

Mesures de corrélation pour des images couleur  
Correlation measures for color images

Sylvie Chambon, Alain Crouzil

Institut de Recherche en Informatique de Toulouse, Université Paul Sabatier

118, route de Narbonne, 31062 Toulouse Cedex 4

Tél : 05 61 55 69 28, Fax : 05 61 55 62 58

{chambon,crouzil}@irit.fr

Résumé et mots clés

Une des manières de réaliser la mise en correspondance, tâche cruciale dans tout algorithme de reconstruction stéréoscopique, est d'utiliser une mesure de corrélation. Habituellement, seules des images de niveaux de gris sont prises en compte et peu de travaux utilisent la couleur pour la mise en correspondance dense par corrélation, mais ceux-ci ont mis en évidence un gain de performance. Cet article s'inscrit dans la continuité de ces travaux. Sa contribution principale est l'établissement d'une stratégie de généralisation à la couleur de la mise en correspondance par corrélation. Cette généralisation passe par le choix d'un système de représentation de la couleur et par l'adaptation des mesures de corrélation à la couleur. Neuf systèmes différents, parmi les plus utilisés, sont testés et trois méthodes de généralisation différentes sont proposées. Nous avons mis en place un protocole d'évaluation et de comparaison pour étudier le comportement de chacune de ces méthodes, suivant chaque système de couleur. Les résultats obtenus mettent en évidence les choix à faire effectuer pour prendre en compte les images couleur ainsi que le gain de performance obtenu par rapport à l'utilisation des images en niveaux de gris.

Images couleur, espaces couleur, mise en correspondance, corrélation, occultations.

Abstract and key words

Matching is a difficult task in stereoscopic reconstruction. The present paper deals with dense correlation-based matching. Few papers mention the use of color for dense correlation-based matching but those have shown the increase of efficiency with color images. Consequently, the purpose of this paper is to take into account color in dense correlation-based matching. The main novelty of our work is to set up a protocol that generalizes dense correlation-based matching to color by choosing a color system and by generalizing the correlation measures to color. Nine color systems have been evaluated and three different methods have been compared. The evaluation and comparison protocol we have proposed highlights the behavior of the methods with each color system. The results show what to do in order to take into account color and how using color can improve the efficiency.

Color images, color spaces, matching, correlation, occlusions.

## 1 Introduction

La stéréovision consiste à calculer le relief à partir de deux images d'une même scène prises de deux points de vue différents. À partir des parties visibles dans chaque image, ce calcul s'effectue généralement en trois étapes importantes : le calibrage du capteur stéréoscopique, la mise en correspondance et la reconstruction tridimensionnelle. Nous nous intéressons ici à la mise en correspondance pour laquelle de nombreuses méthodes existent [BBH03] : les méthodes globales qui exploitent des contraintes sur toute l'image sont à distinguer des méthodes locales qui s'appuient sur des contraintes sur le voisinage du pixel étudié [Gia00, SS02]. Les approches locales se différencient par le choix des primitives que l'on met en correspondance : pixels, contours, régions. Les méthodes par corrélation utilisent directement les pixels et l'hypothèse sous-jacente consiste à considérer que, dans les images, les voisinages de deux points correspondants, c'est-à-dire projections du même point de la scène, sont similaires. Nous appelons donc mesure de corrélation, toute mesure qui permet de quantifier cette similarité. La mise en correspondance est difficile en présence de bruits dans l'image, de zones peu texturées, de raccourcissements ou d'occultations. De nombreuses mesures de corrélation ont été proposées pour prendre en compte ces difficultés et Aschwanden [AG92] a proposé une classification d'une vingtaine de mesures. Dans des travaux précédents [CC03], nous nous sommes particulièrement intéressés au problème des occultations et nous avons proposé une classification d'une cinquantaine de mesures de corrélation en cinq familles :

- Les mesures de corrélation croisée qui exploitent le produit scalaire.
- Les mesures utilisant les statistiques de la distribution des différences des niveaux de gris.
- Les mesures utilisant les dérivées des images.
- Les mesures ordinales qui s'appuient sur l'ordre des niveaux de gris.
- Les mesures robustes qui prennent en compte les occultations.

Parmi ces dernières mesures, nous avons proposé dix-huit mesures qui s'appuient sur des outils des statistiques robustes. Ces travaux ne prennent en compte que des images de niveaux de gris. Or, actuellement, la majorité des capteurs numériques permettent l'acquisition d'images couleur. De plus, les images couleur sont de plus en plus employées en traitement d'images et en vision par ordinateur dont certains travaux [OT92, RPTB01] concernant la mise en correspondance ont montré le gain de performance apporté par la couleur. En effet, alors que les résultats obtenus avec les niveaux de gris sont souvent ambigus [CC03],

l'utilisation de plusieurs composantes va diminuer cette ambiguïté ce qui doit permettre, en autres, plus de robustesse près des zones d'occultations. Il nous est ainsi apparu naturel d'étendre à la couleur nos recherches sur la mise en correspondance par corrélation et d'observer l'amélioration des résultats dans toute l'image mais aussi près des zones d'occultations. Pour cela, il est nécessaire d'adapter à la couleur les mesures de corrélation.

Il existe peu de travaux sur la généralisation même des mesures de corrélation à la couleur [Kos96, HC03, Cro97, p. 55–65] et ceux-ci portent sur les mesures de corrélation croisée, la somme des différences au carré et la corrélation des champs de gradients. En réalité, la généralisation à couleur de la mise en correspondance par corrélation est délicate et pose plusieurs problèmes :

- Le choix d'un système de représentation : de nombreux systèmes de représentation de la couleur existent [Van00, p. 51–89]. Des travaux sont consacrés à la comparaison des espaces de couleur pour des opérations spécifiques en traitement d'images numériques [TFB04, chap. 5 et 7] mais ne concernent pas la mise en correspondance par corrélation.
- Le choix d'une méthode de généralisation. Pour cela, trois possibilités se présentent :
  - Soit évaluer la mesure de corrélation sur chaque composante, puis effectuer une fusion des résultats obtenus sur chaque composante : c'est l'« approche marginale » [Lam02, p. 13].
  - Soit effectuer une analyse en composantes principales (ACP) et appliquer la mesure de corrélation sur la première composante principale.
  - Soit généraliser directement la mesure de corrélation aux données multidimensionnelles : c'est l'« approche vectorielle » [Lam02, p. 13].

La dernière méthode est la plus délicate dans la mesure où elle implique le problème de la généralisation de certains opérateurs à des données tridimensionnelles comme, par exemple, le calcul de la distance entre deux couleurs et le calcul des rangs d'un ensemble de couleurs.

Dans un premier temps, les différents systèmes de représentation de la couleur sont présentés. Puis, nous abordons la mise en correspondance par corrélation en niveaux de gris et nous décrivons sa généralisation à la couleur en donnant l'adaptation des mesures de corrélation à la couleur et les trois méthodes envisagées. Puis, le protocole d'évaluation et de comparaison qui nous a permis d'étudier le comportement de chacune de ces méthodes sera exposé. Enfin, les résultats obtenus avec des images de synthèse et des images réelles seront présentés.

## 2 Systèmes de représentation de la couleur

De nombreux travaux portent sur le processus de formation des couleurs et le système de perception des couleurs de la vision humaine [Bru96, chap. 1] [Car95, chap. 1] [Cha01, chap. 2] [Har99, chap. 1] [Lev85, chap. 3, 4 et 7], mais, ici, seuls les systèmes de représentation de la couleur seront abordés. Les termes utilisés sont :

- La luminance qui est la notion d'émettre plus ou moins de lumière.
- La teinte qui correspond à une couleur, une longueur d'onde dominante.
- La saturation qui indique le niveau de coloration d'une teinte, la pureté de la couleur.

La teinte et la saturation définissent la chrominance d'une couleur. Un système de représentation de la couleur, d'après la CIE (Commission Internationale de l'Éclairage), doit posséder trois composantes par analogie au système visuel humain qui comporte trois cônes différents, réceptifs à trois longueurs d'ondes différentes. Une couleur est représentée par les valeurs de ces trois composantes.

Cinq catégories de systèmes peuvent être distinguées [Van00, chap. 2] :

- les systèmes de primaires ;
- les systèmes luminance-chrominance ;
- les systèmes perceptuels ;
- les systèmes d'axes indépendants ;
- les systèmes hybrides.

Les quatre premières sont classées dans les systèmes classiques, par opposition aux systèmes hybrides. Nous allons présenter les systèmes les plus couramment utilisés dans la littérature pour chaque catégorie.

### 2.1 Systèmes de primaires

Ces systèmes s'appuient sur l'utilisation de trois couleurs fondamentales. Ils se différencient par le choix des primaires et du blanc de référence (codage du blanc). Le plus courant est *RVB* (Rouge Vert Bleu). Il y a autant de systèmes *RVB* que de blancs de référence [Van00, p. 195][TFB04, p. 82]. Dans la suite, les images utilisées sont codées en *RVB* avec :

$$R \in [0; 255], V \in [0; 255] \text{ et } B \in [0; 255].$$

Un autre système a été proposé par la CIE [Cie86] : *XYZ*. Chaque composante de ce système est une combinaison linéaire des composantes *RVB*. Pour chaque système *RVB*, une matrice de passage a donc été définie pour passer du système *RVB*

au système *XYZ* [Van00, p. 195–197]. Ce système est rarement utilisé directement mais il sert plutôt de système de transition entre un système *RVB* et un autre système. Comme nous possédons peu d'information sur les conditions d'acquisition des images avec lesquelles nous travaillons [SS02], nous avons choisi la transformation la plus utilisée [Van00, p. 196][TFB04, p. 90] :

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.607 & 0.174 & 0.200 \\ 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.000 & 0.066 & 1.116 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ V \\ B \end{pmatrix}. \quad (1)$$

Les intervalles de variation des composantes sont donc :

$$X \in [0; 250.16], Y \in [0; 255] \text{ et } Z \in [0; 301.41].$$

Dans de nombreuses applications en imagerie, comme l'affichage, l'impression, la restauration d'images, etc., il est souhaitable qu'un système de représentation de la couleur se rapproche le plus possible de la vision humaine. Si nous notons  $d$  la distance qui sépare deux couleurs dans un système donné et si nous appelons différence, la différence entre deux couleurs perçue par l'œil humain, un système de représentation de la couleur qui se rapproche du système visuel humain devrait posséder la propriété ( $P$ ) suivante :

$$\forall \mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2, \mathbf{c}_3, \text{ trois couleurs telles que la différence de couleur entre } \mathbf{c}_1 \text{ et } \mathbf{c}_3 \text{ est la même que la différence de couleur entre } \mathbf{c}_2 \text{ et } \mathbf{c}_3 \text{ alors } d(\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_3) = d(\mathbf{c}_2, \mathbf{c}_3).$$

Tous ces systèmes de primaires ne possèdent pas de distance  $d$  qui vérifie cette propriété et constituent une approche limitée pour ces applications. C'est pourquoi, d'autres systèmes possédant cette propriété ont été proposés, comme les systèmes luminance-chrominance.

### 2.2 Systèmes luminance-chrominance

Parmi les systèmes luminance-chrominance, quatre types sont différenciés :

- Les systèmes perceptuellement uniformes : une distance  $d$  vérifiant ( $P$ ) peut leur être associée.
- Les systèmes de télévision que nous ne détaillerons pas ici puisqu'ils sont particulièrement dédiés à la télévision et sont largement abordés par Vandembroucke [Van00, p. 64–67].
- Les systèmes antagonistes.
- Les autres systèmes.

Tous ces systèmes possèdent une composante de luminance et deux composantes de chrominance.

### 2.2.1 Systèmes perceptuellement uniformes

Parmi les systèmes perceptuellement uniformes, deux systèmes sont proposés par la CIE : CIELUV noté aussi  $L^*u^*v^*$  et CIE-LAB noté aussi  $L^*a^*b^*$  [TFB04, p. 95–102] :

$$L^* = \begin{cases} 116 \left( \frac{Y}{Y_b} \right)^{\frac{1}{3}} - 16 & \text{si } \frac{Y}{Y_b} > 0.01 \\ 903.3 \frac{Y}{Y_b} & \text{sinon,} \end{cases} \quad (2)$$

$$u^* = 13L^*(u' - u'_b) \text{ avec } u' = \frac{4X}{X + 15Y + 3Z}, \quad (3)$$

$$v^* = 13L^*(v' - v'_b) \text{ avec } v' = \frac{9Y}{X + 15Y + 3Z}, \quad (4)$$

$$a^* = 500 \left( f \left( \frac{X}{X_b} \right) - f \left( \frac{Y}{Y_b} \right) \right), \quad (5)$$

$$b^* = 200 \left( f \left( \frac{Y}{Y_b} \right) - f \left( \frac{Z}{Z_b} \right) \right), \quad (6)$$

$$\text{avec } f(x) = \begin{cases} x^{\frac{1}{3}} & \text{si } x > 0.008856 \\ 7.787x + \frac{16}{116} & \text{sinon.} \end{cases}$$

Les termes  $X_b$ ,  $Y_b$ ,  $Z_b$ ,  $u'_b$  et  $v'_b$  sont à associer au blanc de référence. Dans les images utilisées, le blanc de référence est codé  $(255 \ 255 \ 255)^T$ , en *RVB*. Ainsi en utilisant l'équation (1), nous obtenons :

$$X_b = 250.155, Y_w = 255 \text{ et } Z_w = 301.41.$$

Les intervalles de variation sont donc :

$$L^* \in [0; 100],$$

$$u^* \in [-131.95; 220.8] \text{ et } v^* \in [-139.05; 121.47],$$

$$a^* \in [-137.72; 96.14] \text{ et } b^* \in [-99.23; 115.65].$$

### 2.2.2 Systèmes antagonistes

Les systèmes antagonistes de Faugeras [Fau79] ont pour but de représenter le mieux possible la perception visuelle humaine. En s'appuyant sur des études physiologiques montrant que l'activité ou la réponse des cônes récepteurs de la rétine humaine (LMS, *Long Medium Short*) est proportionnelle non pas à l'intensité du stimulus mais à son logarithme, Faugeras utilise le logarithme des trois signaux L, M et S. Un système semblable s'appuyant sur le système *RVB* a aussi été proposé par Garbay [GBC81] :

$$A = \frac{1}{3}(\log(R) + \log(V) + \log(B)), \quad (7)$$

$$C_1 = \frac{\sqrt{3}}{2}(\log(R) - \log(V)) \text{ et} \quad (8)$$

$$C_2 = \log(B) - \frac{\log(R) + \log(V)}{2}. \quad (9)$$

Les intervalles de variation des composantes sont :

$$A \in [0; \log(255)],$$

$$C_1 \in \left[ -\frac{\sqrt{3}}{2} \log(255); \frac{\sqrt{3}}{2} \log(255) \right] \text{ et}$$

$$C_2 \in [-\log(255); \log(255)].$$

Même si la modélisation de la non linéarité de la réponse des cônes de la rétine humaine n'est pas conservée, généralement, le système de Ballard est préféré car il n'utilise pas le logarithme [SB91] :

$$A = \frac{R + V + B}{3}, \quad (10)$$

$$C_1 = \frac{\sqrt{3}}{2}(R - V) \text{ et} \quad (11)$$

$$C_2 = B - \frac{R + V}{2}. \quad (12)$$

Les intervalles de variation sont :

$$A \in [0; 255], C_1 \in \left[ -\frac{\sqrt{3}}{2} 255; \frac{\sqrt{3}}{2} 255 \right] \text{ et } C_2 \in [-255; 255].$$

### 2.2.3 Autres systèmes

Enfin, d'autres systèmes semblables ont été proposés, comme celui de Carron [Car95, p. 17] :

$$Y = \frac{R + V + B}{3}, \quad (13)$$

$$Ch_1 = R - \frac{V + B}{2} \text{ et} \quad (14)$$

$$Ch_2 = \frac{\sqrt{3}}{2}(B - V). \quad (15)$$

Ainsi, les intervalles de variation sont :

$$Y \in [0; 255],$$

$$Ch_1 \in [-255; 255] \text{ et}$$

$$Ch_2 \in \left[ -\frac{\sqrt{3}}{2} 255; \frac{\sqrt{3}}{2} 255 \right].$$

### 2.3 Systèmes perceptuels

Les systèmes perceptuels distinguent trois grandeurs : la luminance, la teinte et la saturation, *LTS*. De nombreuses propositions ayant été faites pour le calcul de ces trois composantes [Han03, Van00, p. 74–82], nous ne présentons que les équations

les plus utilisées :

$$L = \frac{R + V + B}{3}, \quad (16)$$

$$T = \begin{cases} \pi & \text{si } R = V = B \\ \arccos H & \text{si } B \leq V \\ 2\pi - \arccos H & \text{sinon,} \end{cases} \quad (17)$$

$$H = \frac{\frac{1}{2}((R - V) + (R - B))}{\sqrt{(R - V)^2 + (R - B)(V - B)}} \text{ et} \quad (18)$$

$$S = \begin{cases} 0 & \text{si } R = V = B = 0 \\ 1 - \frac{3 \min(R, V, B)}{R + V + B} & \text{sinon.} \end{cases}$$

Avec ces équations, les intervalles de variation sont :

$$L \in [0; 255], S \in [0; 1] \text{ et } T \in [0; 2\pi].$$

## 2.4 Systèmes d'axes indépendants

Dans les systèmes de primaires, les trois composantes sont fortement corrélées car elles possèdent toutes une information commune : la luminosité. Des systèmes d'axes indépendants ont été proposés. Ils s'appuient sur l'utilisation de l'analyse en composantes principales qui permet d'obtenir des composantes décorrélées. Les deux systèmes les plus utilisés sont :

- Le système d'Ohta [OKS80] dont les composantes sont définies par :

$$I_1 = \frac{R + V + B}{3}, \quad (19)$$

$$I_2 = \frac{R - B}{2} \text{ et} \quad (20)$$

$$I_3 = \frac{2V - R - B}{4}. \quad (21)$$

$$I_1 \in [0; 255], I_2 \in \left[-\frac{255}{2}; \frac{255}{2}\right] \text{ et } I_3 \in \left[-\frac{255}{2}; \frac{255}{2}\right].$$

Ce système est fondé sur une approximation de la transformation de Karhunen-Loeve avec  $I_1$ , la composante la plus discriminante.

