HAL
open science

Détection de coins par combinaison de filtres asymétriques orientés

Baptiste Magnier, Hasan Abdulrahman, Philippe Montesinos

To cite this version:

Baptiste Magnier, Hasan Abdulrahman, Philippe Montesinos. Détection de coins par combinaison de filtres asymétriques orientés. GRETSI 2017, Sep 2017, Juan les Pins, France. hal-01942295

HAL Id: hal-01942295

https://hal.science/hal-01942295v1

Submitted on 3 Dec 2018

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 coins par combinaison de filtres asymétriques orientés

Baptiste MAGNIER, Hasan ABDULRAHMAN, Philippe MONTESINOS
Ecole des Mines d'Alès, Parc scientifique Georges Besse, 30000 Nîmes, France
{baptiste.magnier, hasan.abdulrahman, philippe.montesinos}@mines-ales.fr

Résumé – Les coins extraits par la majorité des algorithmes proposés dans la littérature se trouvent généralement mal localisés. Dans cet article, une approche pour la détection de coins basée sur la combinaison de différents noyaux asymétriques orientés est proposée. Les informations capturées par les noyaux directionnels permettent de décrire précisément toute la variation des niveaux de gris ainsi que les directions des contours se croisant au niveau du pixel considéré. Comparée à d'autres algorithmes de détection de coins sur des images synthétiques et réelles, l'approche proposée reste plus stable et robuste au bruit que les méthodes comparatives, même en présence d'angles ouverts ou de contours flous.

Abstract – Corners extracted by the majority of the proposed algorithms in the literature do not correspond to the exact position of the corners. In this paper, an approach for corner detection based on the combination of different asymmetric kernels is proposed. Informations captured by the directional kernels enable to describe precisely all the grayscale variation and the directions of the crossing edges around the considered pixel. Comparing to other corner detection algorithms on synthetic and real images, the proposed approach remains more stable and robust to noise and blur than the comparative methods.

1 Introduction

En vision par ordinateur, les coins constituent des repères importants car ils contiennent des informations riches comme la délimitation des objets. Un pixel est considéré comme un coin lorsque plusieurs contours se rencontrent et ils se réfèrent aux points où différentes orientations de contour existent. Aussi, il existe plusieurs approches pour détecter les coins.

(i) Impliquant des chaînes de contour : Les méthodes de détection de coins se concentrant sur le traitement des contours seuillés recherchent des chaînes de contour ayant une forte courbure ou des intersections de segments de ligne [17]. Cependant, la localisation des coins repose sur les performances de la détection des contours (paramètre(s) des filtres comme l'écart type de la gaussienne σ ou le seuillage des contours).

(ii) A l'aide de masques : Concernant ces méthodes, les valeurs des pixels à l'intérieur sont comparées avec celle du ou des pixels centraux du masque, comme la méthode FAST [15]. Dans [19], des masques de différentes formes sont utilisés pour estimer la distribution locale de l'orientation du gradient.

(iii) En filtrant les images : Les méthodes de filtrage fonctionnent directement sur les intensités de l'image [2]. Ainsi, les coins sont détectés en combinant l'amplitude du gradient avec les points de la surface image ayant une courbure maximale. L'un des premiers travaux dans ce domaine est celui de Kitchen-Rosenfeld, impliquant des dérivées d'images du premier et du second ordre dans le calcul de la courbure [6]. Par ailleurs, le seul calcul des dérivées premières de l'image informe sur la structure locale d'un pixel en examinant également les autres valeurs du gradient dans le voisinage. Le gradient est habituellement calculé au moyen de dérivée première de la gaussienne avec un écart type $\sigma \in \mathbb{R}_+$. Cette opération nommée corrélation apporte des indications afin de considérer un pixel com- me un point de contour ou un coin. Cette sélection est effectuée en impliquant un tenseur de structure symétrique d'ordre 2, nommé J_ρ, qui est lissé avec une gaussienne d'écart type ρ. Cette mesure de cohérence isotrope est donnée par la deuxième valeur propre λ_2 [16] ou pourrait être estimée par : $c_1 = \frac{\det(J_\rho)}{\mathrm{tr}(J_\rho)+k}$ [3] ou $c_2 = \det(J_\rho) - k \cdot \mathrm{tr}(J_\rho)$[4], avec $k > 0$. Même si cette représentation de tenseur est robuste au bruit, la localisation du coin détecté manque généralement de précision, suivant la valeur de son paramètre de lissage ρ. En effet, l'emplacement d'un coin détecté tend à se déplacer lorsque ρ augmente [2]. Dans [7], la mesure de coin λ_2 est propagée en utilisant un filtre en forme de sablier au lieu du masque gaussien pour un lissage adaptatif. Enfin, dans [1], les deux orientations locales pour les coins et les jonctions sont extraites en : (1) impliquant J_ρ pour détecter des régions plusieurs orientations et (2) calculant et combinant les valeurs propres d'un tenseur 3×3 ; cette méthode s'avère plus précise que les précédentes.

