



Mesures de corrélation robustes aux occultations

Sylvie Chambon, Alain Crouzil

► To cite this version:

Sylvie Chambon, Alain Crouzil. Mesures de corrélation robustes aux occultations. ORASIS 2003 - Journées jeunes chercheurs en vision par ordinateur, May 2003, Gérardmer, France. 2003. <inria-00511796>

HAL Id: inria-00511796

<https://hal.inria.fr/inria-00511796>

Submitted on 26 Aug 2010

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Mesures de corrélation robustes aux occultations

Correlation measures that are robust near occlusions

Sylvie Chambon

Alain Crouzil

Institut de Recherche en Informatique de Toulouse

Université Paul Sabatier

118, route de Narbonne

31062 Toulouse Cedex 4

chambon@irit.fr

crouzil@irit.fr

Résumé

Dans le cadre de la mise en correspondance par mesure de corrélation, en vision par ordinateur, cet article présente une classification en cinq familles d'une quarantaine de mesures. De plus, seize nouvelles mesures fondées sur les statistiques robustes sont présentées pour prendre en compte le problème des occultations. Un protocole d'évaluation est proposé (huit critères, trois paires d'images synthétiques et réelles, avec vérité terrain). Les résultats montrent que les mesures robustes (cinquième famille), dont les seize mesures proposées, sont les plus robustes aux occultations.

Mots Clés

Corrélation, mise en correspondance, occultations, robustesse.

Abstract

In the context of computer vision, matching can be done using correlation measures. This paper presents the classification of forty measures into five families. In addition, sixteen new measures based on robust statistics are presented to deal with the problem of occlusions. An evaluation protocol is proposed (eight criteria, three pairs of real and synthetic images with ground truth) and the results show that robust measures (one of the five families) including the new measures, give the best results near occlusions.

Keywords

Correlation, matching, occlusions, robustness.

1 Introduction

Dans le cadre de la stéréovision, l'objectif est de reconstruire le relief à partir de deux images d'une même scène prises de deux points de vue différents. À partir des parties visibles dans les deux images, la reconstruction tridimensionnelle soulève, généralement, deux problèmes : le calibrage du capteur stéréoscopique et l'appariement (mise en correspondance). La qualité de la reconstruction dépend de la qualité de l'appariement. La mise en correspondance est une étape délicate qui rencontre de nombreuses difficultés : les changements de luminosité, les bruits liés à l'acquisition des images, les raccourcissements, les zones

non texturées, les occultations. De nombreux algorithmes d'appariement ont été proposés et étudiés (Gottesfeld [9], Kanade [11], Scharstein [21], Zhang [26]) mais cet article aborde uniquement la mise en correspondance dense par mesure de corrélation. Dans le cadre de cette étude, nous considérons qu'une mesure de corrélation évalue le degré de ressemblance entre deux ensembles de données. Plus précisément, une mesure de corrélation évalue la ressemblance entre deux pixels et leurs voisinages respectifs. Des travaux ont été réalisés sur l'évaluation des mesures de corrélation, notamment en comparant : les mesures classiques et les mesures utilisant un filtre (Aschwanden [1]), les mesures classiques et les mesures non paramétriques (Bhat et Nayar [2], Giachetti [8], Zabih [25]), les mesures classiques, les mesures non paramétriques et les mesures utilisant des statistiques robustes (Lan [14], Zhang [27]).

Les objectifs de cet article sont de classer les mesures de corrélation déjà proposées, puis de définir des mesures de corrélation robustes aux occultations et enfin de mettre en place un protocole d'évaluation et de comparaison de toutes ces mesures.

Plusieurs niveaux de profondeurs dans la scène entraînent des problèmes d'occultations. Dans le voisinage d'un pixel à la frontière d'un changement de profondeur, certains pixels appartiennent au premier niveau de profondeur et d'autres au deuxième. Les pixels appartenant au niveau de profondeur différent de celui du pixel étudié peuvent être considérés comme des données aberrantes. C'est pourquoi les mesures robustes proposées s'appuient sur des outils de statistiques robustes aux données aberrantes.

Tout d'abord, les mesures de corrélation que nous avons classées en cinq familles ainsi que les seize nouvelles mesures robustes que nous proposons, sont présentées et, de plus, les propriétés de robustesse de ces mesures sont fournies. Puis, notre protocole d'évaluation et de comparaison est décrit. Enfin, nous commentons les résultats expérimentaux obtenus avant d'aborder une discussion sur ce travail.

2 Taxonomie des mesures

Les notations utilisées sont :

- la taille des fenêtres est : $(2n + 1) \times (2m + 1)$,
 $n, m \in \mathbb{N}^*$ et nous posons : $N = (2n + 1)(2m + 1)$;
- I_{\max} est le niveau de gris maximal de l'image ;
- I^g et I^d sont les images à apparier ;
- $I_{i,j}^g$ et $I_{k,l}^d$ sont les niveaux de gris des pixels des images gauche et droite, de coordonnées (i, j) et (k, l) ;
- $\nabla_{x,y}^l, l = g, d$, représente le vecteur gradient au pixel (x, y) de l'image l ;
- les vecteurs $\mathbf{f}_1, \mathbf{l} = \mathbf{g}, \mathbf{d}$ contiennent les niveaux de gris des pixels des fenêtres de corrélation gauche et droite :
 $\mathbf{f}_1 = (\dots I_{i+p,j+q}^l \dots)^T, p \in [-n; n],$
 $q \in [-m; m]$, l'élément i du vecteur \mathbf{f}_1 est noté f_1^i ;
- soit $\sum_{p=-n}^n \sum_{q=-m}^m = \sum_A$, les P-normes ou distances L_P sont : $\|\mathbf{f}_1\|_P = (\sum_A |I_{i+p,j+q}^l|^P)^{1/P}$
 $P \in \mathbb{N}^*$, le cas particulier de la norme euclidienne est noté : $\|\mathbf{f}_1\| = \|\mathbf{f}_1\|_2$, le produit scalaire est défini par : $\mathbf{f}_g \cdot \mathbf{f}_d = \sum_A I_{i+p,j+q}^g I_{k+p,l+q}^d$, les moyennes sont données par : $\bar{\mathbf{f}}_1 = \frac{1}{N} \sum_A I_{i+p,j+q}^l$ et les variances par :
 $\text{var}(\mathbf{f}_1) = (\mathbf{f}_1 - \bar{\mathbf{f}}_1)^2$;
- le terme $\text{card}(X)$ donne le nombre d'éléments de l'ensemble X et la concaténation est notée : \otimes ;
- le terme $\lfloor x \rfloor$ correspond à la partie entière de x ;
- le vecteur transposé de \mathbf{u} est noté \mathbf{u}^T ;
- la distance de Hamming est définie par :
 $D_{Ham}(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d) = \sum_{i=0}^{N-1} \text{sgn} |f_g^i - f_d^i|,$
avec $\text{sgn}(x) = 0$ si $x > 0$ ou 1 sinon.

Parmi les mesures que nous avons déjà répertoriées [3], cinq grandes familles sont distinguées : les mesures de corrélation croisée, les mesures utilisant les statistiques de la distribution des différences des niveaux de gris, les mesures utilisant les dérivées, les mesures ordinales et les mesures robustes. Dans les tableaux présentant les différentes mesures, les invariances aux changements de luminosité (colonne I) sont précisées. Étant donnés les scalaires a, b, c et d , les invariances suivantes sont définies :

$$\begin{aligned} M(\mathbf{f}_g + a, \mathbf{f}_d + b) &= M(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d) &: 1 \\ M(a\mathbf{f}_g, b\mathbf{f}_d) &= M(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d) &: 2 \\ M(a\mathbf{f}_g + b, c\mathbf{f}_d + d) &= M(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d) &: 3 \end{aligned}$$

Lorsqu'il n'y a pas d'invariance nous notons 0. Le type des mesures (colonne T) est donné : similarité (notée S) ou dissimilarité (notée D) et l'intervalle de variation des mesures (colonne INT.) est précisé. Les intervalles donnés sont formés d'un minorant et d'un majorant.