- Le système  $H_1 H_2 H_3$  [BB97] dont les composantes sont définies par :

$$H_1 = R + V, \quad (22)$$

$$H_2 = R - V \text{ et} \quad (23)$$

$$H_3 = B - \frac{R + V}{2}. \quad (24)$$

$$H_1 \in [0; 510], H_2 \in [-255; 255] \text{ et } H_3 \in [-255; 255].$$

Levine [Lev85, chap. 7] montre que les trois directions privilégiées par la vision humaine sont les directions : rouge-vert, bleu-jaune et blanc-noir. Ce système met en évidence ces trois directions privilégiées.

## 2.5 Systèmes hybrides

L'approche hybride de Vandebroucke [Van00, chap. 4] consiste à choisir, pour un ensemble d'images données, parmi toutes les composantes couleur de tous les systèmes de représentation de la couleur, les trois composantes les plus pertinentes pour une application donnée, en utilisant une technique d'apprentissage supervisé. Ces trois composantes forment le système hybride.

## 2.6 Synthèse sur les systèmes de représentation de la couleur

Parmi les systèmes les plus utilisés qui viennent d'être brièvement présentés, nous avons testé les neuf suivants :  $RVB$ ,  $XYZ$ ,  $L^*u^*v^*$ ,  $L^*a^*b^*$ ,  $AC_1C_2$ ,  $YCh_1Ch_2$ ,  $I_1I_2I_3$ ,  $H_1H_2H_3$  et  $LTS$ . Ce sont les plus représentatifs et les plus utilisés en traitement d'images. La remarque qui peut être faite dès à présent est la suivante : les modèles luminance-chrominance  $L^*a^*b^*$  et  $L^*u^*v^*$ , et le modèle perceptuel  $LTS$  se rapprochent le plus de la vision humaine mais il reste à déterminer si cela a une influence sur les résultats obtenus au niveau de la mise en correspondance. De plus, ces modèles sont coûteux en temps de calcul.

Les deux paragraphes suivants exposent, d'une part, la méthode de mise en correspondance par corrélation en niveaux de gris et, d'autre part, sa généralisation à la couleur. Tout d'abord, nous définissons la mise en correspondance par corrélation et nous exposons les mesures de corrélation utilisant les niveaux de gris. Par opposition aux mesures utilisant la couleur, nous appelons les mesures de corrélation en niveaux de gris, les « mesures 1D ». Ensuite, nous abordons leurs généralisations à la couleur, que nous désignerons par « mesures 3D » et nous exposons les trois méthodes de mise en correspondance proposées.

## 3 Mise en correspondance

### 3.1 Définition

Nous rappelons brièvement les différentes étapes de la mise en correspondance par corrélation.

Pour chaque pixel  $\mathbf{p}_g^{i,j}$  de l'image de gauche (figure 1(a)), il faut :

1. Déterminer la zone de recherche dans l'image de droite,  $\mathbf{Z}_d$  c'est-à-dire, la zone dans laquelle on pense trouver le pixel correspondant.
2. Calculer le score de corrélation pour chaque pixel  $\mathbf{p}_d^{k,l}$  de la zone de recherche en utilisant la mesure de corrélation choisie.
3. Sélectionner le pixel  $\mathbf{p}_d^{k,l}$  qui donne le meilleur score de corrélation.

De manière générale, les tailles de la zone de recherche et de la fenêtre de corrélation sont déterminées de manière empirique. Nos choix sont détaillés dans la section 5.3.

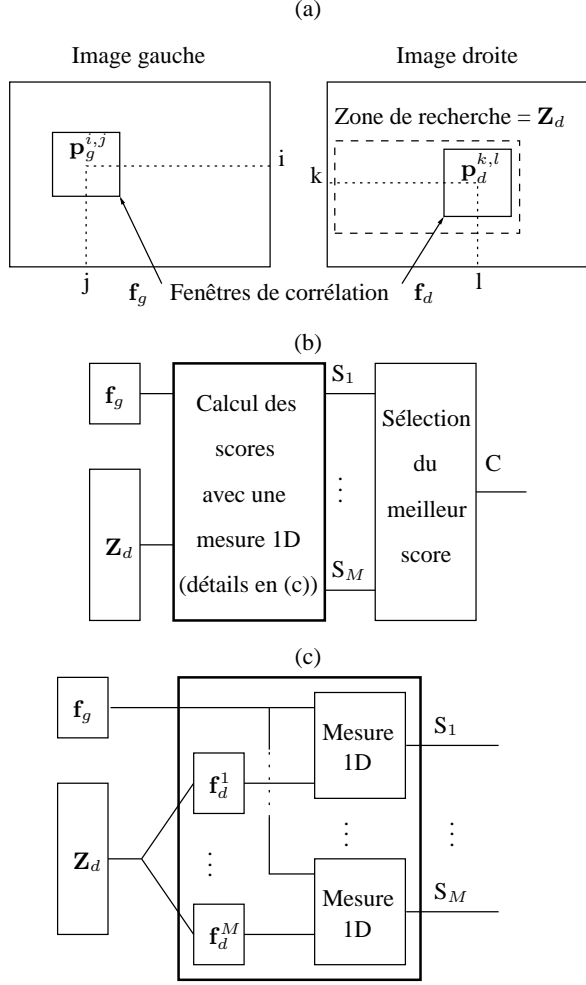


FIG. 1 – Mise en correspondance par corrélation ( $S = \text{Score}$ ,  $C = \text{Correspondant}$ ) – (a) Zone de recherche et fenêtres de corrélation. (b) Recherche d'un correspondant en utilisant une mesure 1D. (c) Détails du calcul des scores avec une mesure 1D.

Le résultat de la mise en correspondance est une disparité  $\mathbf{d}_g^{i,j}$  pour chaque pixel  $\mathbf{p}_g^{i,j}$  définie par :

Si  $\mathbf{p}_g^{i,j}$  et  $\mathbf{p}_d^{k,l}$  se correspondent alors  $\mathbf{d}_g^{i,j} = (k - i \quad l - j)^T$ .

Dans le cas d'images ayant subi une rectification épipolaire, nous avons :  $i = k$ . Une des manières de représenter les résultats de la mise en correspondance est d'utiliser une carte de disparités (figure 7). Chaque pixel de la carte de disparités représente l'amplitude de la disparité, c'est-à-dire, la distance entre le pixel de l'image gauche et son correspondant dans l'image droite.

Ici, plus le pixel est clair, plus la disparité est grande et plus le point de la scène est proche des caméras. Les pixels noirs correspondent aux pixels sans correspondant.

### 3.2 Notations

Les images gauche et droite sont notées  $I_l$ ,  $l = g, d$ , et les notations suivantes sont utilisées :

- La taille des fenêtres de corrélation est  $(2m+1) \times (2n+1)$  et  $N = (2m+1)(2n+1)$ .
- Le nombre de pixels de la zone de recherche est  $M$ .
- Le scalaire  $I_l^{i,j}$  est le niveau de gris du pixel de coordonnées  $(i, j)$  dans l'image  $I_l$ .
- La transposée de  $\mathbf{f}$  est notée  $\mathbf{f}^T$ .
- Les niveaux de gris des pixels des fenêtres de corrélation (matrices) sont stockés dans les vecteurs  $\mathbf{f}_l$ ,  $l = g, d$  :

$$\mathbf{f}_l = (\dots I_l^{i+p, j+q} \dots)^T = (\dots f_l^k \dots)^T$$

où  $f_l^k$  est l'élément  $k$  du vecteur  $\mathbf{f}_l$ ,  $p \in [-n; n]$ ,  $q \in [-m; m]$  et  $k \in [0; N-1]$ .

- Le vecteur gradient au pixel  $(i, j)$  de l'image  $l$  est représenté par  $\nabla I_l^{i,j}$ . La norme et l'orientation du gradient sont notées  $\|\nabla I_l^{i,j}\|$  et  $\theta_l^{i,j}$ .
- Nous posons  $\sum = \sum_{p=-n}^n \sum_{q=-m}^m$ .
- Les P-normes, ou distances  $L_P$ ,  $P \in \mathbb{N}^*$ , sont notées :

$$\|\mathbf{f}_l\|_P = \left( \sum |I_l^{i+p, j+q}|^P \right)^{1/P}. \quad (25)$$

- Pour la norme euclidienne, nous notons :  $\|\mathbf{f}_l\| = \|\mathbf{f}_l\|_2$ .
- Le produit scalaire est donné par :

$$\mathbf{f}_g \cdot \mathbf{f}_d = \mathbf{f}_g^T \mathbf{f}_d = \sum I_g^{i+p, j+q} I_d^{k+p, l+q}. \quad (26)$$

- Les moyennes sont notées :

$$\bar{\mathbf{f}}_l = \frac{1}{N} \sum I_l^{i+p, j+q}. \quad (27)$$

- Les valeurs ordonnées du vecteur  $\mathbf{f}_l$  sont notées :

$$(f_l)_{0:N-1} \leq \dots \leq (f_l)_{k:N-1} \leq \dots \leq (f_l)_{N-1:N-1}. \quad (28)$$

### 3.3 Mesures 1D

Dans de précédents travaux [CC03], nous avons proposé une caractérisation des mesures de corrélation ainsi que leur classification en cinq familles. Nous rappelons brièvement ces cinq familles (toutes les formules sont disponibles en annexe).

### 3.3.1 Corrélation croisée

Cette première famille [AG92] regroupe trois mesures qui utilisent le produit scalaire (tableau 9, en annexe). La mesure la plus représentative est la corrélation croisée normalisée centrée, notée ZNCC, *Zero mean Normalized Cross-Correlation* :

$$\text{ZNCC}(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d) = \frac{(\mathbf{f}_g - \bar{\mathbf{f}}_g) \cdot (\mathbf{f}_d - \bar{\mathbf{f}}_d)}{\|\mathbf{f}_g - \bar{\mathbf{f}}_g\| \|\mathbf{f}_d - \bar{\mathbf{f}}_d\|}. \quad (29)$$

### 3.3.2 Statistiques de la distribution des différences des niveaux de gris

Ces sept mesures (tableau 10, en annexe) utilisent les différences des niveaux de gris des deux fenêtres. Elles se divisent en trois sous-familles : les distances, les mesures localement centrées [AG92], les variances et le kurtosis [Cox95, RAMT01]. Une des mesures les plus représentatives est la somme des puissances  $P$  localement centrée, notée  $\text{LSD}_P$ , *Locally Scaled Distances* :

$$\text{LSD}_P(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d) = \left\| \mathbf{f}_g - \left( \frac{\bar{\mathbf{f}}_g}{\bar{\mathbf{f}}_d} \right) \mathbf{f}_d \right\|_P^P. \quad (30)$$

### 3.3.3 Dérivées des niveaux de gris

Contrairement aux deux familles précédentes qui utilisent directement les niveaux de gris des fenêtres de corrélation, ces huit mesures s'appuient sur les champs de vecteurs gradients des images (tableau 11, en annexe). Elles utilisent les opérateurs de Sobel, de Roberts, de Kirsch, de Pratt, de Shen-Castan, le laplacien de gaussien ou encore le filtrage d'Ullah [AG92, SC92, Pra78, UKI01, CMC96]. Nous distinguons les mesures exploitant seulement la direction du gradient de celle utilisant la similarité de vecteurs gradients. Ainsi, deux des mesures les plus représentatives sont :

- La mesure de Nack [AG92], notée  $\text{NA}_1$  :

$$\text{NA}_1(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d) = \frac{\mathbf{R}_r(\mathbf{f}_g) \cdot \mathbf{R}_r(\mathbf{f}_d)}{N \mathbf{R}_r(\mathbf{f}_d)}. \quad (31)$$

où  $\mathbf{R}_r(\mathbf{f}_l)$ ,  $l = g, d$ , est le vecteur contenant les valeurs de l'image binaire issue de la convolution par l'opérateur de Roberts dans la fenêtre  $\mathbf{f}_l$ .

- La corrélation de champs de vecteurs gradients de Cruzil [CMC96], notée GC, *Gradient field Correlation* :

$$\text{GC}(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d) = \frac{-\sum \|\nabla I_g^{i+p, j+q} - \nabla I_d^{k+p, l+q}\|}{\sum (\|\nabla I_g^{i+p, j+q}\| + \|\nabla I_d^{k+p, l+q}\|)}. \quad (32)$$

### 3.3.4 Mesures ordinales

Les six mesures ordinales (tableau 12, en annexe) utilisent l'ordre des niveaux de gris au sein de la fenêtre de corrélation. Trois types de mesures peuvent être distingués : celles de Kaneko [KSI03], celles de Zabih [ZW94] et celles de Bhat [BN98].

Une des mesures les plus représentatives est la corrélation de rang de Zabih [ZW94], notée RANK :

$$\text{RANK}_P(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d) = \|\mathbf{R}_{ra}(\mathbf{f}_g) - \mathbf{R}_{ra}(\mathbf{f}_d)\|_P^P. \quad (33)$$

Le terme  $\mathbf{R}_{ra}(\mathbf{f}_l)$  correspond au vecteur  $\mathbf{f}_l$  après l'application de la transformation de rang définie par Zabih [ZW94] (cf. § 8.4 en annexe).

### 3.3.5 Mesures robustes

Cette famille regroupe vingt-trois mesures (tableaux 13, 14 et 15, en annexe), qui tentent de prendre en compte le problème des occultations et s'appuient sur des outils de statistiques robustes, dont : quatre mesures de corrélation partielle (Zoghlami et Faugeras [ZFD96] et Lan [Lan97]), la mesure de *quadrant correlation* [Hub81] et les pseudo-normes [DR01]. Dans de précédents travaux [CC03], nous avons proposé les mesures suivantes : une mesure utilisant une variance robuste, MAD, *Median of Absolute Deviation*, une autre utilisant la médiane des puissances des différences, LMP, *Least Median of Powers*, une mesure fondée sur les moindres puissances tronquées, LTP, *Least Trimmed Powers*, cinq mesures exploitant des R-estimateurs,  $\text{R}_1$ – $\text{R}_5$  [RL87], huit mesures utilisant des M-estimateurs,  $\text{MR}_1$ – $\text{MR}_8$ ) [RV02, Zha95] et enfin une mesure utilisant la somme des  $h$  premières puissances de  $P$  des écarts à la médiane ou écart-type médian tronqué, SMPD, *Smooth Median Powered Deviation* et définie par :

$$\text{SMPD}_P = \sum_{k=0}^{h-1} (|\mathbf{f}_g - \mathbf{f}_d - \text{med}(\mathbf{f}_g - \mathbf{f}_d)|^P)_{k:N-1}. \quad (34)$$

## 4 Généralisation couleur

Pour la généralisation à la couleur de la mise en correspondance par corrélation, deux étapes se distinguent : la généralisation des mesures 1D à des mesures 3D et la généralisation de la méthode de mise en correspondance.

### 4.1 Notations

Dans la suite nous notons  $x$ ,  $y$  et  $z$ , les trois composantes de n'importe quel espace de couleurs.

- Les vecteurs  $\mathbf{c}_l^k = (x_l^k \ y_l^k \ z_l^k)^T$ ,  $l = g, d$ , sont les couleurs des pixels d'indice  $k$  des fenêtres de corrélation gauche et droite.
- Les matrices  $\mathbf{F}_l$ ,  $l = g, d$ , de taille  $N \times 3$ , contiennent les composantes couleur des pixels des fenêtres de corrélation gauche et droite :

$$\mathbf{F}_l = ( \dots \ \mathbf{c}_l^k \ \dots )^T \text{ avec } k \in [0; N - 1].$$

- La matrice  $\nabla \mathbf{I}_l^k$ ,  $l = g, d$ , contient les vecteurs gradients de chaque composante, au pixel  $k$  de la fenêtre de corrélation  $l$  :

$$\nabla \mathbf{I}_l^k = \begin{pmatrix} \frac{\partial x_l^k}{\partial i} & \frac{\partial y_l^k}{\partial i} & \frac{\partial z_l^k}{\partial i} \\ \frac{\partial x_l^k}{\partial j} & \frac{\partial y_l^k}{\partial j} & \frac{\partial z_l^k}{\partial j} \end{pmatrix}^T. \quad (35)$$

Les termes  $\frac{\partial x_l^k}{\partial i}$ ,  $\frac{\partial y_l^k}{\partial i}$ ,  $\frac{\partial z_l^k}{\partial i}$ ,  $\frac{\partial x_l^k}{\partial j}$ ,  $\frac{\partial y_l^k}{\partial j}$  et  $\frac{\partial z_l^k}{\partial j}$  représentent les dérivées partielles suivant les lignes et les colonnes de chaque composante. La norme et l'orientation du gradient sont notés  $\|\nabla \mathbf{I}_l^k\|$  et  $\theta_l^k$  et la manière de les calculer sera abordée en § 4.2.3.

## 4.2 Mesures 3D

L'adaptation de mesures s'appuyant sur des données 1D, les niveaux de gris, à des données 3D, les couleurs, demande la généralisation de nombreux opérateurs : calcul de la différence entre deux couleurs, convolution d'une image par un filtre, calcul des rangs d'un ensemble de données tridimensionnelles.

### 4.2.1 Généralisation des opérateurs de bases

- Les normes  $L_P$  avec  $P \in \mathbb{N}^*$  données par l'équation (25) deviennent :

$$\|\mathbf{F}_l\|_P = \left( \sum_{k=0}^{N-1} \|\mathbf{c}_l^k\|_P^P \right)^{\frac{1}{P}} \quad (36)$$

$$\text{avec } \|\mathbf{c}_l^k\|_P^P = (x_l^k)^P + (y_l^k)^P + (z_l^k)^P.$$

La norme de Frobenius est notée  $\|\mathbf{F}_l\| = \|\mathbf{F}_l\|_2$ .