Dans cet article, les coins sont extraits en impliquant seulement une combinaison de filtres asymétriques orientés.

2 Les filtres asymétriques orientés

Les filtres orientés ont été conçus pour capturer des variations d'intensité de gris dans différentes directions sur la surface de l'image [5]. En effet, ces filtres permettent de trouver l'orientation où la dérivée de l'image correspond à la réponse maximale. Afin d'obtenir une meilleure sélectivité angulaire, Perona suggère de lisser davantage dans la direction du filtre à l'aide de filtres anisotropes [13]. Ainsi, le concept correspond à l'approximation d'un noyau anisotrope gaussien (G_A) :

$$G_A(x, y, \sigma_\xi, \sigma_\eta) = \frac{1}{2\pi \cdot \sigma_\xi \cdot \sigma_\eta} \cdot e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_\xi^2} + \frac{y^2}{\sigma_\eta^2}\right)}, \qquad (1)$$

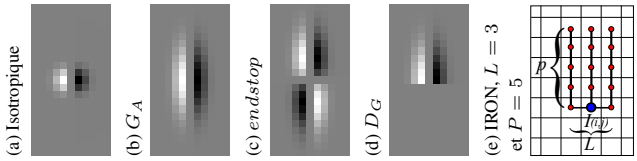


FIGURE 1 – Différents noyaux de gaussiennes dérivées 2D discrets et représentation du filtre IRON. (a) avec $\sigma = 1$. (b), (c) et (d) avec $\sigma_\eta = 1$ et $\sigma_\xi = 3$. Le filtre de terminaison/$endstop$ en (c) revient à la dérivée du filtre G_A dans la direction Y.

où $(x, y) \in \mathbb{R}^2$ représente les coordonnées du pixel, σ_η et σ_ξ se réfèrent à l'échelle de la gaussienne et au facteur d'anisotropie respectivement (Fig. 1(b)). Le filtre G_A peut être orienté et dérivé pour extraire les contours [17]. Cependant, il possède un inconvénient majeur : seulement une orientation de contour de 0 à 180° est extraite efficacement [13][9]. Il est donc impossible d'extraire plusieurs orientations co-existantes pour le même pixel directement avec cette méthode de filtrage. Dans [14], à partir d'une énergie, des filtres orientés paires et impaires sont combinés ensemble afin de calculer des coins.

Contrairement au filtre décrit ci-dessus, les filtres orientés asymétriques [9] [12] [11] demeurent mieux adaptés pour la caractérisation de pixels ayant plusieurs directions de contours. Dans le rapport de thèse [8], des filtres asymétriques permettent de différencier les zones de contours des zones homogènes (filtre de de lissage), de détecter les contours de type marche (filtre de dérivée première) ou encore des lignes de crêtes (filtre de dérivée seconde). Ainsi, l'analyse de coins nécessite de déterminer les réponses maxima des filtres lorsque ces derniers sont successivement dirigés dans des directions différentes de 0 à 360°. Détaillé dans [9], l'équation du détecteur de contour anisotrope basé sur le demi-noyau gaussien (D_G) est donnée par :

$$D_G(x, y, \sigma_\xi, \sigma_\eta) = -H(y) \cdot \frac{x}{\sigma_\eta^2} \cdot G_A(x, y, \sigma_\xi, \sigma_\eta), \qquad (2)$$

