

Détection de Contours Floue pour les Images Omnidirectionnelles

Florence Jacquey, Frédéric Comby, Olivier Strauss

▶ **To cite this version:**

Florence Jacquey, Frédéric Comby, Olivier Strauss. Détection de Contours Floue pour les Images Omnidirectionnelles. LFA: Logique Floue et ses Applications, Oct 2006, Toulouse, France. pp.379-386. lirmm-00110684

HAL Id: lirmm-00110684

https://hal-lirmm.ccsd.cnrs.fr/lirmm-00110684

Submitted on 31 Oct 2006

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.

Détection de Contours Floue pour les Images Omnidirectionnelles

Fuzzy Edge Detection for Omnidirectional Images

F. Jacquey F. Comby O. Strauss
LIRMM
161, rue Ada, 34392 Montpellier Cedex 5 France
Jacquey@lirmm.fr, Comby@lirmm.fr, Strauss@lirmm.fr

Résumé :

Depuis une dizaine d'années, l'emploi de caméras omnidirectionnelles est devenu de plus en plus important. Ces capteurs permettent d'élargir le champ visuel de la caméra. Néanmoins, les images catadioptriques contiennent des déformations radiales significatives, rendant le traitement d'images conventionnel inadapté. Cet article propose une adaptation des filtres à noyaux sommatifs pour les images catadioptriques. Cette adaptation prend en compte la non-uniformité de l'image liée aux distorsions du miroir. De plus une modélisation floue des données permettra de prendre en compte l'imprécision apportée par l'échantillonnage de l'image. A titre d'exemple, un filtre de détection de contour, le filtre de Prewitt sera étudié.

Mots-clés :

image omnidirectionnelle, gradient, intégrale de Choquet, partition floue.

Abstract:

Omnidirectional vision has increased during these past years. It provides a very large field of view. Nevertheless, catadioptric images contain significant radial distortions and conventional image processing is not adapted to these specific images. This paper presents an edge detector adapted to the image geometry. Fuzzy sets will be used to take into account all imprecisions introduced by sampling errors. As an example, the Prewitt filter applied to omnidirectional image will be studied.

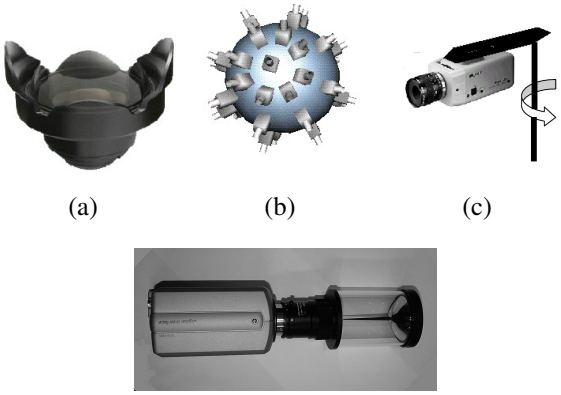
Keywords:

omnidirectional images, gradient, Choquet integral, fuzzy partitionning.

1 Introduction

Les caméras ont un champ de vue très restreint par la rétine et l'optique de la caméra (de 30 à 60 degré seulement). De nombreuses applications telles que la surveillance, la téléconférence, l'acquisition de modèles pour la réalité virtuelle ou la navigation de robots mobiles requièrent un large champ visuel.

Plusieurs solutions optiques ou mécaniques ont été imaginées pour élargir le champ de vision : l'utilisation de lentille possédant une distance focale très courte comme les "fisheye" [3] (Figure 1 (a)), de système multi-caméras [1] (Figure 1 (b)), d'une caméra en rotation autour d'un axe vertical [9] (Figure 1 (c)), de miroirs (Figure 1 (d))[2], d'une combinaison de ces différentes méthodes [8]... Parmi ces approches, l'utilisation des caméras catadioptriques (Figure 1 (d)) tient une place privilégiée. Si à partir



(a) (b) (c)

(d)

Figure 1 – (a) Fisheye (b) Système multi-caméras (c) Caméra en rotation autour d'un axe vertical (d) Caméra catadioptrique

de l'image omnidirectionnelle, on est capable de générer n'importe quelle image perspective de la scène observée, alors cela implique qu'à une et une seule direction dans l'espace, on associe un point unique dans l'image. C'est ce que l'on appelle la contrainte du point de vue unique "Single View Point" (SVP). Baker et Nayar [2]ont montré que les systèmes catadioptriques

centraux auxquels appartiennent les miroirs paraboliques, hyperboliques, elliptiques et plans satisfont cette contrainte (Les miroirs plans ne permettant pas d'accroître le champ de vision de l'image ne seront pas utilisés). Dans cet article, le miroir utilisé est hyperbolique et satisfait la contrainte de point de vue unique.