- Le produit scalaire défini par l'équation (26) devient :

$$\mathbf{F}_g \cdot \mathbf{F}_d = \sum_{k=0}^{N-1} x_g^k x_d^k + y_g^k y_d^k + z_g^k z_d^k. \quad (37)$$

- Les moyennes définies par l'équation (27) deviennent :

$$\overline{\mathbf{F}}_l = \frac{1}{N} (\underbrace{1 \dots 1}_{N \text{ colonnes}})^T \left( \sum_{k=0}^{N-1} x_l^k \quad \sum_{k=0}^{N-1} y_l^k \quad \sum_{k=0}^{N-1} z_l^k \right). \quad (38)$$

- Dans certains cas, une autre définition de la moyenne d'une matrice,  $\mathbf{A}_{P \times Q}$ , est utilisée :

$$\text{moy}(\mathbf{A}) = \frac{1}{PQ} \sum_{i=0}^{P-1} \sum_{j=0}^{Q-1} A^{i,j}. \quad (39)$$

- En généralisant les mesures, les divisions entre scalaires sont parfois remplacées par des divisions entre matrices. Dans ce cas, la division d'Hadamard est utilisée :

$$\mathbf{F}_g \oslash \mathbf{F}_d = \begin{pmatrix} \frac{x_g^1}{x_d^1} & \frac{y_g^1}{y_d^1} & \frac{z_g^1}{z_d^1} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{x_g^N}{x_d^N} & \frac{y_g^N}{y_d^N} & \frac{z_g^N}{z_d^N} \end{pmatrix}. \quad (40)$$

### 4.2.2 Calcul de la distance entre deux couleurs

Pour tous les systèmes de primaires, il n'existe pas de distance  $d$  qui vérifie la propriété (P) (cf. § 2.1). Dans la littérature [Cro97, p. 57], il a souvent été proposé d'utiliser une distance euclidienne. D'autres distances ont été proposées [Kos93] et elles se généralisent par une norme  $L_P$  :

$$d_P(\mathbf{c}_g, \mathbf{c}_d) = ((x_g - x_d)^P + (y_g - y_d)^P + (z_g - z_d)^P)^{\frac{1}{P}}. \quad (41)$$

Pour les systèmes  $L^* a^* b^*$  et  $L^* u^* v^*$ , la distance euclidienne est utilisée [Bru96, p. 17][Van00, p. 63–64]. Elle est adaptée à ces deux systèmes et elle respecte la propriété (P).

Concernant les systèmes perceptuels, la distance entre deux couleurs  $\mathbf{c}_g = (L_g \ T_g \ S_g)^T$  et  $\mathbf{c}_d = (L_d \ T_d \ S_d)^T$  est définie [Kos93] par :

$$d_L(\mathbf{c}_g, \mathbf{c}_d) = \sqrt{(L_g - L_d)^2 + S_g^2 + S_d^2 - 2S_g S_d \cos \theta} \quad (42)$$

$$\theta = \begin{cases} |T_g - T_d| & \text{si } |T_g - T_d| \leq \pi \\ 2\pi - |T_g - T_d| & \text{sinon.} \end{cases}$$

Pour tous les autres systèmes, une distance utilisant une norme  $L_P$ , équation (41), peut être utilisée. Ainsi, lorsque nous parlerons de distance  $d_*$  entre deux couleurs, nous utiliserons l'équation (41) pour tous les systèmes, excepté  $LTS$ , pour lequel nous utiliserons l'équation (42).

Le vecteur  $\mathbf{D}_*(\mathbf{F}_g, \mathbf{F}_d)$  contient toutes les distances entre les couleurs contenues dans  $\mathbf{F}_g$  et  $\mathbf{F}_d$  :

$$\mathbf{D}_*(\mathbf{F}_g, \mathbf{F}_d) = \left( \dots \ d_*(\mathbf{c}_g^i, \mathbf{c}_d^i) \ \dots \right)^T. \quad (43)$$

### 4.2.3 Calcul des vecteurs gradients d'une image couleur

Afin de calculer les vecteurs gradients d'une image couleur, nous utilisons la technique de Lee-Cok [LC91] qui permet de calculer la norme et l'orientation du gradient multicomposante grâce aux équations suivantes :

$$\|\nabla \mathbf{I}_l^k\|^2 = \frac{1}{2} \left( p + q + \sqrt{(p - q)^2 + 4t^2} \right), \quad (44)$$

$$\theta_l^k = \begin{cases} \arctan \left( \frac{t}{\|\nabla \mathbf{I}_l^k\|^2 - q} \right) & \text{si } t = 0 \text{ ou si } \|\nabla \mathbf{I}_l^k\|^2 - p = 0 \\ \arctan \left( \frac{\|\nabla \mathbf{I}_l^k\|^2 - p}{t} \right) & \text{sinon,} \end{cases} \quad (45)$$

$$p = \left( \frac{\partial x_l^k}{\partial i} \right)^2 + \left( \frac{\partial y_l^k}{\partial i} \right)^2 + \left( \frac{\partial z_l^k}{\partial i} \right)^2,$$

$$q = \left( \frac{\partial x_l^k}{\partial j} \right)^2 + \left( \frac{\partial y_l^k}{\partial j} \right)^2 + \left( \frac{\partial z_l^k}{\partial j} \right)^2 \text{ et}$$

$$t = \frac{\partial x_l^k}{\partial i} \frac{\partial x_l^k}{\partial j} + \frac{\partial y_l^k}{\partial i} \frac{\partial y_l^k}{\partial j} + \frac{\partial z_l^k}{\partial i} \frac{\partial z_l^k}{\partial j}.$$



#### 4.2.4 Calcul des rangs de données tridimensionnelles

Pour calculer les rangs de données tridimensionnelles, plusieurs possibilités sont envisageables :

- *Ordre sur la première composante d'une ACP* [CH03] : le tri des données est effectué en ne considérant que la première composante issue d'une ACP (cf. § 4.3.2).
- *Ordre selon une composante* [Lam02, p. 31–32] : l'ordre est établi en utilisant seulement une des composantes couleur. Celle-ci est donc favorisée.
- *Ordre lexicographique* [Lam02, p. 32] : une des trois composantes est utilisée pour effectuer le tri et lorsqu'il y a des valeurs égales, une autre composante est observée pour les classer. Cette méthode favorise une composante en particulier.
- *Ordre vectoriel par entrelacement de bits* [Cha98, p. 32–37] : il s'agit de construire une chaîne de bits à partir des  $N_b$  bits codant chaque composante couleur. Soient  $\{X_i\}$ ,  $\{Y_i\}$  et  $\{Z_i\}$ ,  $i = 0..N_b$ , les codes des trois composantes, alors la chaîne est obtenue en entrelaçant les bits de cette manière :

$$X_0Y_0Z_0 X_1Y_1Z_1 \dots X_{N_b}Y_{N_b}Z_{N_b}.$$

À partir de cette chaîne, les vecteurs sont ordonnés.

- *Ordre par mesure d'une distance cumulée* [Lam02, p. 34] : une distance est calculée entre tous les couples de couleurs de l'ensemble. Pour chaque couleur, la somme des distances avec les autres couleurs est effectuée. Cette somme sert à classer les couleurs. Cette méthode est très coûteuse.

#### 4.2.5 Corrélation croisée

La généralisation des mesures NCC et ZNCC a déjà été abordée dans la littérature [TLC03, Cro97, p. 59–60] et le même modèle a été suivi pour la mesure de Moravec. Cette généralisation s'appuie sur les équations (36), (37) et (38). Ainsi, la mesure ZNCC, équation (29), devient :

$$\text{ZNCC}(\mathbf{F}_g, \mathbf{F}_d) = \frac{(\mathbf{F}_g - \overline{\mathbf{F}}_g) \cdot (\mathbf{F}_d - \overline{\mathbf{F}}_d)}{\|\mathbf{F}_g - \overline{\mathbf{F}}_g\| \|\mathbf{F}_d - \overline{\mathbf{F}}_d\|}. \quad (46)$$

#### 4.2.6 Statistiques de la distribution des différences des niveaux de gris

Le même modèle que pour les mesures SAD et SSD [Cro97, p. 58] a été suivi. Les équations (36), (38), (40) et (43) sont nécessaires pour cette généralisation. Ainsi, la mesure  $\text{LSD}_P$ , équation (30), devient :

$$\text{LSD}_P(\mathbf{F}_g, \mathbf{F}_d) = \|\mathbf{D}_*(\mathbf{F}_g, (\overline{\mathbf{F}}_g \oslash \overline{\mathbf{F}}_d)\mathbf{F}_d)\|_P^P. \quad (47)$$

#### 4.2.7 Dérivées des niveaux de gris

Les filtres utilisés pour ces mesures sont appliqués respectivement sur chaque composante. La généralisation de ces mesures nécessite les équations (36), (37), (39) et (43). L'équation (39) est utilisée pour généraliser la moyenne dans la mesure de Nack, équation (31) :

$$\text{NA}_1(\mathbf{F}_g, \mathbf{F}_d) = \frac{\mathbf{R}_r(\mathbf{F}_g) \cdot \mathbf{R}_r(\mathbf{F}_d)}{N \text{ moy}(\mathbf{R}_r(\mathbf{F}_d))}. \quad (48)$$

Les matrices  $\mathbf{R}_r(\mathbf{F}_l)$  sont les nouvelles matrices de données obtenues après le calcul du laplacien de gaussien sur les trois composantes de l'image.

La mesure de Crouzil [CMC96] devient :

$$\text{GC}(\mathbf{F}_g, \mathbf{F}_d) = \frac{-\sum \|\nabla \mathbf{I}_g^{i+p, j+q} - \nabla \mathbf{I}_d^{k+p, l+q}\|}{\sum (\|\nabla \mathbf{I}_g^{i+p, j+q}\| + \|\nabla \mathbf{I}_d^{k+p, l+q}\|)}. \quad (49)$$

#### 4.2.8 Mesures ordinales

La solution proposée est la suivante : calculer les rangs sur les données tridimensionnelles, puis évaluer la mesure. Les équations (36) et (37) sont utilisées pour cette généralisation. La mesure de Zabih, équation (33), devient :

$$\text{RANK}_P(\mathbf{F}_g, \mathbf{F}_d) = \|\mathbf{R}_{ra}(\mathbf{F}_g) - \mathbf{R}_{ra}(\mathbf{F}_d)\|_P^P. \quad (50)$$

Le terme  $\mathbf{R}_{ra}(\mathbf{F}_l)$  est défini en § 7.2 en annexe.

#### 4.2.9 Mesures robustes

Pour les mesures de Lan (corrélation pondérée), il faudrait généraliser l'estimation des moindres carrés médians et de l'ellipse de volume minimal à des données à six dimensions. La méthode sur les niveaux de gris étant déjà très coûteuse [CC03], cette généralisation est délicate. C'est pourquoi, nous ne proposons pas de méthode pour généraliser ces mesures. Pour la généralisation des autres mesures, l'équation (43) est nécessaire et pour certaines mesures proposées dans [CC03], deux solutions sont envisageables :

- Pour la mesure  $\text{SMPD}_P$ , équation (34) : la première solution consiste à évaluer le vecteur des distances entre les couleurs, puis la médiane de ce vecteur et enfin la somme des  $h$  premières différences à la puissance  $P$ . La seconde solution se fonde sur l'évaluation de la médiane et des différences à la puissance  $P$  directement sur les données tridimensionnelles (cf. § 4.2.2 et 4.2.4).
- Pour les mesures utilisant les R-estimateurs : la première solution consiste à calculer le vecteur des distances entre les couleurs puis les rangs des éléments de ce vecteur. La seconde solution consiste à appliquer directement le calcul des rangs aux différences de couleurs.

Par exemple, la première solution appliquée à  $SMPD_P$ , équation (34), donne :

$$SMPD_P(\mathbf{F}_g, \mathbf{F}_d) = \sum_{k=0}^{h-1} (|\mathbf{D}_*(\mathbf{F}_g, \mathbf{F}_d) - \text{med}(\mathbf{D}_*(\mathbf{F}_g, \mathbf{F}_d))|^P)_{k:N-1}. \quad (51)$$

### 4.3 Généralisation à la couleur de la mise en correspondance par corrélation

#### 4.3.1 Calcul sur chaque composante et fusion

##### Fusion des scores de corrélation (MÉTHODE FUSION-SCORE) –

Dans la littérature, les méthodes les plus souvent employées sont le calcul du score de corrélation sur une des composantes [GCB01], le calcul de la moyenne des scores de corrélation sur chaque composante [May03] ou le calcul du barycentre pondéré de Huet et Philipp, suivant la méthode de Belli [BCP00]. Nous généralisons toutes ces méthodes : la mesure de corrélation est appliquée sur chaque composante puis les résultats obtenus sont fusionnés (figure 2) :

$$M_c(\mathbf{F}_g, \mathbf{F}_d) = \text{fusion}(M_g(\mathbf{x}_g, \mathbf{x}_d), M_g(\mathbf{y}_g, \mathbf{y}_d), M_g(\mathbf{z}_g, \mathbf{z}_d)). \quad (52)$$

Les termes  $M_c$  et  $M_g$  correspondent respectivement à la mesure de corrélation couleur et la mesure de corrélation de niveaux de gris. Les vecteurs  $\mathbf{x}_l$ ,  $\mathbf{y}_l$  et  $\mathbf{z}_l$  contiennent respectivement toutes les composantes  $x_l^k$ ,  $y_l^k$  et  $z_l^k$  de la fenêtre de corrélation. Nous nous sommes limités à l'étude de cinq opérateurs de fusion différents : la moyenne, le minimum, le maximum, la médiane et le barycentre pondéré qui s'écrit :

$$M_c(\mathbf{F}_g, \mathbf{F}_d) = \frac{M_g(\mathbf{x}_g, \mathbf{x}_d)^2 + M_g(\mathbf{y}_g, \mathbf{y}_d)^2 + M_g(\mathbf{z}_g, \mathbf{z}_d)^2}{M_g(\mathbf{x}_g, \mathbf{x}_d) + M_g(\mathbf{y}_g, \mathbf{y}_d) + M_g(\mathbf{z}_g, \mathbf{z}_d)}. \quad (53)$$

Globalement, les temps de calcul sont multipliés par trois.

##### Fusion des cartes de disparités (MÉTHODE FUSION-CARTE) –

Une autre solution consiste à calculer les trois cartes de disparités suivant les trois composantes, puis de fusionner les trois cartes (figure 3). En chaque pixel, nous préconisons l'application des règles suivantes :

- Si au moins deux des trois cartes de disparités donnent le même résultat alors ce résultat est conservé.
- Si les trois cartes donnent trois résultats différents : la disparité correspondant au meilleur score de corrélation est conservée.

Ces méthodes ne semblent pas tenir compte au mieux du gain d'information apportée par les trois composantes.

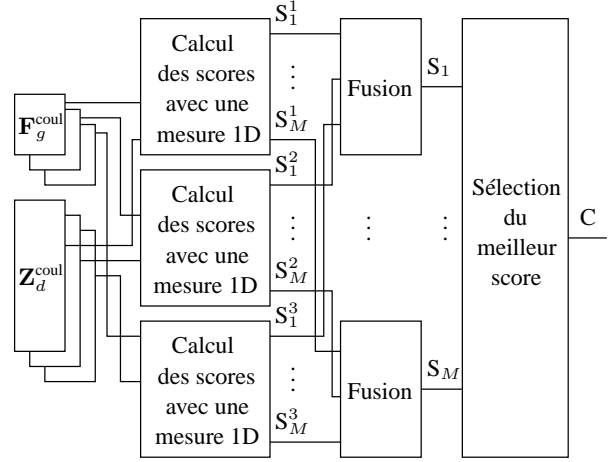


FIG. 2 – MÉTHODE FUSION-SCORE ( $S = \text{Score}$ ,  $C = \text{Correspondant}$ ) – Recherche d'un correspondant en utilisant trois composantes et la fusion des scores (voir figure 1(c) pour le calcul des scores avec une mesure 1D).

#### 4.3.2 Analyse en composantes principales

Le but de l'analyse en composantes principales, ACP, est de réduire la dimension des données en ne conservant que les dimensions les plus pertinentes. Dans le cadre de notre étude, il s'agit de réduire les données tridimensionnelles à des données unidimensionnelles. Deux méthodes différentes sont envisagées.

**ACP sur l'image (MÉTHODE ACP-IMAGE) –** Une ACP est effectuée sur toute l'image avant d'établir la mise en correspondance (figure 4).

**ACP sur la fenêtre de corrélation (MÉTHODE ACP-CORRÉLATION) –** À chaque calcul du score de corrélation, une ACP est réalisée sur la fenêtre de corrélation (figure 5) :

$$M_c(\mathbf{F}_g, \mathbf{F}_d) = M_g(\text{ACP}(\mathbf{F}_g), \text{ACP}(\mathbf{F}_d)). \quad (54)$$

Cette méthode est très coûteuse en temps de calcul. C'est pourquoi, seule l'approximation de l'ACP adaptée à une utilisation en vision par ordinateur proposée par Cheng [CH03] est utilisée. Les différentes étapes de cette approximation sont :

1. Calculer le vecteur des moyennes  $\mathbf{m}_l$  :

$$\mathbf{m}_l = \frac{1}{N} \left( \sum_{k=0}^{N-1} x_l^k \quad \sum_{k=0}^{N-1} y_l^k \quad \sum_{k=0}^{N-1} z_l^k \right)^T. \quad (55)$$

2. Calculer le vecteur des distances  $\mathbf{d}_l$  entre chaque couleur et le vecteur des moyennes :

$$\mathbf{d}_l = \left( \dots \quad \|\mathbf{c}_l^k - \mathbf{m}_l\| \quad \dots \right)^T \quad (56)$$

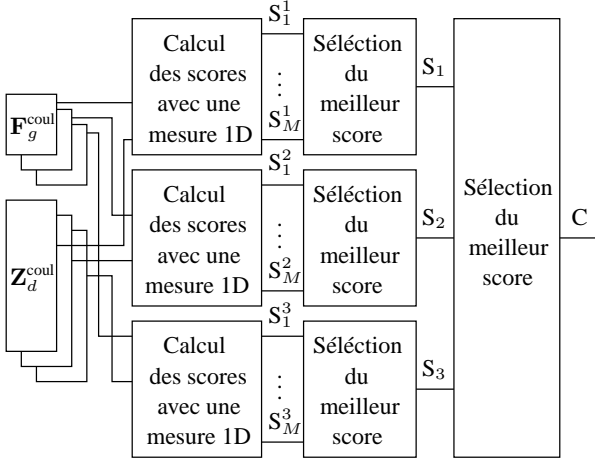


FIG. 3 – MÉTHODE FUSION-CARTE ( $S = \text{Score}$ ,  $C = \text{Correspondant}$ ) – Recherche d'un correspondant en utilisant trois composantes et la fusion des meilleurs scores (voir figure 1(c) pour le calcul des scores avec une mesure 1D).

