

# Un détecteur de points caractéristiques sur des images multispectrales. Extension vers un détecteur sub-pixellique.

Catherine ACHARD-ROUQUET, Erwan BIGORGNE, Jean DEVARS

Laboratoire des Instruments et Systèmes  
4, place Jussieu, case 164, 75 252 Paris cedex 05

Achard@ccr.jussieu.fr, devars@ccr.jussieu.fr, erwan.bigorgne@lis.jussieu.fr

**Résumé** - Nous proposons dans cet article un détecteur de coins pour des images multispectrales. L'information multispectrale est réellement prise en compte puisque nous considérons ces images comme des champs de vecteurs, ce qui nous permet d'utiliser la géométrie différentielle. De bons résultats sont obtenus comme le montre une étude comparative entre ce détecteur et celui de Harris [HAR88]. Cependant, des délocalisations de coins apparaissent pour des images fortement lissées (ce qui est vrai pour une grande partie des détecteurs). C'est pourquoi nous avons implémenté une détection sub-pixellique à même de retrouver la position exacte du coin.

**Abstract** - We propose in this article an interest points detector algorithm, which leads to results both on mono-spectral and multi-spectral images. So, it can be applied, for example, on color images. Multispectral images are considered as vector fields and we use differential geometry to extract corners. Good results are obtained, as shown in a comparative study between our detector and Harris ones [HAR88]. However, this method, as all others based on signal, leads to a bad localisation on filtered images. To solve this problem, we present a second step of the algorithm based on a study of Laplacian zero crossing. This second step allows us to detect all corners (and so filtered corners) with a sub-pixel resolution.

## 1. Introduction

Dans la littérature, trois grandes classes de détecteurs de coins existent :

La première est basée sur le contour. Deux idées s'affrontent ici, soit rechercher des points caractéristiques le long des chaînes de contours [SEE94], soit rechercher des intersections entre les approximations polygonales de contours [HOR90]. Les inconvénients de ces approches sont d'abord que près des coins, les contours sont souvent mal détectés et ensuite, que les points détectés sont fortement dépendant de l'algorithme d'approximation polygonal utilisé.

La deuxième classe de détecteurs de coins utilise la corrélation avec un gabarit [DER91]. Ces méthodes, qui peuvent amener à des détections sub-pixel, ne recherchent qu'un type spécifique de points d'intérêt et ne sont donc pas applicables dans un contexte général.

Le troisième type d'approche, qui est le plus utilisé, consiste à déterminer une mesure directe à partir de l'image, correspondant généralement à des valeurs maximales de la courbure.

Beudet [BEA87] utilise la relation de la courbure gaussienne :

$$k = C (I_{xx}I_{yy} - I_{xy}^2)$$

où C est une constante positive. Comme près d'un coin, le point est soit elliptique ( $k > 0$ ) soit hyperbolique ( $k < 0$ ), il suffit de garder les fortes valeurs de la valeur absolue de k.

En 1988, Noble [NOB88] et Harris [HAR88] proposent deux nouveaux détecteurs qui sont similaires et basés sur des matrices ressemblant à des matrices d'autocorrélation :

$$A = \begin{pmatrix} \langle I_x^2 \rangle & \langle I_x I_y \rangle \\ \langle I_x I_y \rangle & \langle I_y^2 \rangle \end{pmatrix}$$

où  $\langle \rangle$  est l'opération de filtrage par une gaussienne 2D.

Noble forme la quantité :

$$k = \frac{\text{trace}(A)}{\det(A)} = \frac{\langle I_x^2 \rangle + \langle I_y^2 \rangle}{\langle I_x^2 \rangle \langle I_y^2 \rangle - \langle I_{xy} \rangle^2}$$

tandis que Harris forme :

$$k = \det(A) - \lambda \text{trace}(A)^2 \\ = \langle I_x^2 \rangle \langle I_y^2 \rangle - \langle I_x I_y \rangle^2 - \lambda (\langle I_x^2 \rangle + \langle I_y^2 \rangle)^2$$

L'approche la plus robuste est celle basée sur le signal. En effet, le premier type d'approche a l'inconvénient de nécessiter une extraction de contour tandis que le second demande une connaissance approximative du type de coin recherché. Récemment, Schmid [SCH98] a montré que lorsque l'image est préalablement filtrée, le détecteur de Harris donne des résultats robustes au bruit et stables, comparativement à d'autres détecteurs.

