

Un nouvel opérateur multispectral pour la détection des coins

Ahmed Fouad EL OUAFDI^{1,2}, Sophie NICKLAUS¹, Fan YANG²

¹Centre des Sciences du Goût et de l'Alimentation
Institut National de la Recherche Agronomique
17 rue Sully, BP 86510, 21065 Dijon, France

²Laboratoire Le2i, CNRS 5158
Faculté Mirande, Université de Bourgogne, 21028 Dijon, France

Ahmed-Fouad.El-Ouafdi@dijon.inra.fr, Sophie.Nicklaus@dijon.inra.fr
fanyang@u-bourgogne.fr

Résumé – La majorité des approches proposées dans la littérature pour la détection des coins se basent sur les images de niveaux de gris, cependant, il a été récemment prouvé que l'information de la couleur peut grandement améliorer la qualité de la détection des coins. À partir du gradient multispectral et la structure différentielle de l'image, nous proposons dans ce papier un nouvel opérateur qui permet de cerner l'information de second ordre de l'image, les vecteurs propres de cet opérateur sont utilisés pour la détection des coins. Une étude comparative confirme que notre approche performe mieux par rapport à deux autres approches de détection des coins.

Abstract – Most approaches for corners detection reported in the literature are based on grayscale images, however, it was recently shown that color information can greatly improve the detection of corners. From multispectral gradient and the differential structure of the image, we propose in this paper a new operator that identifies the second-order information of the image, the eigenvectors of this operator is used to detect corners. A comparative study confirms that our approach performs better compared with two other approaches for detecting corners.

1 Contexte scientifique

Les coins sont des éléments structuraux importants dans une image et ils sont utiles dans une grande variété d'applications incluant, le suivi d'objets dans une séquence vidéo, la mise en correspondance entre deux images et l'identification automatique des expressions faciales. Les coins sont facilement identifiables par notre système de vision humain, mais leur détection automatique exacte et précise est une opération non triviale.

Au cours des dernières décennies, un grand nombre de méthodes pour trouver des coins a été proposé [2], la plupart d'entre elles sont fondées sur le fait que les coins correspondent à un changement brusque de l'orientation des contours. Ainsi, la plupart de ces méthodes se basent sur cette observation en examinant la dérivée première et seconde de l'image pour localiser les coins. Dans le cas des images monospectrales (niveau de gris), la première dérivée se traduit approximativement par le gradient et la deuxième dérivée par la matrice hessienne. Dans le cas multispectral, l'image est considérée comme une variété différentielle de dimension deux, les contours multispectraux sont identifiés par les valeurs et vecteurs propres du tenseur métrique estimé par le produit de la transposé de la matrice jacobienne avec elle-même [3]. Pour l'extraction des informations multispectrales de second ordre, l'approche de base consiste d'abord à calculer séparément les matrices hessiennes de chaque bande et réaliser ensuite une calculer séparément

les matrices hessiennes de chaque bande et réaliser ensuite une somme pour produire le résultat final [4]. Toutefois, en réalisant une somme directe, les termes des matrices hessienne peuvent être de signes opposés de sorte que la somme peut conduire à l'annulation des dérivés secondes. Pour palier ce problème, une méthode basée sur un quaternion formé par les trois matrices hessiennes de chaque bande a été proposée [12], cependant, cette méthode est coûteuse en temps car le calcul des valeurs propres nécessite la décomposition en valeurs singulières du quaternion.

Au meilleur de nos connaissances, un opérateur qui permet de cerner l'information de seconde ordre d'une image multispectrale n'a pas encore été proposé. Ainsi, dans un premier temps, en se basant sur la structure différentielle d'image multispectrale, nous développons un tel opérateur à partir des dérivées du gradient multispectral de l'image, ensuite, nous utilisons les valeurs propres de cet opérateur pour l'identification des coins.

2 Description du nouvel opérateur multispectral

Considérons une image de m bandes représentée par une fonction $I : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^m$ qui associe à chaque point (x, y) un vecteur $I(x, y) = (I_1(x, y), \dots, I_m(x, y))$. En utilisant les notations de tenseur, Di Zeno [3] a introduit la première définition du gradient d'une image multispectrale : les variations de l'image

