

# Extraction de Points à Forte Courbure à Partir d'Images Réelles

\*\* Yuxin CHEN - \*Rachid DERICHE - \*\* Jean-Pierre Cocquerez

\*INRIA BP 109 06561 Valbonne Cedex - France

\*\*ENSEA - Allée les chênes pourpres - 95000 Cergy-Pontoise Cedex - France

## RESUME

Cet article aborde le problème de l'extraction des points d'intérêts à partir d'images réelles. Une approche est proposée, basée sur l'utilisation d'une mesure de courbure simple dans sa mise en œuvre. Cette mesure très efficace fait intervenir les gradients directionnels en x et en y de l'image en intensité ainsi que les dérivées, dans la direction du contour, du gradient. Une analyse théorique du problème est effectuée et permet en particulier de prouver que la mesure utilisée détecte avec précision les angles dans une image. Quelques résultats expérimentaux illustreront l'approche et permettent de la comparer favorablement à celle récemment développée par A. Noble, connue sous le nom d'*Algorithme de Plessey*

## SUMMARY

This paper deals with the high curvature point extraction problem. An approach is presented that allows to extract such points from a real image through the use of very simple and efficient measure. This measure requires directional derivatives and local maxima extraction algorithms. A theoretical study on this measure is done. It shows that this measure is well adapted for the extraction of angles. Some experimental results will be shown.

## 1 Introduction

Un problème essentiel en stéréovision est de trouver un ensemble de primitives qui se correspondent dans les différentes vues prises par le système de perception utilisé. Une description 3D de la scène observée peut en effet être réalisée, une fois cet important problème résolu. Parmi les primitives les plus utilisées figurent les contours et leur représentation sous forme de segments de droites. Toutefois, suivant les idées de Moravec [6]

l'extraction des points d'intérêts s'est vu offrir de plus en plus d'importance. Dans ce papier, nous abordons le problème de l'extraction des points d'intérêts à partir d'images réelles. Dans notre cas ces points correspondent aux points à très forte courbure, d'une image perçue par un robot mobile. Ce problème est très important en vision par ordinateur car ces points sont très discriminants et peuvent être mis en correspondance plus facilement et plus sûrement que d'autres points de contours.



Plusieurs approches ont été proposées à ce jour afin d'extraire ces points avec précision. Elles peuvent être classées en 2 groupes : Le premier concerne les algorithmes opérant directement sur l'image en niveau de gris et le second concerne les algorithmes qui opèrent directement sur les chaînes de contour extraites de l'image à traiter. L'approche proposée dans ce papier appartient plutôt au premier groupe et utilise une nouvelle mesure pour la courbure dérivée en combinant les 2 approches. On montre en effet qu'en approximant la tangente de la courbe en chaque point d'une chaîne de contours, par l'orientation du contour extrait en ce point à partir de l'image à traiter, on arrive à cette nouvelle mesure pour la courbure qui fait intervenir les gradients directionnels en x et en y de l'image en intensité ainsi que les dérivées dans la direction du contour des gradients calculées. Une analyse théorique du problème est alors effectuée. Cette étude permet en particulier de prouver que la mesure utilisée permet bien de détecter avec précision les angles. Un opérateur d'extraction de contours optimal au regard de la détection et de la localisation que nous avons précédemment [2] est alors utilisé afin de calculer les divers gradients et une interpolation est effectuée afin de calculer les dérivées dans la direction du contour avec le plus de précision. Afin d'éviter que ce calcul ne se fasse en chaque point de l'image à traiter, une suppression des non maxima locaux de la norme du gradient permet en premier de ne conserver que les points à très fort gradient ayant un fort potentiel à être point de contours. Divers résultats expérimentaux ont été menés. Quelques uns illustrent notre papier et permettent aussi de le comparer à une approche récemment développée par Alison Noble [7] et connue sous le nom d'*Algorithme de Plessey*

Après une première partie consacrée à la présentation de l'algorithme de Plessey ainsi qu'à une remarque concernant son amélioration, nous présentons notre approche et nous détaillerons sa mise en œuvre. Une étude théorique de la mesure utilisée pour le calcul de la courbure est alors effectuée. Quelques résultats expérimentaux illustreront enfin l'approche présentée.

