

# Caractérisation multi-échelle de l'anisotropie d'une texture

**C. GERMAIN** \*, **P. BAYLOU** \*\*

\*ENITA de Bordeaux

1 Cours du Général de Gaulle, BP 201, 33175 Gradignan Cedex - France. email: germain@enitab.fr

\*\*Equipe Signal/Image ENSERB et GDR-ISIS-CNRS  
BP 99, 33402 Talence Cedex - France.

## RÉSUMÉ

L'estimation des caractéristiques texturales d'un objet est un problème classique en traitement des images. En présence de textures directionnelles, parmi les différentes classes d'attributs généralement recherchées, l'anisotropie de la texture peut être un indicateur extrêmement utile à l'identification des propriétés physiques de l'objet étudié. Toutefois, nous montrerons que l'étude de cet attribut textural est intimement liée à la notion d'échelle d'observation de la texture. Dans ce papier, nous présenterons donc à cet effet une méthode d'estimation de l'orientation d'une texture à une échelle donnée et un indicateur de l'anisotropie correspondante. Des résultats seront présentés sur des images naturelles et de synthèse.

## 1 Introduction

Le degré d'anisotropie est une caractéristique importante des images texturées. Elle permet de vérifier la présence d'une direction dominante et peut révéler une propriété physique importante de l'objet étudié.

Généralement, l'anisotropie est caractérisée par une mesure unique. Toutefois, nous montrerons que la taille de la fenêtre d'observation dans laquelle est mesurée la direction privilégiée influence grandement la mesure de l'anisotropie. Il peut donc se révéler utile de construire un indicateur qui prenne en compte l'évolution de l'anisotropie en fonction de la taille de la fenêtre d'observation. C'est pourquoi nous caractériserons un tel comportement par le concept de *mesure multi-échelle de l'anisotropie d'une texture*.

Dans cette étude, nous présenterons un opérateur *multi-échelle* d'estimation de l'orientation, basé sur le calcul d'un Vecteur Directionnel Moyen. Ensuite nous définirons un opérateur d'estimation de l'anisotropie à une *échelle* donnée.

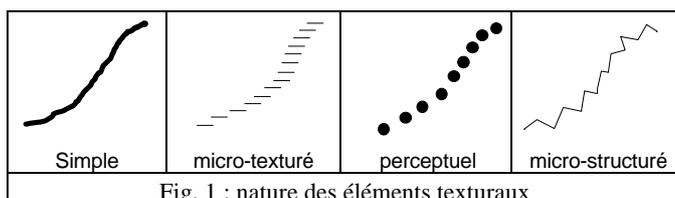


Fig. 1 : nature des éléments texturaux

Nous nous limiterons ici à la classe des textures directionnelles, c'est à dire faisant apparaître une direction privilégiée. Dans cette catégorie de texture, nous nous intéresserons plus particulièrement aux textures composées

## ABSTRACT

The estimation of the textural features of an object is a classical problem for image processing. When directional textures occur, texture anisotropy is one of the most relevant textural feature that can be extracted in order to identify the physical properties of the studied object. Nevertheless we will show that this property is strongly linked with the *scale* of observation of the texture. For this purpose, in this paper, we will introduce a method for the estimation of texture orientation at a given *scale* and the corresponding anisotropy feature. Some results will be given, based both on natural and synthetic pictures.

d'éléments texturaux longiformes simples, micro-texturés, perceptuels ou micro-structurés (figure 1).

Les exemples d'images naturelles présentant des textures longiformes sont nombreux : houle, reliefs dunaires, empreintes digitales, images sismiques etc.. Dans ce papier, notre indicateur sera appliqué à la caractérisation de matériaux composites observés par microscopie électronique à transmission (MET).

## 2 Influence de la taille de la fenêtre d'observation

Sur la figure 2 sont représentées trois tailles de fenêtre d'analyse. On constate dans cet exemple que l'anisotropie décroît lorsque la taille de la fenêtre augmente.

Cependant, la mesure de l'anisotropie d'une texture pour une taille de fenêtre donnée ne permet pas de présumer de la valeur de l'anisotropie obtenue à une autre *échelle* d'observation.