I sont extrêmes dans les directions des vecteurs propres de la matrice qui approxime le tenseur métrique :

$$J^T J = \begin{pmatrix} E & F \\ F & G \end{pmatrix}, \quad (1)$$

où $E = \sum_{k=0}^m (\frac{\partial I_k}{\partial x})^2$, $F = \sum_{k=0}^m \frac{\partial I_k}{\partial x} \frac{\partial I_k}{\partial y}$, $G = \sum_{k=0}^m (\frac{\partial I_k}{\partial y})^2$ et J est la matrice jacobienne de I . Le contraste maximal, λ_{max} , correspond à la plus grande valeur propre de $J^T J$, tandis que la direction de cette variation maximale, notée N , correspond au vecteur propre associé :

$$N(x, y) = (\cos(\theta), \sin(\theta)), \quad (2)$$

avec

$$\theta = \frac{1}{2} \arctan \left(\frac{2F}{E - G} \right) + n\pi \text{ où } n \in \mathbb{Z}.$$

À chaque point $p(x, y)$, notons par $\mathcal{T}_p I$ le plan tangent de la variété différentielle I engendrée par les deux vecteurs $I_x = \frac{\partial I}{\partial x}$ et $I_y = \frac{\partial I}{\partial y}$. Le vecteur N peut être donc représenté dans la base (I_x, I_y) sous la forme :

$$N(x, y) = \cos(\theta)I_x + \sin(\theta)I_y. \quad (3)$$

Comme nous l'avons souligné précédemment, le vecteur N pointe vers la direction du changement maximal du contour multispectral et l'angle de l'orientation dépend des coordonnées (x, y) . Étant donnée que les coins sont localisés sur les points qui correspondent à un changement brusque dans l'orientation du contour, nous proposons tout d'abord de calculer la matrice jacobienne J_N de N par rapport aux variables x et y , ensuite nous incorporons les valeurs propres de la matrice $J_N^T J_N$ dans une règle de décision pour localiser les coins.

En tenant compte du fait que les deux vecteurs I_x et I_y qui engendrent le plan tangent $\mathcal{T}_p I$ changent d'un point à l'autre, en utilisant la dérivation en chaîne, la matrice jacobienne J_N du vecteur N au point (x, y) peut être formulée comme suit :

$$J_N = [C_1 \quad || \quad C_2] \quad (4)$$

avec

$$C_1 = \begin{bmatrix} \cos(\theta)(R_{xx} + \theta_x R_y) + \sin(\theta)(R_{yx} - \theta_x R_x) \\ \cos(\theta)(G_{xx} + \theta_x G_y) + \sin(\theta)(G_{yx} - \theta_x G_x) \\ \cos(\theta)(B_{xx} + \theta_x B_y) + \sin(\theta)(B_{yx} - \theta_x B_x) \end{bmatrix}$$

et

$$C_2 = \begin{bmatrix} \sin(\theta)(R_{yy} - \theta_y R_x) + \cos(\theta)(R_{xy} + \theta_y R_y) \\ \sin(\theta)(G_{yy} - \theta_y G_x) + \cos(\theta)(G_{xy} + \theta_y G_y) \\ \sin(\theta)(B_{yy} - \theta_y B_x) + \cos(\theta)(B_{xy} + \theta_y B_y) \end{bmatrix}$$

où les indices correspondent aux dérivées premières et secondes par rapport à x et y des composantes $I_1 = R$, $I_2 = G$ et $I_3 = B$ de l'image I , θ_x et θ_y sont les dérivées partielles de l'angle θ données par :

$$\theta_\delta = \frac{F_\delta(E - G) - F(E_\delta - G_\delta)}{(E - G)^2 + 4F^2} \text{ pour } \delta = x, y. \quad (5)$$

Dans la matrice jacobienne (4), on remarque l'apparition des termes des dérivées seconde des trois bandes de l'image, non

pas comme une somme directe, mais plutôt en combinaison avec les angles de rotation et ses dérivées ainsi que les termes de la première dérivée de l'image. Maintenant, pour quantifier la variation du vecteur N , nous considérons la matrice $J_N^T J_N$ qui peut être interprétée comme étant la matrice qui approxime le tenseur métrique de l'espace formé par les vecteurs N . Comme dans le cas des valeurs propres de la matrice (1) qui déterminent le contour multispectral, les valeurs propres λ_{max} et λ_{min} de la matrice $J_N^T J_N$ quantifient les variations sur ce contour, ce qui permet d'identifier les coins caractérisés par un changement brusque de l'orientation du contour. Comme règle de décision pour la localisation des coins, nous utilisons la fonction suivante [6] :

$$\begin{aligned} R_\kappa &= \lambda_{max} \lambda_{min} - \kappa (\lambda_{max} + \lambda_{min})^2 \\ &= \det(J_N^T J_N) - \kappa \text{trace}^2(J_N^T J_N), \end{aligned} \quad (6)$$

où κ est le paramètre de sensibilité. Plus la valeur de κ est petite, plus il est probable de détecter les coins avec des angles aigus.

