Opérations Morphologiques Floues pour Images Omnidirectionnelles

Olivier Strauss, Frédéric Comby

▶ **To cite this version:**

Olivier Strauss, Frédéric Comby. Opérations Morphologiques Floues pour Images Omnidirectionnelles. LFA: Logique Floue et ses Applications, Nov 2004, Nantes, France. pp.141-148. lirmm-00108810

HAL Id: lirmm-00108810

https://hal-lirmm.ccsd.cnrs.fr/lirmm-00108810

Submitted on 23 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.

Article accepté pour publication dans les actes de la conférence LFA'04,
12èmes rencontres francophones sur la Logique Floue et ses Applications, 18 et 19 novembre 2004 - Nantes, France.

Opérations Morphologiques Floues pour Images Omnidirectionnelles

Fuzzy Morphology for Omnidirectionnal Images.

Olivier Strauss, Frédéric Comby

LIRMM, Université Montpellier II, 161, rue Ada,
34392 Montpellier Cedex 5, France
e-mail : Olivier.Strauss@lirmm.fr

Résumé : Nous présentons, dans cet article, une adaptation des techniques de morphologie mathématique aux images omnidirectionnelle catadioptriques.

Mots clef : image omnidirectionnelle, morphologie, intégrale de Choquet, partition floue.

Abstract: This paper describes morphologigal tools that have been adapted to omnidirectionnal catadioptic images.

Keywords: omnidirectional images, morphology, Choquet integral, fuzzy partitionning.

1. Introduction.

La morphologie mathématique est un outil d'analyse et de modification des images mis au point par l'équipe de Jean Serra à l'école des Mines de Fontainebleau [1]. Les outils proposés ont été développés au départ pour traiter des images binaires. Le principe de base de la morphologie mathématique ensembliste est de comparer l'image à analyser par rapport à un ensemble de géométrie connue appelé élément structurant. On déplace cet élément structurant de façon à ce que son origine passe par toutes les positions de l'image, pour mettre en évidence certaines caractéristiques de l'image.

Les opérations de base de la morphologie mathématique sont deux opérations duales appelées respectivement érosion et dilatation. Ce nom provient de l'effet produit sur une forme binaire par chacun de ces opérateurs (fig. 1).

Figure 1 : Image binaire dilatée et érodée

Leur utilisation a été ensuite étendue aux images à niveaux de gris en remplaçant les opérations logiques binaires par les T-normes et T-conormes min et max : on parle alors de morphologie mathématique fonctionnelle ou morphologie à niveaux de gris. L'utilisation de la morphologie à niveaux de gris permet d'éviter l'impasse de la binarisation, ou plus exactement de reporter cette opération au moment de l'analyse ou de l'interprétation de l'image.

Ce qui différencie particulièrement la branche morphologique des autres branches du traitement d'images est que les solutions proposées sont purement discrètes et ne font pas appel à un modèle continu sous-jascent d'illumination. Cependant, lorsque les images considérées sont issues de capteurs d'image (caméras), ne pas prendre en compte cet aspect projectif peut réduire l'aptitude des outils morphologiques à les modifier ou les analyser du point de vue de la réalité dont elles sont la projection.

Dans [2] Isabelle Bloch a montré que la morphologie pouvait être avantageusement étendue par l'utilisation d'éléments structurants flous. Ce passage au flou permet d'atténuer les effets de la binarisation et de prendre en compte l'aspect arbitraire du partitionnement de l'image (si on considère qu'une image numérique est issue de l'échantillonnage puis de la numérisation d'une image continue). Elle a montré que le choix des T-normes et des opérateurs d'agrégation était décisif pour obtenir des opérateurs morphologiques flous dont les propriétés étaient compatibles avec leurs homologues binaires.

L'élaboration des outils morphologiques est basé sur quatre propriétés fondamentales [1] qui sont : l'invariance par translation, la compatibilité par changement d'échelle, la connaissance locale et la semi-continuité. Ces propriétés sont définies sur l'image discrète sauf la semi-continuité qui n'a de sens que dans le cas continu.

L'adéquation des outils de la morphologie pour analyser des images projectives réelles est liée au fait qu'il est possible de positionner le capteur et les objets dont on analyse l'image de façon à ce qu'un maillage régulier défini sur l'objet se projette en un maillage régulier sur l'image. De cette propriété découle le fait qu'une opération de morphologie définie avec un élément structurant régulier sur l'image est la projection d'une opération morphologique équivalente à celle que l'on aurait obtenue sur l'objet.