Néanmoins, si le processus générateur de la texture présente une cohérence à long terme, la texture tend vers l'anisotropie parfaite

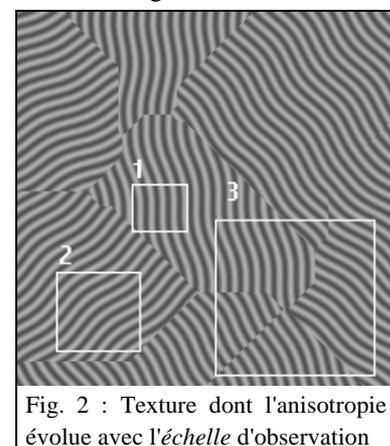


Fig. 2 : Texture dont l'anisotropie évolue avec l'échelle d'observation

lorsque la taille de la fenêtre tend vers l'infini. A contrario, lorsque cette cohérence n'existe pas, l'anisotropie de la texture tend alors vers l'isotropie.

Chaque paramètre du processus générateur d'une texture peut produire un comportement anisotropique particulier. Choisir une *échelle* d'observation conduit alors à privilégier un paramètre parmi d'autres. C'est ainsi que la segmentation d'une image à partir d'une mesure d'anisotropie produit des résultats différents selon la taille de la fenêtre d'observation.

### 3 Estimation de l'orientation d'une texture.

Deux approches doivent être considérées pour la détermination de l'orientation dominante d'une texture.

La première est une approche globale qui, à partir d'une transformation de l'ensemble des pixels de la fenêtre d'observation, produit une nouvelle image dans laquelle la mesure est facilitée. Selon cette approche, on peut citer le périodogramme [1], les cartes de symétries et d'interaction (matrices de cooccurrence) [2] et les méthodes projectives (transformée de Radon).

La deuxième approche consiste à associer à chaque pixel une orientation élaborée à partir d'une mesure locale comme le gradient (voir figure 3), les lignes de crête ou les courbes de niveau etc.. On produit ainsi un champ vectoriel qui peut être utilisé pour estimer la direction moyenne de la texture dans une fenêtre. Ceci peut être réalisé à l'aide d'un opérateur tel que la moyenne des vecteurs ou la moyenne de leur argument ou encore l'analyse en composantes principales des vecteurs. Ces analyses s'appuient généralement sur les techniques des statistiques directionnelles.

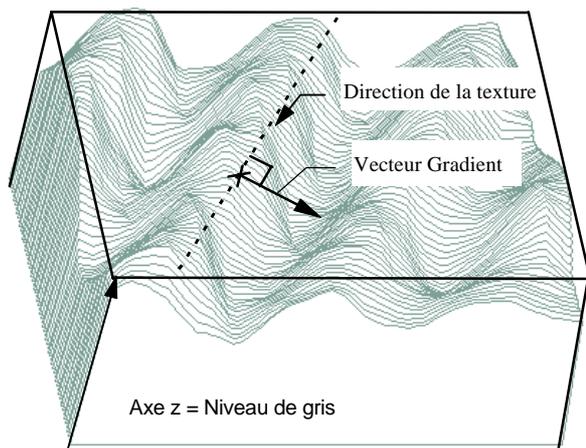


Fig. 3 : représentation du gradient en un pixel de l'image

Dans la suite de ce papier, nous retiendrons l'approche basée sur le champ des vecteurs locaux.

En statistiques directionnelles, les opérateurs d'estimation des paramètres d'une distribution ne s'appliquent que si les données étudiées sont  $2\pi$  périodiques. Dans notre cas, le sens du vecteur étant indifférent, les données sont  $\pi$  périodiques. D'une manière plus générale, Mardia [4] montre que lorsque une variable aléatoire circulaire  $\theta$  est définie modulo  $(2\pi/k)$ , l'espérance mathématique de l'orientation  $\bar{\theta}$  s'obtient par :

$$\bar{\theta} = \frac{1}{k} \text{Arg} \left[ E \left( e^{jk\theta} \right) \right]$$

Dans ce contexte, les directions  $\theta$  sont assimilées à des phaseurs (c'est à dire des vecteurs unitaires d'angle  $\theta$ ). Nous disposons pourtant d'un champ de vecteurs dont le module est une information significative. Pour le prendre en compte, nous étendons la définition de la direction moyenne à la notion de Vecteur Directionnel Moyen (VDM).