Si la caméra catadioptrique accroît le champ de vision, en revanche les images obtenues sont relativement complexes à interpréter et à traiter à cause de leur anamorphose. Un mouvement simple de translation sur une image classique peut se révéler beaucoup plus complexe pour une image omnidirectionnelle [13] (Figure 2). La détection de mouvement, la segmentation d'image et beaucoup d'autres applications nécessitent des traitements préalables de l'image comme le calcul du gradient de l'image pour détecter des contours. Ce traitement permet de mettre en évidence les transitions de l'image : passage d'un pixel noir à un pixel blanc ou d'un pixel blanc à un pixel noir. Ainsi sur une image constituée d'une ligne noire sur fond blanc, on détectera deux contours caractéristiques de la ligne.

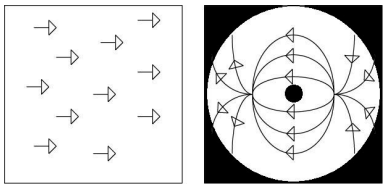


Figure 2 – Mouvement des pixels de l'image pour une translation de la caméra parallèlement à la scène (a) Image classique (b) Image omnidirectionnelle

Dans une image classique, l'ensemble des pixels de l'image constitue un échantillonnage régulier de la scène 3D. Pour traiter cette image, une méthode consiste à appliquer un noyau sommatif (masque de convolution) à chaque pixel de l'image. Le niveau de gris d'un pixel est obtenu par une combinaison linéaire des valeurs de ce pixel et de son voisinage. Quelque soit la position du masque sur l'image, le traitement effectué sera le même. Cet opérateur est donc invariant par translation.

Les images omnidirectionnelles ne satisfont pas cette condition. En effet, considérons une grille régulière composée de lignes blanches sur un plan noir acquise par une caméra classique illustrée Figure 3(a). L'épaisseur des lignes est constante sur l'image. Un détecteur de contour sera donc capable d'identifier un double contour représentatif d'une ligne du haut jusqu'en bas de l'image.

Considérons à présent le même plan vu d'une caméra omnidirectionnelle. La Figure 3(a) montre la disposition d'une caméra classique par rapport au plan et la Figure 3(b) l'image acquise avec cette caméra. La Figure 3(c) représente la même grille acquise par une caméra omnidirectionnelle et la Figure 3(d), l'image omnidirectionnelle obtenue. L'épaisseur des lignes diminue lorsqu'on se rapproche du centre de l'image. Par conséquent, le filtre détectera correctement deux contours à la périphérie de l'image mais ne sera capable d'en détecter qu'un en se rapprochant du centre de l'image. En effet, les distorsions liées à la géométrie du miroir engendrent une forte concentration de l'information au centre de l'image et plus faible sur la périphérie.

L'objectif est d'adapter les filtres classiques en utilisant des noyaux appropriés aux images omnidirectionnelles. Plusieurs approches ont été envisagées. Dans l'article [14] une détection de contours composée de 2 détecteurs de contours décalés de 90° est proposée. Cependant, ce filtre ne s'adapte pas en fonction de la position dans l'image. Demonceaux présente dans [5] une approche par ondelette pour calculer les gradients de l'image.