où H correspond à la fonction échelon, voir la Fig. 1 (d). En par rotation (bilinéaire) de l'image, les maxima des réponses du filtre indiquent les directions des contours de 0 à 360° [9] [10]. De plus, les réponses aux filtres asymétriques orientables caractérisent facilement les coins comme les jonctions. Néanmoins, à l'intérieur des régions homogènes/bruitées, dues aux isophotes, c'est-à-dire des courbes de la surface image d'intensité constante, ces directions deviennent imprévisibles. Perona montre dans [13] que la combinaison du noyau d'extrémité (*endstop*, voir Fig. 1 (c)) avec le D_G permet une caractérisation des jonctions et des coins. En effet, la réponse de cette combinaison est nulle le long d'un contour droit tandis que la réponse a des maxima le long des directions des contours formant une jonction ou un coin (illustré dans la figure 2). Afin d'éviter les faux coins, une autre solution proposée dans [10] est d'aligner les deux directions du D_G lorsque la valeur du gradient est faible. Cependant, près des contours, à seulement quelques pixels, le gradient généré par le D_G ne reste pas si faible et perturbe la détection de coins en créant une auréole de pixels ayant des angles aigus autour des contours (cela reste le même problème en utilisant le noyau d'extrémité). Les Fig. 2 (d) et Fig. 3 (d) illustrent ce phénomène, les coins sont correctement localisés, cependant, près d'un contour, le D_G crée un angle qui peut être considéré comme un coin.

3 Homogénéité et secteur angulaire

L'idée principale de cette nouvelle approche est de combiner le D_G avec un filtre asymétrique estimant l'homogénéité dans les directions des contours. Le filtre IRON (*Isotropic and Recursive Oriented Network*) décrit dans [11], qui est asymétrique, estime l'homogénéité dans plusieurs directions locales. Ce filtre se compose d'un réseau de plusieurs lignes parallèles au long desquelles une homogénéité est calculée :

$$\text{IRON}(x, y) = \frac{1}{L} \sum_{j=0}^{L} \left(\frac{1}{P} \sum_{i=0}^{P} \left(I(i,j)^2\right) - \left(\frac{1}{P} \sum_{i=0}^{P} I(i,j) \right)^2 \right). \quad (3)$$

L représente le nombre de lignes où la variance est calculée et P le nombre de points par ligne. La Fig. 1 (e) représente un exemple de filtre IRON asymétrique. Quelques exemples de signaux de filtre IRON sont disponibles dans la Fig. 2 (5ème colonne), les valeurs du IRON sont proches de 0 dans les directions des contours, même en présence de bruit [11].

Le D_G et le IRON (asymétrique) sont dirigés de 0 à 360°, la réponse du D_G correspond aux maxima le long des directions des contours alors que la réponse du IRON a des minima le long de ces mêmes directions. Par conséquent, la combinaison à l'orientation $\theta \in [0; 360[$ entre le D_G et le IRON est simple :

$$\mathcal{S}(x, y, \theta) = \frac{D_G(x, y, \theta)}{\epsilon + \text{IRON}(x, y, \theta)}, \quad \text{avec } \epsilon \in \mathbb{R}_*^+, \qquad (4)$$

$D_G(x, y, \theta)$ et $\text{IRON}(x, y, \theta)$ représentent respectivement les réponses D_G et IRON dans la direction θ . Enfin, ϵ correspond à une constante évitant une division par 0. La détection de coin équivaut à analyser le signal résultant $\mathcal{S}$ pour chaque pixel. Les courbes polaires de la Fig. 2 indiquent le module des différentes réponses des noyaux. Ainsi, les extrema de $\mathcal{S}$ indiquent les deux directions précises des contours et des coins. A une distance entre 1 et $2\sigma_\eta$ pixels, les extrema de $\mathcal{S}$ correspondent à

