# Rectification Projective d'Images Stéréo non Calibrées Infrarouges avec prise en compte globale de la minimisation des distorsions

Benoit Ducarouge, Thierry Sentenac, Florian Bugarin, Michel Devy

▶ **To cite this version:**

Benoit Ducarouge, Thierry Sentenac, Florian Bugarin, Michel Devy. Rectification Projective d'Images Stéréo non Calibrées Infrarouges avec prise en compte globale de la minimisation des distorsions. ORASIS'09 - Congrès des jeunes chercheurs en vision par ordinateur, Jun 2009, Trégastel, France, France. inria-00404623

**HAL Id: inria-00404623**
**https://inria.hal.science/inria-00404623**

Submitted on 16 Jul 2009

**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.

# Rectification Projective d'Images Stéréo non Calibrées Infrarouges avec prise en compte globale de la minimisation des distorsions *

# Projective Rectification from Uncalibrated Infrared Stereo Images with a global distortion minimization

B. Ducarouge[1], T. Sentenac[1,2], F. Bugarin[2], M.Devy[1]

[1] CNRS ; LAAS ; 7 avenue du colonel Roche, F-31077 Toulouse, France
Université de Toulouse ; UPS, INSA, INP, ISAE ; LAAS ; F-31077 Toulouse, France
[2] Université de Toulouse, Ecole Mines Albi, CROMeP, Campus Jarlard, 81013 ALBI, France.
mail : bducarou@laas.fr, sentenac@enstimac.fr,florian.bugarin@enstimac.fr,michel@laas.fr

## Résumé

*L'article expose une approche symétrique globale pour estimer les homographies de la rectification projective à partir d'images infrarouges non calibrées et de la géométrie épipolaire. Cette étape est importante dans le cadre de la stéréoscopie par corrélation car elle permet de se ramener à une géométrie épipolaire simple, dans laquelle les droites épipolaires sont parallèles aux lignes des images.*
*Le processus de calcul des homographies est basé sur l'optimisation d'un critère non linéaire prenant en compte la géométrie épipolaire ; ce processus est réalisé sous des contraintes qui réduisent dans le même temps les distorsions des images. Le critère d'optimisation et l'espace de contraintes choisis nous assurent une meilleure précision et moins de déformations projectives que les méthodes couramment utilisées dans la littérature.*

## Mots Clef

Rectification projective ; Homographie ; Matrice fondamentale ; Minimisation des distortion ; Stéréovision ; Caméra Infrarouge.

## Abstract

*This paper describes a global and symmetric approach proposed to estimate homographies required for the projective rectification of uncalibrated infrared images from the epipolar geometry. Rectification is an important step in stereoscopic correlation, since it allows making less complex the epipolar geometric, with epipolar lines parallel to the images lines.*
*The homographies computing process is based on an optimization of a nonlinear criterion taking into account the epipolar geometry ; this process is performed under constraints that allows to reduce also the image distortion. Optimization criteria and constraints space used provide a better accuracy and less projective distortion than commonly used methods.*

## Keywords

Projective rectification ; Homography ; Fundamental matrix ; Distortion minimisation ; Stereo vision ; Infrared camera.

## 1 Introduction

La technique de rectification projective proposée est développée dans le cadre d'un projet de reconstruction $3D$ d'un objet à partir d'un banc de stéréovision non calibré, composé de deux caméras infrarouges fonctionnant dans la bande $8 - 12\mu m$. Dans ce contexte, la reconstruction $3D$ infrarouge est basée sur des images de faible résolution spatiale et peu texturées. La précision demandée pour la reconstruction reste néanmoins faible (dixième de la taille de la pièce) mais elle doit respecter des contraintes de reconstructions des éléments géométriques relatives aux angles entre les surfaces et leurs normales. La facilité de mise en œuvre, notamment de l'étalonnage, demeure l'axe privilégié.

Dans le processus de reconstruction $3D$, la rectification projective simplifie la mise en correspondance des pixels des images stéréo. En effet, le pixel correspondant dans l'image droite à un pixel de l'image gauche (et réciproquement), est *positionnée sur la même ligne*.

A partir de la connaissance de la géométrie épipolaire et donc de la matrice fondamentale, l'objectif est alors de déterminer une paire de transformations projectives, appelée homographies, qui réorientent les projections épipolaires parallèlement aux lignes des images, donc à l'axe horizontal des caméras rectifiées. L'approche proposée dans la littérature pour déterminer ces homographies s'articule donc

*Ces travaux sont menés dans le cadre du projet ANR Programme Blanc R3T, *Real Time and True Temperature field measurement based on optoelectronic devices*

autour de deux étapes. Au cours de la première étape, les paramètres des homographies sont estimés afin de maximiser les similitudes entre images d'origine et images rectifiées. Dans la majorité des cas, il s'agit de déterminer une première paire d'homographies qui sont des transformations projectives rigides composées de paramètres de translation et de rotation. Ainsi, les épipoles sont projetés à l'infini et les droites épipolaires deviennent parallèles aux lignes des images transformées par ces homographies. Mais, le nombre de degrés de liberté est élevé et cette première paire d'homographies n'est pas unique. La seconde étape aborde ce problème en trouvant une paire d'homographies qui réduit le plus possible les déformations projectives des images rectifiées. Les approches adoptées diffèrent en fonction des critères de minimisation géométriques appliqués et des décompositions de matrices affines associées à la matrice de transformation projective. De plus, ces opérations sont soit menées de manière symétriques sur les deux images, soit de manière non symétrique, avec la minimisation des distorsions appliquée à une seule image.

