

Nouveaux opérateurs optimisés pour l'estimation de l'orientation

F. Le Pouliquen¹, C. Germain², P. Baylou¹

¹Equipe Signal et Image – ENSEIRB, BP 99, 33402 Talence cedex France

²Equipe Signal et Image – ENITA de Bordeaux, 1 cours du Général De Gaulle, 33175 Gradignan France

franck@tsi.u-bordeaux.fr, c-germain@enitab.fr, baylou@tsi.u-bordeaux.fr

Résumé – Cet article présente des outils pour l'étude des textures directionnelles. Nous y proposons une méthode de synthèse de masques de convolution dédiés à l'estimation de l'orientation. La nouvelle technique d'estimation de l'orientation locale est fondée sur la combinaison de deux opérateurs complémentaires. Le premier est un opérateur gradient. Il fournit de bonnes estimations sur les zones planes et inclinées. Le second est un opérateur de vallonnement. Il donne de bonnes estimations sur les zones de crêtes et de vallées. Chaque opérateur est optimisé vis-à-vis du biais angulaire. Nous présentons des résultats sur des textures synthétiques et réelles qui montrent l'intérêt de la méthode par rapport aux méthodes classiques qui lissent l'information d'orientation.

Abstract - *This paper focuses on directional textures. It provides a new framework for the design of convolution masks dedicated to orientation estimation. We propose a new technique based on the combination of two complementary operators: a gradient based operator which is adapted to sloped regions and a valleyiness detector which fits the crests and valleys. Each operator is optimized in term of bias reduction. Experiments on a synthetic sine wave texture and on natural textures are provided and show the efficiency and the relevance of our approach.*

1. Introduction

La perception des textures fait principalement appel à trois classes d'attributs texturaux : la directionnalité, la périodicité et la complexité [1]. Ici, nous nous intéresserons plus particulièrement aux textures directionnelles, c'est à dire à celles qui sont composées d'éléments texturaux longiformes et qui peuvent être décrites par leurs orientations.

Plusieurs approches traitant de ce type de textures ont fait l'objet de publications. Citons notamment Bigün [2] qui estime l'orientation en recherchant l'axe qui dans l'espace de Fourier est le plus représentatif des données au sens des moindres carrés. Cette solution est équivalente à celle de l'Analyse en Composantes Principales (ACP) d'un champ de vecteurs gradients [3][4]. Les travaux sur les filtres orientables [5] estiment l'orientation comme celle associée à la plus forte réponse énergétique d'une paire de filtres en quadrature. D'autres travaux ont également porté sur une estimation peu biaisée du gradient [6]. Cependant ces différentes méthodes utilisent un lissage qui est préjudiciable à l'estimation de l'orientation de textures fines.

Cet article présente une nouvelle approche pour la conception de masques de convolution dédiés à l'estimation de l'orientation locale d'une texture. Dans la suite de ce papier, nous présenterons la structure générale de nos opérateurs, puis nous aborderons l'optimisation des masques vis à vis du biais d'orientation. Enfin nous confronterons les résultats obtenus à ceux fournis par d'autres opérateurs.

2. Structures des opérateurs

Notre approche consiste à associer deux opérateurs distincts. Le premier fondé sur l'estimation du gradient et l'orientation est associée à la plus forte pente. Le second estime un vallonnement local. L'orientation est alors celle de plus faible vallonnement. Le premier opérateur produit des

résultats optimaux partout sauf au voisinage des lignes de crêtes et des vallées. Le second est pertinent sur les crêtes et les vallées mais il est inadapté près des zones de contour. Les deux opérateurs sont construits sur la base de masques de convolution optimisés pour limiter le biais. La taille des masques est choisie en fonction de l'échelle d'analyse souhaitée. Nous combinons ensuite ces opérateurs pour obtenir une réponse fiable en tout point.

