

Caractérisation locale de l'anisotropie d'images texturées

Jean-Pierre DA COSTA, Christian GERMAIN, Pierre BAYLOU

Equipe Signal et Image, ENSERB/ENITAB, GdR-PRC ISIS, BP 99, 33402 Talence Cedex, France
dacosta@tsi.u-bordeaux.fr, germain@enitab.fr, baylou@tsi.u-bordeaux.fr

Résumé – Certaines textures peuvent être caractérisées par leurs propriétés directionnelles et leur degré d'anisotropie. L'étude de ces textures, dites *directionnelles*, a motivé le développement d'opérateurs dédiés à l'estimation de l'orientation. Cependant, ces outils se sont révélés localement très sensibles au bruit et aux discontinuités. Une nouvelle approche, fondée sur l'observation des caractéristiques morphologiques des textures, a permis de rendre compte de façon plus fidèle de leurs propriétés directionnelles.

Abstract – Directionality and anisotropy may be used for characterizing *directional* textures. A set of operators have been developed in order to estimate the local orientation of textures. However, orientation indicators turned out to be very sensitive to noise or discontinuities. A new approach, close to the morphology of the textural primitives, proved to be much more precise in characterizing these textures.

1 Introduction

Cette étude se place dans le contexte de l'analyse de textures dites *directionnelles*, présentant des éléments texturaux longiformes. L'orientation de ces éléments permet de caractériser l'anisotropie de nos textures.

L'orientation des motifs texturaux est liée à l'échelle d'observation [3][4]. Des opérateurs multi-échelles comme le vecteur directionnel moyen ou l'analyse en composantes principales d'un champ d'orientation ont mené au développement de l'indicateur d'anisotropie I_{so} et à la caractérisation de textures synthétiques et d'images naturelles.

Après une revue de l'état de l'art sur l'estimation de l'orientation, nous montrerons dans cet article que ces outils, adaptés à l'étude à grande échelle, déçoivent à plus faible échelle en présence de bruit ou de discontinuités.

Nous présenterons ensuite une nouvelle approche fondée sur le respect des caractéristiques morphologiques des textures directionnelles. Cette approche, qui s'appuie sur la construction des courbes de niveau de l'image, conduit à une caractérisation locale plus pertinente de nos textures.

Enfin, dans le cadre de l'étude de matériaux à l'échelle atomique, nous appliquerons ces méthodes à la caractérisation d'images de MET¹.

2 Orientation et anisotropie

L'anisotropie d'une région texturée est liée à la cohérence des orientations qu'elle présente et dépend de la notion d'*échelle d'observation*. Sur la figure 1a, l'impression intuitive de directionnalité diffère selon l'échelle de travail. Localement, l'orientation varie fortement entre deux fenêtres voisines. En revanche, à grande échelle la même tendance directionnelle apparaît quelle que soit la position de la fenêtre. L'étude de l'anisotropie nécessite donc

l'utilisation d'outils multi-échelles d'estimation de l'orientation que nous présenterons ci-dessous.

Nous nous intéresserons par la suite à des textures on-

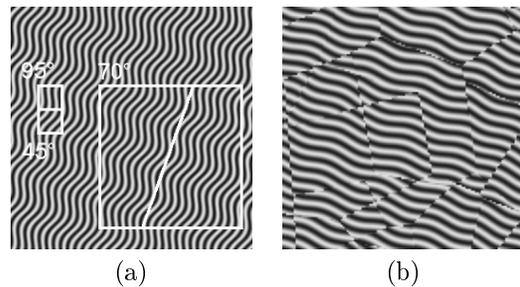


FIG. 1: Modèle d'image texturée

dulées comme celle de la figure 1a, plaquées sur un pavage aléatoire de type *pavage de Voronoï*. L'orientation de la texture sur chaque pavé résulte de tirages aléatoires indépendants (FIG. 1b).

Par leur caractère global, certaines approches comme les matrices de cooccurrence [5] ne séparent pas les propriétés locales et globales des images. L'analyse multi-échelle doit au contraire permettre de retrouver les paramètres sous-jacents à cette texture comme la période des ondulations, la taille moyenne des pavés et la dispersion des orientations entre pavés.