Mesures de corrélation croisée : cette famille (Aschwanden [1]) regroupe trois mesures utilisant le produit scalaire dont une version normalisée, NCC, et deux versions normalisées et centrées, ZNCC et MOR (cf. tableau 1).

Les statistiques de la distribution des différences des niveaux de gris : cette famille regroupe douze mesures en trois sous-familles (cf. tableau 2) : les distances, qui peuvent être normalisées et/ou centrées, les mesures localement centrées, pour lesquelles la moyenne des niveaux de

gris de la fenêtre droite est ramenée à la moyenne des niveaux de gris de la fenêtre gauche (Aschwanden [1]), et les mesures utilisant la variance (Cox [4]) et le kurtosis (Rziza [20]).

Mesures utilisant les dérivées : ces huit mesures utilisent les dérivées des images (cf. tableau 3 et annexe). Elles font appel aux filtres de Sobel, de Roberts (Aschwanden [1]), de Pratt (Pratt [17]), de Shen-Castan (Crouzil [5]), au laplacien de gaussien (Aschwanden [1]) ou au codage OCM (*Orientation Code Matching*, Ullah [22]).

Mesures ordinales : cette quatrième famille de sept mesures (cf. tableau 4 et annexe) regroupe trois sous-familles : les mesures de Kaneko [12, 13], de Zabih [25] et de Bhat et Nayar [2]. Elles s'appuient sur un classement des niveaux de gris des pixels de la fenêtre de corrélation et utilisent des transformations non paramétriques.

Mesures robustes : cette famille contient vingt-deux mesures (cf. tableau 5 et annexe), issues des statistiques robustes, dont : quatre mesures de corrélation partielle (Zogh-lami [28], Lan [15, 16]), la *quadrant correlation* (Huber [10]) et les pseudo-normes (Delon [7]). Nous proposons les nouvelles mesures suivantes : une mesure utilisant une estimation robuste de la variance, MAD, une autre utilisant les moindres carrés médians, LMS, une autre fondée sur les moindres carrés tronqués, LTS (Rousseeuw [18]), cinq mesures exploitant des R-estimateurs, R_1 – R_5 (Rousseeuw [18], Wang [23], Wiens [24]), et huit mesures avec des M-estimateurs, MR_1 – MR_8 (Rousseeuw [19], Zhang [27]).

Propriétés des mesures : les trois premières familles ne sont pas robustes aux occultations car elles utilisent des outils des statistiques classiques (moyenne, variance) qui sont très sensibles à la présence de données aberrantes. Seules les mesures centrées et/ou normalisées et GC (tableau 3) ont des invariances aux changements de luminosité.

Les mesures ordinales sont invariantes aux changements de luminosité et tolèrent le factionnalisme (les données aberrantes). Toutefois, cette propriété peut entraîner des erreurs. Par exemple, considérons les deux vecteurs de niveaux de gris suivants : $\mathbf{u} = (0 \ 1 \ 22 \ 35 \ 46 \ 58 \ 61 \ 121 \ 189)^T$ et $\mathbf{v} = (0 \ 2 \ 42 \ 60 \ 81 \ 100 \ 123 \ 124 \ 125)^T$. Pour les mesures de similarité (κ , ISC), le score maximal est 1. Pour les mesures de dissimilarité (RANK, CENSUS), le score minimal est 0. Ici, le score optimal est obtenu lorsque les deux vecteurs sont identiques (\mathbf{u} et \mathbf{u} , il s'agit de deux niveaux de gris correspondants) et lorsqu'ils sont différents (\mathbf{u} et \mathbf{v} , ces niveaux de gris ne se correspondent pas) : un mauvais correspondant peut donc être choisi.

Les mesures robustes ont des invariances aux changements de luminosité (invariance 1 ou 3). Nous proposons de normaliser et/ou centrer les pseudo-normes (notamment pour obtenir des invariances), en posant, pour $0 < P < 1$:

$$CD_P(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d) = D_P(\mathbf{f}_g - \bar{\mathbf{f}}_g, \mathbf{f}_d - \bar{\mathbf{f}}_d) \text{ (invariance 1)}$$

$$ND_P(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d) = \frac{D_P(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)}{\sqrt{\|\mathbf{f}_g\|_P^P \|\mathbf{f}_d\|_P^P}}$$

$$NCD_P(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d) = ND_P(\mathbf{f}_g - \bar{\mathbf{f}}_g, \mathbf{f}_d - \bar{\mathbf{f}}_d) \text{ (invariance 1)}.$$

NOM	NOTATION	DÉFINITION	INT.	T	I
Corrélation croisée normalisée	$NCC(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$\frac{\mathbf{f}_g \cdot \mathbf{f}_d}{\ \mathbf{f}_g\ \ \mathbf{f}_d\ }$	$[0; 1]$	S	2
Corrélation croisée centrée et normalisée	$ZNCC(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$\frac{(\mathbf{f}_g - \bar{\mathbf{f}}_g) \cdot (\mathbf{f}_d - \bar{\mathbf{f}}_d)}{\ \mathbf{f}_g - \bar{\mathbf{f}}_g\ \ \mathbf{f}_d - \bar{\mathbf{f}}_d\ }$	$[-1; 1]$	S	3
Mesure de Moravec	$MOR(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$\frac{2(\mathbf{f}_g - \bar{\mathbf{f}}_g) \cdot (\mathbf{f}_d - \bar{\mathbf{f}}_d)}{\ \mathbf{f}_g - \bar{\mathbf{f}}_g\ ^2 + \ \mathbf{f}_d - \bar{\mathbf{f}}_d\ ^2}$	$[-1; 1]$	S	0

TAB. 1 – Mesures de corrélation croisée.

NOM	NOTATION	DÉFINITION	INT.	T	I
Somme des valeurs absolues des différences	$SAD(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$\ \mathbf{f}_g - \mathbf{f}_d\ _1$	$[0; I_{\max} N]$	D	0
Somme des différences au carré	$SSD(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$\ \mathbf{f}_g - \mathbf{f}_d\ ^2$	$[0; I_{\max}^2 N]$	D	0
Somme des différences au carré normalisée	$NSSD(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$\frac{\ \mathbf{f}_g - \mathbf{f}_d\ ^2}{\ \mathbf{f}_g\ \ \mathbf{f}_d\ }$	$[0; I_{\max}^2 N]$	D	0
Somme des valeurs absolues des différences centrée	$ZSAD(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$\ (\mathbf{f}_g - \bar{\mathbf{f}}_g) - (\mathbf{f}_d - \bar{\mathbf{f}}_d)\ _1$	$[0; I_{\max} N]$	D	1
Somme des différences au carré centrée	$ZSSD(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$\ (\mathbf{f}_g - \bar{\mathbf{f}}_g) - (\mathbf{f}_d - \bar{\mathbf{f}}_d)\ ^2$	$[0; I_{\max}^2 N]$	D	1
Somme des différences au carré centrée et normalisée	$ZNSSD(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$\frac{\ (\mathbf{f}_g - \bar{\mathbf{f}}_g) - (\mathbf{f}_d - \bar{\mathbf{f}}_d)\ ^2}{\ \mathbf{f}_g - \bar{\mathbf{f}}_g\ \ \mathbf{f}_d - \bar{\mathbf{f}}_d\ }$	$[0; I_{\max}^2 N]$	D	1
Somme des valeurs absolues des différences localement centrée	$LSAD(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$\ \mathbf{f}_g - \frac{\bar{\mathbf{f}}_g}{\bar{\mathbf{f}}_d} \mathbf{f}_d\ _1$	$[0; I_{\max}^2 N]$	D	0
Somme des différences au carré localement centrée	$LSSD(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$\ \mathbf{f}_g - \frac{\bar{\mathbf{f}}_g}{\bar{\mathbf{f}}_d} \mathbf{f}_d\ ^2$	$[0; +\infty[$	D	0
Variance des différences	$VOD(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$\text{var}(\mathbf{f}_g - \mathbf{f}_d)$	$[0; I_{\max}^2]$	D	0
Variance des valeurs absolues des différences	$VOAD(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$\text{var}(\ \mathbf{f}_g - \mathbf{f}_d\)$	$[0; I_{\max}^2]$	D	0
Variance des carrés des différences	$VOVD(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$\text{var}(\ \mathbf{f}_g - \mathbf{f}_d\ ^2)$	$[0; I_{\max}^4]$	D	0
Kurtosis	$K_4(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$\frac{\ (\mathbf{f}_g - \mathbf{f}_d)^4 - (\mathbf{f}_g - \mathbf{f}_d)^2\ }{\ (\mathbf{f}_g - \mathbf{f}_d)\ ^4}$	$[0; I_{\max}^4]$	D	0

TAB. 2 – Mesures de corrélation utilisant les statistiques de la distribution des différences des niveaux de gris.