2.1 Texture directionnelle

Nous utilisons une modélisation des structures directionnelles. Elles se caractérisent par la fonction luminance d'une image f que nous décomposons localement comme une fonction h orientée θ :

$$f(i, j) = h(j \cos \theta - i \sin \theta)$$

2.2 Opérateur Gradient

Cet estimateur se présente sous la forme de deux masques de convolution M_{G_x} et M_{G_y} de coefficients d_{ij}^G . Le masque de M_{G_y} est obtenu par une rotation de M_{G_x} . Les coefficients de M_{G_x} qui présentent un axe d'anti-symétrie vertical et un axe de symétrie horizontal, sont définis dans un domaine S_G qui est la moitié positive de D_G^+ .

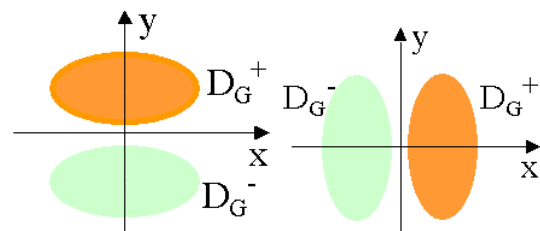


Fig. 1. Domaines de définition des coefficients des masques du gradient.

Les composantes du gradient G_X et G_Y résultent de la convolution des masques M_{G_X} et M_{G_Y} sur l'image $f(i, j)$:

$$G_X = M_{G_X} * f, \quad G_Y = M_{G_Y} * f$$

L'orientation estimée s'obtient en calculant

$$\hat{\theta}(i, j) = \arctan \frac{-G_X(i, j)}{G_Y(i, j)}$$

Un développement de f en série de Taylor autour du pixel courant (i_0, j_0) s'exprime comme un développement de h autour de $(x_1 = j_0 \cos \theta - i_0 \sin \theta)$ et il fournit alors une expression des composantes G_X et G_Y :

$$G_X = -4 \sum_{\substack{k \\ \text{impair}}} h^k(x_1) \sum_{\substack{l=1 \\ \text{impair}}}^k \frac{s^l c^{k-l}}{l!(k-l)!} \sum_{(i,j) \in S_G} i^l j^{k-l} d_{ij}^g$$

$$G_Y = 4 \sum_{\substack{k \\ \text{impair}}} h^k(x_1) \sum_{\substack{l=0 \\ \text{pair}}}^{k-1} \frac{s^l c^{k-l}}{l!(k-l)!} \sum_{(i,j) \in S_G} i^{k-l} j^l d_{ij}^g$$

où $h^{(k)}$ est la dérivée $k^{\text{ième}}$ de h , s et c sont le sinus et le cosinus de θ .

Les développements en série de Taylor des composantes G_X et G_Y limités à l'ordre n , permettent de formuler la condition de biais nul sous la forme de systèmes d'équations (C_k^G) . Plus l'ordre n sera élevé, plus la résolution du système de contraintes fournira de coefficients pour les masques. La taille des masques et donc l'échelle s'en verra augmentée.

Pour n variant de 1 à 3 nous avons la contrainte suivante :

$$C_1^G : 3 \sum_{i,j \in D_G} ij^2 d_{i,j}^g = \sum_{i,j \in D_G} i^3 d_{i,j}^g$$

Pour n variant de 4 à 5 il faut ajouter la contrainte :

$$C_2^G : 5 \sum_{i,j \in D_G} ij^4 d_{i,j}^g = \sum_{i,j \in D_G} i^5 d_{i,j}^g$$

2.3 Opérateur vallonement

Comme l'estimateur précédent il se présente sous la forme de deux masques de convolution M_{V_1} et M_{V_2} de coefficients $d_{i,j}^{V_1}$ et $d_{i,j}^{V_2}$. Les coefficients de M_{V_1} et de M_{V_2} qui présentent deux axes d'anti-symétrie et deux axes de symétrie, sont définis dans des domaines S_{V_1} et S_{V_2} qui sont les moitiés respectives de $D_{V_1}^+$ et de $D_{V_2}^+$ avec $(i \geq j)$.