La suite de l'article s'articule comme suit : dans un premier temps, nous décrivons le détecteur, dans sa version monospectrale puis dans sa version multispectrale. Nous présentons ensuite les résultats obtenus, aussi bien sur des images de synthèse que sur des images réelles. Avant de conclure, nous proposons une extension de la méthode vers une version sub-pixellique.

## 2. Notre approche

### 2.1. L'approche monospectrale

L'idée consiste à observer que l'angle entre deux vecteurs gradients de deux points appartenant à un coin est grand. Ainsi, nous prenons comme mesure de « force du coin » la moyenne des produits vectoriels entre le gradient du point considéré et le gradient de ses voisins. A un point  $P_i$  correspondra la mesure  $k_i$  :

$$k_i = \sum_{j \in V_i} \left\| \overrightarrow{\text{grad}}(P_i) \wedge \overrightarrow{\text{grad}}(P_j) \right\|^2 \quad (1.)$$

$$= \sum_{j \in V_i} \left\| \overrightarrow{\text{grad}}(P_i) \right\|^2 \cdot \left\| \overrightarrow{\text{grad}}(P_j) \right\|^2 \sin^2 \left[ \overrightarrow{\text{grad}}(P_i), \overrightarrow{\text{grad}}(P_j) \right]$$

Où :

- $V_i$  est le voisinage du point  $P_i$  ;
- $\left\| \overrightarrow{\text{grad}}(P) \right\|^2 = I_x^2 + I_y^2$  où  $I_x$  et  $I_y$  sont les dérivées partielles de l'image ;
- $\tan \left[ \vec{i}, \overrightarrow{\text{grad}}(P) \right] = I_y / I_x$  où  $\vec{i}$  est le vecteur unitaire horizontal.

En développant cette expression, on obtient  $k = I_x^2 < I_y^2 > + I_y^2 < I_x^2 > - 2I_x I_y < I_x I_y >$  où  $< >$  dénote la moyenne sur le voisinage.

La mesure  $k$  est homogène à la norme du gradient puissance 4 multipliée par le sinus carré de l'angle entre les gradients (équation 1). Ceci implique qu'une grande importance est donnée à l'amplitude du gradient. Des tests ont montré qu'en utilisant cette expression, les coins avec un faible contraste ne sont pas détectés. Pour considérer aussi bien l'angle des coins que leur contraste, il faut diviser cette expression par le carré du gradient. La version finale normalisée du détecteur est donc :

$$k = \frac{I_x^2 < I_y^2 > + I_y^2 < I_x^2 > - 2I_x I_y < I_x I_y >}{< I_x^2 > + < I_y^2 >} \quad (2.)$$

L'ordre de cette nouvelle mesure est  $\sin^2 \alpha \text{ grad}(P)^2$ . La même importance est maintenant donnée aux deux termes. Avec cette mesure normalisée, l'aptitude à détecter des angles obtus est moins dépendante du contraste du coin.

### 2.2. L'approche multispectrale

L'avantage de cette approche est qu'elle peut être reprise pour des images multispectrales. Il faut néanmoins définir le gradient de ces images. Nous nous reportons pour cela à la géométrie différentielle et aux travaux de Zeno [ZEN86] ou Cumani[CUM91]. Considérons une image multispectrale de  $m$  bandes représentée par une fonction  $f: \mathcal{R}^2 \rightarrow \mathcal{R}^m$  qui associe à un point  $P(x,y)$  un vecteur  $\vec{f} = (f_1(x,y) \dots f_m(x,y))$ . La première forme fondamentale a pour expression :  $d\vec{f}.d\vec{f} = E dx^2 + 2F dx dy + G dy^2$  avec :

$$E = \left( \frac{\partial f_1}{\partial x} \right)^2 + \left( \frac{\partial f_2}{\partial x} \right)^2 + \dots + \left( \frac{\partial f_m}{\partial x} \right)^2$$

$$F = \frac{\partial f_1}{\partial x} \frac{\partial f_1}{\partial y} + \frac{\partial f_2}{\partial x} \frac{\partial f_2}{\partial y} + \dots + \frac{\partial f_m}{\partial x} \frac{\partial f_m}{\partial y}$$

$$G = \left( \frac{\partial f_1}{\partial y} \right)^2 + \left( \frac{\partial f_2}{\partial y} \right)^2 + \dots + \left( \frac{\partial f_m}{\partial y} \right)^2$$