NOM	NOTATION	DÉFINITION	INT.	T	I
Seitz 1	$SES_1(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$\ \mathbf{R}_s(\mathbf{f}_g) - \mathbf{R}_s(\mathbf{f}_d)\ _1$	$[0; +\infty[$	D	0
Seitz 2	$SES_2(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$\ \mathbf{R}_s(\mathbf{f}_g) - \mathbf{R}_s(\mathbf{f}_d)\ $	$[0; +\infty[$	D	0
Nishihara	$NIS(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$\mathbf{R}_l(\mathbf{f}_g) \cdot \mathbf{R}_l(\mathbf{f}_d)$	$[0; N]$	S	0
Nack 1	$NA_1(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$\frac{\mathbf{R}_r(\mathbf{f}_g) \cdot \mathbf{R}_r(\mathbf{f}_d)}{NR_r(\mathbf{f}_d)}$	$[0; 1]$	S	0
Nack 2	$NA_2(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$\frac{NA_1(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)}{NR_r(\mathbf{f}_g) - \mathbf{R}_r(\mathbf{f}_g) \cdot \mathbf{R}_r(\mathbf{f}_d)}$	$[0; 1]$	S	0
Pratt	$PRATT(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$ZNCC(\mathbf{R}_p(\mathbf{f}_g), \mathbf{R}_p(\mathbf{f}_d))$	$[-1; 1]$	S	0
<i>Orientation code matching</i>	$OCM(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$\frac{1}{n} D_{ocm}(\mathbf{R}_{ocm}(\mathbf{f}_g), \mathbf{R}_{ocm}(\mathbf{f}_d))$	$[0; \frac{N'}{2}]$	S	0
Corrélation de champs de gradients	$GC(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$1 - \frac{2 \sum_A \ \nabla_{i+p,j+q}^g + \nabla_{k+p,l+q}^d\ }{\sum_A (\ \nabla_{i+p,j+q}^g\ + \ \nabla_{k+p,l+q}^d\)}$	$] -\infty; 1]$	S	1

TAB. 3 – Mesures utilisant les dérivées des niveaux de gris.

NOM	NOTATION	DÉFINITION	INT.	T	I
<i>Increment Sign Correlation</i>	$ISC(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$\frac{1}{N-1}(\mathbf{b}_g \cdot \mathbf{b}_d + (1 - \mathbf{b}_g) \cdot (1 - \mathbf{b}_d))$	$[0; 1]$	S	3
<i>Selective Coefficient Correlation</i>	$SCC(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$\frac{\mathbf{C}(\mathbf{f}_g - \overline{\mathbf{f}}_g) \cdot (\mathbf{f}_d - \overline{\mathbf{f}}_d)}{\ \mathbf{C}(\mathbf{f}_g - \overline{\mathbf{f}}_g)\ \ \mathbf{C}(\mathbf{f}_d - \overline{\mathbf{f}}_d)\ }$	$[0; 1]$	S	3
Zabih (norme L_1)	$RANK_1(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$\ \mathbf{R}_{rank}(\mathbf{f}_g) - \mathbf{R}_{rank}(\mathbf{f}_d)\ _1$	$[0; N^2]$	D	3
Zabih (norme L_2)	$RANK_2(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$\ \mathbf{R}_{rank}(\mathbf{f}_g) - \mathbf{R}_{rank}(\mathbf{f}_d)\ ^2$	$[0; N^3]$	D	3
Zabih (Hamming)	$CENSUS(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$D_{Ham}(\mathbf{R}_\tau(\mathbf{f}_g), \mathbf{R}_\tau(\mathbf{f}_d))$	$[0; N]$	S	3
Bhat et Nayar 1	$\kappa(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$1 - \left(\max_{i=0 \dots N-1} d_m^i\right) / \lfloor N/2 \rfloor$	$[-1; 1]$	S	3
Bhat et Nayar 2	$\chi(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$1 - (2d_m^{N/2}) / \lfloor N/2 \rfloor$	$[-1; 1]$	S	3

TAB. 4 – Mesures ordinales.

NOM	NOTATION	DÉFINITION	INT.	T	I
Zoghلامي et Faugeras 1	$ZNCC_2(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$ZNCC(\mathbf{R}_{F_1}(\mathbf{f}_g), \mathbf{R}_{F_1}(\mathbf{f}_d))$	$[-1; 1]$	S	3
Zoghلامي et Faugeras 2	$ZNCC_3(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$ZNCC(\mathbf{R}_{F_2}(\mathbf{f}_g), \mathbf{R}_{F_2}(\mathbf{f}_d))$	$[-1; 1]$	S	3
Lan et Mohr 1	$RZSSD(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$ZSSD(\mathbf{R}_{LMS}(\mathbf{f}_g), \mathbf{R}_{LMS}(\mathbf{f}_d))$	$[0; I_{max}^2 N]$	D	1
Lan et Mohr 2	$RZNCC(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$ZNCC(\mathbf{R}_{MVE}(\mathbf{f}_g), \mathbf{R}_{MVE}(\mathbf{f}_d))$	$[-1; 1]$	S	3
<i>Quadrant</i>	$QUAD(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$ZNCC(\mathbf{R}_q(\mathbf{f}_g), \mathbf{R}_q(\mathbf{f}_d))$	$[-1; 1]$	S	3
Pseudo-norme	$D_P(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$\ \mathbf{f}_g - \mathbf{f}_d\ _P^P$ avec $0 < P < 1$	$[0; I_{max}^P N]$	D	0
Variance robuste	$MAD(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$\text{med} (\mathbf{f}_g - \mathbf{f}_d) - \text{med}(\mathbf{f}_g - \mathbf{f}_d) $	$[0; I_{max}]$	D	3
Moindres carrés médians	$LMS(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$\text{med}((\mathbf{f}_g - \mathbf{f}_d)^2)$	$[0; I_{max}^2]$	D	3
Moindres carrés tronqués	$LTS(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$\sum_{i=0}^{h-1} \text{Tri}^i((\mathbf{f}_g - \mathbf{f}_d)^2)$	$[0; I_{max}^2 h]$	D	3
R-estimateurs	$R_k(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$J_k \left(\frac{\text{rang}(f_g^i - f_d^i)}{N-1} \right) (f_g^i - f_d^i)$	\mathcal{R}	D	3
M-estimateurs	$MR_k(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$	$\sum_{i=0}^{N-1} \rho_k(f_g^i - f_d^i)$	$[0; +\infty[$	D	0

TAB. 5 – Mesures robustes.

Les mesures MAD, LMS, LTS et R_1 à R_5 sont robustes aux occultations car elles utilisent des estimateurs robustes. Les R-estimateurs ont la forme générale suivante (cf. tableau 6) : $R_k = J_k \left(\frac{\text{rang}(f_g^i - f_d^i)}{N-1} \right) (f_g^i - f_d^i)$. Le terme $\text{rang}(x^i)$ est le rang de x^i dans le vecteur \mathbf{x} . La fonction ϕ est la fonction de distribution normale centrée réduite.

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. 6 – Les fonctions J_k .

Les M-estimateurs ont la forme générale suivante :

$$MR_k(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d) = \sum_{i=0}^{N-1} \rho_k(f_g^i - f_d^i) \text{ (cf. tableau 7).}$$

Les fonctions ρ_k n'ont pas une valeur trop élevée pour de grandes différences (cf. figure 1), ce qui assure leur robustesse aux occultations.