Hartley et al [3] proposent une approche non symétrique ; une transformation projective est déterminée à partir d'une image et ensuite une transformation affine est estimée à partir de la seconde image par minimisation de la disparité entre les deux images (différence d'intensité entre les points appariés de chaque image). Au contraire, Loop et Zhang [5] suggèrent une approche symétrique basée sur la décomposition de chaque homographie en transformation projective et en transformations affines (transformation similaire et "shearing"). Les composantes de ces matrices sont estimées pour minimiser la distorsion projective (points particuliers de l'image inchangés dans la transformation). Les deux méthodes sont améliorées en prenant en compte la minimisation de l'effet de ré-échantillonnage et de remise à l'échelle. Dans sa thèse [2], Devernay propose également de traiter les images de manière symétrique à partir d'une décomposition particulière de la matrice fondamentale et de la minimisation de la distorsion des coins de l'image. Enfin Mallon [7] a proposé une variante de l'algorithme de Hartley [3], en minimisant, sur les deux images, la création et la destruction de pixels lors de la rectification, minimisant ainsi la déformation des images. De plus, sa méthode est évaluée en comparaison aux méthodes existantes.

Les approches proposées reposent sur le calcul préalable de la matrice fondamentale, qui est souvent entaché d'erreurs. Les deux étapes classiques de la rectification favorisent donc la propagation de cette erreur. Ensuite, l'étape de minimisation à partir de propriétés mathématiques est d'autant plus efficace que le nombre de points est grand. Compte tenu du faible nombre de points en infrarouge, nous avons intérêt d'une part à regrouper les deux étapes dans un processus d'optimisation global sans calcul préalable de la matrice fondamentale et d'autre part à baser ce processus non plus sur des propriétés mathématiques mais sur des propriétés physiques à conserver dans l'image.

Dans cet article, à partir de la géométrie épipolaire, nous proposons au sein d'un même formalisme de coupler l'étape de rectification et la minimisation des déformations projectives. Un processus d'optimisation sous contraintes géométriques permet une approche symétrique globale qui détermine en une seule opération les matrices de rectification uniques. Le critère du processus d'optimisation est basé sur la contrainte épipolaire qui ne nécessite pas le calcul préalable de la matrice fondamentale. En parallèle, les contraintes pour réduire les déformations de la rectification imposent que huit points spécifiques de l'image restent dans un anneau donné et que le centre de l'image reste inchangé.
La section 2 rappelle les bases de la géométrie épipolaire. Dans la section 3, nous présentons la méthode de rectification proposée. Enfin, dans la section 4, les performances de la méthode sont exposées sur des images infrarouges et sur des images de test de la littérature.

# 2 Rappels

Cette sous section rappelle les fondements de la géométrie épipolaire et de la rectification.

## 2.1 Rappels de la géométrie épipolaire

Comme le montre la figure 1, lorsqu'un point $M$ de la scène est visible simultanément par les deux caméras, sa projection dans les images nous donne deux points, notés $m_1$(resp. $m_2$) pour la caméra gauche(resp. droite). Pour un point $m_1$, le lieu géométrique où se situe son stéréo-correspondant dans l'autre image est une droite appelée droite épipolaire issue de $m_2$ et notée $D_{E_2}$. Cette droite est définie par l'intersection du plan support du triangle $(C1, C2, m_1)$ et du plan support de l'image2. Toutes les droites épipolaires dans l'image2 (resp.image1) convergent vers un point, qui est l'intersection de la droite portant le segment $(C1, C2)$ et du plan support de l'image2 (resp. image1). Ce point est appelé, le centre épipolaire de l'image2 $CE_2$ (resp.image1 $CE_1$).

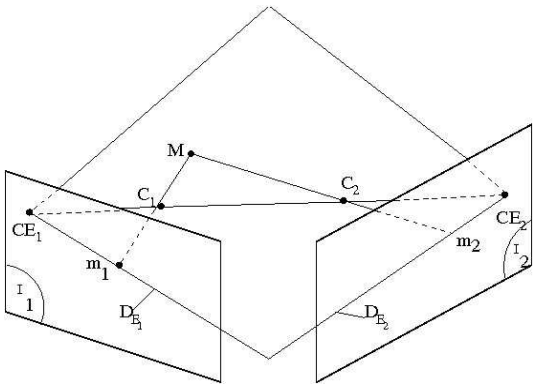


FIG. 1 – *Géométrie épipolaire.*

La droite épipolaire dans l'image2 (resp.image1), correspondant au pixel $(m_1 = (u_1, v_1, 1)^t)$ de l'image1 (resp.