Il est également possible de définir un espace projectif pour l'opérateur de détection de contour de manière à ce que l'image soit invariante par translation. La taille du noyau dépend de sa position dans l'image. Daniilidis et al. [4] proposent de projeter l'image omni-

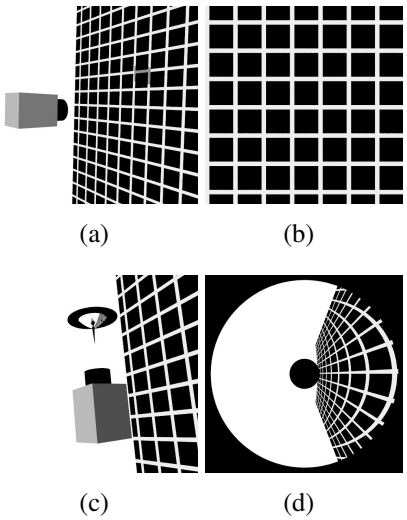


Figure 3 – (a) Une grille régulière projetée sur une image perspective, (b) position de la grille par rapport à une caméra classique (c) position de la grille par rapport à une caméra omnidirectionnelle (d) image omnidirectionnelle de la grille.

directionnelle sur une sphère virtuelle et d'y définir l'opérateur gradient. La projection transforme l'échantillonnage régulier de l'image omnidirectionnelle en un échantillonnage non-régulier sur la sphère. L'imprécision liée à cette irrégularité n'est pas prise en compte. Dans [10], Shakernia et al. proposent de rétro-projeter des points de l'image sur une rétine incurvée virtuelle dépendante de la géométrie de la caméra panoramique centrale. Un autre espace projectif introduit par Strauss et Comby [12] pour effectuer des traitements morphologiques sur une image omnidirectionnemlle est le cylindre englobant qui, comme la sphère, permet une vision omnidirectionnelle de la scène. Cette représentation est très proche de la vue perspective même si elle présente quelques déformations.

2 Rappel sur le Filtrage d'images

L'image discrète est définie comme un ensemble de points échantillonnés dans un espace bidimensionnel. La dérivation est souvent approximée par une différence finie. Cette approche donne naissance à des masques de petite taille, utilisés sur des images faiblement bruitées. Plus le masque de convolution est grand, plus larges sont les contours.

Comme présenté dans l'introduction, ce papier utilise le filtre directionnel de Prewitt. Cet opérateur est la combinaison d'un filtre passe-haut vertical et d'un filtre passe-bas horizontal. Pour détecter les contours, ce masque 3×3 est convolué à l'image (Figure 4). Si on considère

1	0	-1
1	0	-1
1	0	-1

Figure 4 – Masque de Prewitt 3×3 pour une détection de contours verticaux

un filtre à noyaux sommatifs, le niveau de gris $(F_{i,j})$ du pixel filtré de coordonnées (i, j) est donné par la formule (1)

$$F_{i,j} = \sum_{u=-1}^{1} \sum_{v=-1}^{1} C_{u,v} I_{i+u,j+v} \qquad (1)$$

où $C_{u,v}$ est la valeur du coefficient du masque de Prewitt à la coordonnée (u, v) et $I_{i+u,j+v}$ le niveau de gris du pixel de l'image à la coordonnée $(i+u, j+v)$. Le produit de convolution de l'image par le masque remplace chaque pixel par une somme pondérée de ses voisins.

La forme du masque est adaptée à l'échantillonnage régulier de l'image perspective : un masque cartésien convolué avec la partition cartésienne de l'image qui a la même résolution. Cependant pour les images omnidirectionnelles, la résolution dépend de la position dans l'image. La topologie d'un voisinage de l'image est donc modifiée par le miroir. Le filtre de Prewitt classique n'est donc pas adapté aux images omnidirectionnelles.

3 L'Espace Projectif du Cylindre Englobant

Comme évoqué précédemment, la définition d'un espace projectif pertinent permet de

conserver l'invariance par translation lors du traitement de l'image omnidirectionnelle.

L'espace projectif utilisé dans cet article est le cylindre englobant. En effet, le cylindre peut être considéré comme la collection de bandes centrales des image projective reconstruites localement en tournant autour de l'axe de miroir (Figure 5). Localement, dans le voisinage du filtre qui est petit (3×3 pixels), le cylindre se comporte de la même façon qu'une image perspective. L'erreur maximale sur le calcul des coordonnées des pixels est de 10^{-5}. Le cylindre est un support avantageux car il est possible de l'échantillonner avec une grille régulière dans un repère cylindrique. Une première solution

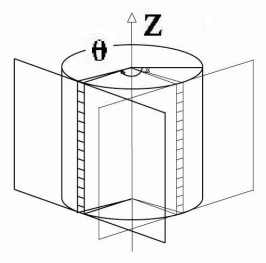


Figure 5 – Equivalence entre la projection d'un pixel sur le cylindre et sur l'image perspective

intuitive pour adapter le filtre de Prewitt est de projeter l'image omnidirectionnelle sur le cylindre et de la traiter. Cependant, la projection de l'image génère une interpolation des valeurs des niveaux de gris qui introduit des erreurs dans le traitement. Comme souligné dans [4], il est crucial de conserver l'image dans son espace d'origine. Si les données restent inchangées, c'est l'opérateur qu'il faut modifier. C'est ce que nous proposons comme alternative.