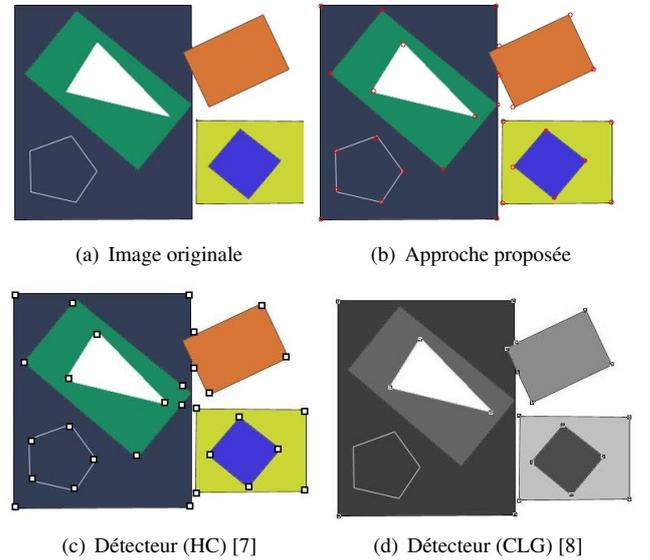


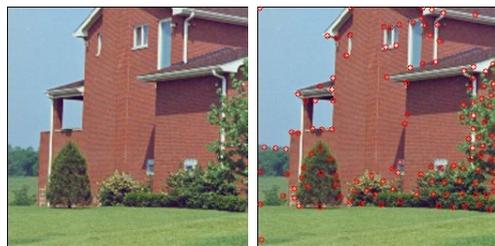
FIGURE 1 – Résultats de détection des coins sur une image de synthèse.

3 Expérimentaux et discussions

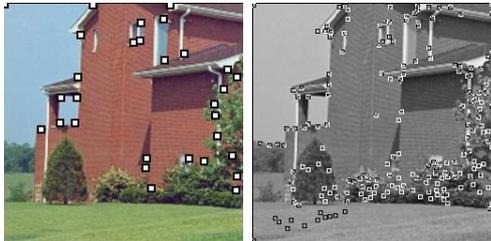
Dans cette section, nous présentons les résultats du détecteur des coins sur deux applications différentes, la première application est la localisation des coins dans des images et la deuxième est le suivi des yeux dans une séquence vidéo.

3.1 Localisation des coins

Nous comparons dans ce paragraphe notre approche de détection des coins avec deux approches standard, la première est une extension de l'approche de Harris et Stephens [6] aux images en



(a) Image originale (b) Approche proposée



(c) Détecteur (HC) (d) Détecteur (CLG)



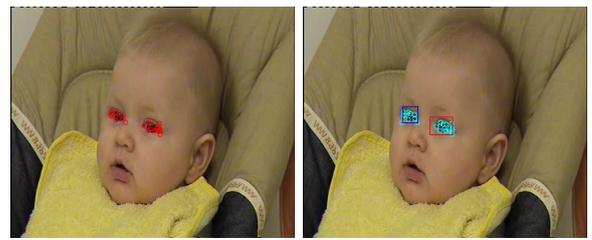
(e) Image originale (f) Approche proposée



(g) Détecteur (HC) (h) Détecteur (CLG)

FIGURE 2 – Résultats de détection des coins des images réelles.

couleur (HC) [7], la deuxième approche est basée sur les courbures locales et globales (CLG) pour la localisation des coins sur les images à niveaux de gris [8]. Des études comparatives des méthodes de localisation des coins [9, 5] montrent que les deux approches [7, 8] présentent des bonnes performances par rapport à d'autres approches dans la littérature. Pour le calcul des dérivés dans les expressions (1), (4) et (5), nous avons appliqué des filtres de dérivation gaussien de premier et de second ordres, les meilleurs résultats sont obtenus quand le paramètre de sensibilité (6) est fixé à la valeur 0.05. Dans les figure 1 et 2, nous rapportons les résultats obtenus par les trois approches sur une image synthétique et deux images réelles. On remarque que la détection des coins est presque parfaite dans l'image de sythèse pour notre approche et la méthodes de détection basée sur la couleur (HC), en revanche, la méthode (CLG) n'a pas pu détecter adéquatement un bon nombre des coins dans l'image, notamment, ceux de l'hexagone blanc. La différence entre les



(a) (b)



(c) (d)



(e) (f)

FIGURE 3 – Suivi des yeux dans une séquence vidéo.

trois méthodes est plus visible quand elles sont appliquées à des image réelles dans la figure 2. La méthode (CLG) permet de détecter la majorité des coins, cependant, elle détecte aussi beaucoup de faux coins, notamment sur la texture des plantes et sur le gazon, quant à l'approche (HC), elle n'a pas pu détecter quelques coins important dans l'image, surtout ceux qui sont formés par les ombres. L'approche proposée dans ce papier a permis d'aboutir à de bons résultats de détection sur les images réelles, car la majorité des coins sont localisés tout en réduisant au minimum les fausses détections.