$(m_2 = (u_2, v_2, 1)^t)$ de l'image2), s'obtient en résolvant l'équation suivante :

$$image_2 : m_1^t F m_2 = 0 \qquad image_1 : m_2^t F^t m_1 = 0 \quad (1)$$

$F$ est la matrice fondamentale qui représente l'application, qui au point $m_1$ de l'image1 associe une ligne épipolaire d'équation $Fm_1$ (où se situe le stéréo-correspondant $m_2$ dans la seconde image).

## 2.2 Rappels de la rectification

La méthode de rectification consiste à réorienter les lignes épipolaires pour qu'elles soient parallèles avec l'axe horizontal de l'image. Cette méthode est décrite par une transformation qui projette les épipoles à l'infini et dont les points correspondants sont nécessairement sur la même ordonnée (cf. figure 2).

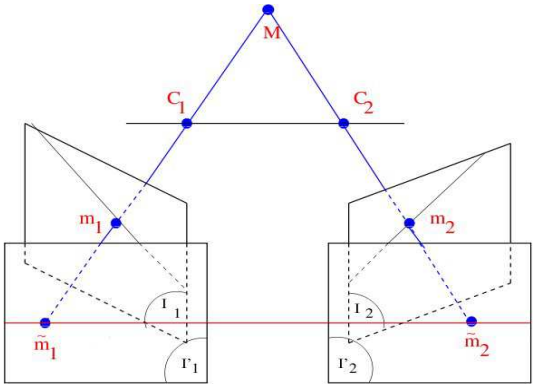


FIG. 2 – *Opération de rectification.*

Il existe deux types de rectification : la rectification d'images avec un système déjà calibré et la rectification d'images provenant d'un système non calibré. Dans ce document, nous intéressons uniquement à la rectification projective à partir d'images non calibrées et basée sur la géométrie épipolaire et donc sur la connaissance de la matrice fondamentale. Dans ce cas où les deux images sont rectifiées, la matrice fondamentale, aussi appelée matrice fondamentale rectifiée, s'écrit alors sous la forme suivante :

$$F_r = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad (2)$$

D'un point de vue purement algébrique, à partir de la connaissance de la matrice fondamentale $F$ et de la matrice fondamentale rectifiée $F_r$, pour rectifier deux images stéréoscopiques, il faut déterminer deux homographies $H_1$ et $H_2$ telles que :

$$F = H_1^t F_r H_2 \quad (3)$$

De plus, soit un ensemble de couples de points $(m_1, m_2)_k$ qui se projettent en un ensemble de points $(\tilde{m_1}, \tilde{m_2})_k$ après rectification, la contrainte épipolaire est alors conservée et elle s'écrit :

$$\tilde{m_1}_k^t F_r \tilde{m_2}_k = {m_1}_k^t H_1^t F_r H_2 {m_2}_k = {m_1}_k^t F {m_2}_k = 0 \quad (4)$$

A partir de la connaissance de la géométrie épipolaire et donc de la matrice fondamentale, l'objectif est de déterminer les homographies $H_1$ et $H_2$ satisfaisant l'équation (4) qui réorientent les projections épipolaires parallèlement aux lignes des images, donc à l'axe horizontal des caméras rectifiées. Les paramètres des homographies sont estimés afin de maximiser les similitudes entre images d'origine et images rectifiées. Mais, le nombre de degrés de liberté est élevé et les homographies ne sont pas uniques ; le problème est alors de trouver une paire d'homographies qui réduisent le plus possible les distorsions des images rectifiées.

# 3 Rectification proposée

Nous proposons une approche symétrique globale qui détermine en une seule opération les homographies dans l'espace des contraintes géométriques. La solution proposée consiste à résoudre l'équation (4) en minimisant un critère non-linéaire sous contraintes géométriques pour diminuer les déformations de manière à obtenir des homographies $H_1$ et $H_2$ uniques.

Cette sous-section expose le critère du processus d'optimisation qui est la minimisation de l'erreur de rectification entre ces images. Ensuite, la méthodologie pour considérer les contraintes géométriques est exposée. Enfin, l'évaluation de la méthode est réalisée sur le résidu de la minimisation et sur des critères géométriques considérés dans les contraintes, comme l'orthogonalité et le rapport d'aspect qui sont des propriétés fondamentales pour la reconstruction $3D$.

## 3.1 Critère de minimisation

L'objectif est de résoudre l'équation 4 pour trouver les deux homographies sur la base d'un ensemble de couples de points appariés $(m_1, m_2)_k$. Cette équation peut être alors résolue au sens des moindres carrés et nous minimisons le critère suivant :

$$\min_P \sum_k \left( {m_1}_k^t H_1^t(P_1) F_r H_2(P_2) {m_2}_k \right)^2 \quad (5)$$

avec $P$ le vecteur des paramètres composé du vecteur de paramètres $P_1$ égal aux neuf paramètres de l'homographie $H_1$ et du vecteur de paramètres $P_2$ égal aux neuf paramètres de l'homographie $H_2$ qui s'écrit $P = (P_1, P_2) = ((H_1)_{i,j}, (H_2)_{i,j})_{1 \leq i,j \leq 3} \in \mathbb{R}^9 \times \mathbb{R}^9$.