Dans le cas où ces conditions ne sont pas respectées, les disparités de résolution dues à la perspective induisent une modification morphologique sur l'image ne correspondant pas à une modification morphologique équivalente sur l'objet. Sur la figure 2, on voit qu'un traitement d'érosion n'affecte pas uniformément les lignes du quadrillage.

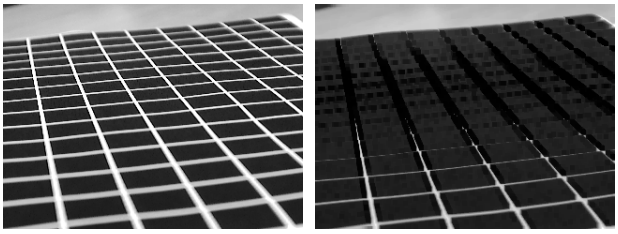

Figure 2 : Erosion sur image perspective.

- Même si rien, en morphologie, ne bannit l'utilisation d'éléments structurants de taille variable, une approche de ce type a très peu été utilisée et ce pour trois raisons :
- leur utilisation complique le traitement,
- l'information permettant de définir un élément structurant différent en chaque point de l'image est généralement absente,
- les propriétés fondamentales d'invariance par translation et la compatibilité par homothétie sont généralement vues comme des propriétés à respecter dans l'espace de l'image.

Dans le cas des images omnidirectionnelles, il est quasiment impossible de positionner le capteur de façon à ce qu'un maillage régulier sur la scène se projette de façon isotrope sur l'image (fig. 3). Par contre, un étalonnage préalable permet de connaître la projection d'un noyau régulier défini sur une image perspective reconstruite à partir de l'image omnidirectionnelle anamorphosée. Dans cet article, nous proposons d'utiliser cette propriété pour redéfinir des opérateurs de morphologie adaptés aux images omnidirectionnelles. Ces opérateurs font intervenir un élément structurant de taille variable qui ne peut donc être exprimé comme une union de pixels. C'est pourquoi nous proposons d'atténuer les effets dus à l'arbitraire du partitionnement utilisé en faisant appel à la théorie des sous-ensembles flous.

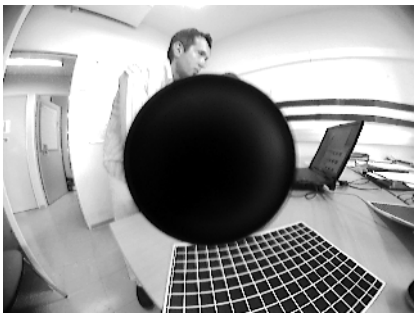

Figure 3 : Image omnidirectionnelle.

2. Vision Omnidirectionnelle.

2.1 Principe.

Comme la plupart des systèmes de perception, les caméras possèdent un champ de vue restreint : la portion d'espace perçu est limitée par la taille de la rétine et l'optique de la caméra. Dans un grand nombre d'applications telles que la télé-surveillance, la visio-conférence, la robotique mobile ou l'inspection, il peut être intéressant d'élargir ce champ de vue. Depuis une bonne dizaine d'années, l'utilisation de procédés optiques ou mécaniques permettant d'élargir le champ de vision d'une caméra fait l'objet de beaucoup d'attention de la part de la communauté "vision" [3]. On peut diviser ces approches en quatre catégories.

Figure 4 : image fish eye.

La première approche remplace l'optique classique de la caméra par une lentille possédant une distance focale très courte. Ce type de lentille, appelée “fish-eye”, permet d’avoir un angle d’ouverture dépassant les 180°. De telles lentilles sont complexes à réaliser, donc très chère, encombrantes et produisent une déformation importante de l’image (fig. 4).

La deuxième solution consiste à faire tourner une caméra classique autour d’un axe vertical fixe. L’ensemble des différentes vues constitue alors l'image panoramique de l’environnement [4]. Cette technique présente l’avantage de fonctionner avec une caméra ordinaire, mais elle nécessite un dispositif pour animer la caméra qui doit être précis. De plus, du fait de son mode d’acquisition, le temps pour obtenir une image panoramique est assez long. Pendant toute la phase d’acquisition la scène doit rester fixe. Dans la plupart des applications cette caractéristique est un défaut. Par contre, esthétiquement les images obtenues sont de très bonne qualité (fig. 5).

Figure 5 : image panoramique par rotation.