Soit  $\left\{ \vec{G}_\alpha \right\}$  le champ de vecteurs gradients élémentaires dont on veut calculer  $\vec{G}_M = \text{VDM} \left( \left\{ \vec{G}_\alpha \right\} \right)$ .

Soit  $z_\alpha$  les nombres complexes associés aux vecteurs  $\vec{G}_\alpha$ ,  $z_\alpha = \rho_\alpha \exp(j\theta_\alpha)$  avec  $(\rho_\alpha, \theta_\alpha)$  module et argument de  $\vec{G}_\alpha$ .

Alors, le complexe  $z_M$  associé à  $\vec{G}_M$  vaut :

$$z_M = \left( E \left[ \frac{z_\alpha^2}{\|z_\alpha\|} \right] \right)^{1/2} \cdot \left\| E \left[ \frac{z_\alpha^2}{\|z_\alpha\|} \right] \right\|^{1/2}$$

Dans le cas de l'exploitation statistique des données observées, l'opérateur *espérance mathématique* est remplacé par son estimée construite à partir de la moyenne.

Pour une taille de fenêtre donnée  $n \times n$  et pour toutes les fenêtres de l'image, le vecteur moyen sera donné par le calcul du VDM des vecteurs élémentaires associés à chaque pixel de la fenêtre.

Même si la mesure de l'orientation locale (au niveau du pixel) se révèle

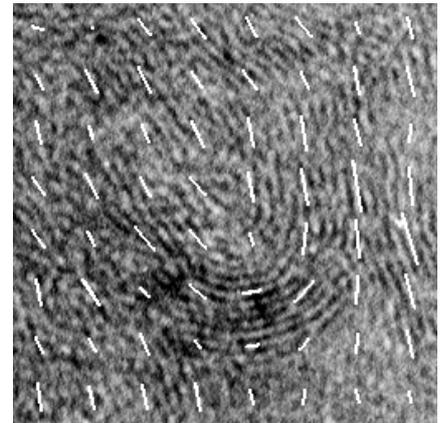


Fig. 4 : Exemple de résultat avec  $n=32$  sur une image réelle .

en général peu précise et sensible au bruit, le calcul du Vecteur Directionnel Moyen permet de réduire considérablement son influence à mesure que la taille de la fenêtre d'analyse croît. En outre, le module VDM peut être considéré comme un indice de la "qualité" de l'estimation de l'orientation dominante de la texture sur la fenêtre.

Sur la figure 4, les segments blancs représentent les normales aux Vecteurs Directionnels Moyens en argument et en module. Ces VDM sont établis dans des fenêtres de  $32 \times 32$  pixels à partir de gradients locaux calculés à l'aide de l'opérateur de Sobel [3].

### 4 Anisotropie de la texture.

Pour une image de taille  $N \times N$  et à une *échelle* donnée  $n$ , l'opérateur *Vecteur Directionnel Moyen* permet de construire un champ bidimensionnel de  $(N/n)^2$  vecteurs représentatifs

de l'orientation dominante de la texture de chaque fenêtre ainsi que de la qualité de cette estimation. A la résolution  $n$ , l'anisotropie dans l'image est élaborée à partir de ce champ de Vecteurs Directionnels Moyens. L'analyse *multi-échelle* consiste à faire varier  $n$  et à construire le graphe représentatif de l'évolution de la mesure de l'anisotropie de l'image en fonction de  $n$ .

Il est naturel d'associer l'anisotropie à la dispersion des différentes orientations de la texture. Pour cela, on dispose d'outils statistiques tels que la variance circulaire définie dans [4]. Mais ces outils statistiques ne prennent pas en compte la position relative des vecteurs les uns par rapport aux autres : il n'est pas équivalent de considérer des vecteurs associés à des fenêtres voisines ou éloignées. Seuls les écarts angulaires entre fenêtres voisines témoignent de l'évolution de l'orientation correspondant à l'échelle d'analyse. Pour cette raison, un indicateur de dispersion spécifique a dû être élaboré.

Soit  $F_\alpha$  une fenêtre de l'image. Soit  $C_{\alpha,\beta}$  la clique formée du couple de fenêtres voisines ( $F_\alpha, F_\beta$ ) selon un système de 4 voisinage.