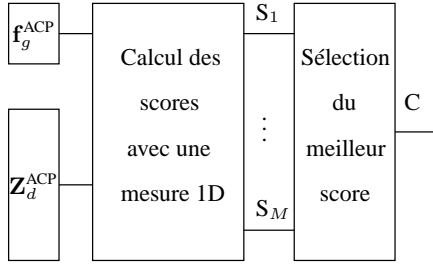


FIG. 4 – MÉTHODE ACP-IMAGE ( $S = \text{Score}$ ,  $C = \text{Correspondant}$ , voir figure 1(c) pour le calcul des scores avec une mesure 1D).

3. Calculer la plus grande valeur  $d_l^{\max}$  du vecteur  $\mathbf{d}_l$  qui correspond à la couleur  $\mathbf{c}_l^{\max}$ .
4. Calculer le score de projection  $p_l^i$  pour chaque couleur  $\mathbf{c}_l^i$  :

$$p_l^k = d_l^{\max} - \frac{(\mathbf{c}_l^k - \mathbf{m}_l) \cdot (\mathbf{c}_l^{\max} - \mathbf{m}_l)}{d_l^{\max}}. \quad (57)$$

5. Utiliser les valeurs des projections  $p_l^k$  pour effectuer la mise en correspondance.

#### 4.3.3 Utilisation de la généralisation couleur des mesures de corrélation

Cette dernière méthode (MÉTHODE DIRECTE) consiste à remplacer la mesure de corrélation 1D par la mesure de corrélation 3D correspondante. Les mesures 3D sont décrites en § 4.2 (figure 6).

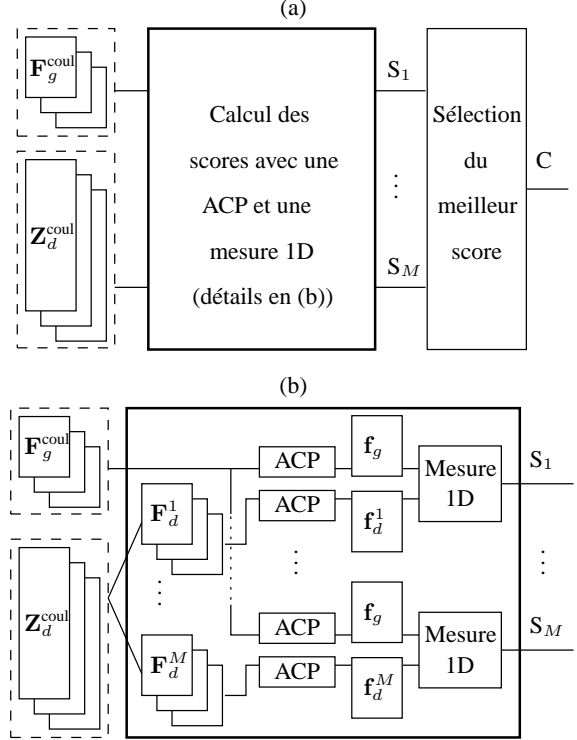


FIG. 5 – MÉTHODE ACP-CORRÉLATION ( $S = \text{Score}$ ,  $C = \text{Correspondant}$ ) – (a) Recherche d'un correspondant en utilisant trois composantes et une mesure 1D. (b) Détails du calcul des scores avec une ACP et une mesure 1D.

## 5 Protocole d'évaluation et de comparaison

### 5.1 Images

Les tests ont été réalisés sur des couples d'images synthétiques et réelles avec vérité terrain (figure 7) :

- Images de synthèse : un stéréogramme aléatoire couleur – l'image de gauche est créée en tirant aléatoirement ses couleurs suivant une loi uniforme. À partir de cette image aléatoire et d'une carte de disparités que l'on se donne, l'image de droite est calculée – comprenant deux plans avec une occultation à gauche du premier plan.
- Images réelles : neuf couples d'images réelles<sup>1</sup> qui ont été acquises par Scharstein [SS02] :
  - *sawtooth, venus, bull, poster, barn1* et *barn2* : images comprenant des plans constitués de morceaux de tableaux ou de journaux, inclinés par rapport au plan de la caméra ;
  - *head and lamp* : images d'une scène complexe d'intérieur comprenant une tête et une lampe et présentant

1. Ces images sont disponibles sur : <http://www.middlebury.edu/stereo/data.html>

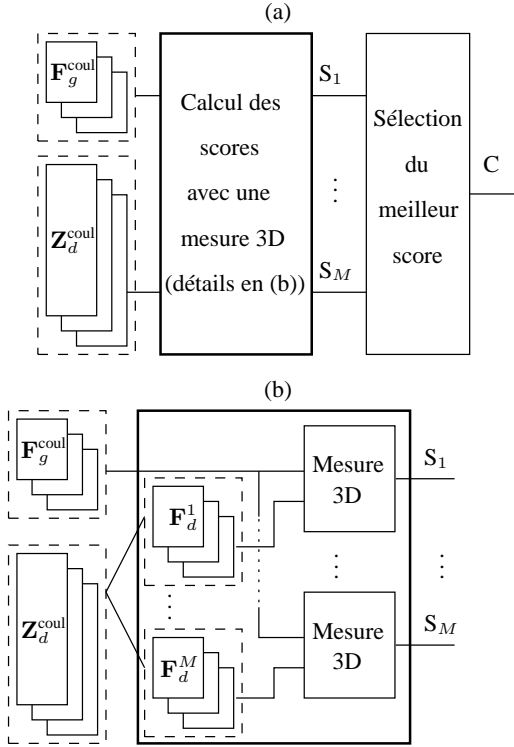


FIG. 6 – MÉTHODE DIRECTE : (a) Recherche d'un correspondant en utilisant trois composantes et une mesure 3D. (b) Détails du calcul des scores avec une mesure 3D.

de nombreuses occultations ;

- *cones* et *teddy* : images de scènes d'intérieur complexes comprenant de nombreux petits objets et de nombreuses occultations.

La complexité des deux derniers groupes d'images réelles (*head and lamp*, *cones* et *teddy*) est assez proche. Ce qui nous permet de distinguer le premier couple d'images des deux autres est la manière dont la vérité terrain a été obtenue. Pour le couple *head and lamp*, il s'agit d'une obtention manuelle alors que pour les couples *cones* et *teddy*, Scharstein [SS03] a utilisé la projection de lumière structurée (motifs lumineux) pour faciliter la mise en correspondance.

## 5.2 Critères

Les différents critères évalués sont :

- Pourcentage de correspondants corrects, acceptés et erronés notés COR, ACC et ERR. Si la différence entre le correspondant calculé et le correspondant théorique est d'un pixel alors la correspondance est acceptée, au delà c'est une correspondance erronée. Si COR est faible mais que

ACC est élevé alors la méthode donne une bonne approximation des disparités.

- Pourcentage de faux positifs (un correspondant est trouvé alors que le pixel est occulté) et de faux négatifs (aucun correspondant n'est trouvé alors qu'il en existe un) notés FPOS et FNEG. Plus FPOS et FNEG sont faibles, plus la méthode est fiable.
- Pourcentage de pixels corrects près des zones d'occultation (figure 7). Trois zones sont distinguées :
  - Zone d'occultation, notée ZO : elle contient l'ensemble des pixels occultés (pixels noirs).
  - Zone d'influence, notée ZI : elle contient les pixels dans le voisinage d'un pixel occulté (pixels gris). Cette zone sert à évaluer le comportement de la méthode dans les zones où des pixels occultés sont pris en compte pour le calcul du score de corrélation.
  - Zone d'occultation totale, notée ZT : elle regroupe les pixels correspondant au dilaté par la fenêtre de corrélation de la zone d'occultation (pixels gris et pixels noirs),  $ZT = ZO \cup ZI$ .

Plus les pourcentages de pixels corrects dans ces zones sont élevés et plus la méthode est performante en présence d'occultations.

Enfin, nous évaluons aussi le temps d'exécution noté TPS en secondes. Nous souhaitons déterminer le gain de performance dans toute l'image mais aussi près des zones d'occultations. C'est pourquoi, les deux critères les plus déterminants sont : le pourcentage de pixels corrects dans l'image, COR, et dans la zone d'occultation totale, ZT.

## 5.3 Algorithme

Pour limiter le nombre de tests, nous avons choisi d'appliquer une fenêtre de corrélation carrée de taille  $3 \times 3$  pour le stéréogramme et  $9 \times 9$  pour les images réelles (figure 1). Il s'agit des fenêtres de corrélation pour lesquelles les résultats sont satisfaisants pour la majorité des critères [CC03]. Les images ayant subi une rectification épipolaire – les correspondants se trouvent sur les mêmes lignes – la zone de recherche est limitée à la taille  $1 \times 61$  ( $1 \times 121$  pour les images *cones* et *teddy*, cf. § 5.1) : 30 pixels (60 pour les images *cones* et *teddy*) avant et après le pixel étudié. L'algorithme de mise en correspondance est minimal car il s'appuie sur l'algorithme décrit en § 3.1 et auquel nous ajoutons seulement la vérification bidirectionnelle pour tenter de détecter les pixels occultés (figure 8) : la mise en correspondance est effectuée deux fois en inversant le rôle des images. Si un pixel  $\mathbf{p}_g^{i,j}$  dans l'image gauche a pour correspondant  $\mathbf{p}_d^{x,y}$  dans l'image droite et si  $\mathbf{p}_d^{x,y}$  a pour correspondant le pixel  $\mathbf{p}_g^{r,s}$

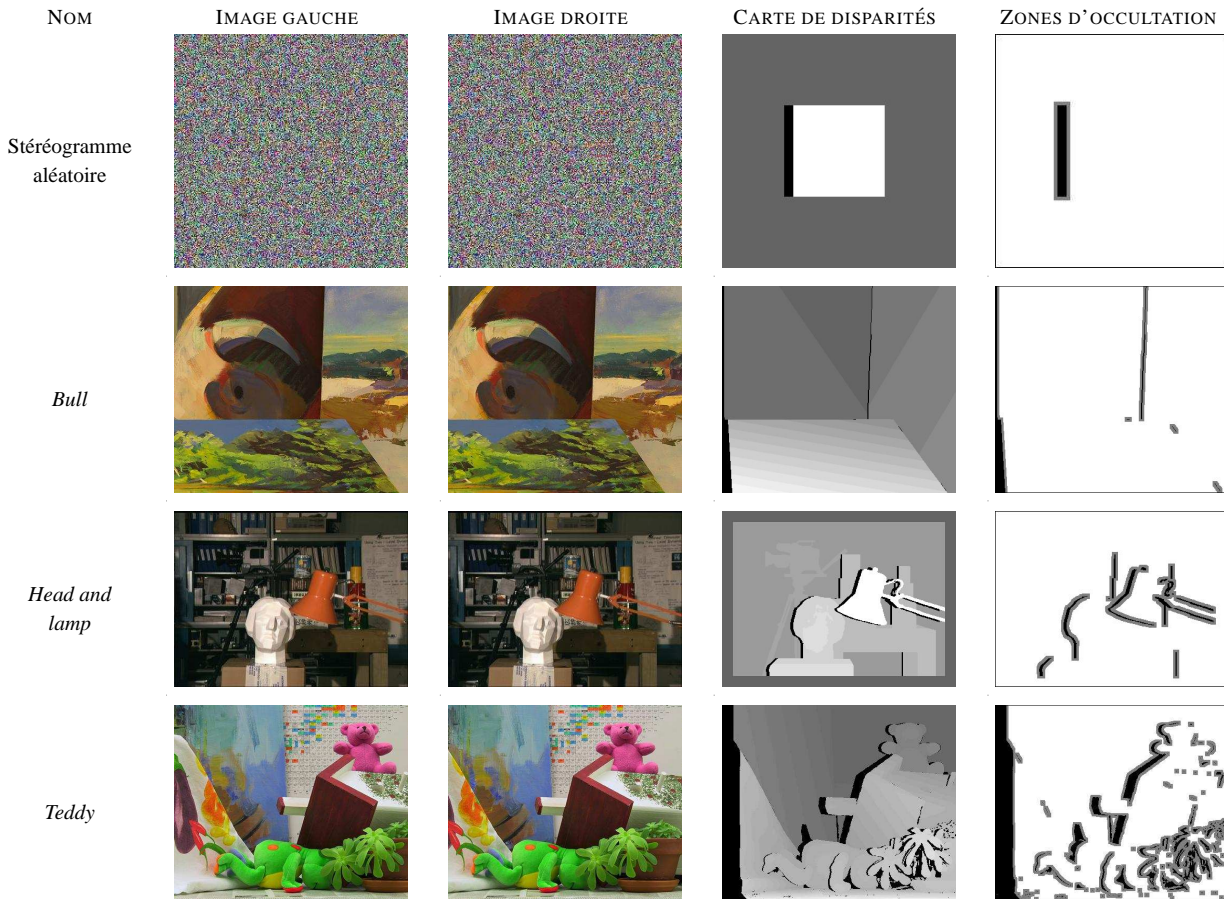


FIG. 7 – Exemples d'images testées – Pour la carte de disparités, plus le pixel est clair, plus il est proche des caméras et plus la disparité est grande. Les pixels noirs correspondent aux pixels occultés. Pour la carte des zones d'occultations, les pixels noirs désignent les pixels occultés, les pixels gris désignent la zone d'influence des pixels occultés (voisinage d'un pixel occulté).

dans l'image gauche tel que  $r \neq i$  ou  $s \neq j$  alors la mise en correspondance de ces deux pixels est rejetée et le pixel  $p_g^{i,j}$  est considéré comme occulté.

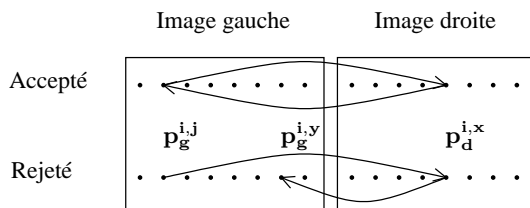


FIG. 8 – Vérification bidirectionnelle.

## 6 Résultats expérimentaux

Étant donné le nombre de tests effectués, il est nécessaire de réaliser une synthèse de tous les résultats obtenus. Pour cela,

pour chaque image dont les résultats sont fournis, deux tableaux récapitulatifs sont présentés. Le premier tableau résume pour chaque mesure et pour chaque méthode, le système de couleur et la variante qui permettent d'obtenir le meilleur résultat, c'est-à-dire pour lesquels les pourcentages de pixels corrects et de pixels corrects près des zones d'occultation sont les plus élevés. Nous notons en gras la méthode qui a donné le meilleur résultat. Le deuxième tableau expose les résultats obtenus pour chaque critère, pour une mesure, parmi les plus représentatives, par famille. Nous notons en gras, pour chaque mesure et pour chaque critère, la méthode, entre celle utilisant les images couleur et celle utilisant les images de niveaux de gris, qui a obtenu le meilleur résultat. De plus, lorsque la méthode utilisant les images couleur fournit toujours de meilleurs résultats pour un critère, nous notons le nom de ce critère en gras. Plus les pourcentages de pixels corrects dans l'image et dans les différentes zones d'occultation sont élevés et plus la méthode est perfor-

mante. Dans le cas où le pourcentage de pixels corrects est faible, si le pourcentage de pixels acceptés est élevé, alors la méthode donne une bonne estimation de la disparité. Plus les pourcentages de pixels erronés, de faux négatifs et de faux positifs sont bas et plus la méthode est précise. Nous appelons mesures classiques celles qui correspondent aux mesures des deux premières familles : corrélation croisée et statistiques de la distribution des différences des niveaux de gris. Enfin, nous affichons les cartes de disparités obtenues avec deux mesures classiques et une mesure robuste, avec la méthode utilisant la couleur qui a obtenu le meilleur résultat et avec la méthode utilisant uniquement les niveaux de gris. Lorsque la méthode est imprécise et qu'il y a trop de faux négatifs, cela se traduit sur la carte de disparités par l'apparition d'un très grand nombre de zones à forte concentration de pixels noirs dans des zones qui ne sont théoriquement pas occultées. Plus la méthode est performante dans les différentes zones d'occultation et plus les contours des objets de la scène sont nets sur la carte de disparités. Nous notons NG pour signaler l'utilisation des niveaux de gris.

## 6.1 Stéréogramme aléatoire

Grâce au tableau 1, nous voyons que le système  $H_1H_2H_3$  est celui qui est le plus représenté (60% des cas). La MÉTHODE FUSION-SCORE donne toujours de meilleurs résultats que la MÉTHODE FUSION-CARTE. Cette remarque est valable pour toutes les autres images testées. D'une mesure à l'autre, le système utilisé, le type de fusion pour la MÉTHODE FUSION-SCORE et la distance utilisée pour le calcul des différences sont très différents. Nous remarquons que pour les mesures classiques, la MÉTHODE DIRECTE est plus efficace, contrairement aux mesures non classiques – mesures utilisant les dérivées, mesures ordinales et mesures robustes – où la MÉTHODE FUSION-SCORE est plus efficace. Pour le calcul des rangs, l'entrelacement de bits donne de meilleurs résultats. La MÉTHODE ACP-CORRÉLATION donne toujours de meilleurs résultats que la MÉTHODE ACP-IMAGE.