Plutôt que d’utiliser une caméra en rotation, il est envisageable d’utiliser plusieurs caméras fixes dont les points de vues se recoupent [5]. L’acquisition des images est synchronisée pour toutes les caméras permettant ainsi de réduire le temps d’acquisition. Cependant l'acquisition synchronisée des images est complexe et de coût élevé.

Enfin, la solution la plus en vogue actuellement consiste à utiliser une caméra classique en combinaison avec un catadioptre (lentille réfléchissante). Les lentilles utilisées sont un agencement de plans ou une surface de révolution [6], [7]. Dans ce dernier cas, comme pour les lentilles fish-eye, l’image observée par un capteur omnidirectionnel catadioptrique subit une anamorphose (fig. 3). Leur utilisation en inspection ou en surveillance nécessite une opération de redressement qui porte naturellement le nom de désanamorphose.

Dans de nombreuses applications, il est important que l’ensemble des images que l’on reconstruit à partir de l’image omnidirectionnelle soient géométriquement correctes et aient toutes le même point de vue. Dans leur article de référence [6], Nayar et Baker montrent que peu de miroirs réalisent cette contrainte. Les systèmes omnidirectionnels à point de vue unique ont fait l’objet d’une étude très poussée dont il ressort une modélisation très simple qui est la base de notre travail.

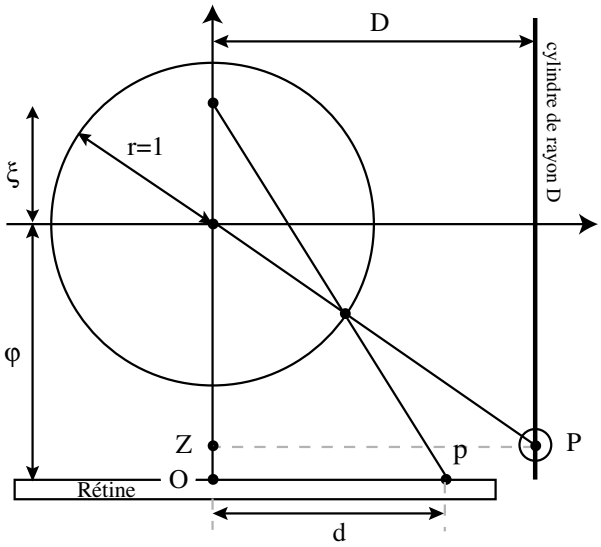

Figure 6 : double projection.

2.2 Equation fondamentale des caméras catadioptriques à point de vue unique.

Par définition, une caméra catadioptrique à point de vue unique est un système associant, à chaque point de l’espace 3D visible, un et un seul point projeté sur l’image. Des travaux de Geyer et Daniilidis [8], il ressort que cette projection est mathématiquement équivalente à une double projection sphérique/plane générique. Cette méthode, illustrée sur la figure 6, ne fait intervenir que deux paramètres (φ et ξ) pour relier un point P (X, Y, Z) à sa projection p (x, y) sur l’image.

$$x = \frac{(\varphi + \xi)X}{\xi R - Z}, \quad y = \frac{(\varphi + \xi)Y}{\xi R - Z} \qquad (1)$$

en posant $R^2=X^2+Y^2+Z^2$. L’échantillonnage réalisé par la rétine relie les coordonnées physiques de la projection de P à ses coordonnées dans l’image : $u = k_u x + u_o$, $v = k_v y + v_o$ (2)

(k_u, k_v, u_o, v_o) sont des constantes liées à l’ima-

geur. La combinaison des formules (1) et (2) donnent les équations fondamentales des systèmes catadioptriques à point de vue unique.

2.3 Désanamorphose des images omnidirectionnelles.

L'équation projective (1) relie l'espace 3D à l'espace image 2D. Pour reconstruire une image classique, il faut imposer une contrainte aux points 3D puis inverser (1) et (2). Dans la pratique, on choisit un plan dans la zone vue par le capteur, on définit un maillage (échantillonnage) de ce plan, puis on reconstruit la valeur de niveau de gris de chaque point du maillage par interpolation. La matrice d'interpolation est différente pour chaque point du plan de l'image à reconstruire, et pour chaque position de cette image.

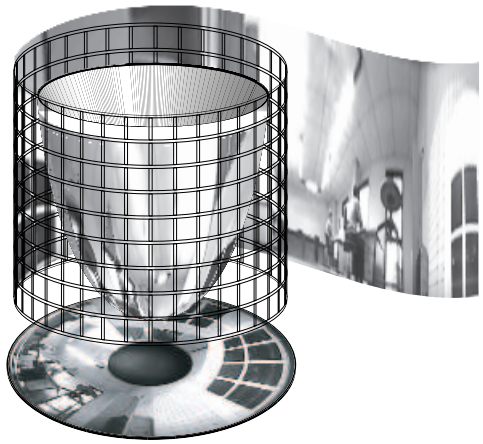

Figure 7 : cylindre de projection.