## 2 L'algorithme de Plessey

Récemment A.Noble a proposé une technique d'extraction de points à forte courbure à partir d'images en niveau de gris. Cette approche est basée sur une approximation local de l'intensité en niveau de gris  $I(x, y)$  par un polynôme de Chebyshev d'ordre 4 :

$$I(x, y) = a + b * x + c * y + d * (x^2 - 2/3) + e * x * y + f * (y^2 - 2/3) + g * x * (y^2 - 2/3) + h * y * (x^2 - 2/3) + j * (x^2 - 2/3) * (y^2 - 2/3) \quad (1)$$

Suivant cette approximation, les dérivées directionnelles en x et y de l'image peuvent être calculées par :

$$\left( I_x = b - \frac{2}{3}gI_y = c - \frac{2}{3}h \right) \quad (2)$$

Dans un voisinage 3\*3, les coefficients b, g, et h sont les suivants :

$$b = \frac{1}{6} \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$g = \frac{1}{4} \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ 2 & 0 & -2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$c = \frac{1}{6} \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

$$h = \frac{1}{4} \begin{pmatrix} -1 & 2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & -2 & 1 \end{pmatrix}$$

la mesure utilisée par A.Noble [7] est alors la suivante :

$$C_{plessey} = \frac{\tilde{I}_x^2 + \tilde{I}_y^2}{\tilde{I}_x^2 * \tilde{I}_y^2 - \tilde{I}_x^2 * \tilde{I}_y^2} \quad (3)$$

Le tild indique une opération de lissage.

Un point est marqué comme étant d'intérêt si la mesure donnée ci-dessus est plus petite qu'un certain seuil.

Une amélioration sensible de cette approche est de remarquer que qu'en utilisant une approximation de Chebyshev d'ordre 4, les gradients directionnels en x et y reviennent à être calculés par l'application des 2 masques suivant :

$$I_x = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$I_y = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

Ces 2 masques sont extrêmement sensibles aux bruits, et ne peuvent permettre une bonne extraction.

Afin de diminuer la sensibilité au bruit de cet algorithme, nous proposons d'utiliser un opérateur moins sensible pour le calcul des dérivées directionnelles. A titre d'exemple, en utilisant la structure générale décrite dans [2], nous avons trouvé que les résultats ont été sensiblement améliorés.

## 3 Extraction de points à forte courbure

Si  $I(x, y)$  représente le niveau d'intensité en niveau de gris de l'image à traiter,  $I_x(x, y)$  et  $I_y(x, y)$  ses dérivées directionnelles en x et y respectivement, alors le vecteur gradient unitaire  $\vec{\nabla}G$  de  $I(x, y)$  est donné par :

$$\vec{\nabla}G = \begin{pmatrix} I_x / \sqrt{(I_x^2 + I_y^2)} \\ I_y / \sqrt{(I_x^2 + I_y^2)} \end{pmatrix} \quad (4)$$

Ce vecteur est normal à la direction du contour et fait un angle  $\theta$  avec l'axe des x donné par :

$$\left( \cos(\theta) = I_x / \sqrt{(I_x^2 + I_y^2)}, \sin(\theta) = I_y / \sqrt{(I_x^2 + I_y^2)} \right) \quad (5)$$

Le vecteur unitaire  $\vec{n}$  le long de la direction du contour est normal au vecteur  $\vec{\nabla}G$ . Il est donné par :

$$\vec{n} = \begin{pmatrix} -I_y / \sqrt{(I_x^2 + I_y^2)} \\ I_x / \sqrt{(I_x^2 + I_y^2)} \end{pmatrix} \quad (6)$$

Un point angle dans une image se caractérise par un fort changement dans la direction du gradient. Une bonne mesure de ce changement est donné par la dérivée de l'orientation du gradient dans la direction du contour,  $\dot{\theta}$ . Cette mesure peut être obtenue comme suit:

Soient  $I_1$  et  $I_2$  définis par :

$$\begin{pmatrix} I_1 = \frac{d\cos(\theta)}{d\vec{n}} = -\dot{\theta}\sin(\theta) \\ I_2 = \frac{d\sin(\theta)}{d\vec{n}} = \dot{\theta}\cos(\theta) \end{pmatrix} \quad (7)$$

Le point indique l'opération de dérivation dans la direction du contour donnée par le vecteur  $\vec{n}$ .

De ces relations, il vient que :

$$\dot{\theta}^2 = I_1^2 + I_2^2 \quad (8)$$

En développant les calculs pour  $I_1$  et  $I_2$ , et en simplifiant il vient que :

$$\dot{\theta} = \frac{\sqrt{I_x^2 + I_y^2}}{\|\nabla G\|} \quad (9)$$

En multipliant cette mesure par la norme du gradient, on ne gardera que les points qui auront une forte courbure et un fort gradient. Ceci afin d'éliminer les points présentant un faible contraste. Ceci donne comme mesure :

$$C = \sqrt{\dot{I}_x^2 + \dot{I}_y^2} \quad (10)$$

Une étude théorique de cette mesure, faite dans le paragraphe suivant, montre qu'elle est parfaitement adaptée à la détection d'angles dans une image.