Cette première forme fondamentale a une valeur maximale et une valeur minimale qui coïncident avec les valeurs propres de la matrice :

$$\begin{pmatrix} E & F \\ F & G \end{pmatrix}$$

Elles sont atteintes quand  $dx$  et  $dy$  correspondent aux vecteurs propres. En développant les calculs, on obtient les valeurs extrêmes :

$$\lambda_+ = \left( E + G + \sqrt{(E - G)^2 + 4F^2} \right) / 2$$

$$\lambda_- = \left( E + G - \sqrt{(E - G)^2 + 4F^2} \right) / 2$$

et les déplacements :

$$\begin{cases} (dx_+, dy_+) = (\cos \theta_+, \sin \theta_+) \\ (dx_-, dy_-) = (\cos \theta_-, \sin \theta_-) \end{cases} \text{ avec } \begin{cases} \theta_+ = \frac{1}{2} \arctan \frac{2F}{E - G} + k\pi \\ \theta_- = \theta_+ \pm \pi / 2 \end{cases}$$

Le cas précédent (monospectral) est un cas particulier pour ces expressions. La théorie montre que l'on peut assimiler  $\lambda_+$  au carré de la norme du gradient et  $\theta_+$  à son orientation.

$$\left\| \overrightarrow{\text{grad}}(P) \right\|^2 = \lambda_+ = \lambda \quad \text{et} \quad \theta = \theta_+$$

En développant l'expression précédente de  $k$ , on obtient :

$$k = \frac{\lambda \left[ (1 - 2\cos^2 \theta) < \lambda \cos^2 \theta > + \cos^2 \theta < \lambda > \right] - 2\sin \theta \cos \theta < \lambda \sin \theta \cos \theta >}{< \lambda >} \quad (3.)$$

## 3. Résultats

L'un des opérateurs les plus utilisés dans la littérature est le détecteur de coins de Harris. Certaines études comparatives récentes [SCH98] montrent que celui-ci présente des avantages non négligeables par rapport à d'autres approches. Nous comparons donc la méthode proposée ici à ce détecteur.

### 3.1. Comparaison sur des images de synthèse

Deriche [DER91], qui a réalisé une étude sur plusieurs détecteurs de coins, a montré que les méthodes précédemment citées, basées sur un principe de suppression des non maxima locaux, délocalisent le coin vers l'intérieur, surtout pour les images lissées.

Nous nous sommes donc intéressés, dans un premier temps, à la capacité des deux détecteurs à localiser précisément les coins. Pour cela, nous avons créé des images de synthèse dont l'angle varie entre 20 et 160 degrés et nous avons filtré ces images par des masques gaussiens de variance comprise entre 0 et 4. L'objet a un niveau de gris arbitraire de 30 tandis que le fond a une luminance de 100. Pour chaque image, nous

mesurons la distance entre le point détecté par notre méthode (et celle de Harris) et le coin réel. Les résultats comparatifs sont présentés figure 1.

Sur cette figure, nous avons également comparé notre détecteur et celui de Harris : lorsque la grille est gris clair, les deux détecteurs ont donné le même résultat, lorsqu'elle est gris foncé, notre détecteur est plus précis et lorsqu'elle est blanche, Harris fournit les meilleurs résultats. Lorsque la grille est noire, Harris n'a pas détecté de coins.

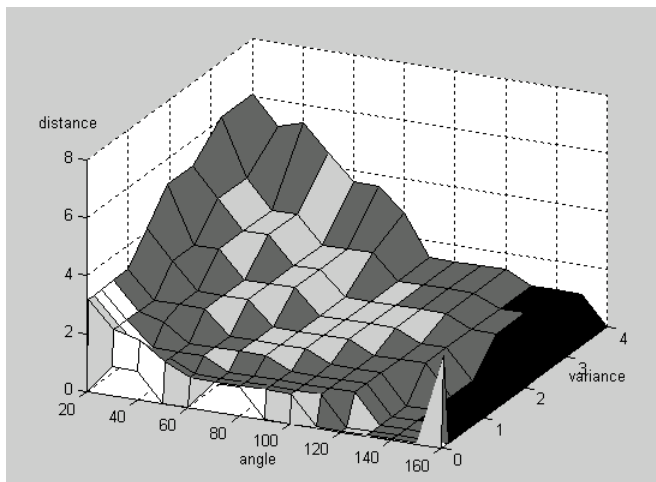


Fig. 1: Etude sur des images de synthèse

Cette figure montre les limites de l'approche : lorsque la variance est importante, le coin est fortement délocalisé, surtout pour les angles aigus. Une étude analytique de ce phénomène est proposée dans [DER91a]. On remarque également que sauf cas particuliers, notre méthode amène à de meilleurs résultats que celle de Harris. D'autre part, Harris est bien souvent incapable de détecter des angles obtus (supérieurs à 140 degrés).