Pour visualiser l'ensemble de l'image, il est courant d'utiliser la projection sur le cylindre entourant le miroir de révolution (fig. 7). Il permet de définir l'ensemble des images que peut acquérir une caméra tournant autour d'un axe passant par son centre de projection, ce qui correspond bien à l'utilisation la plus fréquente de ce type de capteurs. Cette projection est très lisible par l'oeil humain. Cependant, elle reste anamorphosée au sens où des lignes droites perpendiculaires à l'axe de rotation du miroir ne se projettent pas comme des droites sur l'image projetée.

Soit un point P de coordonnées (X, Y, Z) sur un cylindre de projection de rayon D. Sa projection aura pour coordonnées (u,v) dans l'image :

$$u = k_u d\cos(\theta) + u_0 \,,\; v = k_v d\sin(\theta) + v_0 \quad (3)$$

avec $X = D\cos(\theta)$ et $Y = D\sin(\theta)$.

De l'équation (1), on déduit que :

$$d = f(\rho) = \frac{(\varphi + \xi)}{\xi\sqrt{1 + \rho^2} - \rho} \quad (4)$$

en posant $\rho = Z/D$.

Pour permettre la désanamorphose, il faut être capable d'inverser (4). La résolution de ce problème (en éliminant les fausses solutions) nous donne :

$$\rho = f^{-1}(d) = \frac{(\varphi + \xi) - \xi\sqrt{d^2(1 - \xi^2) + (\varphi + \xi)^2}}{d(1 - \xi^2)} \quad (5)$$

3. Opérations morphologiques sur les images omnidirectionnelles.

3.1 Projection à noyau variable.

Une opération morphologique sur une image omnidirectionnelle anamorphosée doit être telle que, aux contraintes imposées par l'échantillonnage de l'image près, toutes les formes des images projetées soient traitées de la même façon quelque soit la position de leur projection sur l'image anamorphosée.

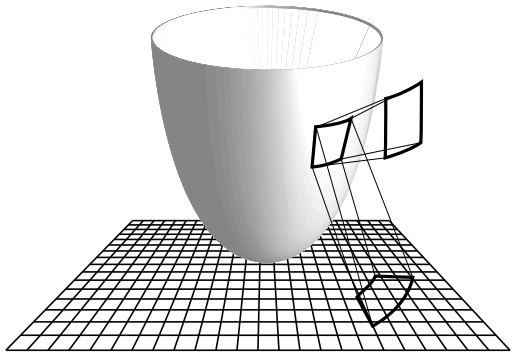

Figure 8 : projection du noyau.

Il existe deux façon de procéder. Une première idée serait de redresser les images omnidirectionnelles, puis appliquer le traitement morphologique sur les images redressées. Cette technique fait intervenir des interpolations et du lissage qui modifient l'information contenue dans l'image.

La seconde solution consiste à définir une grille de noyaux réguliers sur un espace projectif et d'utiliser les données du calibrage de la caméra

pour projeter ce pavage sur l'image omnidirectionnelle. C'est cette seconde solution que nous présentons dans cet article.

Pour illustrer ce principe, nous avons choisi le cylindre englobant comme espace projectif (fig. 7). On comprend aisément (fig. 8) que la projection d'un élément de maillage du cylindre ne se projette pas de façon isotrope sur l'image omnidirectionnelle.

3.2 Matrice d'interaction.

Une opération morphologique peut être vue comme une estimation de niveau de gris ou une modification de la classification floue de chaque pixel de l'image à traiter. Cette opération est basée sur une évaluation de la distribution des niveaux de gris dans un voisinage défini par un noyau.

Si on considère le noyau projeté comme élément structurant de ce type de morphologie floue, on peut associer à chaque pixel un voisinage flou dont le centre est défini par le pixel lui-même et dont la géométrie est définie dans un espace projectif plus adéquat (ici le cylindre).

Pour plus de simplicité dans les notations, nous allons considérer une image comme un ensemble de N pixels P_k dont le niveau de gris est défini par I_k (k de 1 à N) et dont les coordonnées dans l'image sont (u_k, v_k). On considère que ces coordonnées sont issues d'un échantillonnage du plan $\mathbb{R}^2$ vu ici comme une partition. Donc, à chaque pixel P_k, est associé un sous-ensemble flou de $\mathbb{R}^2$.