L'analyse du tableau 2 montre qu'avec des images couleur, le pourcentage de pixels corrects, acceptés, erronés et le pourcentage de faux négatifs sont améliorés quelle que soit la mesure. Cependant, l'amélioration relative est assez faible : par exemple, pour le pourcentage de pixels corrects, il y a de 0.09% à 4.72% d'amélioration. Les améliorations sont surtout importantes pour les mesures qui obtiennent les moins bons résultats lorsque les images de niveaux de gris sont utilisées : mesures utilisant les dérivées ou mesures ordinales. Cette remarque est valable pour toutes les autres images. Pour les autres mesures, les résultats obtenus pour chaque critère, notamment le pour-

centage de pixels corrects, en utilisant les images de niveaux de gris sont déjà très bons. C'est pourquoi, il est assez difficile d'améliorer les résultats. Quelle que soit la méthode, les temps de calcul sont au minimum doublés, la MÉTHODE FUSION-SCORE étant la plus coûteuse. Les cartes de disparités (figure 9) sont plus nettes (surtout le contour au premier plan) en utilisant les images couleur. Ces deux dernières remarques sont valables pour tous les résultats obtenus avec les images réelles.

## 6.2 Images *sawtooth*, *venus*, *bull*, *poster*, *barn1* et *barn2*

Pour ces images, les résultats sont globalement améliorés par rapport aux résultats obtenus en utilisant les images de niveaux de gris. Les meilleures améliorations étant obtenues avec les images *bull* (tableaux 3 et 4 et figure 10), nous allons considérer les résultats obtenus avec ces images pour illustrer le comportement des mesures sur ce groupe d'images.

La MÉTHODE FUSION-SCORE obtient pratiquement toujours les meilleurs résultats avec des fusions différentes de celles du stéréogramme. Pour la MÉTHODE ACP, il n'y a pas de variante privilégiée. Pour la MÉTHODE DIRECTE, les meilleurs résultats sont obtenus avec le système  $H_1H_2H_3$ . De plus, la norme  $L_\infty$  et le calcul des rangs par ordre lexicographique donnent les meilleurs résultats. Les pourcentages de pixels corrects, de faux négatifs, de pixels corrects dans la zone d'influence et la zone d'occultation totale sont toujours améliorés de manière plus significative qu'avec le stéréogramme aléatoire (tableau 4). Pour le pourcentage de pixels corrects, les améliorations relatives varient de 1.33% à 19.32%. Pour le pourcentage de pixels corrects dans la zone d'influence, elles varient de 1.91% à 8.96%.

## 6.3 Images *head and lamp*

Les meilleurs résultats sont presque toujours obtenus avec le système  $H_1H_2H_3$  (73% des cas), en particulier pour la MÉTHODE DIRECTE (100% des cas, voir tableau 5). Les fusions utilisées pour les mesures NCC,  $D_1$  et ISC sont les mêmes que celles utilisées avec les images *bull*. Comme avec les images *bull*, il n'y a pas de variante privilégiée pour la MÉTHODE ACP. Pour les mesures utilisant les rangs, les meilleurs résultats sont obtenus en utilisant l'ordre lexicographique. En revanche, il n'y a pas de distance privilégiée. Cependant, quelle que soit la distance utilisée, les résultats sont assez proches les uns des autres. Les pourcentages de pixels corrects, erronés et de faux négatifs sont améliorés (tableau 6). L'amélioration relative du pourcentage de pixels corrects varie de 1.42% à 20.38%.

## 6.4 Images cones et teddy

Pour ces images, les améliorations les plus significatives sont obtenues avec les images *teddy* pour lesquelles nous allons décrire les résultats obtenus (tableaux 7 et 8 et figure 12). Ces résultats sont assez proches de ceux obtenus avec *head and lamp*, ce qui est cohérent puisqu'il s'agit du même type de scènes. Cependant, pour la MÉTHODE FUSION-SCORE, les systèmes de primaires donnent les meilleurs résultats mais les fusions et les distances utilisées pour les mesures  $D_1$  et  $SMPD_2$  sont différentes. Les systèmes et les variantes utilisés avec la MÉTHODE ACP sont aussi différents. Il y a une amélioration relative de 2.03% à 16.16% pour le pourcentage de pixels corrects.

## 6.5 Synthèse des résultats

Les résultats obtenus montrent clairement que l'utilisation de la couleur permet d'améliorer la qualité des résultats obtenus : les pourcentages d'appariements corrects sont améliorés et les cartes de disparités sont plus nettes (il y a moins de faux négatifs). Il est, en revanche, plus difficile de mettre en avant une méthode particulière de généralisation à la couleur des méthodes de mise en correspondance par corrélation. La MÉTHODE FUSION-SCORE est souvent la plus efficace (62.5% des cas), mais il est difficile de savoir quelle fusion utiliser. De plus, elle est plus coûteuse en temps de calcul que la MÉTHODE DIRECTE qui donne aussi de bons résultats. En ne prenant en compte que les résultats obtenus avec les images réelles (le stéréogramme aléatoire n'est pas assez représentatif), nous pouvons avancer les résultats suivants :

- La MÉTHODE FUSION-SCORE et la MÉTHODE DIRECTE possèdent toujours une variante qui permet d'obtenir de meilleurs résultats que ceux obtenus en utilisant des images de niveaux de gris, contrairement à la MÉTHODE ACP. Ces variantes améliorent toujours le pourcentage de pixels corrects et de faux négatifs.
- La MÉTHODE FUSION-SCORE est meilleure que la MÉTHODE DIRECTE mais elle est plus coûteuse en temps de calcul.
- Pour la MÉTHODE FUSION-SCORE :
  - Les systèmes de primaires (60% des cas) donnent les meilleurs résultats.
  - Pour les mesures utilisant la corrélation croisée, la meilleure fusion est le maximum (100% des cas).
  - Pour les mesures utilisant les statistiques de la distribution des différences, les meilleures fusions sont la moyenne (50% des cas) et le maximum (50% des cas).

- Pour les mesures utilisant les dérivées, les meilleures fusions sont le maximum (50% des cas) et la médiane (50% des cas).
- Pour les mesures ordinales, la fusion de Belli est la meilleure (71% des cas).
- Pour les mesures robustes, la meilleure fusion est la médiane (86% des cas).
- Pour la MÉTHODE ACP, les meilleurs résultats sont obtenus avec le système  $H_1H_2H_3$  (57% des cas) et la MÉTHODE ACP-CORRÉLATION est meilleure dans 74% des cas.
- Pour la MÉTHODE DIRECTE :
  - Les meilleurs résultats sont souvent obtenus en utilisant le système  $H_1H_2H_3$  (83% des cas).
  - Les rangs fondés sur l'ordre lexicographique donnent les meilleurs résultats (86% des cas).
  - Il n'y a pas de distance privilégiée pour le calcul des différences de couleur.

## 7 Conclusion

Cet article propose une stratégie de généralisation de la mise en correspondance par corrélation aux images couleur. Nous nous sommes intéressés dans un premier temps aux systèmes de représentation de la couleur. Nous avons retenu les neuf systèmes les plus représentatifs afin d'évaluer leur influence sur les résultats de mise en correspondance. Nous avons ensuite proposé trois méthodes de généralisation permettant de prendre en compte la couleur par : calcul sur chaque canal suivi d'une fusion, analyse en composantes principales suivie du calcul sur la première composante et prise en compte directe des données tridimensionnelles dans les expressions des mesures de corrélation. Pour la dernière méthode, nous avons montré comment généraliser certains opérateurs : calcul de la distance entre deux couleurs et calcul des rangs des données tridimensionnelles. Afin d'évaluer globalement l'apport de la couleur, l'influence du système de représentation utilisé et les performances des trois méthodes et de leurs variantes, nous avons établi un protocole d'évaluation reposant sur dix couples stéréoscopiques d'images et huit critères quantitatifs. De plus, pour permettre une évaluation visuelle, les cartes de disparités ont été présentées sous forme d'images de niveaux de gris.

Les résultats obtenus mettent en évidence la stratégie à adopter pour généraliser les mesures de corrélation aux images couleur et l'amélioration relative apportée. La MÉTHODE FUSION-SCORE et la MÉTHODE DIRECTE sont les plus efficaces, la première étant plus performante que la seconde mais plus coûteuse en temps de calcul. Les pourcentages de pixels corrects et de

faux négatifs sont toujours améliorés par rapport aux résultats obtenus en utilisant les images de niveaux de gris. L'espace de couleur  $H_1H_2H_3$ , dans 60% des cas, permet d'obtenir les meilleurs résultats. Cependant, les méthodes se comportent assez bien en utilisant un système de primaires. Pour la MÉTHODE FUSION-SCORE, il est difficile de déterminer la meilleure fusion, même s'il peut y avoir une légère préférence pour l'utilisation du maximum (40% des cas). Pour la MÉTHODE DIRECTE, il n'y a pas de distance qui soit la plus performante pour le calcul de la différence de couleur et l'ordre lexicographique s'avère le plus adapté pour le calcul des rangs. Enfin, les temps de calcul sont évidemment au minimum doublés.

Ainsi, la couleur permet d'augmenter les performances en donnant de meilleurs résultats, même si le choix de la méthode à employer reste dépendant du type de mesures ainsi que des contraintes sur les temps de calcul. Une des perspectives de ce travail est d'exploiter une méthode utilisant la couleur uniquement pour distinguer les zones chromatiques des zones achromatiques, comme cela a été proposé par Koschan [Kos96]. Ainsi, la mise en correspondance avec les couleurs ne serait effectuée que dans des zones chromatiques.

## 8 Annexe

Dans cette annexe, nous présentons d'une part les cinq familles de mesures de corrélation, en résumant toutes les mesures 1D et 3D dans les tableaux 9, 10, 11, 12, 13, 14 et 15 et d'autre part, nous présentons les tableaux et les figures résultats qui sont commentées en § 6.

Nous notons :

- INT. pour intervalle de variation ;
- NOT. pour notation ;
- DÉF. NG pour la définition de la mesure en niveau de gris ;
- DÉF. COULEUR pour la définition de la mesure en couleur ;
- $I_{\max}$  pour le niveau de gris maximal dans l'image ;
- $d_{\max}^P$  pour la distance maximale entre deux couleurs : elle dépend de la norme  $L_P$  utilisée et du système de couleur choisi.

### 8.1 Corrélation croisée

Ces mesures sont décrites dans le tableau 9.

### 8.2 Statistiques de la distribution des différences

Toutes les mesures de cette famille sont énumérées dans le tableau 10.

### 8.3 Dérivées des niveaux de gris

Ces mesures sont présentées dans le tableau 11. Les vecteurs ou matrices  $R_S(\mathbf{f})$ ,  $R_K(\mathbf{f})$ ,  $R_l(\mathbf{f})$ ,  $R_r(\mathbf{f})$ ,  $R_p(\mathbf{f})$ ,  $R_{OCM}(\mathbf{f})$ , avec  $\mathbf{f} = \mathbf{f}_l, \mathbf{F}_l$ , sont respectivement les nouveaux vecteurs et matrices de données obtenus par l'application des filtres de Sobel, Kirsh, du laplacien de gaussien, de Roberts, de Pratt ou du codage d'Ullah. Ces filtres sont appliqués respectivement sur chaque canal. Nous rappelons comment calculer le codage d'Ullah.

**Codage d'Ullah [UKI01] :**

$$OCM_l^{i,j} = \begin{cases} \lfloor \frac{\theta_l^{i,j}}{\Delta_\theta} \rfloor & \text{si } \|\nabla I_l^{i,j}\| > \Gamma \\ L & \text{sinon.} \end{cases} \quad (58)$$

L'équation (58) s'adapte facilement à la couleur en remplaçant  $\theta_l^{i,j}$  par  $\theta_l^{i,j}$  et  $\nabla I_l^{i,j}$  par  $\nabla I_l^{i,j}$ . Le terme  $OCM_l^{i,j}$  donne un résultat compris entre 1 et  $N' = 2\pi/\Delta_\theta$ ,  $N'$  étant le nombre de niveaux possibles pour le codage. Il faut fixer les constantes  $\Delta_\theta$ ,  $\Gamma$  et  $L$ . Nous avons choisi pour nos tests  $\Delta_\theta = \frac{\pi}{8}$ ,  $\Gamma = 10$  et  $L = 255$ . Le terme  $D_{OCM}$  correspond à une distance métrique définie par :

$$D_{OCM}(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d) = \sum_{k=0}^{N-1} d(f_g^k, f_d^k) \text{ avec} \quad (59)$$

$$d(a,b) = \begin{cases} \min\{|a-b|, N' - |a-b|\} & \text{si } |a-b| < N' \\ \frac{N'}{2} & \text{sinon.} \end{cases}$$

La généralisation à la couleur s'effectue simplement :

$$D_{OCM}(\mathbf{F}_g, \mathbf{F}_d) = \sum_{k=0}^{N-1} d(x_g^k, x_d^k) + d(y_g^k, y_d^k) + d(z_g^k, z_d^k). \quad (60)$$

### 8.4 Mesures ordinales

Les mesures ordinales sont présentées dans le tableau 12. Pour toutes les transformations auxquelles elles font appel, la comparaison entre les couleurs est effectuée grâce aux opérateurs définis en § 4.2.4. Nous notons :

- $\lfloor x \rfloor$  la partie entière de  $x$ .
- Soit  $E = \{e^k\}_{k=0..N-1}$  un ensemble,  $\text{card}(E)$  désigne le nombre d'éléments de l'ensemble  $E$ .
- La concaténation est notée  $\otimes$ .
- La distance de Hamming est définie par :

$$D_h(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d) = \sum_{k=0}^{N-1} \text{sgn} |f_g^k - f_d^k| \quad (61)$$

$$\text{avec } \text{sgn}(x) = \begin{cases} -1 & \text{si } x < 0 \\ 0 & \text{si } x = 0 \\ 1 & \text{sinon.} \end{cases}$$



**Kaneko [KSI03]** : ces mesures utilisent les vecteurs suivants :

$$\mathbf{a}_l = (\dots a_l^k \dots)^T \text{ pour } k = 0 \dots N - 2 \quad (62)$$

$$\text{avec } a_l^k = \begin{cases} 1 & \text{si } f_l^{k+1} \geq f_l^k \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

$$\mathbf{b} = (\dots b^k \dots)^T \text{ pour } k = 0 \dots N - 2 \quad (63)$$

$$\text{avec } b^k = \begin{cases} 1 - \|a_g^k - a_d^k\| & \text{si } k = 0 \text{ ou } k \text{ pair} \\ b^{k-1} & \text{sinon.} \end{cases}$$

Nous notons  $\mathbf{B}$  la matrice qui contient les poids  $b^k$  sur sa diagonale et des 0 ailleurs. La généralisation couleur se réalise en remplaçant  $f_l^{k+1} \geq f_l^k$  par  $\mathbf{c}_l^{k+1} \geq \mathbf{c}_l^k$  dans l'équation (62).

**Zabih [ZW94]** : les transformations suivantes sont utilisées :

$$\mathbf{R}_{ra}(\mathbf{f}_l) = \begin{pmatrix} \dots & \dots & \dots \\ \text{card}(\{f_l^k \mid f_l^k < f_l^{N/2}, k \in [0; N - 1]\}) & & \\ \dots & & \dots \end{pmatrix}, \quad (64)$$

$$\mathbf{R}_r(\mathbf{f}_l) = \bigotimes_{k=0}^{N-1} \xi(f_l^{N/2}, f_l^k) \quad (65)$$

$$\text{avec } \xi(f, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } y < x \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

Pour les généraliser à la couleur, il faut remplacer  $f_l^k$  par  $\mathbf{c}_l^k$  et  $f_l^{N/2}$  par  $\mathbf{c}_l^{N/2}$  dans les équations (64) et (65).

**Bhat et Nayar [BN98]** :  $\pi_l$  est une permutation telle que  $\pi_l^k = \text{rang}(f_l^k)$  ou  $\pi_l^k = \text{rang}(\mathbf{c}_l^k)$ , dans le cas de la couleur. Une composition de permutation  $s$  est définie par :

$$s^k = \pi_d^l, l = (\pi_g^{-1})^k.$$

Le terme  $\pi_g^{-1}$  correspond à l'inverse de la permutation  $\pi_g$  avec :

$$\text{si } \pi_g^k = l \text{ alors } (\pi_g^{-1})^l = k.$$

La déviation  $d_m^k$  pour  $s^k$  est notée :

$$d_m^k = \sum_{j=0}^{j=k} J(s^j > k) \text{ où } J(B) = \begin{cases} 1 & \text{si } B \text{ vrai} \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (66)$$

## 8.5 Mesures robustes

Toutes ces mesures sont énumérées dans le tableau 13.