Dans notre contexte, nous disposons de points appariés qui sont encore bruités, il a été montré [6] que cette méthode souffre de deux défauts : le premier est lié à l'absence de contrainte sur le rang de la matrice recherchée et le second porte sur la non normalisation du critère. Des critères non-linéaires ont donc été introduits qui reposent sur

la distance $d$ d'un point à la droite épipolaire de son stéréo-correspondant. Cette distance est calculée de manière symétrique sur les deux images et le critère non-linéaire est de la forme suivante :

$$\min_P \sum_k \left[d(m_{2k}, Fm_{1k})^2 + d(m_{1k}, F^t m_{2k})^2\right] \quad (6)$$

De plus, la distance $d$ d'un point $\tilde{m}$ de la seconde image à la droite épipolaire $Fm$ s'exprime dans $\mathbb{R}^2$ comme suit :

$$d(m_2, Fm_1)^2 = \frac{|m_2^t F m_1|^2}{\|Fm_1\|_2^2} \quad (7)$$

Suivant les relations (3) et (7), le critère (6) s'écrit alors :

$$\min_P \sum_k \frac{|m_{2k}^t H_2^t F_r H_1 m_{1k}|^2}{\|H_2^t F_r H_1 m_{1k}\|_2^2 + \|H_1^t F_r^t H_2 m_{2k}\|_2^2} \quad (8)$$

Ce critère représente donc le produit de la distance des points de l'image gauche aux droites épipolaires associées dans l'image droite par la distance des points de l'image droite aux droites épipolaires associées dans l'image gauche. Il permet de déterminer les dix huit paramètres des homographies $H_1$ et $H_2$. Il est à noter que ce critère ne fait pas apparaître explicitement la matrice fondamentale. Contrairement aux méthodes présentées précédemment la matrice fondamentale n'est pas préalablement estimée à partir d'un ensemble d'appariements corrects et d'une matrice initiale à déterminer. La méthode proposée ne souffre donc pas d'une propagation d'erreur de la matrice fondamentale.
Afin d'obtenir un jeu unique d'homographies qui diminuent les déformations géométriques, la relation (8) est résolue sous un espace de contraintes $C$. Ainsi, ceci conduit au critère suivant :

$$\min_{P \in C} \sum_k \frac{|m_{2k}^t H_2^t F_r H_1 m_{1k}|^2}{\|H_2^t F_r H_1 m_{1k}\|_2^2 + \|H_1^t F_r^t H_2 m_{2k}\|_2^2} \quad (9)$$

En remarque, dans le cadre méthode d'optimisation locale le choix de l'espace des contraintes influe sur la facilité à trouver un vecteur de paramètre initial $P_0$. La sous section suivante détaille le choix de l'espace des contraintes.

## 3.2 Choix des contraintes

L'espace des contraintes choisi est un ensemble de contraintes explicitement défini, qui s'écrit :

$$C = \bigcap_{i=1}^{n} \left[g_{1,i}^{-1}(I_1) \cap g_{2,i}^{-1}(I_2)\right] \quad (10)$$

où les $g_{1,i} : \mathbb{R}^9 \times \mathbb{R}^9 \mapsto \mathbb{R}$ et $g_{2,i} : \mathbb{R}^9 \times \mathbb{R}^9 \mapsto \mathbb{R}$ sont des fonctions deux fois continuement différentiables, $n$ nombre de points des contraintes et $I_1, I_2$ deux intervalles connexes de $\mathbb{R}^+$.
Selon les exigences de la reconstruction $3D$ du projet, la première propriété recherchée est donc le respect de l'angle entre l'image initiale et l'image rectifiée. Ensuite, la seconde propriété est la conservation des distances et donc celle du rapport d'aspect des images.

Notre but maintenant est de définir un ensemble de contraintes sur $P$ permettant de satisfaire ces propriétés physiques sur l'image. Dans notre application, il est difficile de définir des contraintes pour l'ensemble des pixels de l'image.Ainsi, notre approche consiste à choisir un ensemble restreint de points de l'image gauche $p_i$ (respectivement de l'image droite $q_i$) qui conserve le rapport d'aspect et l'orthogonalité.

**Rapport d'aspect** le rapport d'aspect de l'image est calculé à partir du rapport des diagonales, donc contraindre les quatres coins de l'image est suffisant pour conserver ce paramètre. On note $p_i, (i = 1 \ldots 4)$, les coins de l'image gauche et $q_i, (i = 1 \ldots 4)$ ceux de l'image droite. Ensuite, on sait que lors de la rectification [3], l'image subit trois transformations : une translation, une rotation et une projection. L'idée est donc de contraindre les quatre coins de l'image à évoluer sur un anneau centré au milieu de l'image $X_c = (\frac{w}{2}, \frac{h}{2})^t$ ($w$ et $h$ la largeur et la hauteur de l'image), de petit diamètre $R_a - r$ et de grand diamètre $R_a + r$ ($r$ demie largeur de l'anneau et $R_a = \sqrt{\frac{w}{2}^2 + \frac{h}{2}^2}$). Cette contrainte autorise pleinement la rotation et la projection et faiblement la translation (le centre de l'image rectifié reste à sa position d'origine). En conclusion, comme l'illustre la figure 3, les quatre coins de l'image de gauche initiale $(p_i, (i = 1 \ldots 4))$, respectivement de l'image de droite initiale $(q_i, (i = 1 \ldots 4))$, sont contraints d'évoluer sur un anneau $A_1$, et respectivement $A_2$, de centre $X_c$, de rayon $R_a$ et demie largeur $r_1$, respectivement $r_2$. Les points rectifiés correspondants de l'image de gauche initiale $(H_1 \times p_i)$, respectivement de l'image de droite initiale $(H_2 \times q_i)$, sont contraints de rester sur le même anneau $A_1$, et respectivement $A_2$.