L'algorithme d'extraction des points à forte courbure peut se décrire alors comme suite ( voir l'exemple illustré par la figure 1)

1. Application de la structure générale décrite dans [2] pour calculer les images directionnelles  $I_x$  et  $I_y$ .
2. Calcul des dérivées directionnelles de  $I_x$  et  $I_y$  dans la direction du contour  $\vec{n}$ . Les opérateurs de dérivation utilisés à ce niveau sont de simples différences. Ainsi dans l'exemple de la figure 1, la dérivée dans la direction du contour est approximée par la simple différence entre les valeurs trouvées en K2 et K1.
3. Afin d'éviter que le calcul de la courbure ne se fasse en chaque point de l'image à traiter, une suppression des non maxima locaux en norme du gradient dans la direction du gradient permet en premier de ne conserver que les points ayant un fort potentiel à être point de contours.
4. Calcul et lissage de la courbure à l'aide d'un opérateur tel que celui décrit dans [2]
5. Seuillage de la courbure. On supprime tous les points présentant une courbure faible
6. Suppression des non-maxima locaux en courbure dans la direction du contour. Cette étape est illustrée par la figure 1 où GR désigne la valeur de la norme du gradient au point courant. GR sera étiqueté comme maxima local si sa valeur est supérieur à celles calculées en K1 et K2 par interpolation linéaire entre C et F pour K2 et D et G pour K1 respectivement. .

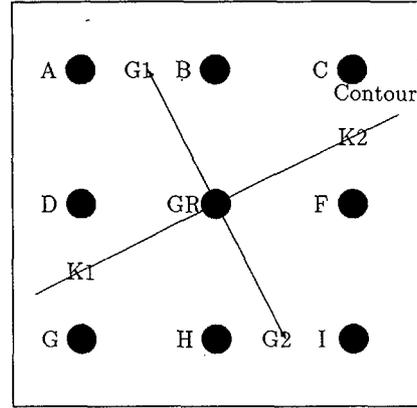


Figure 1: Exemple d'interpolation

## 4 Etude de la mesure proposée

Dans cette section nous nous inspirons de l'analyse faite par Berzins [1] dans son étude du Laplacien pour analyser le comportement de la mesure de la courbure proposée en présence d'un angle. Nous montrons en particulier que cette mesure donne bien un maximum au point caractérisant cet angle.

On utilise le même système de coordonnées que celui décrit par Berzins [1]. L'unité est donné par la taille  $\sigma$  du filtre Gaussien utilisé :

$$\begin{pmatrix} x = X/\sigma \\ y = Y/\sigma \end{pmatrix} \quad (11)$$

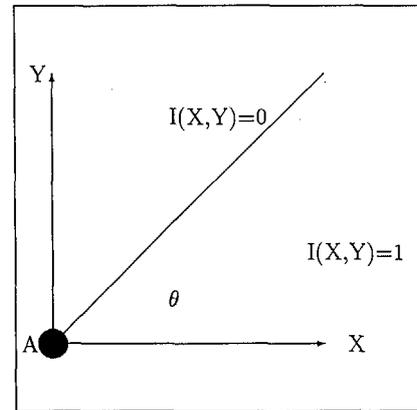


Figure 2: Profil d'intensité d'un angle

Considérons l'angle représenté par la figure 2. Sa représentation en intensité est donnée par :

$$I(x, y) = U(y).U(mx - y) = U(x).U(y) - U(x).U(y - mx) \quad (12)$$

avec  $m = \tan(\theta)$ ,  $0 < \theta < \Pi / 2$  et  $U(x)$  représente la fonction saut d'amplitude.

Soit la fonction Gaussienne  $g(x)$  définie par :

$$G(x) = \frac{1}{\sqrt{(2 * \Pi)}} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) \quad (13)$$



Soit la fonction  $\Phi(x)$  définie par :

$$\Phi(x) = \int_{-\infty}^x g(t)dt \quad (14)$$

L'image filtrée par la Gaussienne 2D  $G(x,y)=g(x)*g(y)$  est donnée par :

$$F(x, y) = I(x, y)*G(x, y) = \Phi(x).\Phi(y) - \int_{-\infty}^x g(t)\Phi(y-mx+mt)dt \quad (15)$$

Le vecteur gradient  $\vec{\nabla}F$  de l'image filtrée est alors donné par :

$$\vec{\nabla}F = \begin{pmatrix} F_x = g(u) * \Phi(v) * \sin(\theta) \\ F_y = g(y) * \Phi(x) - g(u) * \Phi(v) * \cos(\theta) \end{pmatrix} \quad (16)$$

où

$$\begin{pmatrix} u = x * \sin(\theta) - y * \cos(\theta) \\ v = x * \cos(\theta) + y * \sin(\theta) \end{pmatrix} \quad (17)$$

sont les coordonnées cartésiennes correspondants au nouveau repère obtenu par rotation d'un angle égal à  $\theta$ .