4 Notre Approche

4.1 Principe

L'algorithme proposé est le suivant : le centre de chaque pixel de l'image omnidirectionnelle est projeté sur le cylindre (Figure 6 (a)). Les coordonnées du masque de Prewitt associé à ce pixel sont calculées autour point projeté. Le masque est ensuite rétro-projeté sur l'image omnidirectionnelle (Figure 6 (b)). La valeur du niveau de gris du pixel filtré est calculé en respectant ce masque projeté. Un problème se pose : com-

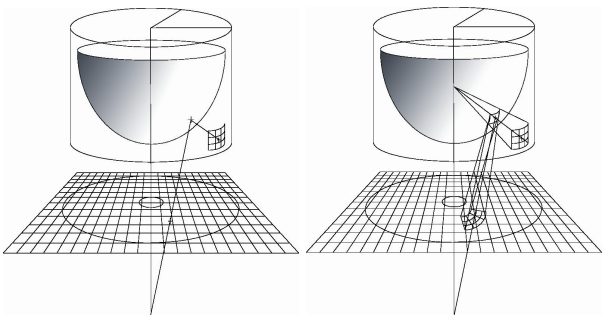


Figure 6 – (a) Projection du centre du pixel sur le cylindre et reconstruction du masque régulier (b) Projection du masque sur l'image omnidirectionnelle

ment choisir le masque sur le cylindre ? La solution présentée est de définir un masque centré sur la projection du pixel considéré. Sa taille est déterminée arbitrairement en fonction des contours recherchés. Afin que ce dernier soit également en adéquation avec le capteur omnidirectionnel, le périmètre du cylindre correspond au périmètre extérieur de l'image omnidirectionnelle. La taille d'un échantillon sur le cylindre est choisie identique à la taille d'un échantillon sur le cercle extérieur de l'image omnidirectionnelle (exprimé en pixels).

Une autre question soulevée est : comment calculer le niveau de gris associé au pixel projeté ? Comme illustré sur la Figure 7 (a), chaque élément du masque recouvre plusieurs pixels de l'image omnidirectionnelle. La valeur du niveau de gris $I_{i+u,j+v}$ de l'équation (1) doit donc être modifiée. Deux solutions sont proposées dans les sections 3.2 et 3.3 pour comparer les niveaux de gris obtenus en projetant les éléments du masque.

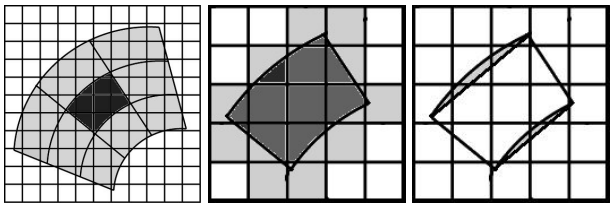
4.2 Approche Proportionelle

Le but est de transférer l'information des pixels intersectés vers un élément projeté du masque. La première solution s'inspire du transfert de croyance : le transfert pignistique [11]. Chaque élément du pixel et du masque est considéré comme un intervalle 2D défini par son support et avec une fonction d'appartenance uniforme. La valeur de niveau gris d'un élément du masque est une somme pondérée de tous les niveaux gris des pixels intersectés. Le poids est proportionnel à l'aire d'intersection du pixel avec le masque projeté (secteur ombragé gris-foncé dans figure 7 (b)).