NOM	FONCTION
$L_1 - L_2$	$\rho_1(x) = (\sqrt{1+x^2})/2 - 0.5$
<i>Fair</i>	$\rho_2(x) = x - \log(1 + x)$
Cauchy	$\rho_3(x) = \log(1 + x^2)$
Geman-McClure	$\rho_4(x) = \frac{x^2/2}{1+x^2}$
Welsh	$\rho_5(x) = (1 - e^{-x^2})$
Tukey	$\rho_6(x) = \begin{cases} (1 - (1 - x^2)^6) & \text{si } x \leq 1 \\ 1 & \text{sinon.} \end{cases}$
Huber	$\rho_7(x) = \begin{cases} \frac{x^2}{2} & \text{si } x \leq 1.345 \\ 1.345(x - \frac{1.345}{2}) & \text{sinon.} \end{cases}$
Rousseeuw	$\rho_8(x) = (e^x - 1) / (e^x + 1)$

TAB. 7 – Les fonctions ρ_k .

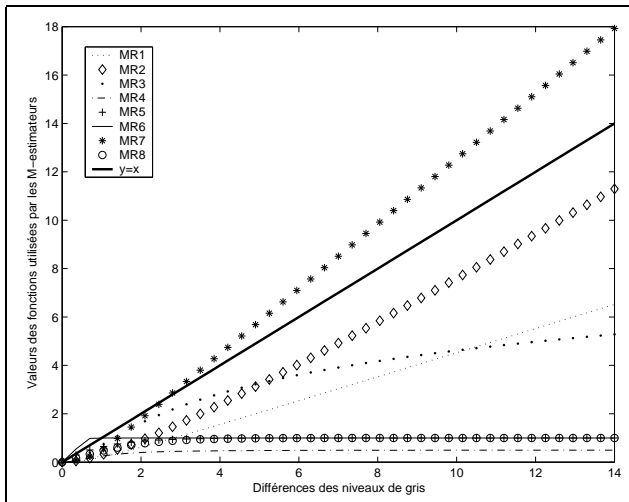


FIG. 1 – Fonctions utilisées par les M-estimateurs.

3 Protocole d'évaluation

Pour établir notre protocole d'évaluation, nous avons dû choisir : les images à utiliser, les critères à évaluer ainsi que l'algorithme à mettre en place.

3.1 Images utilisées

Trois paires d'images avec vérité terrain sont utilisées :

- images de synthèse (stéréogramme aléatoire) : ces images, de taille 256×256 , comportent deux plans avec une occultation à gauche du plan le plus proche ;
- images réelles "map" (Scharstein et Szeliski [21]) : ces images, de taille 286×216 , ont deux plans : le plus éloigné est parallèle au plan image et le premier est incliné (les points les plus proches du plan image se trouvent au bas du premier plan). Il y a une occultation à gauche du premier plan ;
- images réelles "head and lamp" (Scharstein et Szeliski [21]) : ces images, de taille 384×288 , sont de l'Université de Tsukuba. Elles représentent une scène d'intérieur complexe avec une tête et une lampe. Il y a des occultations à gauche de la tête et de la lampe.

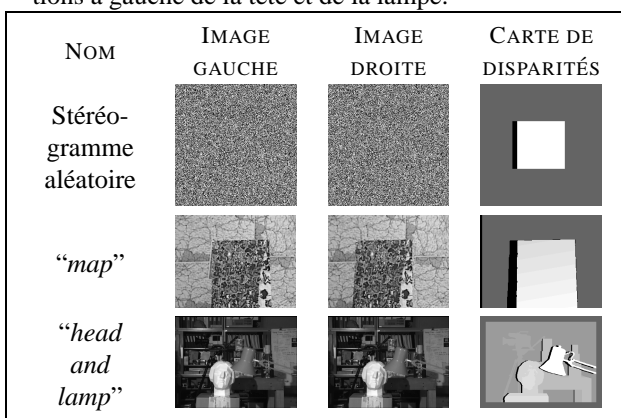


FIG. 2 – Images utilisées.

Pour les cartes de disparités (cf. figure 2) : plus le pixel est clair, plus le point est proche du plan image et plus la dis-

parité est grande. Les pixels noirs (niveau de gris nul) sont les pixels sans correspondant. Les images de Scharstein et Szeliski ont été récupérées à l'adresse suivante :

<http://www.middlebury.edu/stereo/data.html>

3.2 Critères évalués

Les huit critères suivants ont été choisis :

- pourcentage de pixels corrects et de pixels erronés ;
- pourcentage de pixels acceptés (Lan et Mohr [15]) : il y a une erreur d'un pixel avec le correspondant théorique (pixels pris en compte dans les pixels erronés). Si une mesure obtient un fort pourcentage de pixels erronés, le nombre de pixels acceptés est examiné. Si ce critère est élevé, alors la mesure donne une bonne estimation de la disparité (ce critère est évalué uniquement pour les paires d'images réelles car celles-ci présentent de nombreux pixels erronés) ;
- pourcentage de faux positifs et de faux négatifs : un correspondant est trouvé alors qu'il n'en existe pas (faux positif) ou un correspondant n'est pas trouvé alors qu'il en existe un (faux négatif) : plus ces valeurs sont basses, plus la mesure est fiable ;
- erreur maximale et moyenne (pixels) : distances euclidiennes maximale et moyenne entre le correspondant calculé et le correspondant théorique : plus ces valeurs sont basses, plus la mesure est précise ;
- pourcentage de correspondants corrects dans les zones d'occultations : pour le stéréogramme, pour évaluer la zone d'occultations, nous avons pris le dilaté (obtenu par dilatation au sens de la morphologie mathématique), par la fenêtre de corrélation, des lignes qui forment le contour du carré au premier plan et de la zone d'occultations gauche de ce carré. Pour les autres images, seuls les pixels sans correspondants théoriques ont été observés (cf. figure 2).

Pour chaque test, le temps d'exécution a été évalué et les cartes de disparités mais aussi les cartes d'ambiguïté et d'imprécision (De Joinville [6], cf. figures 3 et 4) ont été établies. Pour ces dernières, plus le pixel est clair, plus le résultat obtenu est ambigu et imprécis.

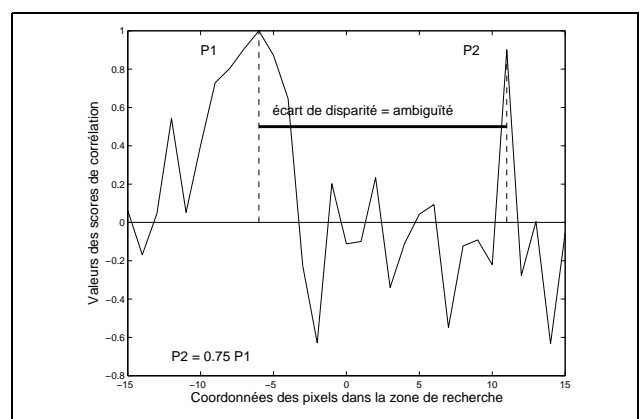


FIG. 3 – Calcul de l'ambiguïté.

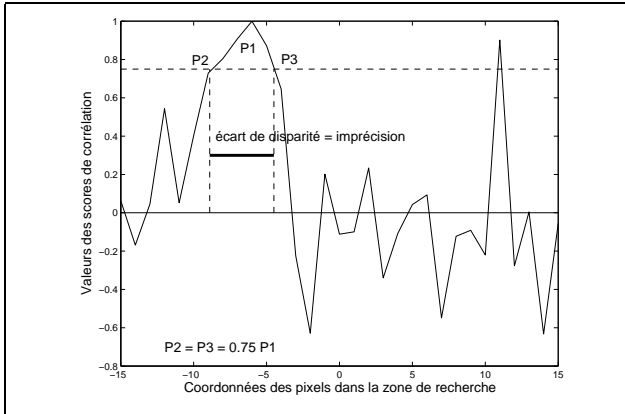


FIG. 4 – Calcul de l'imprécision.