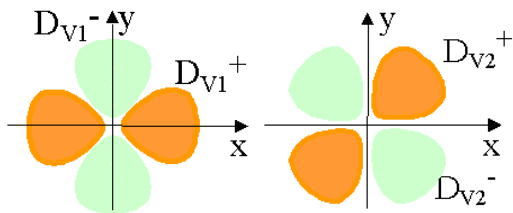


Fig. 2. Domaines de définition des coefficients des masques du vallonement.

Les composantes du vallonement V_1 et V_2 résultent de la convolution des masques M_{V_1} et M_{V_2} avec l'image :

$$V_1 = M_{V_1} * f, \quad V_2 = M_{V_2} * f$$

L'orientation estimée s'obtient en calculant

$$\hat{\theta}(i, j) = \frac{1}{2} \arctan \frac{V_2(i, j)}{V_1(i, j)}$$

elle est estimée à $\pi/2$ près. Comme l'orientation est une donnée à π près, il faut tester l'écart du modèle avec les données locales pour déterminer l'orientation à π près. Un test simple du niveau moyen des pixels centraux des masques par rapport au niveau moyen des pixels des masques permet de lever l'incertitude dans la plupart des cas.

Nous pouvons exprimer V_1 et V_2 comme G_X :

$$V_1 = \sum_{\substack{k \\ \text{pair}}} h^k(x_1) \sum_{\substack{l=0 \\ \text{pair}}}^k \frac{s^l c^{k-l}}{l!(k-l)!} \sum_{(i,j) \in S_{V_1}} (i^l j^{k-l} - j^l i^{k-l}) d_{ij}^{V_1}$$

$$V_2 = - \sum_{\substack{k \\ \text{pair}}} h^k(x_1) \sum_{\substack{l=1 \\ \text{impair}}}^{k-1} \frac{s^l c^{k-l}}{l!(k-l)!} \sum_{(i,j) \in S_{V_2}} (i^l j^{k-l} + j^l i^{k-l}) d_{ij}^{V_2}$$

Les mêmes développements en série de Taylor que celui de G_X sont faits pour V_1 et V_2 . Nous obtenons un système d'équations (C_k^V) . La condition de biais nul génère les contraintes suivantes, pour n variant de 1 à 3 :

$$C_1^V : \sum_{i,j \in D_{V_2}} 2ij d_{i,j}^{V_2} = \sum_{i,j \in D_{V_1}} (i^2 - j^2) d_{i,j}^{V_1}$$

Pour n variant de 4 à 5 il faut ajouter la contrainte :

$$C_2^V : \sum_{i,j \in D_{V_2}} 2ij(i^2 + j^2) d_{i,j}^{V_2} = \sum_{i,j \in D_{V_1}} (i^4 - j^4) d_{i,j}^{V_1}$$

2.4 Exemple de masques

En respectant la condition de biais nul à travers le système de contraintes précédant, une solution plus ou moins robuste aux bruits par l'agencement spatial des coefficients et la répartition de leurs valeurs peut être trouvée.

Les coefficients non nuls d'un opérateur gradient de taille $7*7$ peuvent être :

$$(d_{30}^G = 272, d_{31}^G = 27, d_{32}^G = 216, d_{33}^G = 41)$$

Les coefficients non nuls d'un opérateur vallonement de taille $7*7$ peuvent être :

$$(d_{10}^{V_1} = 1, d_{20}^{V_1} = 1, d_{21}^{V_1} = 1, d_{30}^{V_1} = 9.40, d_{31}^{V_1} = 11.44, d_{32}^{V_1} = 1.33)$$

$$(d_{11}^{V_2} = 1, d_{21}^{V_2} = 1, d_{22}^{V_2} = 18.82, d_{32}^{V_2} = 3.46, d_{31}^{V_2} = 4.02)$$

3. Utilisation des opérateurs

L'application de ces masques à tous les pixels d'une texture sans discernement conduit à des résultats erronés, étant donnés leurs domaines spécifiques de fonctionnement.