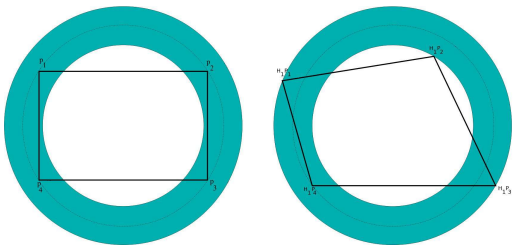

FIG. 3 – Représentation de l'espace des contraintes de type anneau sur l'image gauche (originale et rectifiée) pour la contrainte du rapport d'aspect.

Les fonctions $g_{1,i}, g_{2,i} i = 1 \ldots 4$ se définissent donc ainsi :

$$\begin{aligned} g_{1,i}(P) &= \|H_1(P_1)p_i - X_c\|_2 \\ g_{2,i}(P) &= \|H_2(P_2)q_i - X_c\|_2 \end{aligned} \quad (11)$$

L'espace des contraintes s'écrit alors :

$$C = \bigcap_{i=1}^{n} \left[ g_{1,i}^{-1}(I_1) \cap g_{2,i}^{-1}(I_2) \right] \tag{12}$$

avec $I_1 = [R_a - r_1, R_a + r_1]$, $I_2 = [R_a - r_2, R_a + r_2]$ et

$$\begin{aligned} g_{1,i}^{-1}(I_1) &= \left(P \in \mathbb{R}^{18} | R_a - r_1 \leq g_{1,i}(P) \leq R_a + r_1\right) \\ g_{2,i}^{-1}(I_2) &= \left(P \in \mathbb{R}^{18} | R_a - r_2 \leq g_{2,i}(P) \leq R_a + r_2\right) \end{aligned} \tag{13}$$

**Orthogonalité** Les travaux de [5] et [9] montrent que l'application de contraintes sur les quatre milieux des cotés de l'image conserve la forme et l'orthogonalité de l'image rectifiée. Par analogie au raisonnement précédent, les milieux de cotés horizontaux (resp. verticaux) de l'image gauche initiale $p_5, p_6$ (resp $p_7, p_8$), sont contraints d'évoluer sur un anneau $A_3$ (resp. $A_4$), de centre $X_c$, de rayon $R_b$ et demie largeur $r_3$ (resp. $r_4$). Un raisonnement analogue est appliqué à l'image droite. Les points rectifiés correspondants de l'image gauche initiale $(H_1 \times p_i, (i = 5 \dots 8))$, respectivement de l'image droite initiale $(H_2 \times q_i, (i = 5 \dots 8))$, sont contraints de rester sur les même anneau $A_3, A_4$, resp. $A_5, A_6$.
Ainsi, par un raisonnement similaire au paragraphe précédent, on obtient un nouvel ensemble de contraintes :

$$\begin{aligned} g_{1,i}^{-1}(I_3) &= \left(P \in \mathbb{R}^{18} | R_b - r_3 \leq g_{1,i}(P) \leq R_b + r_3\right) \\ g_{2,i}^{-1}(I_4) &= \left(P \in \mathbb{R}^{18} | R_b - r_4 \leq g_{2,i}(P) \leq R_b + r_4\right) \\ g_{1,i}^{-1}(I_5) &= \left(P \in \mathbb{R}^{18} | R_c - r_5 \leq g_{1,i}(P) \leq R_c + r_5\right) \\ g_{2,i}^{-1}(I_6) &= \left(P \in \mathbb{R}^{18} | R_c - r_6 \leq g_{2,i}(P) \leq R_c + r_6\right) \end{aligned} \tag{14}$$

avec $I_3 = [R_b - r_3, R_b + r_3]$, $I_4 = [R_b - r_4, R_b + r_4]$, resp. $I_5 = [R_c - r_5, R_c + r_5]$, $I_6 = [R_c - r_6, R_c + r_6]$

**Conclusion** La figure 4 illustre les contraintes de type anneau appliquées aux huit points de l'image gauche, respectivement de l'image droite. Nous disposons d'un ensemble de contraintes explicitement défini par seize fonctions qui stabilisent le rapport d'aspect et l'orthogonalité. Nous avons modélisé ces contraintes par des fonctions qui garantissent que huit points spécialement choisis au regard de ces propriétés restent dans des anneaux dont la largeur est réglable. Cette largeur est définie en fonction du compromis entre précision et déformation. En effet, plus la largeur des anneaux sera petite (par conséquent les fonctions des contraintes seront comprises dans un intervalle faible), plus le résidu de la fonction coût risque d'être élevé. Et inversement, plus les contraintes seront comprises dans un intervalle large et plus le résidu de la fonction coût sera faible mais au détriment de la déformation. Enfin, pour tous nos essais, nous avons choisi une largeur d'anneau constante qui représente un cinquantième du rayon.