3.3 Algorithme de mise en correspondance

L'algorithme mis en place est minimal dans le but de ne mettre en évidence que le comportement des mesures de corrélation. Les paramètres de l'algorithme sont la taille de la fenêtre de corrélation (taille du voisinage à considérer) et de la zone de recherche (zone où on pense trouver le pixel correspondant). Nous avons choisi des fenêtres de corrélation carrées dont la taille va de 3×3 à 25×25 et la zone de recherche est limitée à la taille 61×1 (30 pixels avant et après le pixel dont on cherche le correspondant). L'algorithme suivant est utilisé : pour chaque pixel de l'image gauche, la zone de recherche est déterminée dans l'image droite. Pour chaque pixel de cette zone de recherche, le score de corrélation est évalué. Le pixel de l'image droite, retenu comme correspondant, est celui qui donne le plus grand score de corrélation (cf. figure 5). L'algorithme ne fonctionne qu'avec des mesures de similarité. Certaines des mesures présentées sont des mesures de dissimilarité. Pour nos tests, nous avons donc pris l'opposé de ces mesures. De plus, la vérification bidirectionnelle est effectuée pour tenter de détecter les pixels dont le correspondant est occulté (cf. figure 6).

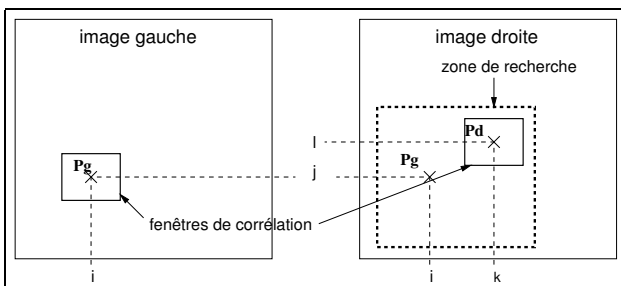


FIG. 5 – Mise en correspondance.

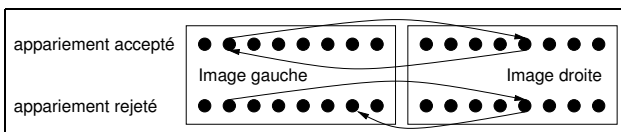


FIG. 6 – Vérification bidirectionnelle.

4 Résultats expérimentaux

Dans les tableaux présentés par la suite, les notations suivantes sont utilisées (cf. les critères, paragraphe 3.2) : corrects (CO), erronés (ER), acceptés (AC), faux positifs (F PO), faux négatifs (F NE), erreur maximale (E MA), erreur moyenne (E MO), occultés corrects (OC), temps de calcul (T). Pour chaque type de tests, nous donnons les résultats pour une taille de fenêtre avec laquelle les mesures ont globalement obtenu les meilleurs résultats. Dans chaque tableau, pour chaque famille, nous présentons les résultats d'une des mesures qui a obtenu le meilleur résultat par rapport aux autres mesures de la même famille (pour les mesures robustes, nous en donnons deux). Dans les tableaux, le meilleur résultat, par colonne, est noté en gras.

4.1 Stéréogramme aléatoire

Les mesures de la première et de la seconde famille donnent des résultats satisfaisants dans les zones sans occultation (SAD et ZNCC sont les mesures les plus performantes dans leur famille respective). Les mesures utilisant les dérivées donnent les plus mauvais résultats (moins de 90% de correspondants corrects et moins de 70% dans les zones d'occultations, pour une fenêtre inférieure à 7×7). Seule GC obtient de bons résultats. Les mesures ordinales sont moins performantes que les trois autres familles : le nombre de faux négatifs est trop important (trop de correspondances sont rejetées). Les mesures robustes, notamment RZSSD, RZNCC, les pseudo-normes, LTS, MAD, LMS, MR₄ à MR₆ et MR₈, donnent les meilleurs résultats dans les zones d'occultations par rapport à toutes les autres mesures : les cartes de disparités présentent peu d'anomalies (cf. figure 7), le pourcentage de pixels corrects (dans l'image entière ou dans les zones d'occultations) est très élevé, les erreurs moyenne et maximale sont faibles (cf. tableau 8).

NOM	CO %	ER %	F PO %	F NE %	E MA pix	E MO pix	OC %	T s
ZNCC	97.5	0.5	0.2	1.8	40	0.05	74	5
SAD	97.9	0.4	0.1	1.6	38	0.03	84	2
GC	97.6	0.6	0.2	1.7	27	0.05	81	8
RANK ₁	97.6	0.6	0.1	1.7	38	0.06	78	3
MAD	98.4	0.1	0.1	1.4	10	0.01	91	15
MR ₆	98.2	0.2	0.2	1.3	10	0.02	87	3

TAB. 8 – Stéréogramme aléatoire (fenêtre : 3×3).

En ce qui concerne les temps de calcul, parmi les résultats présentés dans le tableau 8, la mesure MAD qui donne les meilleurs résultats, est la plus coûteuse en temps de calcul mais MR₆ qui est aussi une mesure robuste obtient un temps de calcul assez faible. Généralement, les mesures normalisées et/ou centrées ont des temps de calcul plus élevés que les mesures non normalisées et non centrées, c'est pourquoi il est conseillé d'utiliser ces mesures uniquement avec des images présentant des changements de

luminosité. Les mesures de Bhat et Nayar, les pseudo-normes, les mesures de corrélation partielle de Lan et Mohr sont les mesures les plus coûteuses en temps de calcul.

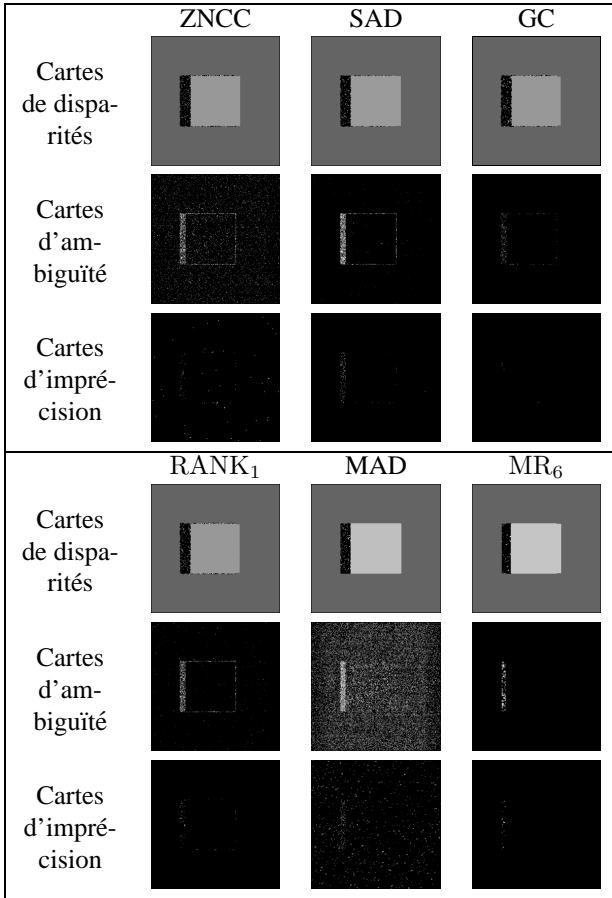


FIG. 7 – Cartes de disparités, d’ambiguïté et d’imprécision obtenues pour le stéréogramme aléatoire (3 × 3).