Nous proposons d'utiliser les opérateurs de gradient et de vallonement dans des zones où ils présentent de bons rapports signal sur bruit.

En outre, nous utilisons la taille des masques la mieux adaptée aux données locales afin d'obtenir une estimation multi-échelle.

3.1 Orientation de pixels caractéristiques

Nous déterminons les zones d'extrema locaux de l'image pour estimer l'orientation des textures locales avec les opérateurs vallonements. En effet le vallonement y présente un fort rapport signal sur bruit si l'échelle et donc les masques de l'opérateur sont assez grands pour tendre vers les zones d'extrema voisines. Ainsi l'échelle choisie est obtenue par la distance entre la zone d'extrema à laquelle appartient le point courant et la zone d'extrema la plus proche. Le rapport signal sur bruit est estimé à travers le module de l'opérateur.

Nous déterminons ensuite les zones d'inflexion pour estimer l'orientation associée à l'axe de plus grande pente avec les opérateurs gradients. L'échelle choisie est la distance entre la zone d'inflexion du point courant et la zone d'extrema la plus proche.

Du fait d'une information locale trop bruitée, il est impossible dans certaines zones d'obtenir une orientation cohérente. Il devient alors intéressant de ne garder que l'orientation de certains pixels sélectionnés en fonction de l'échelle de l'opérateur appliqué, représentative de l'information recherchée.

3.2 Remplissage des zones non traitées

Les critères de sélection des opérateurs exposés conduisent à ne pas calculer d'orientation pour certains pixels, en particulier ceux situés à mi chemin entre un point d'inflexion et un extremum local. Afin d'obtenir une estimation robuste en tout point de l'image. Nous réalisons un remplissage des zones à l'aide d'un outil qui réalise une moyenne du champ d'orientation comme l'Analyse en Composantes Principales.

L'orientation des pixels non traités est estimée en réalisant une ACP des orientations de leurs voisins traités. Afin de garantir dans ce voisinage la présence d'orientations estimées, une carte de distance entre les pixels déjà estimés et les autres est réalisée par l'algorithme de Fast Marching [7] avec comme potentiel le module d'un gradient très local tel qu'un Gradient de Deriche avec ($\alpha = 3.5$) et comme points de départ l'ensemble des pixels pour lesquels l'orientation a déjà été estimée. Le remplissage se fait alors en traitant les pixels par ordre croissant de distance non nulle.

3.3 Lissage de l'orientation

Nous proposons de mettre en œuvre un lissage qui tienne compte de la topologie locale. La technique retenue consiste à recalculer pour chaque point une orientation moyenne locale à partir des huit voisins en prenant ces pixels dans l'ordre décroissant de cette carte de distance.

Il est possible de ne pas lisser les pixels déjà traités avant le remplissage. Pour cela il suffit de ne pas prendre en compte les pixels ayant une distance nulle.

4. Résultats

4.1 Images de synthèse

Nous présentons des résultats d'estimation de l'orientation sur une texture de synthèse présentant une ondulation de l'orientation et sur laquelle on a ajouté un bruit blanc gaussien dont le rapport signal sur bruit est 14dB.