Soit  $\vec{G}_\alpha$  le Vecteur Directionnel Moyen associé à  $F_\alpha$ .

L'indicateur  $I_{so}$  à l'échelle  $n$  est alors défini par:

$$I_{so\ p,q}(n) = \sqrt{\frac{\sum_{C_{\alpha,\beta}} \left[ \Delta(\vec{G}_\alpha, \vec{G}_\beta)^p \times \left( \|\vec{G}_\alpha\| \times \|\vec{G}_\beta\| \right)^q \right]}{\sum_{C_{\alpha,\beta}} \left( \|\vec{G}_\alpha\| \times \|\vec{G}_\beta\| \right)^q}}$$

avec

$$\Delta(\vec{G}_\alpha, \vec{G}_\beta) = \min\left(\left|\arg(\vec{G}_\alpha) - \arg(\vec{G}_\beta)\right|, \pi - \left|\arg(\vec{G}_\alpha) - \arg(\vec{G}_\beta)\right|\right)$$

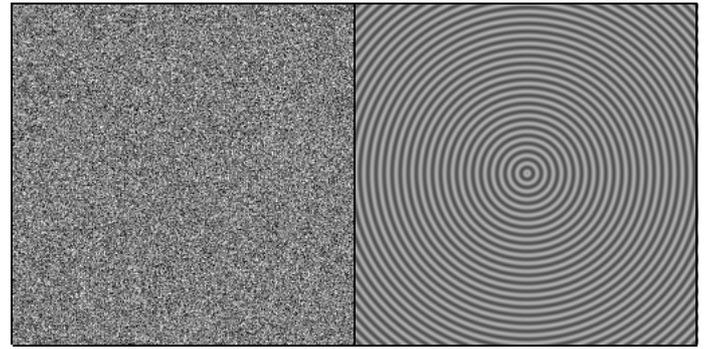
L'indicateur étant normalisé, il conserve l'unité dans laquelle est exprimée la différence angulaire (degrés ou radians).

Les paramètres  $p$  et  $q$  de la formulation précédente de l' $I_{so}$  permettent de régler respectivement l'influence des petites variations angulaires et des faibles modules. Dans toute la suite, nous considérerons que  $p=2$  et  $q=1$ .

Pour chaque image à traiter, l'opérateur  $I_{so}$  est calculé pour  $n \in [1, N/2]$ . On note que le nombre de cliques se réduisant lorsque  $n$  augmente, la moyenne n'est alors effectuée que sur un petit nombre de mesures (au minimum 4 pour  $n=N/2$ ) et devient alors imprécise.

Un champ vectoriel isotrope à toute *échelle* peut se matérialiser par un tirage aléatoire et uniforme d'une orientation  $\theta$  dans l'intervalle  $[0, \pi]$ . Les tirages des différents vecteurs du champ étant statistiquement indépendants, on vérifie dans ce cas que l'opérateur  $I_{so}$  est indépendant de  $n$  et prend la valeur  $\pi / \sqrt{12}$  rd (soit  $51.97^\circ$ ).

Cette valeur caractérise l'état isotrope (désordre maximal). On peut simuler ce comportement en étudiant l'anisotropie d'images uniquement composées d'un bruit blanc gaussien (figure 5a). Le résultat obtenu (moyenne des  $I_{so}$  sur 100 images) est conforme aux prévisions :  $I_{so}(n) \approx 52^\circ$  quel que soit  $n$  (figure 6).



a) Bruit blanc gaussien

b) Texture "cercles concentriques"

Fig. 5: Exemples de textures isotropes

L'indicateur  $I_{so}$  peut atteindre des valeurs supérieures pour des textures présentant des "anti-ordres", c'est à dire des textures composés d'assemblages réguliers d'éléments orientés à  $90^\circ$  les uns des autres. Une texture de type "cercles concentriques" comme celle de la figure 5b peut ainsi être parfaitement anisotrope ( $I_{so} \approx 0^\circ$ ) à petite échelle et son  $I_{so}$  peut atteindre des valeurs proches de  $90^\circ$  à grande échelle (voir figure 6).