Pour les cartes d’ambiguïté et d’imprécision (cf. figure 7), de manière générale, plus la taille de la fenêtre est grande moins il y a d’ambiguïté et d’imprécision. De plus, les ambiguïtés et les imprécisions se situent principalement dans la zone d’occultations (cf. figure 2). Pour les mesures utilisant la corrélation croisée, les mesures normalisées et centrées sont toujours moins ambiguës et imprécises que la mesure non centrée. Les mesures ZNCC et MOR ont un intervalle de variation plus grand que celui de NCC, ce qui explique pourquoi ces mesures peuvent être moins ambiguës et imprécises que NCC. Les mesures utilisant les dérivées donnent des résultats très ambigus et imprécis à l’exception de la mesure GC. Pour les mesures ordinales, les mesures de Bhat et Nayar et la mesure ISC (Kaneko) donnent des cartes d’ambiguïté et d’imprécision moins bonnes que les deux premières familles. Elles sont très ambiguës et imprécises au niveau de la zone d’occultations. Au contraire, SCC (Kaneko) donne de très bons résultats (un des meilleurs). Pour les mesures robustes, les mesures de corrélation partielle de Zoghiani et Faugeras et surtout les mesures MAD, LMS et LTS donnent des cartes

d’ambiguïté et d’imprécision médiocres (moins bonnes que celles obtenues par les mesures des autres familles). En revanche, les pseudo-normes, les mesures MR₃ à MR₆ et MR₈ obtiennent les meilleures cartes d’ambiguïté et d’imprécision parmi toutes les mesures (avec SCC).

4.2 Images “map”

Les trois premières familles obtiennent des résultats peu satisfaisants dans les zones d’occultations. Les mesures ordinales se comportent bien dans les zones d’occultations, mais généralement, elles donnent les moins bons résultats (visuellement, les cartes de disparités sont moins nettes que celles obtenues par les autres familles). Les mesures robustes, notamment, les pseudo-normes, LTS, R₁ à R₅ et MR₁ à MR₈, obtiennent de bons résultats dans les zones d’occultations (plus de 90% de pixels corrects) mais aussi dans les zones sans occultation (cf. tableau 9).

Les mesures robustes qui ont les meilleurs résultats sont plus coûteuses en temps de calcul que les mesures des deux premières familles. Les mesures ordinales (notamment κ et χ) sont les plus coûteuses en temps de calcul.

NOM	Co %	Ac %	ER %	F Po %	F NE %	E MA pix	E MO pix	OC %	T s
ZNCC	32.6	57.6	58.2	0.8	8.4	24	0.68	86	21
SAD	32.9	58.4	58.8	0.7	7.7	24	0.67	89	11
GC	32.8	58.7	59.5	1	6.8	24	0.74	82	56
κ	31.5	49.2	49.6	0.5	19	55	0.53	92	426
LTS	34	56.2	56.7	0.4	9	26	0.60	93	91
R ₁	33.2	58.1	58.6	0.7	7.5	25	0.69	88	143

TAB. 9 – Images “map” (fenêtre 9 × 9).

Pour les cartes d’ambiguïté et d’imprécision (cf. figure 8), nous faisons les mêmes remarques que pour le stéréogramme aléatoire. Ainsi, LTS qui a de très bons résultats et une des meilleures cartes de disparités a des cartes d’ambiguïté et d’imprécision mauvaises. Cette mesure qui est robuste aux données aberrantes est trop “souple”. C’est-à-dire qu’un score de corrélation élevé (sans avoir le score maximal) peut être obtenu avec deux pixels qui ne se correspondent pas, ce qui entraîne des résultats ambigus et imprécis.

4.3 Images “head and lamp”

Pour ces images, les résultats sont les moins bons et les cartes de disparités sont moins nettes que celles obtenues jusqu’à maintenant. L’appariement est plus difficile car il s’agit d’une scène d’intérieur complexe avec un grand nombre d’occultations. Le pourcentage de pixels erronés obtenus est moins important que pour les autres tests mais le pourcentage de faux négatifs est assez élevé (la vérification bidirectionnelle entraîne le rejet d’un grand nombre de correspondances).

Au niveau des occultations, les mesures robustes restent les plus performantes. Parmi ces mesures, les plus performantes dans les zones d’occultations, sont moins performantes dans les zones sans occultation. Cependant, elles

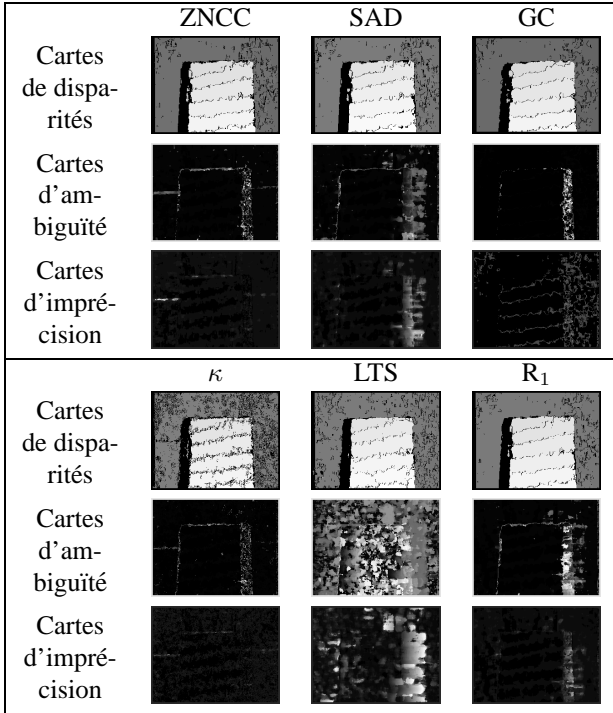


FIG. 8 – Cartes de disparités, d’ambiguïté et d’imprécision obtenues pour les images “map” (9 × 9).

obtiennent de bons résultats comparés à ceux obtenus par les mesures ordinales. Visuellement, les cartes de disparités obtenues par les mesures robustes sont les plus nettes (cf. figure 9).

NOM	Co %	AC %	ER %	F PO %	F NE %	E MA pix	E MO pix	OC %	T s
ZNCC	52	9	25	1.1	22	42	1.22	51	26
SAD	53	11	29	1	17	36	1.16	52	12
GC	53	13	22	1.2	15	35	1.30	42	62
RANK ₁	50	14	28	0.9	21	41	1.12	53	13
MR ₁	54	11	28	1	17	34	1.16	58	20
MR ₃	52	13	30	0.8	17	36	1.17	64	113

TAB. 10 – Images “head and lamp” (fenêtre 7 × 7).

En ce qui concerne les temps de calcul, les mesures robustes qui ont les meilleurs résultats ne sont pas toujours beaucoup plus coûteuses que les mesures classiques (notamment MR₁, MR₄, MR₆ et MR₇).

Pour les cartes d’ambiguïté et d’imprécision (cf. figure 9), nous faisons les mêmes remarques que pour tous les autres tests.

4.4 Synthèse des résultats

Parmi toutes les mesures étudiées, celles des deux premières familles, GC (mesure de corrélation de champs de gradients) et SCC (mesure ordinale) obtiennent des résultats corrects dans les zones avec occultations et sans occultation. Au contraire, les résultats montrent que les mesures utilisant les dérivées ne sont pas performantes quel que soit

le type de zone. Quant aux mesures ordinales, performantes dans les zones d’occultations, elles n’obtiennent pas toujours de bons résultats dans les zones sans occultation.

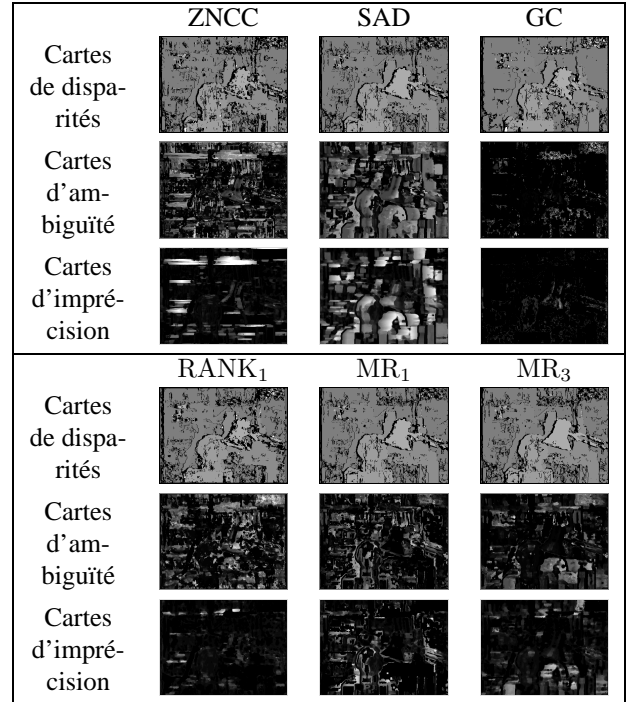


FIG. 9 – Cartes de disparités, d’ambiguïté et d’imprécision obtenues pour les images “head and lamp” (7 × 7).