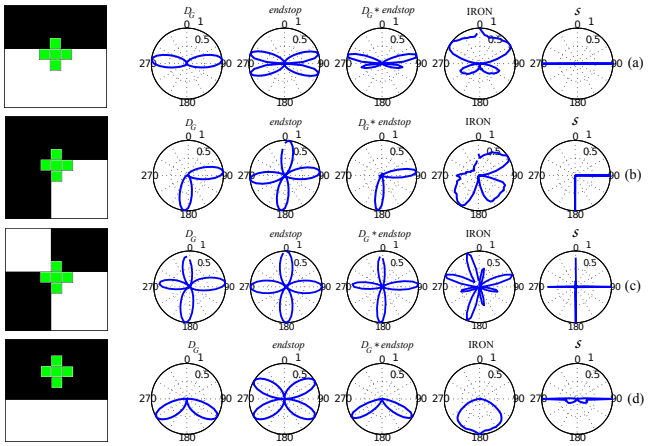
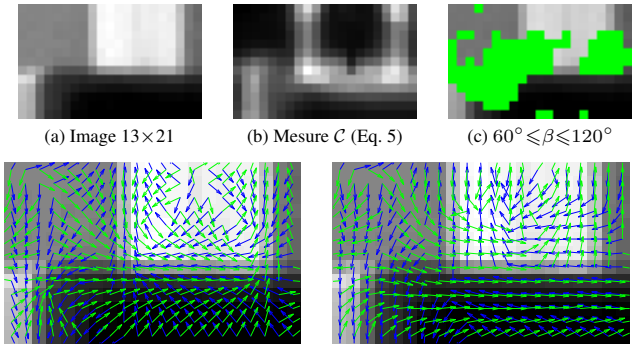


FIGURE 2 – Module de l'énergie issue des différents noyaux orientés ainsi que leurs combinaisons (signaux normalisés).



(a) Image 13×21 (b) Mesure $\mathcal{C}$ (Eq. 5) (c) $60° \leqslant \beta \leqslant 120°$

(d) Directions des extremas de D_G (e) Directions θ_1 (bleu) et θ_2 (vert)

FIGURE 3 – Zones de coins et champs de directions.

des directions parallèles à celles des contours, contrairement à celles du D_G, comme illustré en Fig. 3 (d) et (e).

Dès lors, l'énergie issue du IRON reste toujours positive tandis que les valeurs données par le filtre de dérivation D_G sont soit positives, soit négatives. Par conséquent, le signal $\mathcal{S}$ possède des valeurs positives/négatives lorsque celles du D_G sont positives/négatives (voir Fig. 4). Afin d'obtenir la mesure de coin $\mathcal{C}$, les extrema globaux de $\mathcal{S}$ sont combinés :

$$\begin{cases} \mathcal{C}(x,y) = \max\limits_{\theta\in[0,360[} \mathcal{S}(x,y,\theta) - \min\limits_{\theta\in[0,360[} \mathcal{S}(x,y,\theta) \\ \theta_1(x,y) = \arg\max\limits_{\theta\in[0,360[} (\mathcal{S}(x,y,\theta)) \quad \theta_2(x,y) = \arg\min\limits_{\theta\in[0,360[} (\mathcal{S}(x,y,\theta)) \\ \beta(x,y) = \begin{cases} |\theta_1(x,y) - \theta_2(x,y)|, & \text{si } |\theta_1(x,y) - \theta_2(x,y)| \leqslant 180 \\ 360 - |\theta_1(x,y) - \theta_2(x,y)| & \text{ailleurs.} \end{cases} \end{cases} \tag{5}$$

Un coin est un point où au moins deux directions de contours formant un certain angle β se rencontrent (voir Fig. 4). Comme illustré en vert en Fig. 3 (c), cet angle peut être compris dans un secteur angulaire ou fixé afin d'extraire des coins formés par des angles β désirés (pour la reconnaissance d'objets par exemple). De fait, une fois que $\mathcal{C}$, θ_1 et θ_2 ont été obtenus, les coins peuvent être facilement extraits en deux étapes :

1. en sélectionnant les pixels où β, l'angle formé par θ_1 et θ_2, correspond à un secteur angulaire désiré (Fig. 3 (c))
2. seuiller spacialement les maxima locaux de $\mathcal{C}$.

Ainsi, pour tout pixel appartenant à un contour droit, la valeur de $\mathcal{C}$ est élevée (illustré en Fig. 3 (b)) tandis que β correspond à un angle ouvert $\approx 180°$; de sorte qu'il n'est pas considéré comme un coin (illustré en Fig. 3 (c)). Enfin, concernant le paramétrage, afin de calculer la variance et la dérivée orientée sur le même voisinage, l'influence spatiale du filtre IRON est contenue dans le support du D_G, soient $3P \leqslant \sigma_\xi$ et $3L \leqslant \sigma_\eta$.