(a) (b)

FIGURE 4 – Localisation des coins des yeux.

3.2 Suivi des points d'intérêts

Les points d'intérêts tels que les coins sont couramment utilisés pour le suivi des objets [12]. Dans la perspective d'une analyse automatique des expressions faciales, nous appliquons dans ce paragraphe le détecteur de coins proposé pour le suivi des points d'intérêts du visage dans une séquence vidéo. Un système automatique d'analyse d'expressions faciales consiste généralement en trois phases principales [10] : la détection du visage à étudier, l'extraction des composants du visage (notamment au niveau des yeux et du nez) et enfin la classification de l'expression faciale.

L'extraction des composants de visage passe essentiellement par la localisation et suivi des yeux dans la séquence vidéo [10]. Dans un premier temps, nous avons appliqué la méthode de la localisation des yeux dans le visage en utilisant la méthode proposée par Viola et Jones [11], après cette étape initiale, nous avons appliqué l'opérateur proposé pour générer des coins, ces points caractéristiques sont utilisés pour le suivi des yeux dans la séquence vidéo en se basant sur l'approche proposée par Shi et Tomasi [12]. La figure 3 montre un exemple d'application de l'opérateur proposé pour le suivi des yeux. Initialement dans la figure 3(a), nous avons réalisé une localisation initiale des yeux par la méthode de détection basée sur une cascade de classificateurs boostés [11], ensuite, un suivi des points caractéristiques est réalisé pour estimer la position de ses points dans les images suivantes, comme c'est illustré dans les figures 3(b)-3(f). Dans une troisième application rapportée dans la figure 4, le nuage de points généré pour le suivi de chaque oeil est filtré pour garder les deux coins les plus importants dans les deux extrémités de l'oeil, ces deux points sont primordiales pour la réalisation d'un système automatique d'analyse d'expressions faciales [10].

4 Conclusion

Dans ce papier, nous avons introduit un nouveau opérateur basé sur les dérivées première et seconde des composantes de l'images, nous avons choisi deux méthodes considérées parmi les méthodes les plus performantes pour tester notre approche. Les expériences réalisées sur une image de synthèse et des images réelles montrent une meilleure détection des coins par la méthode proposée. Ces résultats préliminaires sont encourageants et très prometteurs pour l'analyse et le traitement des images en couleurs.

Références

- [1] L. Shi, B. Funt et G. Hamarneh, *Quaternion Color Curvature* Proc. IST Sixteenth Color Imaging Conference, Portland, 2008.
- [2] T. Tuytelaars et K. Mikolajczyk. *Local invariant feature detectors : a survey*. Found. Trends. Comput. Graph. Vis., vol. 1994, p.177 -280, 2008.

- [3] S. Di Zeno, *A note on the gradient of a multi-image*, Comput. Vision. Graph. vol.33, p.116-125, 1986.
- [4] A. Ming et H. Ma, *A blob detector in color images* Proc. 6th ACM int. conf. on Image and video retrieval, p.364-370, 2007.
- [5] N. Sebe, T. Gevers, J. V. De Weijer et S. Dijkstra. *Corner detectors for affine invariant salient regions : is color important ?*. CIVR 2006. vol. 4071, p.61-71.,2006.
- [6] C. Harris et M. Stephens, *A Combined Corner and Edge Detector* Alvey Vision Conference, 1988.
- [7] J. van de Weijer, T. Gevers et J.-M. Geusebroek, *Edge and corner detection by photometric quasi-invariants* IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol.27,p.625-630, 2005.
- [8] C.H. Xiao et N.H.C. Yung, *Corner detector based on global and local curvature properties* Opt. Eng., vol. 47(5), p.057008, 2008.
- [9] J. L. A. Jakas, A. Al-Obaidi et Y. Liu. *A comparative study of different corner detection methods*. CIRA'09, p.15-18,2009.
- [10] Y.-Li. Tian, T. Kanade et J. Cohn *Recognizing action units for facial expression analysis*, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. , Vol. 23, No. 2,p. 97 - 115, February, 2001.
- [11] P. Viola et M. J. Jones. *Robust Real-Time Object Detection*, CVPR 2001, Vol. 1 p. I-511-518.
- [12] J. Shi et C. Tomasi *Good Features to Track*, CVPR 94, p. 593-600, 1994.
- [13] M. Lyons, J. Budynek et S. Akamatsu, *Automatic classification of single facial images*. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. p.21 12, 1999.