Dans l'équation (1) $I_{i+u,j+v}$ doit être remplacé par (2)

$$I_{i+u,j+v} \Leftrightarrow \sum_{\Omega(k,l)} \frac{|M_{u,v} \cap P_{k,l}|}{|M_{u,v}|} I_{k,l} \qquad (2)$$

où $M_{u,v}$ est l'intervalle 2D associé à la projection d'un élément du masque (u, v) sur l'image omnidirectionnelle, $\Omega_{k,l}$ (région gris clair sur la Figure 7 (b)) est l'ensemble de tous les pixels $P_{k,l}$ intersectés par $M_{u,v}$ et $I_{k,l}$ est le niveau de gris du pixel $P_{k,l}$. Pour simplifier le calcul de



(a) (b) (c)

Figure 7 – (a) Le masque projeté couvre plusieurs pixels de l'image omnidirectionnelle. (b) Zone couverte par l'élément central (c) Simplification du masque projeté

la région d'intersection, une approximation de la projection du masque est utilisée (Figure 7 (c)). La surface est approximée par un trapèze. En effet, l'accroissement du temps de calcul apporté par la prise en compte de la forme exacte du masque projeté est non négligeable. Dans le cas de l'approche proportionnelle, on doit calculer les aires d'intersection entre des parallélépipèdes et des formes géométriques correspondant à l'intersection de cercles et de polygones.

4.3 Approche Floue

Le procédé d'acquisition d'image introduit une imprécision sur la localisation du niveau gris du pixel. Cette imprécision est due à l'échantillonnage spatial. En effet, pour chaque pixel $P_{i,j}$ à la position (i, j) dans l'image, la localisation du niveau de gris est inconnue dans l'intervalle 2D $[i-\Delta_i, i+\Delta_i] \times [j-\Delta_j, j+\Delta_j]$, où $2 \times \Delta_i$ (resp. $2 \times \Delta_j$) représente la taille d'un pixel horizontal (resp. vertical). Elle peut être modélisée avec des sous-ensembles flous. Dans [6] les auteurs ont montré que les nombres flous triangulaires généralisent tous les nombres flous mono-modaux symétriques. Chaque pixel de l'image est considéré comme quantité floue bi-dimensionnelle. Les nombres 1D triangulaires flous sont étendus en nombres 2D flous pyramidaux (Figure 8 (a)) en considérant la t-norme min (produit cartésien de deux nombres 1D flous triangulaires). Tous les Pixel constituent alors une partition floue de l'image.

Comme présenté dans le paragraphe 4.1, chaque centre de pixel de l'image omnidirectionnelle (noyau du pixel flou 2D) est projeté sur le cylindre. Un masque de Prewitt est défini autour de ce point projeté puis est rétro-projeté sur l'image omnidirectionnelle. Le masque de Prewitt présenté sur la figure 4 est également une quantité échantillonnée. Par conséquent, il y a une imprécision sur la localisation des coefficients du masque. Chacun de ces éléments peut être modélisé par un nombre flou 2D. La Figure 8 (b) illustre le masque de Prewitt définit sur le cylindre. Pour simplifier les illustrations, seul l'élément central flou du masque est représenté. Les nombres flous associés au masque de Prewitt sont ensuite projetés sur l'image omnidirectionnelle en respectant les paramètres du miroir (figure 8 (c)). Comme dans la section 4.2 la projection de chaque élément flou du masque

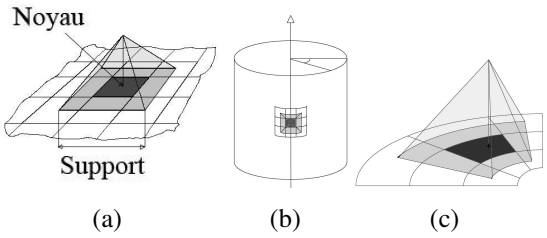


Figure 8 – (a) Pixel flou (b) L'élément central du masque flou sur le cylindre (c) La projection de l'élément central du masque flou sur l'image omnidirectionnelle

couvre plusieurs pixel flous de l'image omnidirectionnelle. La question est maintenant comment calculer le niveau de gris du pixel filtré. La solution présentée dans cet article consiste à employer l'intégrale de Choquet [7] pour en évaluer une borne supérieure (3) et inférieure (4).