### 3.2. Comparaison sur une image réelle

Figures 2 et 3, nous présentons le résultat obtenu sur une image provenant de l'INRIA.

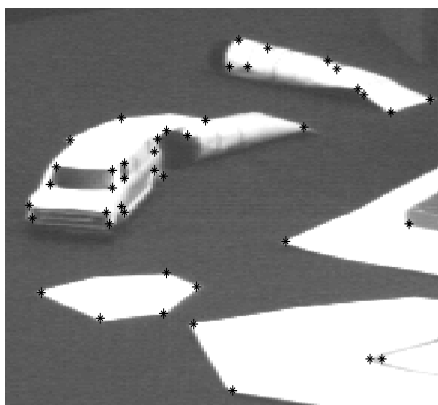


Fig. 2 : notre détecteur

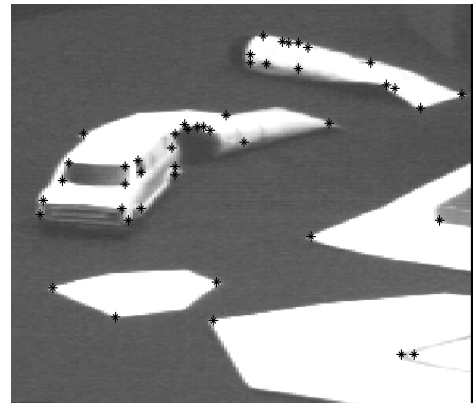


Fig. 3 : détecteur de Harris

Comme l'image originale est très peu bruitée, aucun filtrage préalable n'a été réalisé (de manière générale, les deux détecteurs sont sensibles au bruit aussi, avant tout traitement, un filtrage gaussien de variance 0.7 sera réalisé.). Nous avons délibérément choisi un seuil très bas afin de montrer que même si des fausses détections commencent à apparaître avec la méthode de Harris, certains coins très ouverts ne sont toujours pas détectés.

Nous avons montré, figure 1, que ce détecteur est robuste au lissage cependant, pour des images floues, et surtout pour des angles faibles, il conduit à une mauvaise localisation. Comme nous l'avons dit précédemment, ceci est vrai pour toutes les méthodes qui utilisent un principe de suppression des non maxima locaux. Cet inconvénient peut être particulièrement gênant dans les applications où une grande précision est requise (calibrage de caméras, reconstruction 3D,...). Il se retrouve cependant dans toutes les méthodes, sauf celles basées une corrélation avec un modèle. Ces dernières ont d'autres inconvénients : elles sont très coûteuses en temps de calcul et ne sont pas assez robustes dans un contexte ouvert. Nous proposons donc, dans une seconde étape de l'algorithme, de corriger la position des détections.

### 4. Extension vers un détecteur sub-pixellique

Afin de repousser les limites de cette approche, nous proposons de détecter la position du « vrai coin » avec une résolution sub-pixellique.

Deriche [DER91] propose de filtrer l'image avec un filtre gaussien d'écart-type  $\sigma_1$  et de faire une première détection de coins. Puis il refait le même processus avec un filtre d'écart-type  $\sigma_2$ . L'alignement deux points obtenus donne la bissectrice du coin. Il suffit de remonter cette bissectrice jusqu'au passage par zéro du laplacien pour avoir la position exacte du coin. Une étude préalable a en effet montré que le lieu des passages par zéro du laplacien passe toujours par la position du vrai coin (quel que soit le filtrage de l'image). Cette méthode donne de bons résultats mais présente quelques inconvénients :

- Un coin détecté à un premier niveau de filtrage peut ne pas l'être au deuxième.

- Deux coins distincts peuvent amener à une seule détection lorsque l'on utilise un filtre de variance élevée.
- Il est difficile de déterminer les deux échelles de filtrage.