A chaque pixel P_k on peut associer un voisinage $V(P_k)$ par l'utilisation du principe d'extension appliqué à la formule (4). L'interaction $\beta_{k,n}$ entre un pixel P_n de l'image et le voisinage omnidirectionnel $V(P_k)$ du pixel P_k peut être défini par la possibilité de P_n restreinte à $V(P_k)$:

$$\beta_{k,n} = \Pi(V(P_k);P_n) \qquad (6)$$

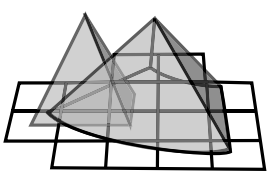

Figure 9 : interaction entre voisinage et pixel.

Cette mesure d'interaction est la possibilité de l'ensemble flou des éléments de $\mathbb{R}^2$ appartenant à la fois à P_n et $V(P_k)$. Elle peut être vue comme la plus grande valeur de α permettant une intersection entre les coupes de niveau α de $V(P_k)$ et de P_n (fig. 9). Elle peut être calculée en utilisant ce principe.

Par la suite, nous appelons *matrice d'interaction* la matrice (creuse) NxN des $\beta_{k,n}$. C'est cette matrice qui nous permet de redéfinir les opérations morphologiques de base.

3.3 Calcul simplifié des interactions.

L'utilisation directe du principe d'extension pour évaluer les interactions $\beta_{k,n}$ peut paraître lourd. Dans la pratique, on considère l'image comme une partition floue forte de $\mathbb{R}^2$ basée sur des nombres flous pyramidaux. Le noyau de chaque pyramide est défini par le centre du pixel et le support par les centres de son 8-voisinage (fig. 10).

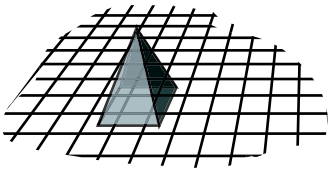

Figure 10 : pixel flou.

La fonction d'appartenance de P_k est un ensemble flou 2D pyramidal qui est le produit cartésien de deux nombres flous U_k et V_k : $P_k = U_k \times V_k$. Le mode de U_k (rsp. V_k) est u_k (rsp. v_k) et son étalement est défini par le pas d'échantillonnage de l'image ∂u (rsp. ∂v). Généralement $\partial u = \partial v = 1$.

La fonction d'appartenance de $V(P_k)$ peut être obtenue facilement en utilisant les propriétés du calcul des nombres flous LR [9]. Les variations de θ sont les mêmes dans l'espace de l'image et dans l'espace du cylindre. Par contre les variations de d sont non-linéaires et définies par :

$$\Delta d = \frac{d^2}{\varphi + \xi}\left|1 - \frac{\xi^2 \rho d}{\varphi + \xi + \rho}\right|\Delta\rho \qquad (7)$$

avec ρ défini par l'équation (5) et bien sûr

$$d = \sqrt{\left(\frac{u - u_0}{k_u}\right)^2 + \left(\frac{v - v_0}{k_v}\right)^2}.$$

Le support de $V(P_k)$ est défini par le polygone obtenu par Δd et $\Delta\theta$ (fig. 9). Dans ce cas $\beta_{k,n}$ peut être estimé simplement en cherchant par dichotomie la plus hautes valeur de α telle que les coupes de niveau α de $V(P_k)$ et de P_n aient une intersection non-nulle.

Ce calcul peut être simplifié en utilisant l'enveloppe de la projection de ce polygone sur les axes u et v (fig. 11). La possibilité restreinte est alors définie par la conjonction des possibilités restreintes de ses projections sur les axes u et v.

Chaque simplification de l'ensemble $V(P_k)$ diminue la précision mais accroit la vitesse du calcul de la matrice d'interaction.

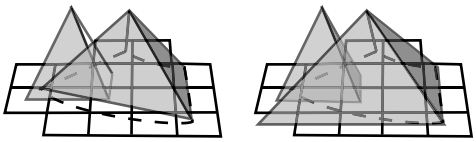

Figure 11 : simplifications de $V(P_k)$.

3.4 "Dilatation" par intégrale de Choquet.

Qu'est-ce qu'une dilatation ? Du point de vue de la morphologie fonctionnelle, la valeur de l'image dilatée DI_k au point P_k est la valeur maximale que prend la répartition des niveaux de gris dans le domaine définit par l'élément structurant autour de P_k.