$$Cv_{sup} = \sum_{n=1}^{N} I_{(n)}[v(A_n) - v(A_{n+1})] \quad (3)$$

$$Cv_{inf} = -\sum_{n=1}^{N} -I_{(n)}[v(A_n) - v(A_{n+1})] \quad (4)$$

avec

$$v(A_n) = Sup_{i=n..N}\Pi(\mathbf{P_i}, \mathbf{M_{u,v}}) \quad (5)$$

où $\mathbf{M_{u,v}}$ est la projection des éléments du masque flou de Prewitt, $(\mathbf{P_i})_{\mathbf{i=1..N}}$ représentent les pixels flous intersectés par $\mathbf{M_{u,v}}$. Les $A_n = \mathbf{P_n}, ..., \mathbf{P_N}$ sont les coalitions 2D binaires des pixel dont les niveaux gris sont supérieurs ou égaux à I_n. La plus grande valeur de confiance qui peut être donnée à la coalition A_n est $v(A_n)$ définie dans (5). Dans les équations (3) et (4), I_i indique le niveau gris du pixel flou $\mathbf{P_i}$, (.) indique une permutation telle que $I_1 \leq I_2 \leq I_N$. Les valeurs des $\Pi(\mathbf{P_i}, \mathbf{M_{u,v}})$ sont les hauteurs d'intersection des $\mathbf{P_i}$ avec $\mathbf{M_{u,v}}$ comme illustré Figure 9. Le calcul de $\Pi(\mathbf{P_i}, \mathbf{M_{u,v}})$ est effectué par dichotomie. Une fois que le niveau gris de chaque élément du masque évalué, il faut calculer le niveau gris du pixel filtré. Deux solutions sont suggérées. La première consiste à appliquer directement l'équation (1) avec les valeurs des niveau gris des éléments du masque.

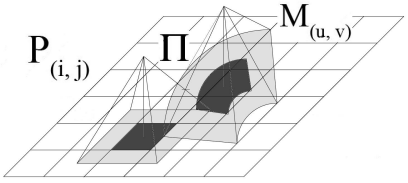


Figure 9 – Calcul de $\Pi(P_i, \mathbf{M_{u,v}})$ comme la hauteur d'intersection entre $\mathbf{P_i}$ et $\mathbf{M_{u,v}}$.

La seconde revient à que les éléments flous du masque se chevauchent et par conséquent, ils interagissent entre eux. Le niveau de gris associé au masque $M_{u,v}$ n'est donc pas connu précisément. L'intégrale de Choquet sur chaque élément flou du masque permet alors de définir une borne supérieure et inférieure de ce niveau gris. Ainsi, le niveau gris filtré résultant sera également caractérisé par un intervalle. Le calcul du niveau gris du masque est relativement simple étant donné que la possibilité représentant l'interaction de deux cellules contiguës du masque est toujours égale à 0.5 (cf Figure 10).

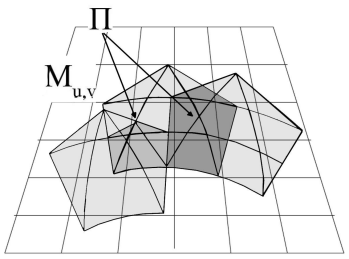


Figure 10 – Interactions entre deux éléments flous du masque

5 Expériences

Cette section présente quelques résultats obtenus avec des images réelles. Le miroir utilisé est hyperbolique et le capteur a été étalonné. Le filtre de Prewitt a été appliqué à l'image dans 8 directions (horizontales, verticales et diagonales) de l'image pour détecter des contours dans chacune de ces directions. Quatre ap-

proches sont comparées dans cet article. La première consiste à utiliser un filtre classique de Prewitt sur l'image omnidirectionnelle. La seconde consiste à désanamorphoser l'image sur un cylindre et appliquer le filtre classique de Prewitt ; puis, pour la comparer avec les autres images, l'image filtrée est rétro-projetée sur le plan omnidirectionnel. La troisième emploie l'approche proportionnelle présentée ci-dessus, et la quatrième son extension utilisant l'approche floue.

Sur l'image utilisée (Figure 11), la partie de droite est une mire constituée de droites parallèles à l'axe optique. L'effet de distorsion sur ces droites est le plus visible. La pertinence de notre opérateur est ainsi facilement illustrée. On peut observer une alternance de lignes radiales noires fines et épaisses. En raison de la projection sur le miroir, les lignes semble plus fines à mesure que l'on se rapproche du centre de l'image.