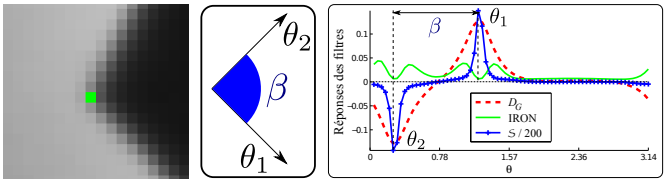


FIGURE 4 – Le minimum et le maximum du signal $\mathcal{S}$ correspondent aux deux directions des contours.

4 Evaluations, résultats et conclusion

Afin de comparer la nouvelle approche avec d'autres méthodes, des résultats avec des images synthétiques et une image réelle bien connue sont présentés. Dans un premier temps, 31 coins sont extraits d'une image synthétique par différents détecteurs. Les 31 coins composant cette image sont décrits par des angles aigus et obtus. Ensuite, l'erreur quadratique (RMSE) est calculée entre les coins calculés et la vérité-terrain :

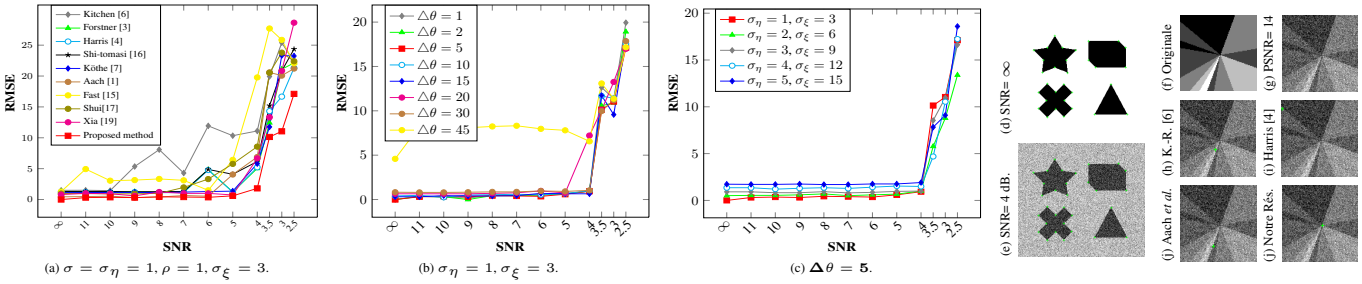
$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{\text{card}(V_c)+\text{card}(D_c)} \cdot \left(\sum_{p\in D_c} d^2_{V_c}(p) + \sum_{p\in V_c} d^2_{D_c}(p) \right)}.$$

Pour un pixel $p \in D_c$, l'ensemble des vrais coins, $d_{V_c}(p)$ représente la distance euclidienne minimale entre p et V_c, l'ensemble des coins détectés, alors que si $p \in V_c$, $d_{D_c}(p)$ correspond à la distance minimale entre p et D_c. Ainsi, comme illustré sur la Fig. 5 (a), dix approches de détection de coins sont comparées en fonction du niveau de bruit ajouté à l'image originale (Fig. 5 (d)), ce qui est indiqué par le rapport signal sur bruit (SNR). Notre approche est plus robuste au bruit puisque l'erreur RMSE est toujours inférieure aux autres, comme en Fig. 5 (g)-(j). Afin d'évaluer le comportement de la méthode, deux paramètres ont été étudiés. Tout d'abord le pas angulaire des directions des filtres $\Delta\theta$. Lorsque $\Delta\theta = 45°$ (soient 8 directions au total pour estimer des coins), les 31 coins sont extraits, pour la plupart, loin de leurs positions optimales. En revanche, $\Delta\theta = 5°$ représente un pas angulaire optimum ; l'erreur RMSE reste très faible avec ce pas angulaire. Concernant les paramètres de lissage du demi-filtre gaussien, $\sigma_\eta = 1$ et $\sigma_\xi = 3$ apparaissent clairement comme les valeurs optimums pour une détection plus précise, jusqu'à un niveau de bruit de SNR = 4dB, au-delà, $\sigma_\eta = 2$ et $\sigma_\xi = 6$ deviennent des paramètres plus intéressants.