L'approche suivie ici et définie dans [3] consiste en la construction d'un indicateur d'anisotropie à partir d'un champ de Vecteurs Directionnels Moyens ou *VDM*. Le VDM \vec{G}_M d'une fenêtre donnée se définit comme une moyenne circulaire (désignée par $\langle \cdot \rangle_c$) du champ de gradients $\{\vec{g}_i\}$ sur cette fenêtre: $\vec{G}_M = \langle \{\vec{g}_i\} \rangle_c$.

Le VDM est en fait une extension de la moyenne directionnelle telle qu'elle est définie par Mardia [8]. Il est donné par :

$$Z_M = \left\langle \frac{z_i^2}{\|z_i\|} \right\rangle^{\frac{1}{2}} \cdot \left\| \left\langle \frac{z_i^2}{\|z_i\|} \right\rangle \right\|^{\frac{1}{2}}, \quad (1)$$

1. Microscopie Electronique à Transmission

où Z_M et z_i sont les complexes associés à \vec{G}_M et \vec{g}_i . $\|\cdot\|$ désigne le module du complexe et $\langle \cdot \rangle$ l'espérance mathématique, estimée par la moyenne vectorielle.

Le VDM est à rapprocher de l'analyse en composante principale d'un champ d'orientation ou ACP [2]. Les formules de Kass et Witkin [7], permettent d'établir l'équivalence entre VDM et ACP dans le cas de vecteurs unitaires.

Le calcul de l'anisotropie à l'échelle n consiste à découper l'image en fenêtres de taille $n \times n$ et à former des *cliques* de fenêtres voisines. L'indicateur I_{so} se fonde alors sur la moyenne pondérée des carrés des différences d'orientation au sein de chaque clique [3].

Le tracé de I_{so} en fonction de l'échelle dévoile alors les propriétés intrinsèques des textures étudiées. La courbe

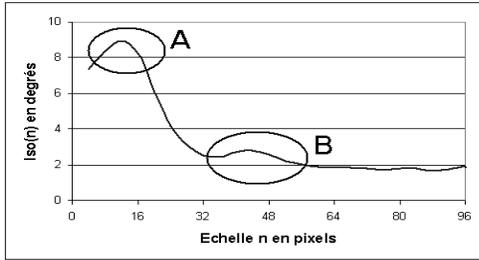


FIG. 2: Exemple de courbe I_{so} multi-échelle

I_{so} multi-échelle associée à notre modèle (FIG. 1b), nous permet de retrouver certains des paramètres texturaux cités plus haut : les maxima locaux respectifs des régions A et B (FIG. 2) sont significatifs de l'existence d'une ondulation et de la taille moyenne des pavés [3].

3 Erreurs d'estimation

Parmi les méthodes d'estimation de l'orientation, les approches *dérivatives* sont les plus appropriées à une étude locale. Si la modélisation de l'image par une surface 3D s'avère calculatoirement complexe [6], les opérateurs s'appuyant sur la convolution de l'image avec un masque de taille réduite sont plus séduisants. L'opérateur de Sobel, à la fois simple et local, a été préféré à celui de Deriche, utilisé dans [2]. Malheureusement, diverses caractéristiques de cet opérateur pénalisent le VDM à petite échelle.

3.1 Biais des opérateurs

La chaîne d'estimation de l'orientation est biaisée, à commencer par l'opérateur de Sobel. En effet, sur les textures sinusoïdales, ce dernier donne une estimation erronée, notamment en présence d'extrema locaux. Considérons la texture de la figure 3a définie par :

$$I(x, y) = I_0 \cdot \sin\left[\frac{2\pi}{d_0}(x \sin \theta - y \cos \theta)\right]. \quad (2)$$

L'expression analytique du biais (3) lié à l'estimation de l'orientation se traduit par la courbe 3b et confirme les résultats expérimentaux.

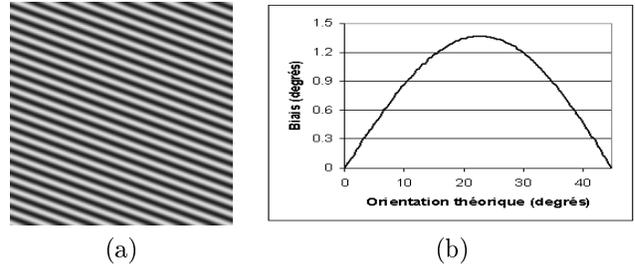


FIG. 3: Biais de l'opérateur de Sobel

$$\Delta\theta = \theta - \arctan\left(\frac{\tan\left(\frac{\pi \sin \theta}{d_0}\right)}{\tan\left(\frac{\pi \cos \theta}{d_0}\right)}\right) \quad (3)$$

Au biais de l'opérateur de Sobel peut se rajouter le propre biais du VDM. Calculé sur des données indépendantes, le VDM n'est pas biaisé. En revanche, en présence de bruit et calculé sur la grille entière des gradients, on peut montrer que le VDM tend, comme l'ACP, à favoriser les directions horizontales et verticales.