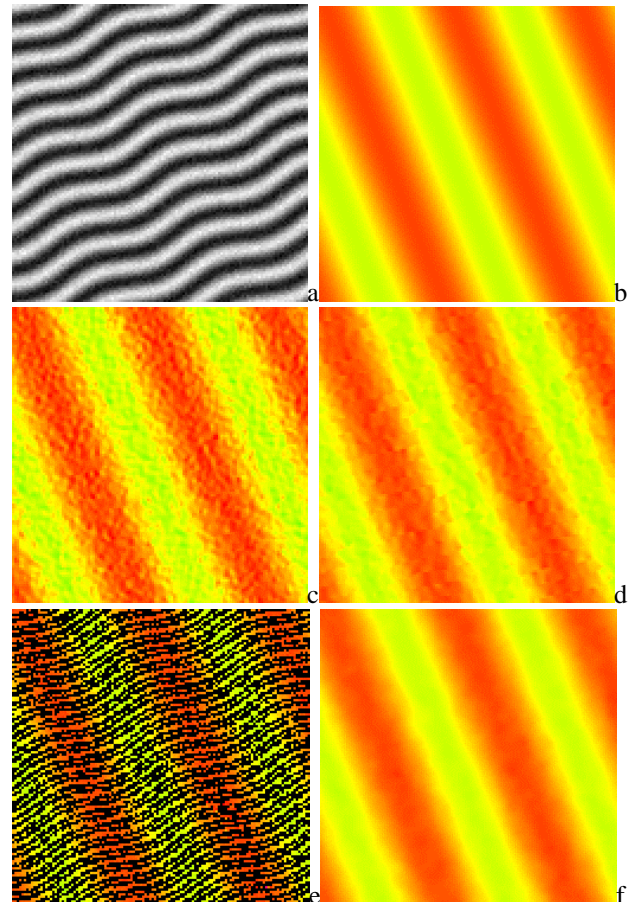


Fig. 3. Différentes orientation de l'image de synthèse.

Nous comparons sur la figure 3 les résultats des différentes estimations de l'orientation de l'image de synthèse bruitée (3a) avec l'orientation théorique (3b). Elles sont obtenues par les filtres Steerable E_2 ayant des masques de taille 13×13 (3c), par une ACP de taille 3×3 sur un gradient de Deriche ($\alpha = 1.5$) (3d) et par la méthode des Points Caractéristiques sans remplissage (3e) et avec un remplissage suivi de 2 lissages (3f).

L'estimation réalisée par la technique des Points Caractéristiques est plus satisfaisante que celles obtenues par les autres techniques à la fois en terme de localisation et de précision angulaire. Des résultats numériques en terme de biais et d'immunité aux bruits sont présentés dans l'article [8].

4.2 Images réelles

Nous présentons sur une image d'empreinte digitale (4a) des résultats (fig.4) obtenus par les méthodes précédemment

utilisées, c'est-à-dire les filtres Steerables (4b), l'ACP (4c) et les Points Caractéristiques avec remplissage (4d).

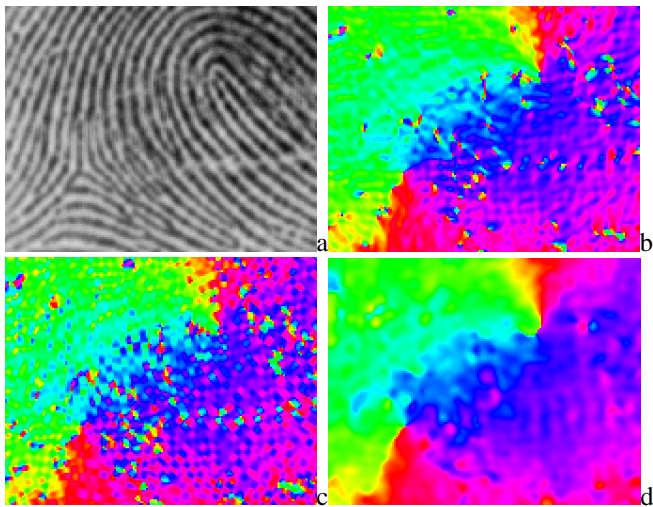


Fig. 4. Différentes estimations de l'orientation de l'image d'empreinte digitale.