Enfin, le dernier résultat présenté en Fig. 6 implique une image réelle, composée de structures fines ainsi que d'un flou. Les 180 meilleurs points d'intérêt sont extraits pour chaque algorithme, afin de faciliter la comparaison. Malgré cela, la Fig. 6 (j) illustre très clairement que la nouvelle méthode possède une meilleure précision que les neuf autres approches. En effet, elle permet d'extraire les coins de toutes les fenêtres ainsi que celui en bas à gauche du bureau, qui n'est trouvé par aucune méthode tensorielle. Ces autres méthodes, cependant, détectent des coins de petits objets tels que les réflexions dans les fenêtres en bas à gauche de l'image, là où notre détecteur considère ces zones plutôt comme du bruit. Ces résultats produits par la combinaison des D_G et du IRON sont fiables et prometteurs puisque ce nouvel algorithme extrait uniquement les coins. De plus, cette méthode permet également de pouvoir extraire uniquement des coins dont les contours forment un angle d'une certaine valeur (par un angle proche de 90°). Dans un futur proche, nous planifions une étude pour améliorer l'algorithme proposé de façon à classifier les structures de type L, Y ou X.

Références

[1] T. Aach, C. Mota, I. Stuke, M. Mühlich, et E. Barth, *Analysis of superimposed oriented patterns*, IEEE TIP, vol. 15, no. 12, pp.



(a) $\sigma = \sigma_\eta = 1, \rho = 1, \sigma_\xi = 3$. (b) $\sigma_\eta = 1, \sigma_\xi = 3$. (c) $\Delta\theta = 5$.

FIGURE 5 – RMSE en fonction du niveau de bruit. (d) et (e) : coins détectés par notre méthode avec $\sigma_\eta = 1$ et $\sigma_\xi = 3$.

3690–3700, 2006.

[2] R. Deriche, G. Giraudon, *A computational approach for corner and vertex detection*, IJCV, vol. 10, no. 2, pp. 101–124, 1993.

[3] W. Förstner, *A feature based correspondence algorithm for image matching*, Int. Arch. of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 26, no. 3, pp. 150–166, 1986.

[4] C. Harris et M. Stephens, *A combined corner and edge detector.*, Alvey Vision Conf., Citeseer,, vol. 15, p. 147–151, 1988.

[5] M. Jacob et M. Unser, *Design of steerable filters for feature detection using Canny-like criteria*, IEEE TPAMI, vol. 26, no. 8, pp. 1007–1019, 2004.

[6] L. Kitchen et A. Rosenfeld, *Gray-level corner detection*, Tech. Rep., DTIC Document, 1980.

[7] U. Köthe, *Edge et junction detection with an improved structure tensor*, Joint Patt. Rec. Symp., Springer, pp. 25–32, 2003.

[8] B. Magnier, *Détection de contours et Diffusion Anisotropique dans les Images*, thèse de doctorat., 2011.

[9] B. Magnier, P. Montesinos, et D. Diep, *Fast Anisotropic Edge Detection Using Gamma Correction in Color Images*, IEEE ISPA, pp. 212–217, 2011.

[10] B. Magnier et P. Montesinos, *Oriented half gaussian kernels and anisotropic diffusion*, VISAPP, vol. 1, pp. 73–81, 2014.

[11] F. Michelet, J.-P. Da Costa, O. Lavialle, Y. Berthoumieu, P. Baylou, et C. Germain, *Estimating local multiple orientations*, Signal Proc., vol. 87, no. 7, pp. 1655–1669, 2007.

[12] M. Mühlich, T. Dahmen, et T. Aach, *Doubly-rotated matched filtering*, EUSIPCO, pp. 2169–2173, 2007.

[13] P. Perona, *Steerable-scalable kernels for edge detection and junction analysis*, IVC, vol. 10, pp. 663–672, 1992.

[14] L. Rosenthaler, F., Heitger, O., Kübler, et R. von der Heydt, *Detection of general edges and keypoints*, ECCV, pp. 78–86, 1992.

