} - r_{33} \\ 4q_2^2 = 1 + r_{22} - r_{33} - r_{11} \\ 4q_3^2 = 1 + r_{33} - r_{11} - r_{22} \end{cases} \quad (51)$$

Une série de tests est nécessaire sur les éléments diagonaux de la matrice de rotation pour calculer le quaternion à une indétermination près de signe. Dans tous les cas, on supposera cependant que  $q_0$  est dans l'intervalle  $[0,1]$ . En pratique, dès que le signe d'une composante de  $Q$  est choisi, il détermine automatiquement le signe des autres, mais la matrice de rotation  $R$  n'en est pas affectée. Il n'y a donc pas lieu de s'inquiéter, et si  $q_0$  est différent de 0, nous prendrons toujours cette composante positive sinon ce sera  $q_1$  etc.

Une fois la première composante est choisie, les autres composantes de  $Q$  sont déterminées à partir des relations suivantes :

$$\begin{cases} 4q_1q_2 = r_{12} + r_{21} \\ 4q_2q_3 = r_{23} + r_{32} \\ 4q_1q_3 = r_{13} + r_{31} \\ 4q_0q_3 = r_{21} - r_{12} \\ 4q_0q_2 = r_{13} - r_{31} \\ 4q_0q_1 = r_{32} - r_{23} \end{cases} \quad (52)$$

Une normalisation se fait à la fin pour calculer le quaternion unitaire :

$$Q_{normalise} = \frac{Q}{\|Q\|} \quad (53)$$

### 6.1.3 Calcul des angles d'Euler RTL associés à un quaternion

On se démarre à partir de la conversion des angles d'Euler au quaternion, avec la notion des angles d'Euler Roulis - Tangage - Lacet avec la convention Z-Y-X :

$$\begin{cases} \text{Roulis} - \phi : \text{rotation autour du nouvel axe des X} \\ \text{Tangage} - \theta : \text{rotation autour du nouvel axe des Y} \\ \text{Lacet} - \psi : \text{rotation autour de l'axe Z} \end{cases} \quad (54)$$

Par la définition on obtient la combinaison de quaternion représentant la rotation d'Euler en séquence de Z-Y-X :

$$Q = (\cos(\psi/2), \sin(\psi/2)(0, 0, 1)) \cdot (\cos(\theta/2), \sin(\theta/2)(0, 1, 0)) \cdot (\cos(\phi/2), \sin(\phi/2)(1, 0, 0)) \quad (55)$$

Donc la combinaison de quaternion peut s'écrire sous la forme suivante :

$$Q = \begin{pmatrix} \cos(\psi/2) \\ 0 \\ 0 \\ \sin(\psi/2) \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \cos(\theta/2) \\ 0 \\ \sin(\theta/2) \\ 0 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \cos(\phi/2) \\ \sin(\phi/2) \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad (56)$$

Après le développement du produit de quaternion présenté dans (Eq. 46) on a :

$$Q = \begin{pmatrix} \cos(\phi/2)\cos(\theta/2)\cos(\psi/2) + \sin(\phi/2)\sin(\theta/2)\sin(\psi/2) \\ \sin(\phi/2)\cos(\theta/2)\cos(\psi/2) - \cos(\phi/2)\sin(\theta/2)\sin(\psi/2) \\ \cos(\phi/2)\sin(\theta/2)\cos(\psi/2) + \sin(\phi/2)\cos(\theta/2)\sin(\psi/2) \\ \cos(\phi/2)\cos(\theta/2)\sin(\psi/2) - \sin(\phi/2)\sin(\theta/2)\cos(\psi/2) \end{pmatrix} \quad (57)$$