**Méthode de Zoghliami et Faugeras [ZFD96]** : cette méthode utilise la mesure ZNCC deux fois : application, une première fois, de ZNCC, pour obtenir une carte des scores maximaux ; grâce à un seuil, binarisation de la carte des scores pour obtenir une carte d'occultations et enfin application, une seconde fois, de ZNCC, en utilisant les poids de la carte d'occultations (variante  $\mathbf{R}_{F_1}$ ). Nous avons choisi comme seuil la moyenne des niveaux de gris de l'image. Zoghliami et Faugeras ont modifié cet algorithme en prenant comme poids  $\frac{1}{2}(\text{ZNCC}(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d) + 1)$  (variante  $\mathbf{R}_{F_2}$ ). Nous posons les matrices  $\mathbf{A}_l$  qui ont, sur la diagonale, les poids  $w_l^k$ , appliqués aux données contenues dans le vecteur  $\mathbf{f}_l$  ou la matrice  $\mathbf{F}_l$ , et 0 ailleurs. Alors, nous notons :

$$\mathbf{R}_\alpha(\mathbf{f}_l) = \mathbf{A}_l \mathbf{f}_l \quad \text{et} \quad \overline{\mathbf{R}_\alpha(\mathbf{f}_l)} = \frac{1}{N_{lw}} \sum_{k=0}^{N-1} \mathbf{R}_\alpha^k(\mathbf{f}_l).$$

avec  $N_{lw} = \sum_{k=0}^{N-1} w_l^k$  et  $\alpha = F_1, F_2$ . En généralisant, nous obtenons :

$$\mathbf{R}_\alpha(\mathbf{F}_l) = \mathbf{A}_l \mathbf{F}_l \text{ et } \overline{\mathbf{R}_\alpha(\mathbf{F}_l)} = \frac{1}{N_{lw}} \sum_{k=0}^{N-1} \mathbf{R}_\alpha^k(\mathbf{F}_l).$$

**Quadrant correlation [Hub81]** : la transformation suivante est utilisée :

$$\mathbf{R}_q(\mathbf{f}_l) = \psi\left(\frac{\mathbf{f}_l - T}{S}\right) \quad (67)$$

où  $\psi(x) = \text{sgn}(x)$ ,

$$T = \text{med}(\mathbf{f}_l) \text{ et}$$

$$S = \text{med}|\mathbf{f}_l - \text{med}(\mathbf{f}_l)|.$$

La généralisation couleur de cette transformation est réalisée en remplaçant  $\mathbf{f}_l$  par  $\mathbf{F}_l$  et  $\text{sgn}(x)$  par :

$$\psi(\mathbf{c}_l) = (\text{sgn}(x_l) \quad \text{sgn}(y_l) \quad \text{sgn}(z_l) ).$$

## Références

- [AG92] P. ASCHWANDEN et W. GUGGENBÜL. Experimental results from a comparative study on correlation type registration algorithms. Dans FÖRSTNER et RUWIEDEL, éditeurs, *Robust computer vision: Quality of Vision Algorithms*, pages 268–282. Wichmann, Karlsruhe, Allemagne, mars 1992.
- [BB97] J. P. BRAQUELAIRE et L. BRUN. « Comparison and optimization of methods of color image quantization ». *IEEE Transactions on Image Processing*, 6(7):1048–1052, juillet 1997.

- [BBH03] M. Z. BROWN, D. BURSCHKA et G. D. HAGER. « Advances in Computational Stereo ». *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 25(8):993–1008, août 2003.
- [BCP00] T. BELLI, M. CORD et S. PHILIPP-FOLIGUET. « Colour contribution for stereo image matching ». Dans *International Conference on Color in Graphics and Image Processing*, pages 317–322, Saint-Étienne, France, octobre 2000.
- [BN98] D. N. BHAT et S. K. NAYAR. « Ordinal Measures for Image Correspondence ». *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20(4):415–423, avril 1998.
- [Bru96] L. BRUN. « Segmentation d’images à base topologique ». Thèse de doctorat, Université Bordeaux I, France, décembre 1996.
- [Car95] T. CARRON. « Segmentation d’images couleur dans la base Teinte Luminance Saturation : approche numérique et symbolique ». Thèse de doctorat, Université de la Savoie, France, décembre 1995.
- [CC03] S. CHAMBON et A. CROUZIL. « Dense matching using correlation: new measures that are robust near occlusions ». Dans *British Machine Vision Conference*, volume 1, pages 143–152, Norwich, Royaume-Uni, septembre 2003.
- [CH03] S.-C. CHENG et S.-C. HSIA. « Fast algorithms for color image processing by principal component analysis ». *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 14(2):184–203, juin 2003.
- [Cha98] J. CHANUSSOT. « Approches vectorielles ou marginales pour le traitement d’images multicomposantes ». Thèse de doctorat, Université de la Savoie, France, novembre 1998.
- [Cha01] M. CHAMBAH. « Analyse et traitement de données chromatiques d’images numérisées à haute résolution. Application à la restauration numérique des couleurs des films cinématographiques ». Thèse de doctorat, Université de La Rochelle, France, décembre 2001.
- [Cie86] CIE 15.2. « Colorimetry, Second edition ». Rapport Technique, Commission Internationale de l’Éclairage, Vienne, Autriche, 1986.
- [CMC96] A. CROUZIL, L. MASSIP-PAILHES et S. CASTAN. « A New Correlation Criterion Based on Gradient Fields Similarity ». Dans *International Conference on Pattern Recognition*, volume 1, pages 632–636, Vienne, Autriche, août 1996.
- [Cox95] G. S. COX. « Template Matching and Measures of Match in Image Processing ». Rapport Technique, Université de Cape Town, Afrique du Sud, juillet 1995.
- [Cro97] A. CROUZIL. « Perception du relief et du mouvement par analyse d’une séquence stéréoscopique d’images ». Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier, Toulouse, France, septembre 1997.
- [DR01] J. DELON et B. ROUGÉ. « Le phénomène d’adhérence en stéréoscopie dépend du critère de corrélation ». Dans *GRETSI, Actes du 18ème Colloque GRETSI sur le Traitement du Signal et des Images*, Toulouse, France, septembre 2001.
- [Fau79] O. D. FAUGERAS. « Digital Color Image Processing Within the Framework of a Human Visual Model ». *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 27(4):380–393, août 1979.
- [GBC81] C. GARBAY, F. BRUGAL et C. CHOQUET. « Application of Colored Image Analysis to Bone Marrow Cell Recognition ». *Analytical and Quantitative Cytology*, 3(4):272–280, juillet 1981.
- [GCB01] R. GARCIA, X. CUFI et J. BATLE. « Detection of Matching in a Sequence of Underwater Images through Texture Analysis ». Dans *IEEE International Conference on Image Processing*, volume 1, pages 361–364, Salonique, Grèce, octobre 2001.
- [Gia00] A. GIACHETTI. « Matching techniques to compute image motion ». *International Journal of Image and Vision Computing*, 18(3):245–258, février 2000.
- [Han03] A. HANBURY. « A 3D-Polar Coordinate Colour Representation Well Adapted to Image Analysis ». Dans *Scandinavian Conference on Image Analysis*, pages 804–811, Göteborg, Suède, juin 2003.
- [Har99] J. Y. HARDEBERG. « Acquisition and reproduction of colour images: colorimetric and multispectral approaches ». Thèse de doctorat, École Nationale Supérieure des Télécommunications, Paris, France, janvier 1999.
- [HC03] M. E. HANSEN et J. M. CARSTENSEN. « Color-Based Image Retrieval from High-Similarity Image Databases ». Dans *Scandinavian Conference on Image Analysis*, pages 1098–1105, Göteborg, Suède, juin 2003.

- [Hub81] P. J. HUBER. « *Robust statistics* », Chapitre 8, pages 204–205. John Wiley & Sons, New-York, États-Unis, 1981.
- [Kos93] A. KOSCHAN. « Dense Stereo Correspondence Using Polychromatic Block Matching ». Dans *Computer Analysis of Images and Patterns*, volume 719, pages 538–542, Budapest, Hongrie, septembre 1993.
- [Kos96] A. KOSCHAN. « Using perceptual attributes to obtain dense depth maps ». Dans *IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation*, pages 155–159, San Antonio, Texas, avril 1996.
- [KSI03] S. KANEKO, Y. SATOH et S. IGARASHI. « Using selective correlation coefficient for robust image registration ». *Pattern Recognition*, 36(5):1165–1173, mai 2003.
- [Lam02] P. LAMBERT. « *Études méthodologiques du filtrage et de la segmentation d’images multicomposantes* ». Habilitation à diriger des recherches, Université de la Savoie, France, juillet 2002.
- [Lan97] Z. D. LAN. « *Méthodes robustes en vision : application aux appariements visuels* ». Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, France, mai 1997.
- [LC91] H.-C. LEE et D. R. COK. « Detecting Boundaries in a Vector Field ». *IEEE Transactions on Signal Processing*, 39(5):1181–1194, mai 1991.
- [Lev85] M. D. LEVINE. *Vision in man and machine*. McGraw-Hill Book Company, 1985.
- [May03] H. MAYER. « Analysis of Means to Improve Cooperative Disparity Estimation ». Dans *ISPRS Conference on Photogrammetric Image Analysis*, Université de Munich, Allemagne, septembre 2003.
- [OKS80] Y.-I. OHTA, T. KANADE et T. SAKAI. « Color Information for Region Segmentation ». *Computer Graphics and Image Processing*, 13(3):222–241, juillet 1980.
- [OT92] M. OKUTOMI et G. TOMITA. « Color Stereo Matching and Its Application to 3-D Measurement of Optic Nerve Head ». Dans *International Conference on Pattern Recognition*, volume 1, pages 509–513, La Haye, Hollande, septembre 1992.
- [Pra78] W. K. PRATT. « *Digital image processing* », Chapitre 20, pages 666–667. Wiley-Interscience Publication, 1978.
- [RAMT01] M. RZIZA, D. ABOUTAJDINE, L. MORIN et A. TAMTAOUI. « Schéma multirésolution d’estimation d’un champ de disparités dense sous contrainte épipolaire pour les images bruitées ». Dans *GRETSI*, Toulouse, France, septembre 2001.
- [RL87] P. J. ROUSSEEUW et A. M. LEROY. *Robust regression and outlier detection*. J. Wiley & Sons, New-York, États-Unis, 1987.
- [RPTB01] Y. RUBNER, J. PUZICHA, C. TOMASI et J. M. BUHMANN. « Empirical Evaluation of Dissimilarity Measures for Color and Texture ». *Computer Vision and Image Understanding*, 84(1):25–43, octobre 2001.
- [RV02] P. J. ROUSSEEUW et S. VERBOVEN. « Robust estimation in very small samples ». *Computational Statistics and Data Analysis*, 40(4):741–846, octobre 2002.
- [SB91] M. J. SWAIN et D. H. BALLARD. « Color Indexing ». *International Journal of Computer Vision*, 7(1):11–32, novembre 1991.
- [SC92] J. SHEN et S. CASTAN. « An optimal linear operator for step edge detection ». *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 54(2):112–133, mars 1992.
- [SS02] D. SCHARSTEIN et R. SZELISKI. « A Taxonomy and Evaluation of Dense Two-Frame Stereo Correspondence Algorithms ». *International Journal of Computer Vision*, 47(1):7–42, avril 2002.
- [SS03] D. SCHARSTEIN et R. SZELISKI. « High-Accuracy Stereo Depth Maps Using Structured Light ». Dans *Computer Vision and Pattern Recognition*, volume 1, pages 195–202, Madison, États-Unis, juin 2003.
- [TFB04] A. TRÉMEAU, C. FERNANDEZ-MALOIGNE et P. BONTON, éditeurs. *Image numérique couleur – De l’acquisition au traitement*. Dunod, janvier 2004.
- [TLC03] D.-M. TSAI, C.-T. LIN et J.-F. CHEN. « The evaluation of normalized cross correlations for defect detection ». *Pattern Recognition Letters*, 24(15):2525–2535, novembre 2003.
- [UKI01] F. ULLAH, S. KANEKO et S. IGARASHI. « Orientation Code Matching For Robust Object Search ». *IEICE Transactions on Information and Systems*, E-84-D(8):999–1006, mars 2001.
- [Van00] N. VANDENBROUCKE. « *Segmentation d’images couleur par classification de pixels dans des espaces d’attributs colorimétriques adaptés*. Appli-

*cation à l'analyse d'images de football* ». Thèse de doctorat, Université des sciences et technologies de Lille 1, France, décembre 2000.

- [ZFD96] I. ZOGHLAMI, O. FAUGERAS et R. DERICHE. « Traitement des occlusions pour la modification d'objet plan dans une séquence d'image ». Dans *Actes du congrès francophone de Vision par Ordinateur, ORASIS*, pages 93–103, Clermont-Ferrand, France, mai 1996.
- [Zha95] Z. ZHANG. « Parameter Estimation Techniques: A Tutorial with Application to Conic Fitting ». Rapport de recherche RR-2676, Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique, octobre 1995.
- [ZW94] R. ZABIH et J. WOODFILL. « Non-parametric Local Transforms for Computing Visual Correspondence ». Dans *European Conference on Computer Vision*, pages 151–158, Stockholm, Suède, mai 1994.

MESURE	MÉTHODE FUSION-SCORE		MÉTHODE ACP		MÉTHODE DIRECTE	
	SYSTÈME	FUSION	SYSTÈME	VARIANTE	SYSTÈME	VARIANTE
NCC	<i>RVB</i>	Belli	$I_1 I_2 I_3$	corrélation	$H_1 H_2 H_3$	
D <sub>1</sub>	$H_1 H_2 H_3$	moyenne	$H_1 H_2 H_3$	corrélation	$H_1 H_2 H_3$	distance $L_\infty$
PRATT	$H_1 H_2 H_3$	moyenne	$H_1 H_2 H_3$	corrélation	$H_1 H_2 H_3$	
ISC	<b>Carron</b>	<b>Belli</b>	$H_1 H_2 H_3$	corrélation	$YCh_1 Ch_2$	rangs par entrelacement de bits
SMPD <sub>2</sub>	<i>RVB</i>	médiane	$H_1 H_2 H_3$	corrélation	$XYZ$	distance $L_1$

TAB. 1 – Meilleurs résultats obtenus avec le stéréogramme aléatoire.

MESURE	TYPE	COR	ACC	ERR	FPOS	FNEG	ZT	ZO	ZI	TPS
NCC	NG	97.52	0.06	0.84	<b>0.29</b>	1.34	<b>80.82</b>	<b>81.90</b>	59.53	<b>4.48</b>
	Couleur	<b>97.67</b>	<b>0.00</b>	<b>0.74</b>	0.46	<b>1.13</b>	65.95	71.70	<b>59.85</b>	9.52
D <sub>1</sub>	NG	97.64	0.05	0.80	<b>0.46</b>	1.11	<b>80.06</b>	<b>71.70</b>	<b>61.23</b>	<b>7.77</b>
	Couleur	<b>97.73</b>	<b>0.01</b>	<b>0.73</b>	0.56	<b>0.98</b>	63.01	65.40	60.49	24.8
PRATT	NG	92.50	0.06	1.83	<b>0.11</b>	5.56	39.27	<b>93.00</b>	5.93	<b>8.34</b>
	Couleur	<b>97.22</b>	<b>0.00</b>	<b>1.01</b>	0.36	<b>1.41</b>	<b>77.79</b>	77.70	<b>58.4</b>	21.44
ISC	NG	97.50	0.05	0.88	<b>0.30</b>	1.32	81.20	<b>81.70</b>	61.12	<b>11.73</b>
	Couleur	<b>97.71</b>	<b>0.03</b>	<b>0.77</b>	0.44	<b>1.08</b>	81.20	73.00	<b>62.08</b>	30.08
SMPD <sub>2</sub>	NG	98.35	0.04	0.11	<b>0.54</b>	1.00	81.50	66.90	<b>62.71</b>	<b>86.02</b>
	Couleur	<b>98.46</b>	<b>0.02</b>	<b>0.07</b>	0.52	<b>0.95</b>	<b>81.93</b>	<b>68.30</b>	62.50	254.31

TAB. 2 – Stéréogramme aléatoire : comparaisons des résultats obtenus avec la meilleure méthode couleur et avec la méthode utilisant les niveaux de gris.

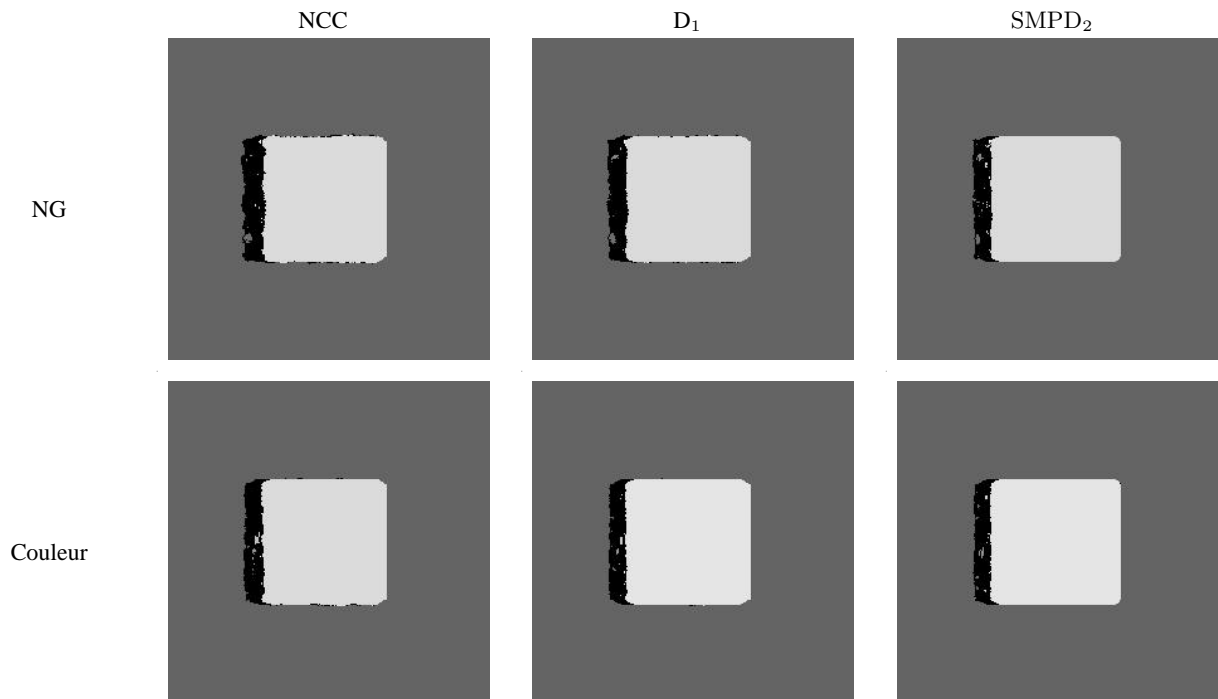


FIG. 9 – Stéréogramme aléatoire : comparaison des cartes de disparités obtenues avec les images couleur et les images de niveaux de gris pour deux mesures classiques et une mesure robuste.