3.2 Sensibilité au bruit

Outre ce biais, l'opérateur de Sobel s'avère également sensible au bruit. L'addition d'un bruit blanc gaussien à la texture 3a révèle une sensibilité non négligeable puisque, un rapport signal à bruit de 17 dB a conduit à une dispersion des orientations estimées de l'ordre de 12° (FIG. 4).

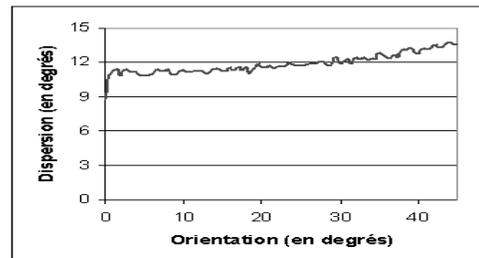


FIG. 4: Effet du bruit sur la dispersion de l'estimation

3.3 Discontinuités et orientation

Enfin, les estimateurs d'orientations sont aussi très sensibles aux discontinuités de texture: l'opérateur de Sobel fournit un résultat faux dans un voisinage 3×3 autour d'une discontinuité. De plus, si l'on utilise le VDM ou l'ACP pour régulariser un champ d'orientation bruité (FIG 5), l'effet moyenneur de ces opérateurs, induit une estimation imprécise aux abords des frontières.

L'ACP à support adaptatif [2] consiste à décentrer le support de calcul et permet de prendre en compte les discontinuités simples. Nous présenterons plus loin une autre approche adaptative robuste.

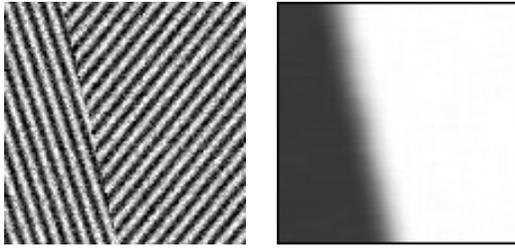


FIG. 5: Orientation par ACP 21×21 sur une discontinuité

3.4 Effet des perturbations sur l'estimation de l'anisotropie

Le modèle utilisé est celui d'une texture ondulée :

$$I(x, y) = I_0 \sin\left\{\frac{2\pi}{d_0}[xs - yc + F_0 \sin \frac{2\pi}{P_0}(ys + xc)]\right\} \quad (4)$$

avec $s = \sin \theta$, $c = \cos \theta$ où θ est l'orientation moyenne de la texture. F_0 , P_0 et d_0 sont respectivement l'amplitude, la période des ondulations et la période texturale.

L'étude consiste à générer trois images : une texture ondulée, une texture ondulée et bruitée et une texture ondulée et pavée. Sur cette dernière, le remplissage des pavés est réalisé avec un déphasage aléatoire selon le pavé. L'orientation moyenne reste quant à elle constante.

Les effets du biais, du bruit et des discontinuités sur

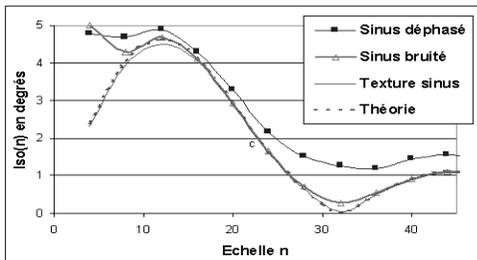


FIG. 6: Effets du bruit et des discontinuités

l'anisotropie sont présentés sur la figure 6. La courbe issue du champ de gradients de Sobel de l'image non perturbée est conforme à l'expression analytique du gradient. Quant au bruit et aux discontinuités, ils ont un effet non négligeable à faible échelle et masquent certaines propriétés très locales de la texture.