### 3.3 Mise en oeuvre

Nous avons mis en oeuvre une optimisation sous contrainte. Il faut tout d'abord définir un vecteur de paramètre initial $P_0$, soit une première paire d'homographies

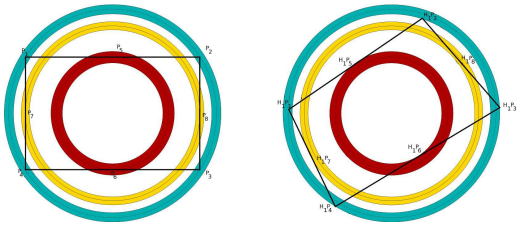

FIG. 4 – Représentation de l'espace des contraintes complet sur l'image gauche.

$H_{01}$ et $H_{02}$, qui garantissent les contraintes. Le vecteur de paramètre initial le plus simple qui satisfait les contraintes est une paire d'homographies égales à l'identité. En effet, l'image initiale est comprise dans l'espace de contraintes. Ensuite, la minimisation de la fonction coût définie par la relation 8 sur l'espace des contraintes non linéaires défini par la relation 10 est réalisée par l'algorithme de programmation séquentielle (S.Q.P) [4] [1] [8]. Les résultats obtenus et les critères d'évaluation sont exposés dans le paragraphe suivant.

### 3.4 Critères d'évaluation

Pour évaluer notre méthode, le premier critère est la précision de la rectification $E_r$ qui est représentée par la moyenne et l'écart type de la distance de chaque point de la première image à la ligne épipolaire associée dans la seconde image. Cette précision est comparée à celle de la matrice fondamentale $E_f$ qui est calculée de la même manière.
Ensuite, deux critères analytiques sont définis par rapport aux contraintes. Le premier est l'orthogonalité qui est défini à partir des quatre points situés au centre de chaque coté de la première image $p_1 = (l/2, 0, 1)$, $p_2 = (l, h/2, 1)$, $p_3 = (l/2, h, 1)$, $p_4 = (0, h/2, 1)$ (resp. de la seconde image $q_1 = (l/2, 0, 1)$, $q_2 = (l, h/2, 1)$, $q_3 = (l/2, h, 1)$, $q_4 = (0, h/2, 1)$). Nous appliquons ensuite les homographies à ces quatre points $\tilde{p}_i = H_1\, p_i$ $(i = 1 \dots 4)$. Deux vecteurs sont finalement calculés $\bar{x} = \tilde{p}_2 - \tilde{p}_4$ et $\bar{y} = \tilde{p}_3 - \tilde{p}_1$. L'orthogonalité est alors déterminée à partir de l'angle for mé par ces deux vecteurs :

$$E_0 = cos^{-1}((\bar{x}.\bar{y})/(|\ x\ ||\ y\ |)) \tag{15}$$

Le second est le rapport d'aspect qui est défini par quatre autres points qui représentent les coins de l'image : $p_1 = (0, 0, 1)$,$p_2 = (l, 0, 1)$,$P_3 = (l, h, 1)$ et $p_4 = (0, h, 1)$. Avec les mêmes étapes que précédemment, le rapport d'aspect est égal à :

$$E_a = ((\bar{x}^T \bar{x})/(\bar{y}^T \bar{y})^{1/2}) \tag{16}$$

## 4 Résultats

Afin de valider notre approche, notre méthode a été testée sur plusieurs type d'images. Tout d'abord, des essais ont

| Echantillon | F Mat. $E_f$ $moy$ - $(\sigma)$ | Méthode | Orthogonalité $E_0$ | | Rapport d'aspect $E_a$ | | Rectification $E_r$ | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | H' | H | H' | H | $moy$ | $\sigma$ |
| Slate | 0.5987 | Proposed | 89.33 | 89.08 | 0.9962 | 0.9949 | 0.17 | 0.11 |
| | (0.4593) | Mallon | 89.12 | 89.13 | 0.9852 | 0.9855 | 0.59 | 0.56 |
| | | Loop | 37.29 | 37.15 | 0.2698 | 0.2805 | 1.14 | 3.84 |
| | | Hartley | 89.96 | 88.54 | 1.0000 | 0.9769 | 2.27 | 5.18 |
| Yard | 0.6365 | Proposed | 90.81 | 90.29 | 1.0138 | 1.0037 | 0.25 | 0.16 |
| | (0.4776) | Mallon | 89.91 | 90.26 | 0.9987 | 1.0045 | 0.53 | 0.54 |
| | | Loop | 133.62 | 134.27 | 2.1477 | 2.4045 | 8.91 | 13.19 |
| | | Hartley | 101.95 | 91.91 | 1.2303 | 1.0335 | 48.19 | 11.49 |
| Boxes | 0.5068 | Proposed | 89.54 | 90.10 | 0.9922 | 1.0012 | 0.13 | 0.09 |
| | (0.3630) | Mallon | 88.78 | 89.33 | 0.9785 | 0.9889 | 0.44 | 0.33 |
| | | Loop | 97.77 | 95.69 | 1.1279 | 1.0900 | 4.35 | 9.20 |
| | | Hartley | 86.56 | 94.99 | 0.9412 | 1.0846 | 33.36 | 8.65 |

TAB. 1 – Comparaison de la méthode proposée.