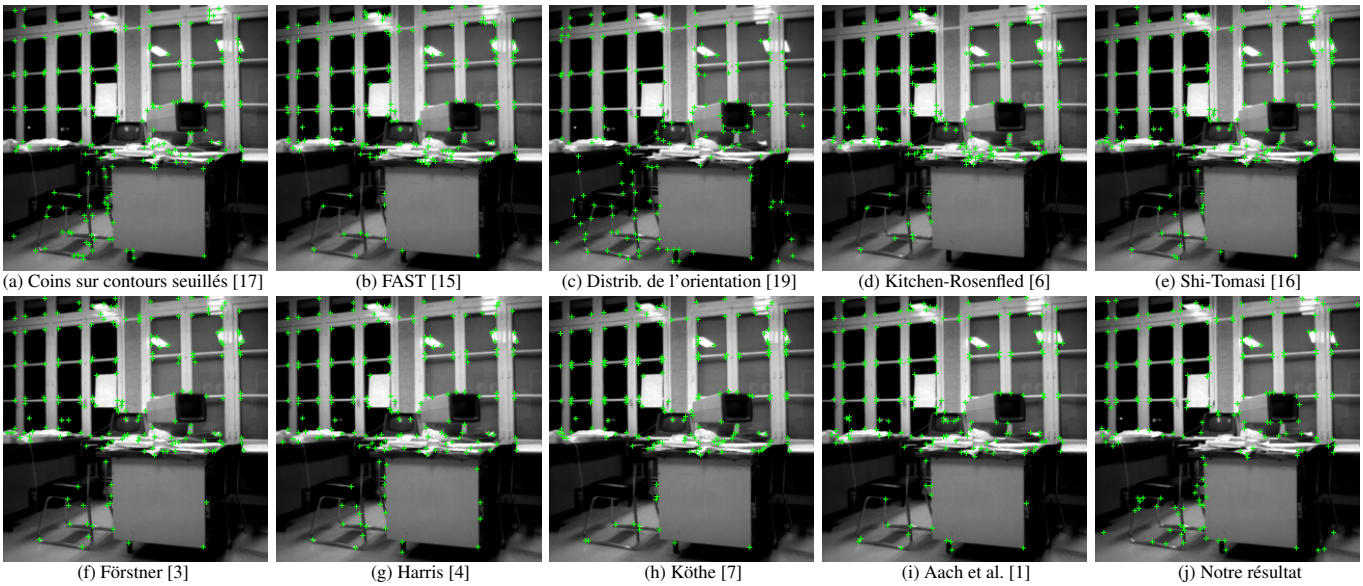
[15] E. Rosten, R. Porter, et T. Drummond, *Faster and better : A machine learning approach to corner detection*, IEEE TPAMI, vol. 32, no. 1, pp. 105–119, 2010.

[16] J. Shi et C. Tomasi, *Good features to track*, IEEE CVPR, pp. 593–600, 1994.

[17] P.-L. Shui et W.-C. Zhang, *Corner detection and classification using anisotropic directional derivative representations*, IEEE TIP, vol. 22, no. 8, pp. 3204–3218, 2013.

[18] S.M. Smith et J.M. Brady, *Susan a new approach to low level image processing*, IJCV, vol. 23, no. 1, pp. 45–78, Springer, 1997.

[19] G.S. Xia, J. Delon, et Y. Gousseau, *Accurate junction detection and characterization in natural images*, IJCV, vol. 106, no. 1, pp. 31–56, Springer, 2014.



(a) Coins sur contours seuillés [17] (b) FAST [15] (c) Distrib. de l'orientation [19] (d) Kitchen-Rosenfled [6] (e) Shi-Tomasi [16]

(f) Förstner [3] (g) Harris [4] (h) Köthe [7] (i) Aach et al. [1] (j) Notre résultat

FIGURE 6 – Détection des 180 «meilleurs» coins sur l'image bien connue du bureau (256×256). Les paramètres des méthodes [6, 16, 4, 3, 7, 1] sont σ=1 et ρ=1 ; concernant les méthodes anisotropes ([17] et la notre), $\sigma_\eta = 1$ et $\sigma_\xi = 3$.