MESURE	MÉTHODE FUSION-SCORE		MÉTHODE ACP		MÉTHODE DIRECTE	
	SYSTÈME	FUSION	SYSTÈME	VARIANTE	SYSTÈME	VARIANTE
NCC	$L^*u^*v^*$	<b>maximum</b>	<i>RVB</i>	corrélation	$H_1H_2H_3$	
$D_1$	<i>RVB</i>	moyenne	$I_1I_2I_3$	corrélation	$H_1H_2H_3$	<b>distance <math>L_\infty</math></b>
PRATT	<i>XYZ</i>	<b>médiane</b>	<i>RVB</i>	corrélation	$H_1H_2H_3$	
ISC	<i>RVB</i>	<b>Belli</b>	$H_1H_2H_3$	image	$H_1H_2H_3$	rangs par ordre lexicographique
$SMPD_2$	<i>XYZ</i>	<b>médiane</b>	$H_1H_2H_3$	image	$H_1H_2H_3$	distance $L_\infty$

TAB. 3 – Meilleurs résultats obtenus avec les images bull.

MESURE	TYPE	COR	ACC	ERR	FPOS	FNEG	ZT	ZO	ZI	TPS
NCC	NG	63.33	27.17	<b>28.89</b>	0.27	6.61	65.52	77.04	60.35	<b>11.8</b>
	Couleur	<b>64.66</b>	<b>27.73</b>	29.25	0.27	<b>4.91</b>	<b>70.59</b>	<b>77.20</b>	<b>67.62</b>	25.7
$D_1$	NG	57.82	<b>27.37</b>	30.33	0.27	10.67	69.77	<b>77.04</b>	66.51	<b>17.05</b>
	Couleur	<b>61.99</b>	27.05	<b>29.07</b>	0.27	<b>7.77</b>	<b>72.83</b>	76.87	<b>71.01</b>	53.61
PRATT	NG	39.56	12.60	28.94	<b>0.24</b>	30.33	61.06	<b>79.46</b>	52.79	<b>21.76</b>
	Couleur	<b>58.88</b>	<b>21.06</b>	<b>26.45</b>	0.31	<b>13.50</b>	<b>65.27</b>	73.10	<b>61.75</b>	54.97
ISC	NG	55.01	22.44	<b>27.18</b>	0.27	16.64	75.71	76.77	75.23	<b>31.09</b>
	Couleur	<b>62.26</b>	<b>26.06</b>	28.08	0.27	<b>8.49</b>	<b>78.01</b>	<b>77.14</b>	<b>78.41</b>	88.46
$SMPD_2$	NG	61.37	25.76	<b>27.76</b>	<b>0.17</b>	9.70	74.29	<b>85.07</b>	69.44	<b>250.42</b>
	Couleur	<b>63.31</b>	<b>26.61</b>	28.07	0.19	<b>7.45</b>	<b>75.24</b>	83.88	<b>71.35</b>	723.68

TAB. 4 – Bull : comparaisons des résultats obtenus avec la meilleure méthode couleur et avec la méthode utilisant les niveaux de gris.

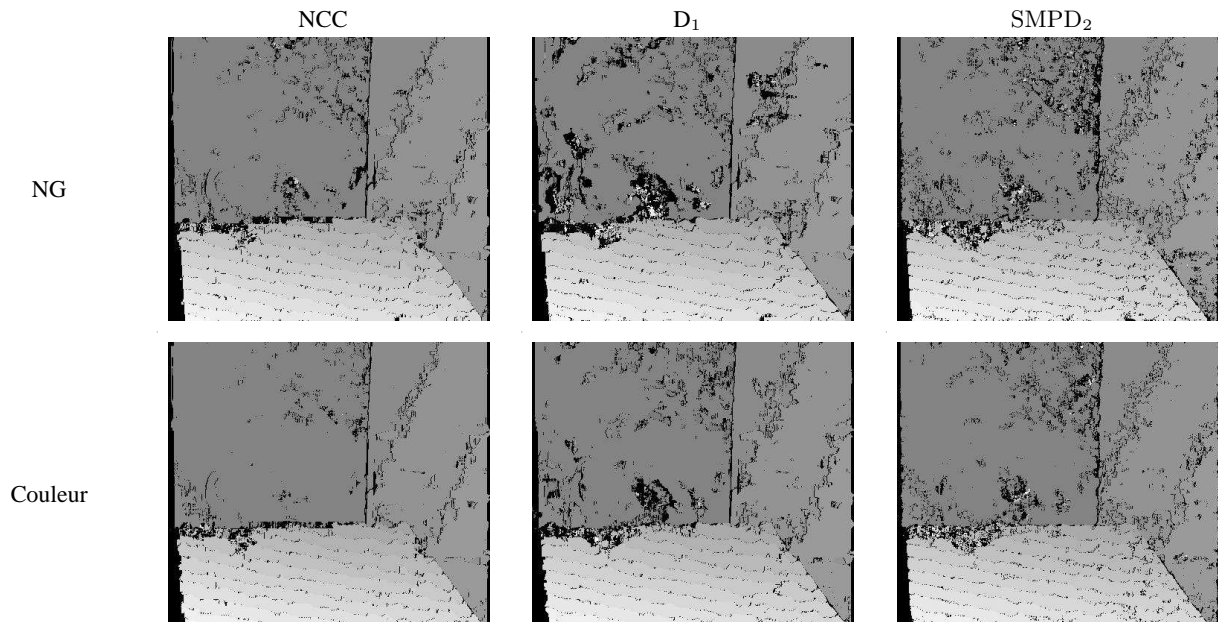


FIG. 10 – Bull : comparaison des cartes de disparités obtenues avec les images couleur et les images de niveaux de gris pour deux mesures classiques et une mesure robuste.

MESURE	MÉTHODE FUSION-SCORE		MÉTHODE ACP		MÉTHODE DIRECTE	
	SYSTÈME	FUSION	SYSTÈME	VARIANTE	SYSTÈME	VARIANTE
NCC	$H_1H_2H_3$	maximum	$H_1H_2H_3$	image	$H_1H_2H_3$	
$D_1$	$H_1H_2H_3$	moyenne	$AC_1C_2$	corrélation	$H_1H_2H_3$	distance $L_2$
PRATT	$XYZ$	maximum	$AC_1C_2$	corrélation	$H_1H_2H_3$	
ISC	$H_1H_2H_3$	Belli	$AC_1C_2$	corrélation	$H_1H_2H_3$	rangs par ordre lexicographique
$SMPD_2$	$H_1H_2H_3$	moyenne	$H_1H_2H_3$	image	$H_1H_2H_3$	distance $L_1$

TAB. 5 – Meilleurs résultats obtenus avec les images head and lamp.

MESURE	TYPE	COR	ACC	ERR	FPOS	FNEG	ZT	ZO	ZI	TPS
NCC	NG	57.26	<b>10.05</b>	26.49	1.22	15.03	56.55	43.09	60.47	<b>7.84</b>
	Couleur	<b>59.30</b>	9.38	<b>25.69</b>	<b>1.16</b>	<b>13.86</b>	<b>61.00</b>	<b>46.06</b>	<b>65.35</b>	17.13
$D_1$	NG	56.54	<b>12.09</b>	28.96	<b>1.19</b>	13.31	<b>64.14</b>	<b>44.51</b>	<b>69.86</b>	<b>11.74</b>
	Couleur	<b>57.96</b>	11.04	<b>27.88</b>	1.25	<b>12.91</b>	63.38	41.59	69.73	36.78
PRATT	NG	20.63	1.82	35.80	<b>0.97</b>	42.60	55.66	<b>54.87</b>	55.88	<b>14.41</b>
	Couleur	<b>43.01</b>	<b>3.90</b>	<b>25.97</b>	1.46	<b>29.56</b>	<b>60.05</b>	31.89	<b>68.26</b>	28.04
ISC	NG	37.73	<b>11.00</b>	29.17	0.94	32.16	67.60	56.24	70.91	<b>51.94</b>
	Couleur	<b>55.16</b>	10.48	<b>27.77</b>	<b>0.66</b>	<b>16.41</b>	<b>70.55</b>	<b>69.18</b>	<b>70.95</b>	161.75
$SMPD_2$	NG	45.23	<b>15.67</b>	32.69	0.72	21.36	<b>72.73</b>	66.52	<b>74.54</b>	<b>115.23</b>
	Couleur	<b>52.46</b>	10.55	<b>29.10</b>	<b>0.58</b>	<b>17.86</b>	69.65	<b>72.85</b>	68.71	151.36

TAB. 6 – Head and lamp : comparaisons des résultats obtenus avec la meilleure méthode couleur et avec la méthode utilisant les niveaux de gris.

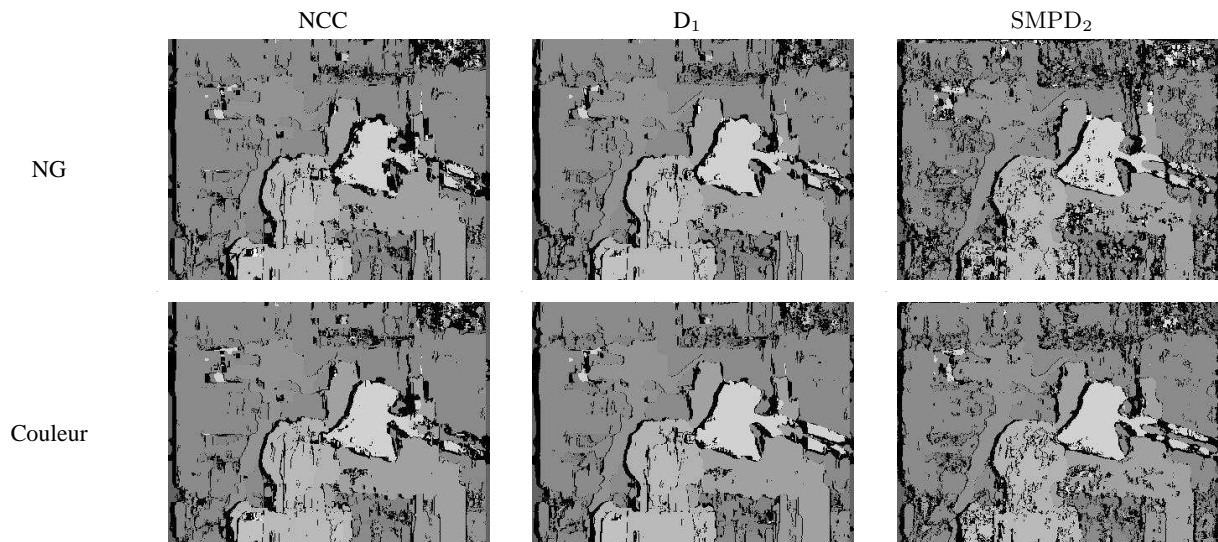


FIG. 11 – Head and lamp : comparaison des cartes de disparités obtenues avec les images couleur et les images de niveaux de gris pour deux mesures classiques et une mesure robuste.

MESURE	MÉTHODE FUSION-SCORE		MÉTHODE ACP		MÉTHODE DIRECTE	
	SYSTÈME	FUSION	SYSTÈME	VARIANTE	SYSTÈME	VARIANTE
NCC	$H_1 H_2 H_3$	maximum	$H_1 H_2 H_3$	image	$H_1 H_2 H_3$	
$D_1$	$XYZ$	maximum	$H_1 H_2 H_3$	image	$H_1 H_2 H_3$	distance $L_\infty$
PRATT	$XYZ$	maximum	$RVB$	corrélation	$H_1 H_2 H_3$	
ISC	$XYZ$	Belli	$H_1 H_2 H_3$	image	$L^* u^* v^*$	rangs par ordre lexicographique
$SMPD_2$	$XYZ$	médiane	$H_1 H_2 H_3$	corrélation	$H_1 H_2 H_3$	distance $L_2$

TAB. 7 – Meilleurs résultats obtenus avec les images teddy.

MESURE	TYPE	COR	ACC	ERR	FPOS	FNEG	ZT	ZO	ZI	TPS
NCC	NG	52.28	23.86	30.56	2.74	14.42	69.96	76.09	65.74	<b>51.97</b>
	Couleur	<b>55.16</b>	<b>24.13</b>	<b>30.41</b>	<b>2.63</b>	<b>11.80</b>	<b>70.56</b>	<b>77.05</b>	<b>66.11</b>	140.84
$D_1$	NG	49.52	<b>22.62</b>	29.83	<b>2.83</b>	17.83	70.93	<b>75.31</b>	67.92	<b>63.1</b>
	Couleur	<b>51.55</b>	21.94	<b>29.31</b>	2.94	<b>16.19</b>	<b>71.88</b>	74.34	<b>70.19</b>	140.42
PRATT	NG	29.05	8.22	30.73	3.81	36.40	58.51	66.77	52.84	<b>86.24</b>
	Couleur	<b>45.21</b>	<b>17.26</b>	<b>28.41</b>	<b>3.47</b>	<b>22.92</b>	<b>65.03</b>	<b>69.75</b>	<b>61.79</b>	224.74
ISC	NG	44.88	19.20	<b>28.16</b>	2.70	24.27	68.96	76.52	63.77	<b>126.28</b>
	Couleur	<b>52.56</b>	<b>22.33</b>	28.55	<b>2.59</b>	<b>16.31</b>	<b>73.07</b>	<b>77.45</b>	<b>70.07</b>	245.27
$SMPD_2$	NG	49.88	23.21	30.46	2.34	17.32	74.51	79.65	70.97	<b>568.9</b>
	Couleur	<b>56.48</b>	<b>25.34</b>	<b>30.06</b>	<b>2.21</b>	<b>11.24</b>	<b>77.68</b>	<b>80.70</b>	<b>75.61</b>	2109.21

TAB. 8 – Teddy : comparaisons des résultats obtenus avec la meilleure méthode couleur et avec la méthode utilisant les niveaux de gris.

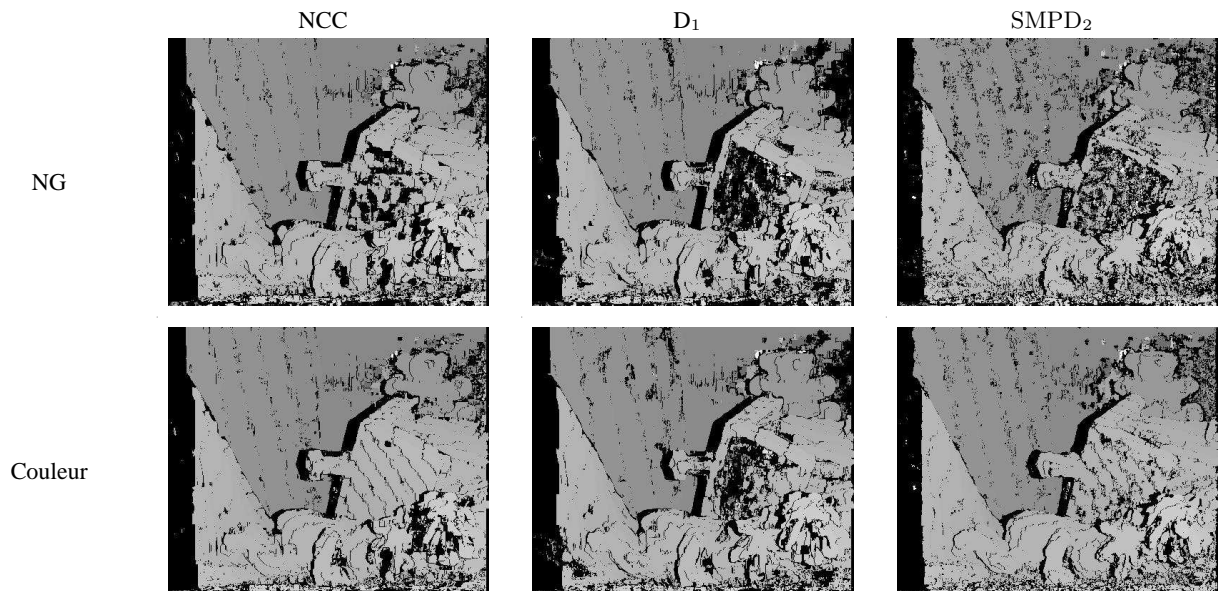


FIG. 12 – Teddy : comparaison des cartes de disparités obtenues avec les images couleur et les images de niveaux de gris pour deux mesures classiques et une mesure robuste.



NOM	NOT.	DÉF. NG	INT.	DÉF. COULEUR	INT.
Corrélation croisée normalisée	NCC	$\frac{\mathbf{f}_g \cdot \mathbf{f}_d}{\ \mathbf{f}_g\  \ \mathbf{f}_d\ }$	[0; 1]	$\frac{\mathbf{F}_g \cdot \mathbf{F}_d}{\ \mathbf{F}_g\  \ \mathbf{F}_d\ }$	[0; 1]
Corrélation croisée centrée et normalisée	ZNCC	$\frac{(\mathbf{f}_g - \overline{\mathbf{f}_g}) \cdot (\mathbf{f}_d - \overline{\mathbf{f}_d})}{\ \mathbf{f}_g - \overline{\mathbf{f}_g}\  \ \mathbf{f}_d - \overline{\mathbf{f}_d}\ }$	[-1; 1]	$\frac{(\mathbf{F}_g - \overline{\mathbf{F}_g}) \cdot (\mathbf{F}_d - \overline{\mathbf{F}_d})}{\ \mathbf{F}_g - \overline{\mathbf{F}_g}\  \ \mathbf{F}_d - \overline{\mathbf{F}_d}\ }$	[-1; 1]
Mesure de Moravec	MOR	$\frac{2(\mathbf{f}_g - \overline{\mathbf{f}_g}) \cdot (\mathbf{f}_d - \overline{\mathbf{f}_d})}{\ \mathbf{f}_g - \overline{\mathbf{f}_g}\ ^2 + \ \mathbf{f}_d - \overline{\mathbf{f}_d}\ ^2}$	[-1; 1]	$\frac{2(\mathbf{F}_g - \overline{\mathbf{F}_g}) \cdot (\mathbf{F}_d - \overline{\mathbf{F}_d})}{\ \mathbf{F}_g - \overline{\mathbf{F}_g}\ ^2 + \ \mathbf{F}_d - \overline{\mathbf{F}_d}\ ^2}$	[-1; 1]

TAB. 9 – Corrélation croisée.