été réalisés avec des images infrarouges qui comportent peu de points extraits. Ensuite, la méthode a été évaluée à partir d'images de la communauté vision pour comparer nos résultats à ceux des méthodes existantes qui sont résumés dans l'article [7].

## 4.1 Résultats sur les images infrarouges

Les images utilisées sont des images prises avec le banc stéréo convergent. Ce banc est composé de deux caméras infrarouge (dans une bande spectrale 8 $12\mu m$) ayant une faible résolution (160x120 pixels). Les deux caméras ont les mêmes paramètres intrinsèques et la distorsion due aux lentilles a été supprimée avant la rectification. Les images traitées sont des images de mire de calibration (figure 5) afin d'analyser les déformations apportées par la rectification proposée.

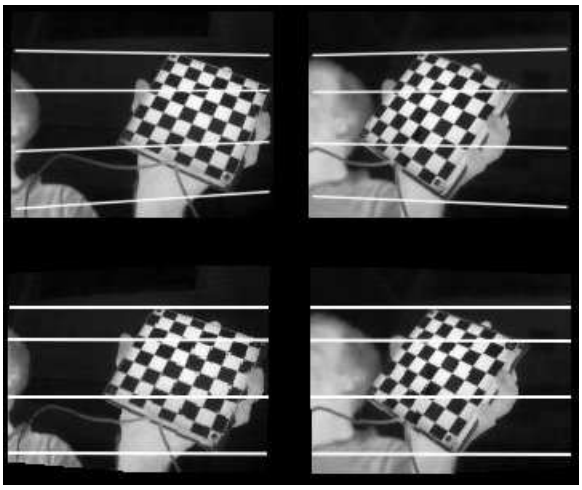

FIG. 5 – Test sur des images infrarouges

Selon les critères définis au paragraphe 3.4, les performances sont :
$-E_0 : H' = 90.0171, \quad H = 89.6703$
$-E_a : H' = 0.9998, \quad H = 0.9955$
$-E_r : moy = 0.0956, \quad \sigma = 0.0773$
La précision de rectification est inférieure en moyenne au dixième de pixel avec des déformations minimes. L'orthogonalité est de 90.01 (resp. 89.67) pour une valeur de référence $90°$. De même, le rapport d'aspect est de 0.9998 (resp. 0.9955) pour une valeur de référence de 1. Les résultats obtenus sont très satisfaisants pour nos images infrarouges.

## 4.2 Comparaison avec la littérature

Pour comparer notre méthode avec les différentes méthodes existantes, nous nous sommes basés sur l'article de Mallon [7]. Dans cet article, il compare sa méthode avec celle de Loop et Zhang [5] et celle de Hartley [3]. Les images sont des images 640x480 représentant diverses situations. Les critères retenus pour la comparaison des méthodes de rectification sont les critères décrit au paragraphe 3.4 soit la précision, l'orthogonalité et le rapport d'aspect. Les images utilisées pour cette comparaison sont disponibles sur le site : http ://www.eeng.dcu.ie/ vsl/vsgcode.html.
Le tableau 1 compare quatre différentes méthodes, Mallon [7], Loop et Zhang [5], Hartley [3] et la méthode proposée. L'orthogonalité $E_0$ est idéalement de 90 degrés et le rapport d'aspect $E_a$ est de 1. Les erreurs sur $F$, notée$E_f$ et sur les homographies $E_r$ sont présentées en valeurs moyenne $(moy)$ et en écart type $(\sigma)$.
La moyenne de la précision $E_r$ de la méthode proposée est dans le pire cas deux fois plus faible que celle de la méthode la plus performante (0.25 contre 0.53). En écart type, la valeur de la méthode proposée est quatre fois plus faible (0.09 contre 0.33). Il est à noter que la méthode proposée

ne repose pas sur une détermination préalable de la matrice fondamentale qui est souvent entachée d'erreur. Cette erreur ne se propage pas dans l'incertitude du calcul des homographies. De plus, la détermination des homographies est réalisée par la minimisation d'un seul critère alors que les autres méthodes font appel à plusieurs optimisation successives.
Cette précision de la méthode proposée n'est pas obtenue au détriment d'importantes déformations projectives. Dans le pire cas, l'orthogonalité est de $89.08°$ pour une valeur de référence de $90°$, soit une erreur inférieure au centième. A noter que l'orthogonalité pour la meilleure des autres méthodes est de $89.13°$. De même, dans le pire cas, le rapport d'aspect est 1.0138 pour une valeur de référence de 1, soit une erreur de l'ordre du centième. Pour tous ces essais, la largeur des anneaux n'a pas été modifiée et elle est égale au cinquantième du rayon de l'anneau. En remarque, certaines valeurs du tableau 1 sont aberrantes : 48.19(11.49) ou 33.36(8.65) en raison d'un manque de robustesse de certaines méthodes ou à une non convergence de l'algorithme.