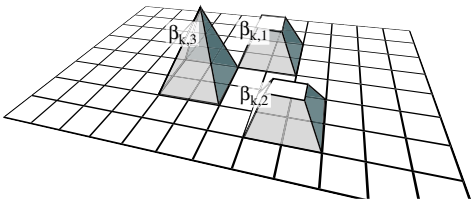

Figure 12 : coalition de 3 pixels.

Dans le cas qui nous intéresse ici, le voisinage $V(P_k)$ n'est pas défini de façon binaire mais par ses interaction $\beta_{k,n}$ avec tous les pixels P_n de l'image. Une estimation supérieure du niveau de gris de $V(P_k)$ en connaissant les niveaux de gris des P_n et les interactions peut être obtenue en utilisant une intégrale de Choquet [10, 11] de la forme :

$$DI_k = \sum_{n=1}^{N} I_{(n)}(v(A_{(n)}) - v(A_{(n+1)})) \qquad (8)$$

(.) indique une permutation qui trie les niveaux de gris de l'image telle que $I_{(1)} \le I_{(2)} \le \ldots \le I_{(N)}$. Les ensembles $A_{(n)}=\{P_{(n)}, \ldots, P_{(N)}\}$ sont des coalitions binaires de $\mathbb{R}^2$ regroupant tous les pixels dont le niveau de gris est supérieur ou égal à $I_{(n)}$. $v(A_{(n)})$ est une mesure de la confiance[1] que l'on peut accorder à l'ensemble $A_{(n)}$ pour définir la valeur du niveau de gris de l'image dilatée au point P_k sous l'hypothèse d'un seuil des niveaux de gris égal à $I_{(n)}$.

La coalition $A_{(n)}$ peut être considérée comme un ensemble flou discret de pixels flous ayant des confiances disparates (fig. 12). La plus grande confiance que l'on peut avoir dans cette coalition est donnée par :

$$v(A_{(n)}) = \operatorname*{Sup}_{i=n\ldots N} \{\beta_{k,(i)}\} \qquad (9)$$

L'utilisation de l'intégrale de Choquet et de la mesure de confiance $v(A_{(n)})$ nous permet de définir un opérateur morphologique proche de la dilatation proposée par I. Bloch et H. Maître [2].

3.5 "Erosion" et gradient morphologique.

Du point de vue de la morphologie fonctionnelle, la valeur de l'image érodée EI_k au point P_k est la valeur minimale que prend la répartition des niveaux de gris dans le domaine définit par l'élément structurant autour de P_k.

On peut utiliser une démarche équivalente à celle proposée en 3.4 pour définir l'érosion. Il est cependant plus simple d'utiliser la dualité érosion / dilatation. Si EI_k est la valeur du niveau de gris du pixel P_k après érosion alors :

$$EI_k = -\sum_{n=1}^{N} -I_{(n)}(v(A_{(n)}) - v(A_{(n+1)})) \qquad (10)$$

où (.) est une permutation qui trie les niveaux de gris de l'image telle que $-I_{(1)} \le -I_{(2)} \le \ldots \le -I_{(N)}$. Les coalitions $A_{(n)}$ et les capacités associées sont définies de façon identique. On peut noter que la permutation permettant de définir l'érosion est l'inverse de celle permettant de définir la dilatation, ce qui peut simplifier les calculs itérés.

---

1. historiquement on appelle *capacité* cette valeur.

Enfin, le gradient morphologique est un opérateur défini en morphologie fonctionnelle comme étant la soustraction de l'image érodée et de l'image dilatée : $GI_k = DI_k - EI_k$. Il fait apparaître les contours subjectifs des formes projetées. Nous ne voyons aucune raison de modifier cet opérateur.

3.6 Discussion sur les propriétés des opérateurs obtenus.

Nous avons défini les opérateurs omnidirectionnels pour obtenir l'invariance par translation ainsi que la compatibilité par changement d'échelle dans l'espace projeté. Par contre, l'utilisation de l'intégrale de Choquet semble violer la propriété de la connaissance locale puisque l'intégrale définie par les formules (9) et (10) fait intervenir les niveaux de gris de tous les pixels de l'image (et pas seulement ceux du voisinage). Ce problème est dû au fait que, contrairement aux méthodes usuelles d'estimation floue, nous n'imposons ici aucune normalisation, c'est-à-dire que les valeurs extrêmes des niveaux de gris ne sont pas connues. On peut cependant réécrire la formule de dilatation (8) de façon à ne faire apparaître que les pixels dont le support a une intersection non vide avec le support de $V(P_k)$ (i.e. $\beta_{k,n} \neq 0$) et I_{min} la plus petite valeur de niveau de gris sur l'image.