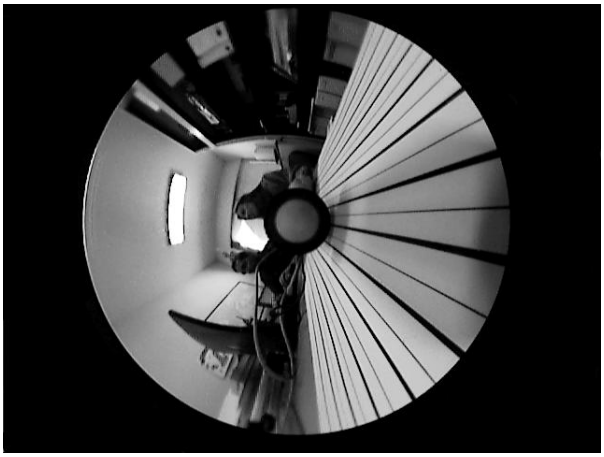
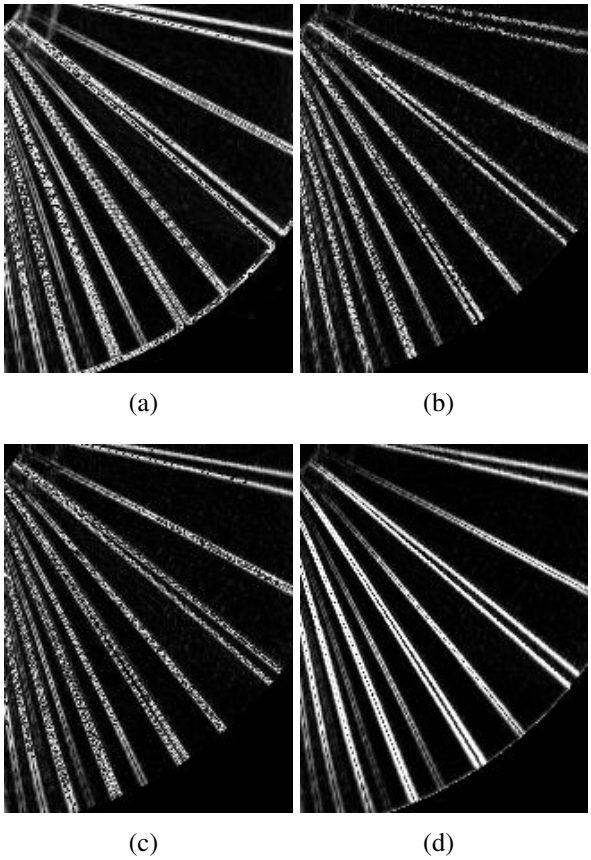


Figure 11 – Image originale

Comme nous pouvons voir sur la Figure 12 (a) le détecteur de contours classique de Prewitt n'est pas adapté aux images omnidirectionnelles. Le masque fournit un contour double pour les lignes minces. Pour les lignes épaisses, ces contours fusionnent à proximité du centre de l'image. Ainsi, les effets de détecteur de contours ne sont pas identiques selon la position du contour sur l'image.



(a) (b) (c) (d)

Figure 12 – (a) Filtre de Prewitt classique appliqué à l'image omnidirectionnelle, (b) Filtre de Prewitt classique appliqué à l'image désanamorphosée, (c) Filtre de Prewitt utilisant l'approche proportionnelle présentée dans la section 4.2, (d) Filtre de Prewitt utilisant l'approche floue présentée dans la section 4.3

L'approche projective présente de meilleurs résultats. Les lignes minces sont correctement détectées comme dans l'approche classique. Cependant, pour les lignes épaisses, les deux frontières sont détectées de la périphérie au centre de l'image. En raison des effets d'interpolation dûs à la projection et à la rétro-projection, les contours sont bruités. L'approche proportionnelle présentée dans la section 4.2, offre des résultats légèrement meilleurs que les projectifs. Les résultats sont moins bruités, particulièrement au centre de l'image. Cependant, la largeur du contour change en fonction de sa localisation sur l'image. cet effet est dû à l'imprécision des cellules du masque de

Prewitt. En effet, la projection d'une cellule du masque à la périphérie de l'image couvre beaucoup de pixels, alors qu'elle ne couvre que peu de pixels à proximité du centre de l'image. L'approche floue présente les meilleurs résultats. Les contours sont correctement identifiés sur l'image omnidirectionnelle. Les deux contours des lignes épaisses sont bien détectés et restent distincts de la périphérie au centre de l'image et sont moins bruités que dans les autres approches. Comme avec l'approche proportionnelle, l'épaisseur du contour dépend de la position sur l'image en raison de l'imprécision du masque.