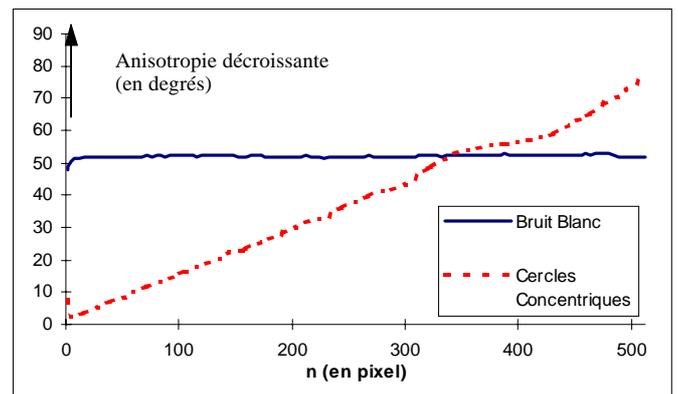


Fig. 6 : Courbe  $y=I_{so}(n)$  pour les textures de la fig. 5

## 5 Résultats

L'anisotropie a été mesurée sur des images appartenant à deux catégories :

- des images de synthèses (semblables à la figure n°2) représentant une texture longiforme à microstructure sinusoïdale appliquée sur une tessellation aléatoire de taille moyenne paramétrable. Un bruit blanc gaussien a ensuite été ajouté à l'image ainsi obtenue.
- des images réelles de matériaux composites (semblables à la figure n°4) obtenues par Microscopie Electronique à Transmission et correspondant à différentes catégories d'anisotropie.

Dans les deux cas, la taille des images étudiées est de  $1024 \times 1024$  pixels en 256 niveaux de gris. Le champ des vecteurs élémentaires est obtenu par l'application l'opérateur de Sobel sur toute l'image [3].

### Images de synthèses

Les courbes de la figure 8 résultent chacune de la moyenne de l' $I_{so}$  calculée sur 25 images de synthèse ayant

des caractéristiques probabilistes identiques. La figure 7 en présente un exemple.

Ces courbes font apparaître une forte insensibilité de l'indicateur  $I_{so}$  au bruit blanc additif dès que  $n$  dépasse 10.

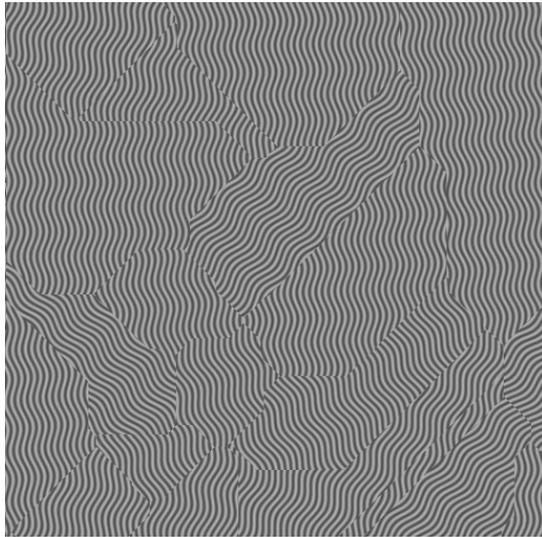


Fig 7 : Exemple de texture de synthèse

Par ailleurs, deux pics d'anisotropie faible sont visibles autour de  $n=24$  et  $n=128$ . Or, ces deux valeurs de  $n$  correspondent respectivement à la moitié de la période de la sinusoïde génératrice de la texture et à la taille moyenne des tesselles.