En effet, la formule (8) peut aussi être écrite sous la forme :

$$DI_k = \sum_{n=N}^{1} \left[\operatorname*{Sup}_{i=n\ldots N} \{\beta_{k,(i)}\} \right] (I_{(n)} - I_{(n-1)}) \quad (11)$$

Si on appelle r, le premier indice en partant de N tel que $\beta_{k,(r)} \neq 0$, alors tous les $v(A_{(n)})$ de N à r sont nuls. (12) se réécrit alors :

$$DI_k = v(A_{(r)})(I_{(r)} - I_{(r-1)}) + v(A_{(r-1)})(I_{(r-1)} - I_{(r-2)}) + \ldots \quad (13)$$

Soit $\beta_{k,(r-1)} \neq 0$, et donc P_{r-1} est un élément local du voisinage, soit $\beta_{k,(r-1)} = 0$ et alors (13) devient :

$$DI_k = v(A_{(r)})(I_{(r)} - I_{(s)}) + v(A_{(s)})(I_{(s)} - I_{(s-1)}) + \ldots \quad (14)$$

où s est l'indice suivant r tel que $\beta_{k,s} \neq 0$. Si on réitère ce raisonnement, la formule (14) ne fait intervenir que des informations locales.

Soit t, le plus grand indice tel que $\beta_{k,(t)} = \operatorname*{Sup}_{i=1\ldots N} \{\beta_{k,(i)}\}$, le développement de (14) nous montre que :

$$DI_k = v(A_{(r)})(I_{(r)} - I_{(s)}) + \ldots + v(A_{(t)})[(I_{(t)} - I_{(t-1)}) + \ldots + (I_{(1)} - I_{(0)})] \quad (15)$$

avec par convention $I_{(0)}=0$. Donc :

$$DI_k = v(A_{(r)})(I_{(r)} - I_{(s)}) + \ldots + v(A_{(t)})(I_{(t)} - I_{(1)})$$

qui ne fait intervenir que des informations locales et $I_{(1)} = I_{min} = Inf(I_k)$.

Enfin, si la croissance de l'opérateur dilatation que nous venons de définir semble triviale, il n'en est pas de même pour sa commutabilité avec l'opérateur Sup. Ce point reste à vérifier.

4. Expérimentations.

Nous présentons ici deux exemples pour illustrer les propriétés des opérateurs morphologiques omnidirectionnels. Sur la figure 13 est présentée une image d'une mire permettant de calibrer le capteur omnidirectionnel. Cette mire peut être vue comme un ensemble de rectangles noirs sur fond blanc ou un ensemble de lignes blanches sur fond noir. A l'intersection des lignes blanches se trouvent des petits carrés noirs.

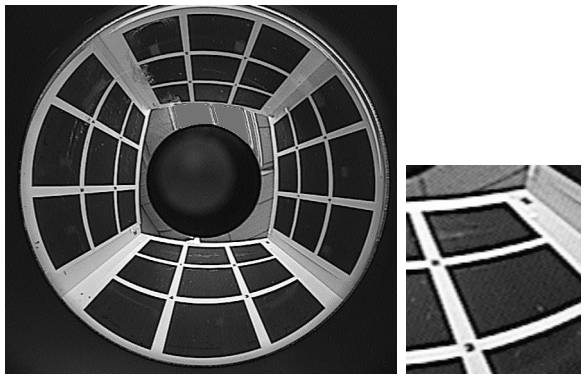

Figure 13 : image originale et détail

La première expérience montre la disparition de ces carrés par fermeture (dilatation suivie d'une érosion). Le noyau choisi dans les deux cas est le plus petit permettant d'obtenir cette disparition. On note une déformation non-homogène des carrés noirs dans le cas classique (fig. 14) et homogène dans le cas omnidirectionnel (fig. 15).