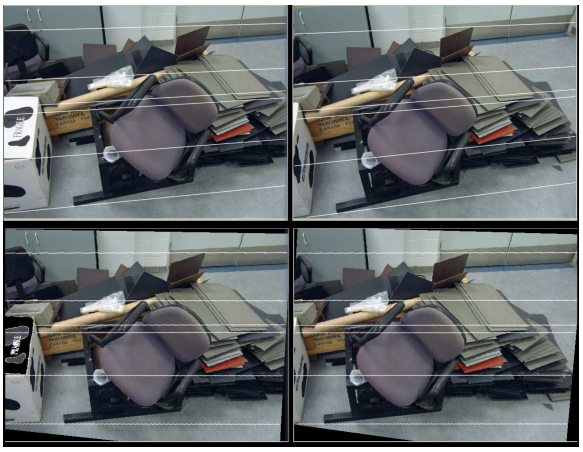

FIG. 6 – Exemple : Slate

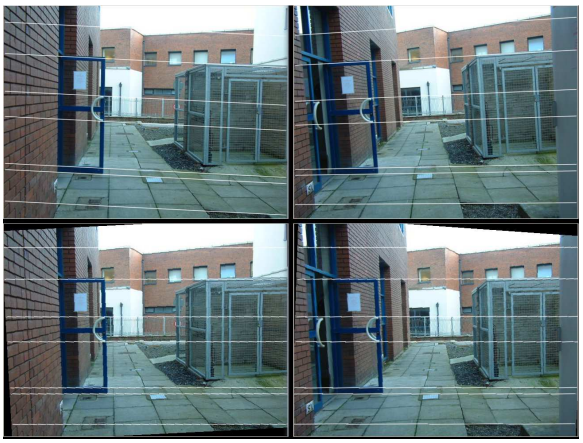

FIG. 7 – Exemple : Yard

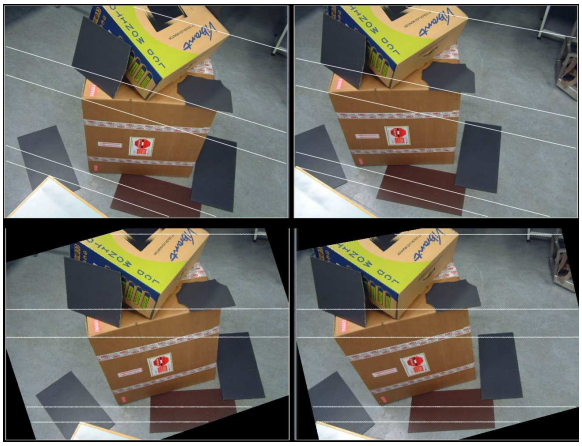

FIG. 8 – Exemple : Boxes

# 5 Conclusions et perspectives

La rectification d'image est une étape importante dans la reconstruction $3D$ par stéréovision. Sa précision influe directement sur le résultat global de la reconstruction. Cependant, son calcul génère de grosses déformations des images qui diminuent la qualité de l'étape de corrélation.

Dans ce papier, nous présentons une nouvelle approche de rectification d'images non calibrées. Notre méthode permet de controler la déformation des images et ainsi influer sur la précision de la rectification. De plus, elle se réalise en une seule étape et s'initialise de manière simple. Les résultats obtenus sont très satisfaisants, car en comparaison aux autres méthodes existantes, nous arrivons à être plus précis et à génerer moins de déformations projectives.

L'évolution de notre méthode consisterait d'une part à utiliser l'expression analytique des critères pour la définition de nos contraintes. Et d'autre part, d'utiliser un algorithme d'optimisation globale, afin de toujours converger vers l'unique minimum compris dans l'espace des contraintes.

# Références


[1] J.L. Zhou C.T. Lawrence and A.L. Tits. User's guide for cfsqp version 2.5. Technical report, Electrical Engineering Department and Institute for Systems Research, University of Maryland, 1997.

[2] F. Devernay. *Vision stéréoscopique et propriétés différentielles des surfaces*. PhD thesis, Ecole polytechnique, Février 1997.

[3] R. Hartley. Theorie and practice of projective rectification. *International Journal of Computer Vision*, 35 :115–127, 1999.

[4] C.T. Lawrence and A.L. Tits. A computationally efficient feasible sequential quadratic programming algorithm. *SIAM Journal Optimization*, pages 1092–1118, 2001.

[5] C. Loop and Z. Zhang. Computing rectifying homographies for stereo vision. Technical report, Microsoft Research, 1999.

[6] Q-T. Luong. *Matrice Fondalmentale et calibration visuelle sur l'environnement vers une plus grande autonomie des systemes robotiques*. PhD thesis, Université de Paris-sud, centre d'Orsay, Décembre 1992.

[7] J. Mallon and Whelan P. Projective rectification from the fondamental matrix. *Image and Vision Computing*, 23 :643–650, 2005.

[8] E. R. Panier and A. L. Tits. On combining feasibility, descent and superlinear convergence in inequality constrained optimization. *Mathematical programming*, pages 261–276, 1993.

[9] H-H. Wu and C-C. Chen. *Scene Reconstruction, Pose Estimation and Traking*. I-Tech, 2007.