4 Courbes de niveau

Dans l'approche précédente, l'orientation locale était fournie par le gradient. Malheureusement, si le gradient est indéfini ou de module nul, son orientation n'est pas exploitable. De plus, l'estimation d'une tendance directionnelle par le VDM ou l'ACP devient difficile en présence de discontinuités. Les approches de type gradient moyen, par leur caractère non adaptatif, s'avèrent donc inadéquates.

L'idée consiste à utiliser un opérateur à support adaptatif, fidèle à la morphologie locale des textures. Cet

opérateur s'appuie sur la construction locale des courbes de niveau de gris. Il permet de dégager les éléments texturaux et d'en estimer l'orientation ou les dimensions.

4.1 Mesure multi-échelle de l'orientation

L'orientation d'une texture en un pixel est donnée par celle de l'élément structural auquel il appartient. La construction de la courbe de niveau discrète passant par ce pixel permet de retrouver cette orientation. Cependant, la discrétisation de l'image interdit la définition d'une courbe d'*iso-niveau* de gris : en effet, un pixel donné n'a pas toujours dans son voisinage un pixel de même niveau. On est donc amené à définir des pixels *interpolés* de façon à construire la courbe de proche en proche par interpolation linéaire.

La courbe discrète ainsi construite, définit un nuage de

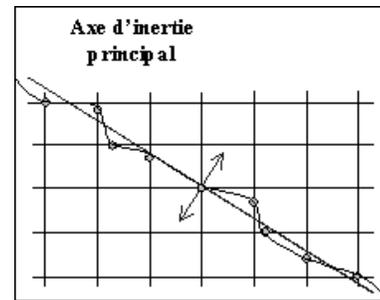


FIG. 7: Principe

points (FIG. 7). L'étude du nuage par une analyse en composantes principales fournit l'orientation θ de l'élément structural. Soit $A = (a_{ij})$ la matrice de covariance du nuage de points. L'orientation θ est celle du vecteur propre associé à la plus grande valeur propre λ_{max} de A . L'indice de confiance η associé à l'estimation est donné par une fonction des valeurs propres λ_{max} et λ_{min} .

$$\theta = \arctan\left(\frac{\lambda_{max} - a_{11}}{a_{12}}\right) \quad \text{et} \quad \eta = \frac{\lambda_{max} - \lambda_{min}}{\lambda_{max} + \lambda_{min}}. \quad (5)$$

Selon la longueur maximale de propagation autorisée, on peut ne s'intéresser qu'à l'orientation locale ou bien à l'orientation à plus grande échelle. Cette propriété confère à notre opérateur son aspect multi-échelle (FIG. 8a). Ainsi, cet opérateur peut se substituer aux opérateurs de type gradient moyen pour toute estimation d'orientation.

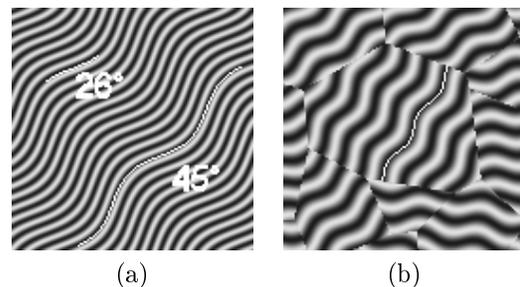


FIG. 8: Courbes de niveau et orientation

4.2 Extraction de paramètres structuraux

Considérons que la texture étudiée est composée d'éléments structuraux longiformes. Il est intéressant de propager la courbe de niveau en un pixel jusqu'à rencontrer l'extrémité de l'élément auquel il appartient. On peut alors développer une courbe de niveau d'un bout à l'autre d'un élément structural et en déterminer la forme (FIG. 8b).

Dans le cas d'une texture bruitée ou d'une discontinuité, il est parfois nécessaire de choisir entre plusieurs directions pour poursuivre une courbe. Un critère évitant les changements brusques de direction le long d'une courbe peut alors être implanté. Ainsi, en interdisant les sauts entre éléments structuraux voisins, on est certain de ne s'intéresser qu'à l'orientation de l'élément sous-jacent.