Les mesures robustes ont le meilleur comportement. Les résultats expérimentaux obtenus nous permettent de mettre en évidence les mesures les plus robustes aux occultations parmi les mesures robustes : les mesures de corrélation partielle, les pseudo-normes, MAD, LMS, LTS, R₁ à R₅ et MR₁ à MR₈. Cependant, certaines de ces mesures se comportent moins bien que des mesures classiques, dans les zones sans occultation, avec des images réelles : les mesures de corrélation partielle, MAD et LMS. Le bon comportement général des mesures LTS, R₁ à R₅ et MR₁ à MR₈ est donc mis en évidence. Cependant, si les temps de calcul et les cartes d’ambiguïté et d’imprécision obtenues sont pris en compte, les mesures MAD, LMS, LTS et R₁ à R₅ sont peu performantes. Ainsi, avec les tests que nous avons effectués, les mesures utilisant les M-estimateurs donnent les meilleurs résultats, les meilleurs cartes de disparités, d’ambiguïté et d’imprécision et ont un temps de calcul raisonnable.

5 Conclusion

D’une part, ce travail permet de fournir une description d’un grand nombre de mesures de corrélation, ce qui peut aider au choix d’une mesure de corrélation. D’autre part, seize nouvelles mesures robustes aux occultations sont proposées. Les résultats obtenus mettent en évidence le bon comportement des mesures robustes et, en particulier, toutes les mesures utilisant les M-estimateurs qui semblent être un bon compromis : elles obtiennent les meilleurs

résultats pour tous les critères, les cartes de disparités, d'ambiguïté et d'imprécision sont bonnes et les temps de calcul sont raisonnables. Parmi les mesures proposées, des points restent à améliorer, certaines mesures (LTS, R_1 à R_5 , MAD et LMS) ayant des temps de calcul trop élevés. En effet, pour l'implémentation des mesures, nous n'avons pas cherché à obtenir des temps de calcul optimaux. De nombreuses astuces nous permettraient de nettement améliorer les temps de calcul (notamment pour les mesures utilisant une médiane). Le protocole d'évaluation décrit peut aussi être complété. D'autres images et d'autres critères peuvent être ajoutés. L'algorithme peut être amélioré, par exemple, en le rendant plus performant en termes de temps de calcul. Une des perspectives de ce travail serait d'adapter ces mesures aux images couleurs. De plus, ces mesures de corrélation pourraient être intégrées dans une méthode complète de mise en correspondance (prise en compte de contraintes, mise en correspondance multi-résolution, ...).

ANNEXES

Mesures utilisant les dérivées

Opérateur de Sobel

$$\begin{aligned} H(I_{i,j}) &= (I_{i+1,j+1} + 2I_{i,j+1} + I_{i-1,j+1}) \\ &\quad - (I_{i+1,j-1} + 2I_{i,j-1} + I_{i-1,j-1}) \\ V(p_{i,j}) &= (I_{i+1,j+1} + 2I_{i+1,j} + I_{i+1,j-1}) \\ &\quad - (I_{i-1,j+1} + 2I_{i-1,j} + I_{i-1,j-1}) \\ R_s(I_{i,j}) &= \arctan\left(\frac{V(I_{i,j})}{H(I_{i,j})}\right) \end{aligned}$$

Extension de l'opérateur de Roberts

$$\begin{aligned} R_r(I_{i,j}) &= |I_{i+1,j} - I_{i-1,j}| + |I_{i,j+1} - I_{i,j-1}| \\ &\quad + |I_{i+1,j-1} - I_{i-1,j+1}| + |I_{i+1,j+1} - I_{i-1,j-1}| \end{aligned}$$

Après application de ce filtre, une binarisation est effectuée avec un seuil adaptatif choisi pour que seuls 15% de la zone de recherche soient au dessus de ce seuil.

Filtre de Pratt

1	-2	1
-2	4	-2
1	-2	1

Laplacien de gaussien

1	1	1
1	-8	1
1	1	1

Codage d'Ullah : le code OCM (*Orientation Code Matching*) est donné par : $c_{i,j} = \begin{cases} \lfloor \frac{\theta_{i,j}}{\Delta\theta} \rfloor & \text{si } \|\nabla I_{i,j}\| > \Gamma \\ L & \text{sinon.} \end{cases}$

Le terme $\theta_{i,j}$ correspond à la direction du vecteur gradient au pixel (i,j) et $c_{i,j}$ est compris entre 1 et $N' = \frac{2\pi}{\Delta\theta}$, N' étant le nombre de niveaux possibles pour le codage. Il faut fixer les constantes $\Delta\theta$, Γ (seuil) 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 :

$$\begin{aligned} D_{ocm}(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d) &= \sum_{i=0}^{N-1} d(f_g^i, f_d^i) \text{ et} \\ d(a, b) &= \begin{cases} \min\{|a-b|, N' - |a-b|\} & \text{si } |a-b| < N'/2 \\ N'/2 & \text{sinon.} \end{cases} \end{aligned}$$

Les termes $R_s(\mathbf{f}_1)$, $R_r(\mathbf{f}_1)$, $R_p(\mathbf{f}_1)$, $R_l(\mathbf{f}_1)$ et $R_{ocm}(\mathbf{f}_1)$ sont les nouveaux vecteurs de données obtenus par l'application

respective des filtres de Sobel, Roberts, Pratt, du laplacien de gaussien ou du codage d'Ullah.

Mesures ordinales

Kaneko : ces mesures utilisent les vecteurs suivants :

$$\begin{aligned} \mathbf{b}_i &= (\dots b_i^i \dots)^T, \quad i = 0 \dots N-2, \quad b_i^i = \\ &\begin{cases} 1 & \text{si } f_l^{i+1} \geq f_l^i \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}, \\ c &= (\dots c^i \dots)^T, \quad i = 0 \dots N-2 \text{ avec les termes } c^i \text{ définis} \\ \text{par : } c^i &= \begin{cases} 1 - \|b_g^i - b_d^i\| & \text{si } i = 0 \text{ ou } i \text{ pair} \\ c^{i-1} & \text{sinon.} \end{cases} \end{aligned}$$

Nous notons \mathbf{C} la matrice qui contient les poids c^i sur la diagonale et des 0 ailleurs.

Zabih : il faut utiliser les transformations suivantes :

$$\begin{aligned} R_{rank}(\mathbf{f}_1) &= \text{card}(\{f_l^i \mid f_l^i < f_l^{N/2}, i \in [0; N-1]\}) \\ R_\tau(\mathbf{f}_1) &= \bigotimes_i \xi(f_l^{N/2}, f_l^i). \end{aligned}$$

Bhat et Nayar : une composition de permutation s est définie par : $s^i = \pi_d^k$, $k = (\pi_g^{-1})^i$, où π_g^{-1} est l'inverse de la permutation π_g avec : si $\pi_g^i = j$ alors $(\pi_g^{-1})^j = i$. La déviation d_m^i pour s^i est notée : $d_m^i = \sum_{j=0}^{j=i} J(s^j > i)$ où $J(B)$ vaut 1 si B est vrai et 0 sinon.

Mesures robustes

Méthode de Zoghliami et Faugeras [28] : nous posons les matrices \mathbf{A}_1 qui ont, sur la diagonale, les poids w_i^i , appliqués aux pixels contenus dans le vecteur \mathbf{f}_1 et 0 ailleurs. Alors $R_\alpha(\mathbf{f}_1) = \mathbf{A}_1 \mathbf{f}_1$ et $R_\alpha(\mathbf{f}_1) = \frac{1}{N_{lw}} \sum_{i=0}^{N-1} R_\alpha^i(f_i)$ avec $N_{lw} = \sum_{i=0}^{N-1} w_i^i$ et $\alpha = F_1, F_2$. 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 deuxième fois, de ZNCC, en utilisant les poids de la carte d'occultations (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 $\frac{1}{2}(\text{ZNCC}(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d) + 1)$ notée R_{F_2} .