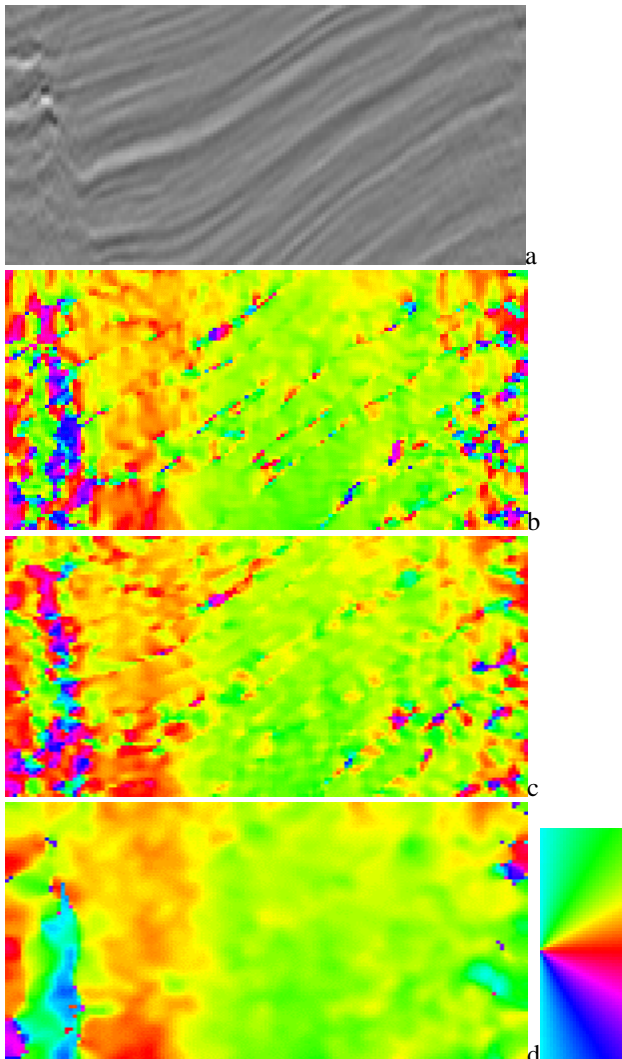


Fig. 5. Différentes estimations de l'orientation de l'image sismique et palette d'orientation associée.

L'application des mêmes opérateurs sur une image de sismique est présentée sur la figure 5 ainsi que la palette des couleurs associées aux orientations.

La carte d'orientation des points caractéristiques suivi d'un remplissage et de deux lissages est plus cohérente pour l'image de sismique et l'empreinte digitale que ne le sont les cartes obtenues par les méthodes classiques.

5. Conclusion

Le processus de construction de masques de convolution présenté dans ce papier permet d'obtenir des opérateurs d'orientation dont l'échelle d'analyse est paramétrable. Ces opérateurs fournissent une estimation optimisée pour la limitation du biais et robuste aux bruits. La technique d'estimation de l'orientation des points caractéristiques fournit une orientation très pertinente et la méthode de remplissage permet d'obtenir une orientation plus précise et pertinente que par les méthodes classiques de lissage.

Références

- [1] A.R. Rao, G.L. Lohse; "Identifying high level features of texture perception"; CVGIP, 55(3) : 218-233, mai 1993.
- [2] J. Bigün, G.H. Granlund, J. Wiklund; "Multidimensional orientation estimation with applications to texture analysis and optical flow"; IEEE Trans. on PAMI, 13(8) : 775-789, août 1991.
- [3] M. Donias, "Caractérisation de champs d'orientation par Analyse en Composantes Principales et estimation de la courbure – Application aux images sismiques", thèse de l'Université de Bordeaux I, Jan. 1999.
- [4] M. Kass, A. Witkin; "Analysing oriented patterns"; CVGIP, 37 : 362-385, 1987.
- [5] W.T. Freeman, E.H. Adelson; "The design and use of steerable filters "; IEEE Trans. on PAMI, 13(9) : 891-906, sept. 1991.
- [6] R. Deriche, "Fast algorithms for low-level vision"; IEEE Trans. PAMI., 12(1) : 78-87, jan. 1990.
- [7] J.A. Sethian, *Level Set Methods : Evolving Interfaces in Geometry, Fluid Mechanics, Computer Vision and Material Sciences*, Cambridge University Press, Cambridge, UK, 1996.
- [8] J.P. Da Costa, F. Le Pouliquen, C. Germain, P. Baylou, "New Operators for Optimized Orientation Estimation", Trans. of ICIP'01, Thessaloniki, Greece, oct. 2001.