Rappelons que la mesure proposée pour la courbure est :

$$C(x, y) = \sqrt{\hat{I}_x^2 + \hat{I}_y^2} \quad (18)$$

Le point indique l'opération de dérivation dans la direction du contour donnée par le vecteur  $\vec{n}$ , tandis que les indices  $x$  et  $y$  designent l'opération de dérivation dans les directions  $x$  et  $y$  respectivement.

$$\vec{n} = \begin{pmatrix} n_x = -F_y / \sqrt{(F_x^2 + F_y^2)} \\ n_y = F_x / \sqrt{(F_x^2 + F_y^2)} \end{pmatrix} \quad (19)$$

Nous voulons localiser les extremas de  $C(x,y)$  le long de la direction du contour donné par le vecteur  $\vec{n}$ , ceci revient à trouver les zéros de :

$$\frac{\partial C}{\partial \vec{n}} = C_x.n_x + C_y.n_y \quad (20)$$

Les relations donnant  $I_{xxx}, I_{xxy}, I_{xyy}$  et  $I_{yyy}$  sont alors utilisées ainsi que les suivantes :

$$\begin{pmatrix} F_{xx} = g(u) * \sin(\theta) * (g(v) * \cos(\theta) - u * \Phi(v) * \sin(\theta)) \\ F_{xy} = g(u) * \sin(\theta) * (u * \Phi(v) * \cos(\theta) + g(v) * \sin(\theta)) \\ F_{yy} = -y * g(y) * \Phi(x) - g(u) * \cos(\theta) * (u * \Phi(v) * \cos(\theta) + g(v) * \sin(\theta)) \end{pmatrix} \quad (21)$$

Après calcul et simplification, il vient bien que la dérivée donnée par (20) est nulle au point (0,0) i.e C est maximum.

## 5 Résultats Experimentaux

Dans cette partie nous donnons quelques résultats expérimentaux obtenus par l'approche proposée. Ainsi la figure 3 montre l'image originale utilisé ainsi que les points extraits. On remarque que la plupart des points sont bien détectés et surtout bien localisés. Ceci nous permet d'espérer une amélioration dans le résultats obtenus dans nos problème en stéréovision.

## 6 Conclusion

Nous avons proposé dans ce papier une nouvelle approche pour l'extraction des points à forte courbure. Cette approche utilise une mesure pour la courbure basée sur le calcul de dérivées directionnelles dans les directions du contour et de celle du gradient. Une étude théorique nous a permis de valider cette mesure. Les résultats obtenus avec cette approche se comparent très favorablement à celle très récente développée par A.Noble.

## References

- [1] Berzins. Accuracy of Laplacian Edge Detectors. *Computer Graphics Image Processing*, vol 27, pp 195-201, 1984
- [2] Deriche Fast algorithms for low-level vision. *9Th ICPR - Rome - 14-17 Nov*, 1988.
- [3] Shah.M and Jain.R Detecting time-varying corners In *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 28, pp 344-355. 1984.
- [4] Kitchen.L and Rosenfeld.A Grey-level corner detection In *Pattern Recognition Letters* 1, pp 95-102, December 1982
- [5] Zuniga and Haralick Corner detection using the facet model In *International Conference on Pattern Recognition and Image processing*, pp 30-37, 1983
- [6] Moravec.H.P Towards automatic visual obstacle avoidance In *Proc. International Joint Conference on Artificial Intelligence* pp 584-587, Cambridge, Mass August 1977.
- [7] Noble.A Finding Corners In *Proc Alvey Conference* Cambridge, England, 1987
- [8] Harris.C.G Determination of Ego-motion from matched points. In *Proc Alvey Conference* Cambridge, England, 1987

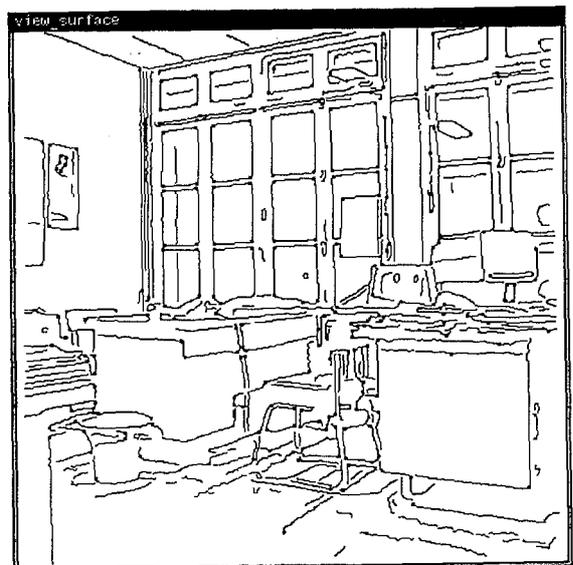


Figure 3: Points à forte courbure extraits d'une image d'intérieur classique