6 Conclusions

Cet article traite du problème de détection de contours pour des images omnidirectionnelles. Une solution respectant la géométrie de l'image a été présentée pour adapter ces opérateurs . L'opérateur de filtrage est défini géométriquement sur un espace régulier (le cylindre englobant) et retro-projeté sur l'image omnidirectionnelle. Cette méthode évite de projeter les pixel et leurs niveaux gris dans un autre espace et de ce fait évite les erreurs ou approximations sur les données. Des quantités floues ont été utilisées pour prendre en compte les imprécisions de localisation dues à l'échantillonnage de l'image. Les essais effectués ont illustré que cette méthode permet une détection cohérente de contours sur l'image omnidirectionnelle. La capacité de distinguer deux contours proches est conservée quelle que soit leur position sur l'image.

Quelques améliorations sont déjà projetées, par exemple, l'amélioration de l'approximation du masque projeté. Dans ce cas, un compromis peut être envisagé entre la précision du calcul et sa complexité. Ou encore, des détecteurs de contours plus efficaces tels que Canny-deriche ou Shen-Castan seront également adaptés aux images omnidirectionnelles. Des essais sur des images artificielles simples sont en cours re réalisation pour évaluer quantitativement les exécutions d'algorithmes.

Références

[1] P. Baker, C. Fermüller, Y. Aloimonos, and R. Pless. A spherical eye from multiple cameras (makes better model of the world). In *Proceedings of the conference on computer vision and pattern recognition*, volume 1, pages 576–583, Kauaii, USA, December 2001. 1

[2] S. Baker and S. K. Nayar. A theory of single-viewpoint catadioptric image formation. *International Journal of Computer Vision*, 35(2) :175–196, 1999. 1

[3] H. Bakstein and T. Pajdla. Panoramic mosaicing with a 180° field of view lens. In *Proceedings of the IEEE workshop on omnidirectional vision*, pages 60–67, Copenhagen, Denmark, June, 2 2002. 1

[4] K. Daniilidis, A. Makadia, and T. Bulow. Image processing in catadioptric planes : Spatiotemporal derivatives and optical flow computation. *Proceedings of the Third Workshop on Omnidirectional Vision*, pages 3–10, 2002. 2, 4

[5] C. Demonceaux and D. Kachi-Akkouche. Optical flow estimation in omnidirectional images using wavelet approach. 2003. 2

[6] D. Dubois, L. Foulloy, G. Mauris, and H. Prade. Probability-possibility transformations, triangular fuzzy sets, and probabilistic inequalities. *Reliable Computing*, 10(4) :273–297, 2004. 5

[7] J. Marichal. An axiomatic approach of the discrete Choquet integral as a tool to aggregate interacting criteria. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 8(6) :800–807, 2000. 6

[8] S. K. Nayar and A. Karmarkar. 360*360 mosaics. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, volume 2, pages 388–395, Hilton head, South Carolina, June 2000. 1

[9] S. Peleg and M. Ban-Ezra. Stereo panorama with a single camera. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 395–401, June 1999. 1

[10] O. Shakernia, R. Vidal, and S. Sastry. Omnidirectional egomotion estimation from back-projection flow. 2003. 3

[11] P. Smets. Constructing the pignistic probability function in a context of uncertainty. In M. Henrion, R. D. Schachter, L. N. Kanal, and J. F. Lemmer, editors, *Uncertainty in Artificial Intelligence 5*, pages 29–39. Elsevier Science Publishers, North-Holland, Amsterdam, 1990. 5

[12] O. Strauss and F. Comby. Fuzzy morphology for omnidirectional images. In *Proceedings on the International Conference on Image Processing*, volume 2, pages 141–144, Genova, Italy, September 11-14 2005. 3

[13] T. Svoboda, T. Pajdla, and V. Hlavac. Motion estimation using central panoramic cameras. *In IEEE International Conference on Intelligent Vehicles*, 1998. 2

[14] N. Vlassis, Y. Motomura, I. Hara, H. Asoh, and T. Matsui. Edge-based features from omnidirectional images for robot localization. In *Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, Seoul, Korea, 2001. 2