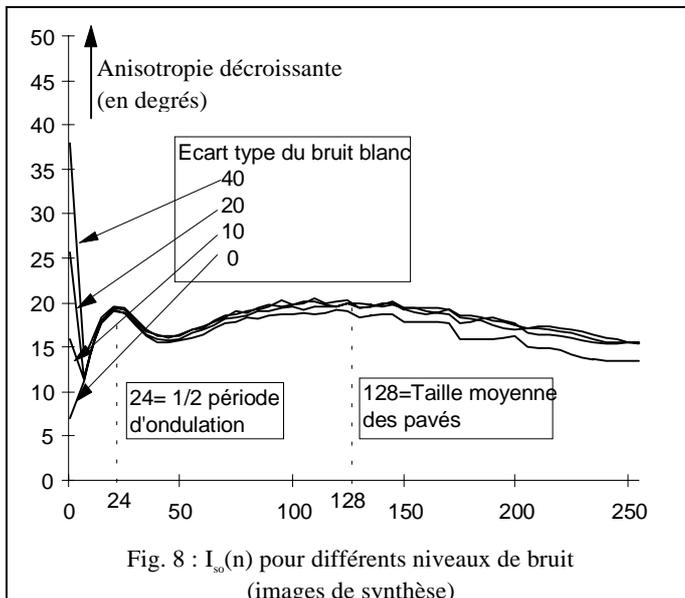


Fig. 8 :  $I_{so}(n)$  pour différents niveaux de bruit (images de synthèse)

## Matériaux composites

Pour les matériaux composites, nous disposons d'images provenant d'échantillons de six matériaux composites fabriqués selon des procédés différents (de 7 à 20 images par échantillon). Ces matériaux sont préalablement classés selon une méthode optique à très grande échelle dans trois classes {A: plutôt anisotrope, I: plutôt isotrope, AI: classe intermédiaire}. De plus ces matériaux pouvaient avoir été retraités thermiquement (T) ou non (nT).

L'étude de l'anisotropie des échantillons à différentes échelles (figure 6) permet de montrer que :

- l'anisotropie à petite échelle présente un minimum local plus marqué en cas de traitement thermique, ce qui est conforme au comportement physique de ce type de matériaux ;
- l'anisotropie à grande échelle permet de séparer nettement les trois groupes I AI.

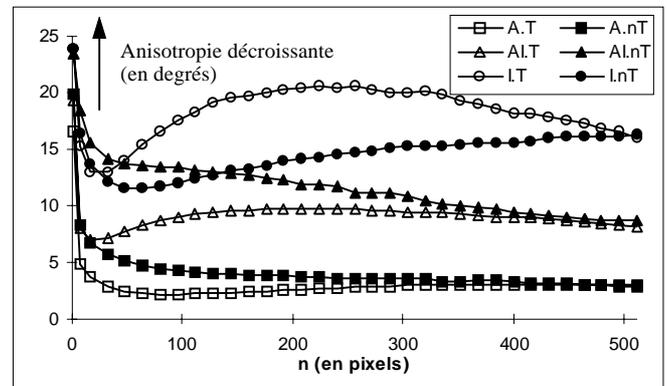


Fig. 9 :  $I_{so}(n)$  pour différents échantillons de matériaux composites

On constate qu'il est facile de déterminer l'échelle la plus appropriée pour la détermination de l'anisotropie du matériau. C'est ainsi que, dans le cas des matériaux "I.nT", la courbe n'est pas encore stabilisée pour  $n=512$ , ce qui engendre la nécessité d'utiliser des images de plus grande taille.

## 6 Conclusion

L'étude *multi-échelle* de l'anisotropie de la texture d'une image est un outil utile à la caractérisation de certains matériaux à partir d'échantillons de petite taille. La méthode présentée ici s'appuie sur le Vecteur Directionnel Moyen. Elle s'avère précise et très robuste aux différents bruits rencontrés dans les images réelles.

L'indicateur d'anisotropie  $I_{so}$ , basé sur des différences locales d'orientation des VDM, s'affranchit des différences d'orientation à long terme qui ne sont pas caractéristiques de la texture. L'indicateur  $I_{so}$  fournit une bonne caractérisation des images étudiées, qu'elles soient de synthèse ou réelles.

## Bibliographie

- [1] Alata O., Germain C., Baylou P., Chambon M., Doux F., "Evaluation de l'anisotropie de textures. Comparaison de méthodes appliquées à la caractérisation de matériaux", Proc. of the GRETSI 95, Juan les Pins, septembre 1995
- [2] Chetverikov D., Haralick R.M., "Texture anisotropy, symmetry, regularity: recovering structure and orientation from interaction maps", Proc. of the 6<sup>th</sup> British Machine Vision Conference, pp. 57-66., Birmingham 1995
- [3] Coquerez J.P., Phillip S., "Analyse d'images: filtrage et segmentation", Masson Ed., 1995.
- [4] Mardia K.V., "Statistics of directional data", New York Academic Press, 1972.