Si on connaît un quaternion unitaire de la forme générale :  $Q = (q_0, q_1, q_2, q_3)$ , on peut en

déduire les angles d'Euler inversant (Eq. 57) :

$$\begin{pmatrix} \phi \\ \theta \\ \psi \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \arctan \frac{2(q_0q_1 + q_2q_3)}{1 - 2(q_1^2 + q_2^2)} \\ \arcsin(2(q_0q_2 - q_3q_1)) \\ \arctan \frac{2(q_0q_3 + q_1q_2)}{1 - 2(q_2^2 + q_3^2)} \end{pmatrix} \quad (58)$$

En pratique, on utilise la fonction *atan2* dans la programmation pour que la solution de l'angle soit unique. Donc le calcul des angles d'Euler s'écrit [5] :

$$\begin{pmatrix} \phi \\ \theta \\ \psi \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \text{atan2}(2(q_0q_1 + q_2q_3), 1 - 2(q_1^2 + q_2^2)) \\ \arcsin(2(q_0q_2 - q_3q_1)) \\ \text{atan2}(2(q_0q_3 + q_1q_2), 1 - 2(q_2^2 + q_3^2)) \end{pmatrix} \quad (59)$$

## 6.2 Coordonnées des points correspondants définis pour la calibration

Le tableau suivant définit les coordonnées 2D des points sur l'image et ses coordonnées 3D correspondantes pour la calibration.

No. Point	$x_o(\text{mm})$	$y_o(\text{mm})$	$z_o(\text{mm})$
1	0	0	0
2	0	0	80
3	26	0	80
4	52	0	80
5	78	0	80
6	104	0	80
7	130	0	80
8	0	26	80
9	0	52	80
10	0	78	80
11	0	104	80
12	0	130	80
13	26	26	80
14	52	52	80
15	78	78	80
16	104	104	80
17	130	130	80
18	26	0	0
19	52	0	0
20	78	0	0
21	104	0	0
22	130	0	0

**Tableau 9:** Points de référence sur la mire de calibration



# Bibliographie

- [1] Gilles Rabatel, Sylvain Labbé, “Registration of visible and near infrared unmanned aerial vehicle images based on fourier-mellin transform,” *Precision Agric (2016) 17* :564–587, 2016.
- [2] Aymen Arfaoui, “Etalonnage de caméras numériques à l’aide de splines cubiques composées,” *Mémoire présenté à la Faculté des études supérieures de l’Université Laval*, 2009.
- [3] Peter Sturm, “Quelques notes pour le cours de vision par ordinateur,” *INRIA Rhône-Alpes, Equipe-projet PERCEPTION*, 2015.
- [4] Roger Y. TSAI, “A versatile camera calibration technique for 3d machine vision,” *IEEE J. Robotics Automation, RA-3, No. 4*, pp. 323-344, August 1987.
- [5] Michel Llibre, “Quaternions et rotations,” 2015.
- [6] Michel Llibre, “Représentation des attitudes,” 2015.
- [7] Parrot Sequoia, “Application note : how to register images from sequoia single-band cameras,” 2017.
- [8] Wikipedia : Géométrie épipolaire, “Site : [https://en.wikipedia.org/wiki/Epipolar\\_geometry](https://en.wikipedia.org/wiki/Epipolar_geometry),” 2018.
- [9] Olivier Faugeras, Quang-Tuan Luong, “The geometry of multiple images,” *Papadopoulo, Théodore*, 2001.
- [10] Richard Hartley, Andrew Zisserman, “Multiple view geometry in computer vision,” *Cambridge University Press 2nd Edition*, 2004.
- [11] Divya Gupta, Sudhir Goswami, “Object recognition based on template matching and correlation method in hyperspectral images,” *International Journal of Computer Applications (0975 8887) Volume 166 : No.11*, May 2017.
- [12] OpenCV Tutoriel : Template Matching, “Site : [https://docs.opencv.org/2.4/doc/tutorials/imgproc/histograms/template\\_matching/template\\_matching.html](https://docs.opencv.org/2.4/doc/tutorials/imgproc/histograms/template_matching/template_matching.html),” 2018.