Méthode de Lan et Mohr [15, 16] : nous posons la matrice \mathbf{A}_α , $\alpha = LMS, MVE$, qui contient, sur la diagonale, les poids w_α^i appliqués aux pixels contenus dans le vecteur \mathbf{f}_1 et des 0 ailleurs. De plus, nous posons $R_\alpha(\mathbf{f}_1) = \mathbf{A}_\alpha \mathbf{f}_1$ et $R_\alpha(\mathbf{f}_1) = \frac{1}{N_{lw}} \sum_{i=0}^{N-1} R_\alpha^i(f_i)$ où $N_{lw} = \sum_{i=0}^{N-1} w_\alpha^i$. Cette méthode s'appuie sur un ajustement linéaire robuste aux données aberrantes. Il y a N données à deux dimensions : $X = (x_i)_{i=0 \dots N-1}$ avec $x_i = (f_g^i, f_d^i)^T$. Lan et Mohr proposent l'utilisation de deux estimateurs robustes : les moindres carrés médians et le MVE (*Minimum Volume Ellipsoid*). Ils utilisent, de plus, un tirage de Monte-Carlo. L'estimateur LMS est donné par la plus petite médiane des carrés des résidus (distances entre la droite et chaque point de X). Quant au MVE, il s'agit de l'ellipse de volume minimal contenant h ($h = \lfloor N/2 \rfloor + 1$) points de X .

Quadrant correlation : la transformation suivante est utilisée (Pratt [17]) : $R_q(\mathbf{f}_1) = \psi((\mathbf{f}_1 - T)/S)$ où $\psi(x) = \text{sgn}(x)$, $T = \text{med}(\mathbf{f}_1)$ et $S = \text{med}|\mathbf{f}_1 - \text{med}(\mathbf{f}_1)|$.

Least Trimmed Squares : les moindres carrés tronqués sont utilisés (Rousseeuw [18]). Il faut ordonner les carrés, puis faire la somme des h (nous avons pris $h = \lfloor \frac{N}{2} \rfloor$) premiers carrés. Le vecteur $\text{Tri}(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$ contient les différences $f_g^i - f_d^i$ ordonnées : $\text{LTS}(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d) = \sum_{i=0}^{h-1} \text{Tri}^i(\mathbf{f}_g, \mathbf{f}_d)$.

Références

- [1] P. ASCHWANDEN and W. GUGGENBÜL. Experimental results from a comparative study on correlation type registration algorithms. In FÖRSTNER and RUWIEDEL, editors, *Robust computer vision : Quality of Vision Algorithms*. Wichmann, Karlsruhe, Allemagne, March 1992.
- [2] D. N. BHAT and S. K. NAYAR. « Ordinal Measures for Image Correspondence ». *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20(4) :415–423, April 1998.
- [3] S. CHAMBON and A. CROUZIL. « Évaluation et comparaison de mesures de corrélation robustes aux occultations ». Rapport de recherche 2002-34-R, IRIT, Toulouse, France, December 2002.
- [4] G. S. COX. « Template Matching and Measures of Match in Image Processing ». Technical Report, Université de Cape Town, Afrique du Sud, July 1995. <http://www.dip.ee.uct.ac.za/imageproc/pattern/>.
- [5] A. CROUZIL, L. MASSIP-PAILHES and S. CASTAN. « A New Correlation Criterion Based on Gradient Fields Similarity ». In *International Conference on Pattern Recognition*, volume 1, pages 632–636, Vienne, Autriche, 1996.
- [6] O. DE JOINVILLE, G. MAILLET, H. MAÎTRE and M. ROUX. « Évaluation a priori de la qualité d'un MNS ». In *Actes du congrès francophone de Vision par Ordinateur ORASIS*, pages 67–76, Cahors, France, June 2001.
- [7] J. DELON and B. ROUGÉ. « Le phénomène d'adhérence en stéréoscopie dépend du critère de corrélation ». In *GRETSI*, Toulouse, France, September 2001.
- [8] A. GIACHETTI. « Matching techniques to compute image motion ». *Image and Vision Computing*, 18(3) :245–258, February 2000.
- [9] L. GOTTESFELD BROWN. « A Survey of Image Registration Techniques ». *ACM Computing Surveys*, 24(4) :325–376, December 1992.
- [10] P. J. HUBER. « *Robust statistics* », Chapitre 8, pages 204–205. John Wiley & Sons, New-York, États-Unis, 1981.
- [11] T. KANADE and M. OKUTOMI. « A Stereo Matching Algorithm with an Adaptive Window : Theory and Experiment ». *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 16(9) :920–932, September 1994.
- [12] S. KANEKO, I. MURASE and S. IGARASHI. « Robust Image registration by Increment Sign Correlation ». *Pattern Recognition*, 35(10) :2223–2234, October 2002.
- [13] S. KANEKO, Y. SATOH and S. IGARASHI. « Using selective correlation coefficient for robust image registration ». *Pattern Recognition*, 36(5) :1165–1173, May 2003.
- [14] Z. D. LAN. « *Méthodes robustes en vision : application aux appariements visuels* ». Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, Grenoble, France, May 1997.
- [15] Z. D. LAN and R. MOHR. « Robust matching by partial correlation ». Rapport de recherche RR-2643, INRIA, August 1995.
- [16] Z. D. LAN and R. MOHR. « Robust Location based Partial Correlation ». Rapport de recherche RR-3186, INRIA, June 1997.
- [17] W. K. PRATT. « *Digital image processing* », Chapitre 20, pages 666–667. Wiley-Interscience Publication, 1978.
- [18] P. J. ROUSSEEUW and A. M. LEROY. *Robust regression and outlier detection*. John Wiley & Sons, New-York, États-Unis, 1987.
- [19] P. J. ROUSSEEUW and S. VERBOVEN. « Robust estimation in very small samples ». *Computational Statistics and Data Analysis*, 40(4) :741–846, October 2002.
- [20] M. RZIZA, D. ABOUTAJDINE, L. MORIN and A. TAMTAOUI. « Schéma multirésolution d'estimation d'un champ de disparités dense sous contrainte épipolaire pour les images bruitées ». In *GRETSI*, Toulouse, France, September 2001.
- [21] D. SCHARSTEIN and R. SZELISKI. « A Taxonomy and Evaluation of Dense Two-Frame Stereo Correspondence Algorithms ». *International Journal of Computer Vision*, 47(1) :7–42, April 2002.
- [22] F. ULLAH, S. KANEKO and S. IGARASHI. « Orientation Code Matching For Robust Object Search ». *IEICE Transactions on Information and Systems*, E-84-D(8) :999–1006, March 2001.
- [23] Y. WANG and D. WIENS. « Optimal, robust R-estimators and test statistics in the linear model ». *Statistics and Probability Letters*, 14 :179–188, June 1992.
- [24] D. WIENS and J. ZHOU. « Bounded-influence rank estimation in the linear model ». *The Canadian Journal of Statistics*, 22(2) :233–245, 1994.
- [25] R. ZABIH and J. WOODFILL. « Non-parametric Local Transforms for Computing Visual Correspondence ». In *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*, pages 151–158, Stockholm, Suède, 1994.
- [26] Z. ZHANG. « Le problème de la mise en correspondance : l'état de l'art ». Rapport de recherche RR-2146, INRIA, December 1993.
- [27] Z. ZHANG. « Parameter Estimation Techniques : A Tutorial with Application to Conic Fitting ». *International Journal of Image and Vision Computing*, 15(1) :59–76, January 1997.
- [28] I. ZOGLAMI, O. FAUGERAS and R. DERICHE. « Traitement des occlusions pour la modification d'objet plan dans une séquence d'image ». In *Actes du congrès francophone de Vision par Ordinateur ORASIS*, pages 93–103, Clermont-Ferrand, France, May 1996.