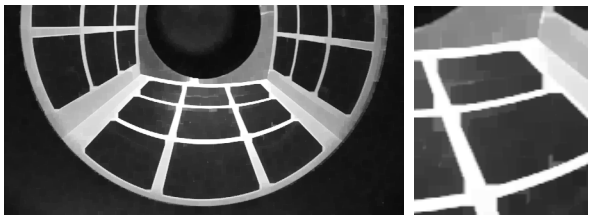

Figure 14 : fermeture classique

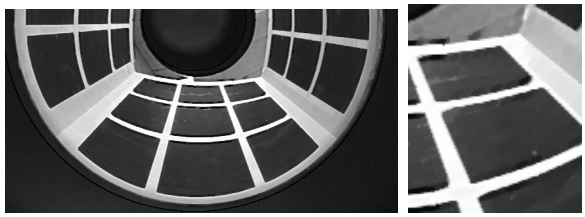

Figure 15 : fermeture omnidirectionnelle

Dans la seconde expérience, le noyau est choisi de façon à permettre une détection de contours au niveau du bord du miroir. On voit que si la dérivation est identique à cet endroit pour le cas classique (fig. 16) et pour le cas omnidirectionnel (fig. 17) seulement dans ce dernier cas les contours détectés le sont de façon homogène.

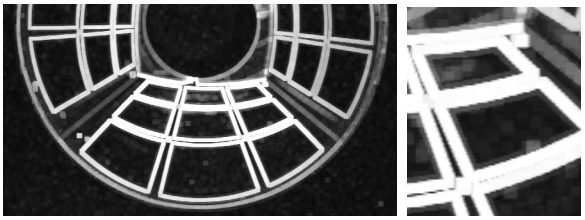

Figure 16 : dérivation classique.

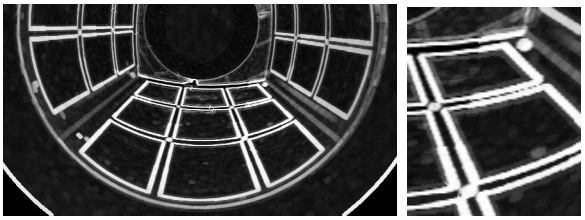

Figure 17 : dérivation omnidirectionnelle.

5. Conclusion.

L'aptitude des outils de la morphologie mathématique à modifier ou analyser des images réelles est liée au parallélisme du plan d'analyse et du plan de l'image, c'est à dire à l'absence de perspective sur l'image à analyser.

Les images omnidirectionnelles étant, par nature, anamorphosées, ces effets de perspectives sont toujours présents quelle que soit la position de la caméra par rapport aux objets à analyser. C'est pourquoi nous avons proposé d'adapter les outils de la morphologie fonctionnelle aux images omnidirectionnelles. Ce travail nous a mené à définir une morphologie à élément structurant flou variable dont la géométrie est assujettie à l'étalonnage du capteur. Il reste, cependant, encore quelques preuves à fournir pour assurer les propriétés de base des opérateurs proposés.

Remerciements.

Les auteurs tiennent particulièrement à remercier E.M. Mouaddib, I. Bloch et M. Grabish pour leur participation à l'élaboration de ce travail.

6. Références.

[1] J. Serra, Image analysis and mathematical morpholgy, Academic Press, inc., London 1982.

[2] I. Bloch, H. Maître, Fuzzy mathematical morphologies: a comparative study, Pattern Recognition, Vol. 28, No. 9, pp. 1341-1387, 1995.

[3] Shree K. Nayar, Omnidirectional Vision, Proc. of Eight International Symposium on Robotics Research (ISRR), Shonan, Japan, October 1997.

[4] S. Peleg and M. Ben-Ezra, Stereo panorama with a single camera, Proc. Computer Vision and Pattern Recognition Conf., pp. 395--401, 1999.

[5] Harsh Nanda, Ross Cutler, Practical Calibrations for a real-time digital omnidirectional camera, Technical Sketches, Computer Vision and Pattern Recognition, Hawaii, US, Dec 2001

[6] Baker S. and Nayar S. K. Single viewpoint catadioptric camera, Panoramic vision: sensor theory and application, monographs in computer science chapter 4, 39--72. Springer-Verlag, New York, 2001

[7] R. Swaminathan, M. D. Grossberg and S. K. Nayar, Non-Single Viewpoint Catadioptric Cameras: Geometry and Analysis, Columbia University TR, CUCS-004-01, 2001.

[8] C. Geyer and K. Daniilidis. Catadioptric projective geometry, International Journal of Computer Vision, 43:223-- 243, 2001.

[9] D. Dubois, H. Prade, Possibility theory: an approach to computerized rocessing of uncertainty, Plenum Press, London, 1985

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

[11] A. Chateauneuf and J.Y. Jaffray, Some characterizations of lower probabilities and other monotone capacities through the use of Mœbius inversion, Mathematical Social Sciences, 17 (1989) 263–283.