4.3 Indexation de textures

Dans le cas d'une indexation de textures directionnelles en vue par exemple d'une segmentation, notre opérateur fournit des résultats intéressants. C'est particulièrement le cas si l'orientation au sein d'une région diffère selon l'échelle d'analyse. Considérons la texture de la figure 9a. L'indexation nécessite la connaissance de l'orientation à

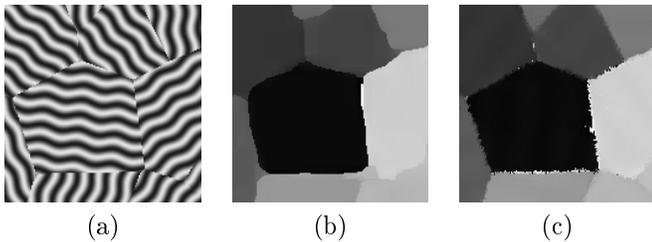


FIG. 9: Application à l'indexation de textures

grande échelle. L'utilisation d'opérateurs à support non adaptatif produit de mauvais résultats aux abords des frontières (cf. 3.3). L'ACP à support décentré [2] permet de prendre en compte l'appartenance à une région homogène. Malheureusement la forme non adaptative du support rend cet opérateur moins efficace (FIG. 9b). Au contraire, le développement des courbes de niveau permet de retrouver naturellement les frontières et l'indexation est alors plus efficace (FIG. 9c).

5 Application

Les méthodes présentées ci-dessus, peuvent être appliquées à des images de MET de matériaux à l'échelle atomique afin de procéder à la caractérisation de matériaux et à la classification de procédés de fabrication [1]. La figure 10a donne un exemple d'une telle texture naturelle entachée d'un bruit haute-fréquence et d'un bruit basse fréquence dû aux franges de diffraction. La texture 10b est obtenue par un filtrage dans l'espace de Fourier fondé sur la connaissance a priori de la période texturale et de la tendance directionnelle de l'image. Cette texture fait apparaître les alignements atomiques. Le suivi de ces alignements permet d'estimer des attributs texturaux comme

l'orientation, l'anisotropie ou d'extraire des paramètres structuraux comme la longueur des couches atomiques, les dimensions des empilements de couches, etc.

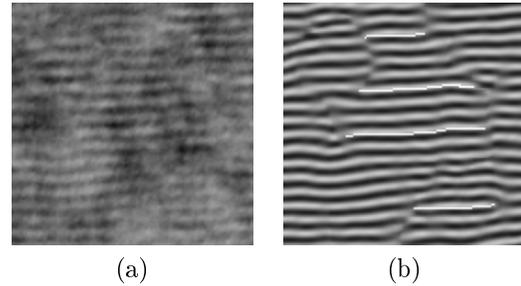


FIG. 10: Exemple d'image de matériau

6 Conclusion

Parmi les différentes méthodes d'analyse de textures directionnelles, les approches de type *gradient moyen* ont montré leur efficacité à grande échelle. La construction d'un indicateur d'anisotropie a permis la caractérisation de ces textures. En revanche, ces approches ne sont pas robustes au bruit à petite échelle et s'adaptent mal aux discontinuités ou aux formes des primitives texturales.

S'appuyant sur les propriétés texturales des images, une nouvelle technique a permis l'extraction de paramètres comme l'orientation, la forme et les dimensions des primitives texturales. Cette technique, fondée sur la construction des courbes de niveau, s'appuie sur les propriétés structurales locales. Elle est donc en mesure de rendre compte de l'agencement local des éléments texturaux.

Références

- [1] J.-P. DA COSTA, *Estimation multi-échelle de la tendance directionnelle d'une texture*. Rapport de DEA, ENSERB Université Bordeaux I, 1998.
- [2] M. DONIAS, *Caractérisation de champs d'orientation par analyse en composantes principales et estimation de la courbure*. Thèse de Doctorat, Université de Bordeaux I, 1999.
- [3] C. GERMAIN, *Contribution à la caractérisation multi-échelle de l'anisotropie des images texturées*. Thèse de Doctorat, Université Bordeaux I, 1997.
- [4] C. GERMAIN, P. BAYLOU, *Caractérisation multi-échelle de l'anisotropie d'une texture*. GRETSI'97, Grenoble, France, 1997.
- [5] R. M. HARALICK, *Statistical and structural approaches to texture*. Proc. IEEE, vol 67, pp. 786-804, 1979.
- [6] R. M. HARALICK, *Author's reply*. IEEE Trans. PAMI, vol 7, n°1, Jan 1985.
- [7] M. KASS and A. WITKIN, *Analysing Oriented Patterns*. Computer Vision Graphics Image Processing. Vol 37, pp 362-385, 1987.
- [8] K. V. MARDIA, *Statistics of directional data*. Academic Press, London and New York, 1972.