Nous proposons donc une alternative qui comprend les étapes suivantes :

- Utiliser le détecteur pixellique pour déterminer des fenêtres d'intérêt centrées sur les coins détectés.
- Calculer les passages par zéro sub-pixelliques du laplacien à l'intérieur de chaque fenêtre.
- Sélectionner la chaîne de passage par zéro de plus fort contraste.
- Le long de cette chaîne, calculer la mesure  $k$  entièrement normalisée par le gradient ( $k$  est divisé par la norme du gradient à la puissance 4) et garder le maximal local qui correspond à la position sub-pixellique du coin. A cette étape, on normalise entièrement par le gradient car celui-ci est en général très faible à la position du coin.

Nous présentons figures 4 et 5 les résultats obtenus avec cette méthode. Figure 4, la position des coins pixelliques détectés et les passages par zéro sub-pixelliques du laplacien sont représentés. La figure 5 donne la position réelle des coins, après correction. L'alignement vertical de ces points montre la bonne qualité de la nouvelle détection.

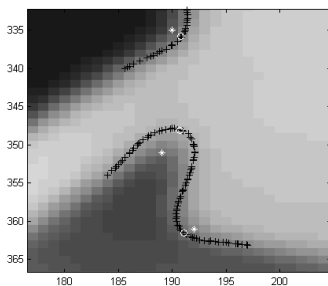


Fig. 4 : Coins pixelliques et passages par zéro sub-pixelliques du laplacien

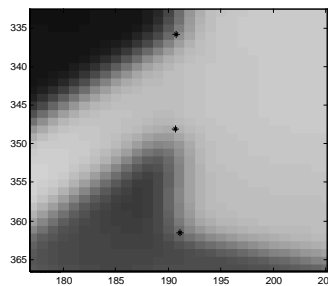


Fig. 5 : Résultats sub-pixelliques

Les tests effectués paragraphe 3.1. ont été repris avec ce nouveau détecteur. Les distances entre le coin détecté et le coin réel sont maintenant toujours inférieures à 1 pixel.

## 4. Conclusion

Après une brève étude bibliographique des détecteurs de coins, nous avons présenté un nouveau détecteur qui présente trois avantages principaux :

- Il donne des résultats plus précis que le détecteur de Harris, réputé le plus robuste à ce jour, comme nous l'avons montré lors d'une étude comparative réalisée sur des images de synthèse.
- Il permet de détecter des angles obtus, ce qui n'est pas le cas pour une grande partie des détecteurs.
- Il s'étend très facilement aux images multispectrales et permet donc, entre autre, de traiter des images couleur.

Cette méthode, comme toutes les méthodes basées sur un principe de suppression des non maxima locaux, amène à des délocalisations importantes pour des images floues ou lissées et ce, particulièrement pour des coins aigus. Afin de corriger ces délocalisations, une approche sub-pixellique, prenant en compte les passages par zéro du laplacien, a été mise en place.

## Références

- [BEA87] P.R. Beaudet, *Rotationally invariant image operators*, International Joint Conference on Pattern Recognition, pp. 579-583, 1987.
- [CUM91] A. Cumani, *Edge Detection in Multispectral Images*, Computer Vision Graphics and Image Processing, vol. 53, n° 1, pp. 40-51, 1991.
- [DER91] R.Deriche et G.Giraudon, *On corner and vertex detection*, Rapport de Recherche INRIA 1439, Juin 1991.
- [DER91a] R.Deriche et G.Giraudon, *Accurate corner detection : an analytical study*, Rapport de Recherche INRIA 1420, avril 1991.
- [HAR88] C. Harris et M. Stephens, *A combined corner and edge detector*, 4<sup>th</sup> Alvey Vision Conference, pp.147-151, 1988.
- [HOR90] R. Horaud et F. Veillon, *Finding Geometric and Relational Structures in an image*, European Conference on Computer Vision, pp. 374-384, 1990.
- [NOB88] J.A. Noble, *Finding Corners*, Image and Vision Computing, vol. 6, n° 2, pp. 121-128, mai 1988
- [SCH98] C. Schmid and R. Mohr et C. Bauckhage, *Comparing and Evaluating Interest Points*, International Conference on Computer Vision, pp. 230-235, Bombay, India, 1998.
- [SEE94] U. Seeger et R. Seeger, *Fast Corner Detection in grey level images*, Pattern Recognition Letters, vol 15, n° 7, pp. 669-675, 1994.
- [ZEN86] S.D. Zenzo, *A Note on the Gradient of a Multi-Image*, Computer Vision Graphics and Image Processing 33, pp. 116-125, 1986.