NOM	NOT.	DÉF. NG	INT.	DÉF. COULEUR	INT.
Somme des différences puissance $P$	$D_P$	$\ \mathbf{f}_g - \mathbf{f}_d\ ^P$	$[0; I_{\max}^P N]$	$\ \mathbf{D}_*(\mathbf{F}_g, \mathbf{F}_d)\ _P^P$	$[0; (d_{\max}^P)^P N]$
Somme des différences puissance $P$ normalisée	$ND_P$	$\frac{D_P(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)}{\ \mathbf{f}_g\  \ \mathbf{f}_d\ }$	$[0; I_{\max}^P N]$	$\frac{D_P(\mathbf{F}_g, \mathbf{F}_d)}{\sqrt{\ \mathbf{F}_g\ _P \ \mathbf{F}_d\ _P}}$	$[0; (d_{\max}^P)^P N]$
Somme des différences puissance $P$ centrée	$ZD_P$	$D_P(\mathbf{f}_g - \overline{\mathbf{f}_g}, \mathbf{f}_d - \overline{\mathbf{f}_d})$	$[0; I_{\max}^2 N]$	$D_P(\mathbf{F}_g - \overline{\mathbf{F}_g}, \mathbf{F}_d - \overline{\mathbf{F}_d})$	$[0; (d_{\max}^P)^P N]$
Somme des différences puissance $P$ centrée et normalisée	$ZND_P$	$ND_P(\mathbf{f}_g - \overline{\mathbf{f}_g}, \mathbf{f}_d - \overline{\mathbf{f}_d})$	$[0; (I_{\max})^P N]$	$ND_P(\mathbf{F}_g - \overline{\mathbf{F}_g}, \mathbf{F}_d - \overline{\mathbf{F}_d})$	$[0; (d_{\max}^P)^P N]$
Somme des différences puissance $P$ localement centrée	$LSD_P$	$\mathbf{D}_P(\mathbf{f}_g, (\overline{\mathbf{f}_g}/\overline{\mathbf{f}_d})\mathbf{f}_d)$	$[0; +\infty[$	$\mathbf{D}_P(\mathbf{F}_g, (\overline{\mathbf{F}_g} \oslash \overline{\mathbf{F}_d})\mathbf{F}_d)$	$[0; +\infty[$
Variance des différences puissance $P$	$VD_P$	$\text{var}(\mathbf{f}_g - \mathbf{f}_d)$	$[0; I_{\max}^P]$	$\text{var}((\mathbf{D}_*(\mathbf{F}_g, \mathbf{F}_d))^P)$	$[0; (d_{\max}^P)^{2P}]$
Kurtosis	$K_4$	$ \overline{(\mathbf{f}_g - \mathbf{f}_d)^4} - 3\overline{(\mathbf{f}_g - \mathbf{f}_d)^2} $	$[0; I_{\max}^4]$	$ \overline{\mathbf{D}_*(\mathbf{F}_g, \mathbf{F}_d)^4} - 3\overline{\mathbf{D}_*(\mathbf{F}_g, \mathbf{F}_d)^2} $	$[0; (d_{\max}^P)^4]$

TAB. 10 – Statistiques de la distribution des différences des niveaux de gris.

NOM	NOT.	DÉF. NG	INT.	DÉF. COULEUR	INT.
Seitz 1	$SES_P$	$\ \mathbf{R}_S(\mathbf{f}_g) - \mathbf{R}_S(\mathbf{f}_d)\ _P$	$[0; +\infty[$	$\ \mathbf{D}_*(\mathbf{R}_S(\mathbf{F}_g), \mathbf{R}_S(\mathbf{F}_d))\ _P^P$	$[0; (d_{\max}^P)^P]$
Seitz 2	$SEK_P$	$\ \mathbf{R}_K(\mathbf{f}_g) - \mathbf{R}_K(\mathbf{f}_d)\ _P$	$[0; +\infty[$	$\ \mathbf{D}_*(\mathbf{R}_K(\mathbf{F}_g), \mathbf{R}_K(\mathbf{F}_d))\ _P^P$	$[0; (d_{\max}^P)^P]$
Nishihara	NIS	$\mathbf{R}_I(\mathbf{f}_g) \cdot \mathbf{R}_I(\mathbf{f}_d)$	$[0; N]$	$\mathbf{R}_I(\mathbf{F}_g) \cdot \mathbf{R}_I(\mathbf{F}_d)$	$[0; N]$
Nack 1	$NA_1$	$\frac{\mathbf{R}_r(\mathbf{f}_g) \cdot \mathbf{R}_r(\mathbf{f}_d)}{N \mathbf{R}_r(\mathbf{f}_d)}$	$[0; 1]$	$\frac{\mathbf{R}_r(\mathbf{F}_g) \cdot \mathbf{R}_r(\mathbf{F}_d)}{N \text{ moy}(\mathbf{R}_r(\mathbf{F}_d))}$	$[0; 1]$
Nack 2	$NA_2$	$\frac{NA_1(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)}{N \mathbf{R}_r(\overline{\mathbf{f}_g}) - \mathbf{R}_r(\mathbf{f}_g) \cdot \mathbf{R}_r(\mathbf{f}_d)}$	$[0; 1]$	$\frac{NA_1(\mathbf{F}_g, \mathbf{F}_d)}{N \text{ moy}(\mathbf{R}_r(\mathbf{F}_g)) - \mathbf{R}_r(\mathbf{F}_g) \cdot \mathbf{R}_r(\mathbf{F}_d)}$	$[0; 1]$
Pratt	PRATT	$ZNCC(\mathbf{R}_p(\mathbf{f}_g), \mathbf{R}_p(\mathbf{f}_d))$	[-1; 1]	$ZNCC(\mathbf{R}_p(\mathbf{F}_g), \mathbf{R}_p(\mathbf{F}_d))$	[-1; 1]
Orientation code matching	OCM	$\frac{D_{OCM}(\mathbf{R}_{OCM}(\mathbf{f}_g), \mathbf{R}_{OCM}(\mathbf{f}_d))}{N}$	$[0; \frac{N'}{2}]$	$\frac{D_{OCM}(\mathbf{R}_{OCM}(\mathbf{F}_g), \mathbf{R}_{OCM}(\mathbf{F}_d))}{N}$	$[0; \frac{N'}{2}]$
Crouzil	GC	$\frac{-\sum \ \nabla I_{i+p, j+q}^g - \nabla I_{k+p, l+q}^d\ }{\sum (\ \nabla I_{i+p, j+q}^g\  + \ \nabla I_{k+p, l+q}^d\ )}$	$] - \infty; 0]$	$\frac{-\sum \ \nabla I_{i+p, j+q}^{i+p, j+q} - \nabla I_{k+p, l+q}^{k+p, l+q}\ }{\sum (\ \nabla I_{i+p, j+q}^{i+p, j+q}\  + \ \nabla I_{k+p, l+q}^{k+p, l+q}\ )}$	$] - \infty; 0]$

TAB. 11 – Dérivées des niveaux de gris.

NOM	NOT.	DÉF. NG	INT.	DÉF. COULEUR	INT.
<i>Increment Sign Correlation</i>	ISC	$\frac{(\mathbf{a}_g \cdot \mathbf{a}_d + (1 - \mathbf{a}_g) \cdot (1 - \mathbf{a}_d))}{N-1}$	[0; 1]	même formule	[0; 1]
<i>Selective Coefficient Correlation</i>	SCC	$\frac{\mathbf{B}(\mathbf{f}_g - \bar{\mathbf{f}}_g) \cdot (\mathbf{f}_d - \bar{\mathbf{f}}_d)}{\ \mathbf{B}(\mathbf{f}_g - \bar{\mathbf{f}}_g)\  \ \mathbf{B}(\mathbf{f}_d - \bar{\mathbf{f}}_d)\ }$	[0; 1]	$\frac{\mathbf{B}(\mathbf{F}_g - \bar{\mathbf{F}}_g) \cdot (\mathbf{F}_d - \bar{\mathbf{F}}_d)}{\ \mathbf{B}(\mathbf{F}_g - \bar{\mathbf{F}}_g)\  \ \mathbf{B}(\mathbf{F}_d - \bar{\mathbf{F}}_d)\ }$	[0; 1]
Zabih 1	RANK <sub>P</sub>	$\ \mathbf{R}_{ra}(\mathbf{f}_g) - \mathbf{R}_{ra}(\mathbf{f}_d)\ _P$	[0; N <sup>P+1</sup> ]	$\ \mathbf{R}_{ra}(\mathbf{F}_g) - \mathbf{R}_{ra}(\mathbf{F}_d)\ _{P^P}$	[0; N <sup>P+1</sup> ]
Zabih 2	CENSUS	D <sub>h</sub> (R <sub>τ</sub> (f <sub>g</sub> ), R <sub>τ</sub> (f <sub>d</sub> ))	[0; N]	D <sub>h</sub> (R <sub>τ</sub> (F <sub>g</sub> ), R <sub>τ</sub> (F <sub>d</sub> ))	[0; N]
Bhat et Nayar 1	κ	$\frac{1 - (2 \max_{k=0 \dots N-1} d_m^k)}{[N/2]}$	[-1; 1]	même formule	[-1; 1]
Bhat et Nayar 2	χ	$\frac{1 - 2d_m^{N/2}}{[N/2]}$	[-1; 1]	même formule	[-1; 1]

TAB. 12 – Mesures ordinales. Les termes  $\mathbf{a}_l$ ,  $d_m^k$  et  $\mathbf{B}$  sont définis en § 7.2.

NOM	NOT.	DÉF. NG	INT.	DÉF. COULEUR	INT.
Faugeras 1	ZNCC <sub>2</sub>	ZNCC(R <sub>F<sub>1</sub></sub> (f <sub>g</sub> ), R <sub>F<sub>1</sub></sub> (f <sub>d</sub> ))	[-1; 1]	ZNCC(R <sub>F<sub>1</sub></sub> (F <sub>g</sub> ), R <sub>F<sub>1</sub></sub> (F <sub>d</sub> ))	[-1; 1]
Faugeras 2	ZNCC <sub>3</sub>	ZNCC(R <sub>F<sub>1</sub></sub> (f <sub>g</sub> ), R <sub>F<sub>1</sub></sub> (f <sub>d</sub> ))	[-1; 1]	ZNCC(R <sub>F<sub>2</sub></sub> (F <sub>g</sub> ), R <sub>F<sub>2</sub></sub> (F <sub>d</sub> ))	[-1; 1]
<i>Quadrant</i>	QUAD	ZNCC(R <sub>q</sub> (f <sub>g</sub> ), R <sub>q</sub> (f <sub>d</sub> ))	[-1; 1]	ZNCC(R <sub>q</sub> (F <sub>g</sub> ), R <sub>q</sub> (F <sub>d</sub> ))	[-1; 1]
Pseudo-norme	PN <sub>P</sub>	$\ \mathbf{f}_g - \mathbf{f}_d\ _P^P$ avec $0 < P < 1$	[0; +∞[	$\ \mathbf{D}_*(\mathbf{F}_g, \mathbf{F}_d)\ _P^P$ avec $0 < P < 1$	[0; (d <sub>max</sub> <sup>P</sup> ) <sup>P</sup> N]
Moment robuste	MAD	med  (f <sub>g</sub> - f <sub>d</sub> ) - med(f <sub>g</sub> - f <sub>d</sub> )	[0; I <sub>max</sub> <sup>P</sup> ]	med  D <sub>*</sub> (F <sub>g</sub> , F <sub>d</sub> ) - med(D <sub>*</sub> (F <sub>g</sub> , F <sub>d</sub> ))	[0; (d <sub>max</sub> <sup>P</sup> ) <sup>P</sup> ]
Médiane des moindres puissances P	LMP <sub>P</sub>	med ((f <sub>g</sub> - f <sub>d</sub> ) <sup>P</sup> )	[0; I <sub>max</sub> <sup>P</sup> ]	med ((D <sub>*</sub> (F <sub>g</sub> , F <sub>d</sub> )) <sup>P</sup> )	[0; (d <sub>max</sub> <sup>P</sup> ) <sup>P</sup> ]
Moindres puissances P tronquées	LTP <sub>P</sub>	$\sum_{k=0}^{h-1} ( \mathbf{f}_g - \mathbf{f}_d ^P)_{k:N-1}$	[0; hI <sub>max</sub> <sup>P</sup> ]	$\sum_{k=0}^{h-1} (\mathbf{D}_*(\mathbf{F}_g, \mathbf{F}_d)^P)_{k:N-1}$	[0; (d <sub>max</sub> <sup>P</sup> ) <sup>P</sup> h]
Moindres puissance P des écarts à la médiane tronquées	SMPD <sub>P</sub>	$\sum_{k=0}^{h-1} ( \mathbf{f}_g - \mathbf{f}_d - \text{med}(\mathbf{f}_g - \mathbf{f}_d) ^P)_{k:N-1}$	[0; (d <sub>max</sub> <sup>P</sup> ) <sup>P</sup> h]	$\sum_{k=0}^{h-1} ( \mathbf{D}_*(\mathbf{F}_g, \mathbf{F}_d) - \text{med}(\mathbf{D}_*(\mathbf{F}_g, \mathbf{F}_d)) ^P)_{k:N-1}$	[0; (d <sub>max</sub> <sup>P</sup> ) <sup>P</sup> h]
R-estimateur	R <sub>p</sub>	$\sum_{k=0}^{N-1} \left( J^p \left( \frac{\text{rang}(f_g^k - f_d^k)}{N-1} \right) (f_g^k - f_d^k) \right)$	$[J_{\min}^p I_{\max} N; J_{\max}^p I_{\max} N]$	$\sum_{k=0}^{N-1} \left( J^p \left( \frac{\text{rang}(\mathbf{D}_*(\mathbf{F}_g, \mathbf{F}_d))}{N-1} \right) \mathbf{D}_*(\mathbf{F}_g, \mathbf{F}_d) \right)$	$[J_{\min}^p d_{\max}^p N; J_{\max}^p d_{\max}^p N]$
M-estimateur	MR <sub>p</sub>	$\sum_{k=0}^{N-1} \rho^p(f_g^k - f_d^k)$	$[\rho_{\min}^p N; \rho_{\max}^p N]$	$\sum_{k=0}^{N-1} \rho^p(\mathbf{D}_*(\mathbf{F}_g, \mathbf{F}_d))$	$[\rho_{\min}^p N; \rho_{\max}^p N]$

TAB. 13 – Mesures robustes. Les termes  $\rho_{\min}^p$ ,  $\rho_{\max}^p$ ,  $J_{\min}^p$  et  $J_{\max}^p$  correspondent respectivement aux bornes inférieures et supérieures des fonctions  $\rho^p$  et  $J^p$ .

NOM	FONCTION
$L_1 - L_2$	$\rho^1(x) = \frac{\sqrt{1+x^2}}{2} - 0.5$
Fair	$\rho^2(x) =  x  - \log(1 +  x )$
Cauchy	$\rho^3(x) = \log(1 + x^2)$
Geman-McClure	$\rho^4(x) = \frac{x^2}{1+x^2}$
Welsh	$\rho^5(x) = (1 - e^{-x^2})$
Tukey	$\rho^6(x) = \begin{cases} (1 - (1 - x^2)^3) & \text{si }  x  \leq 1 \\ 1 & \text{sinon} \end{cases}$
Huber	$\rho^7(x) = \begin{cases} \frac{x^2}{2} & \text{si }  x  \leq 1.345 \\ 1.345( x  - \frac{1.345}{2}) & \text{sinon} \end{cases}$
Rousseuw	$\rho^8(x) = \frac{e^x - 1}{e^x + 1}$

TAB. 14 – Fonctions  $\rho^p$  (M-estimateurs).

NOM	FONCTION
Wilcoxon	$J^1(t) = t - \frac{1}{2}$
Médiane	$J^2(t) = \text{sgn}(t - \frac{1}{2})$
Van der Waerden	$J^3(t) = \phi^{-1}(t)$
Estimateur B-robuste optimal	$J^4(t) = \begin{cases} -1.4634 & \text{si } 0 \leq t \leq 0.39 \\ 1.47\phi^{-1}(t) & \text{si } 0.39 \leq t \leq 0.61 \\ 1.4634 & \text{si } 0.61 \leq t \leq 1 \end{cases}$
Minimax	$J^5(t) = \begin{cases} -1.14 & \text{si } 0 \leq t \leq 0.48 \\ \phi^{-1}(\frac{1}{2} + \frac{t-0.5}{t-0.1}) & \text{si } 0.48 \leq t \leq 0.52 \\ 1.14 & \text{si } 0.52 \leq t \leq 1 \end{cases}$

TAB. 15 – Fonctions  $J^p$  (R-estimateurs).



Sylvie Chambon a obtenu son DEA en Informatique de l'Image et du Langage de l'Université Paul Sabatier de Toulouse en 2002. Son stage portait sur la comparaison et l'évaluation des mesures de corrélation en présence d'occultations. Elle termine actuellement une thèse sur la mise en correspondance dense par corrélation à l'IRIT (Institut de Recherche en Informatique de Toulouse).



Alain Crouzil a obtenu son doctorat en Informatique à l'Université Paul Sabatier de Toulouse en 1997. Il est, depuis 1998, Maître de Conférences à l'Université Paul Sabatier et membre de l'équipe TCI (Traitement et Compréhension d'Images) de l'IRIT (Institut de Recherche en Informatique de Toulouse). Ses recherches portent sur la stéréovision, l'analyse du mouvement et le *Shape From Shading*.