



Evaluation de l'anisotropie de textures. Comparaison de méthodes appliquées à la caractérisation de matériaux.

O. ALATA *, C. GERMAIN **, P. BAYLOU *, M. CHAMBON***, F. DOUX ****

*Equipe Signal/Image ENSERB et GDR-134-CNRS

***Microscopie Electronique-Université de Bordeaux 1

351, cours de la Libération, 33405 Talence Cedex - France. email: olivier@goelette.tsi.u-bordeaux.fr

**ENITA de Bordeaux

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

****Société Européenne de Propulsion

Les 5 Chemins, 33185 Le Haillan - France.

RÉSUMÉ

Cette contribution a pour objet de comparer l'efficacité des approches paramétriques et non-paramétriques en vue de caractériser des matériaux à partir de l'analyse texturale des images de microscope électronique par transmission. Dans le domaine non-paramétrique, c'est à dire sans modèle a priori, une approche ad-hoc basée sur la dispersion angulaire du gradient et une méthode basée sur l'analyse spectrale ont été développées. Pour la partie paramétrique, une modélisation à l'aide de coefficients de réflexion bidimensionnels obtenus par filtrage adaptatif linéaire bidimensionnel a été utilisée pour caractériser les différentes images de matériau.

1. INTRODUCTION

Le traitement numérique d'images acquises par microscopie électronique rend possible l'obtention de caractéristiques locales d'un matériau et permet de dresser une cartographie haute résolution de son homogénéité. En particulier, il est clair que la dispersion d'orientation de ses couches atomiques est liée à ses propriétés physiques (Fig. 8,9,10: images binarisées faisant ressortir les couches atomiques).

Ainsi, notre travail consiste à élaborer des algorithmes de traitement numérique des images en vue de les classer en N catégories correspondant à différents niveaux d'anisotropie.

Les images de taille 1024x1024 pixels (correspondant à un échantillon de matériau de 1000x1000 Å) comportent 256 niveaux de gris.

Les courbes isoniveaux de gris étant caractéristiques de l'orientation des plans atomiques, il est naturel d'utiliser une approche gradient pour détecter leur direction.

D'autre part, l'intervalle entre deux couches atomiques étant constant, une analyse spectrale de l'image peut être envisagée mettant à profit la fréquence spatiale associée.

Enfin, l'image présentant un aspect de texture stochastique peut être caractérisée à l'aide d'un modèle paramétrique basé sur des statistiques d'ordre 2.

Ces trois approches ont été mises en oeuvre et comparées pour résoudre ce problème.

ABSTRACT

This paper provides a comparison of some parametric and non-parametric approaches to the problem of characterizing materials. The basis of the approaches is here textural analysis of images obtained by transmission electronic microscope. In the two non-parametric approaches examined, both without an a priori model, we developed on one hand, an ad-hoc method based on the angular spreading of the gradient and on the other, a method based on spectral analysis. For the parametric approach, a model based on bidimensional reflection coefficients calculated by bidimensional linear adaptive filtering was used for characterizing the different images of material.

2. APPROCHES

2.1 Approche gradient.

L'isotropie de l'image est estimée par le calcul de la somme des différences absolues d'orientation sur tous les couples de fenêtres voisines. Ces fenêtres sont de taille réduite et couvrent l'ensemble de l'image. L'orientation de la texture dans une fenêtre est obtenue par le calcul d'un vecteur gradient moyen lui même basé sur l'estimation du gradient en tout point de l'image F_{xy} .

a) Estimation du vecteur gradient moyen sur une fenêtre:

Les composantes horizontales et verticales du gradient en un point (x,y) sont estimées à l'aide de l'opérateur de Sobel duquel on extrait l'orientation et le module:

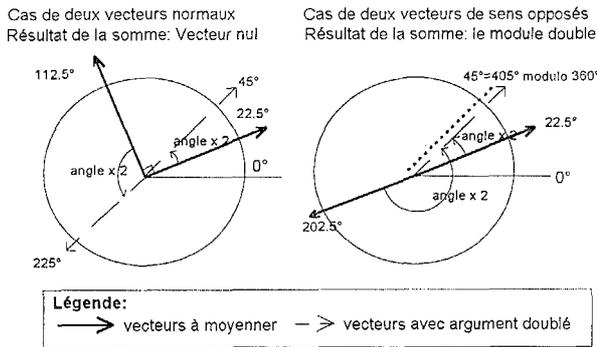
$$\vec{\text{Grad}} F_{xy} = \begin{pmatrix} G_x \\ G_y \end{pmatrix}; \quad \left\| \vec{\text{Grad}} F_{xy} \right\| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}; \quad \text{Arg} \left(\vec{\text{Grad}} F_{xy} \right) = \text{atan} \left(\frac{G_y}{G_x} \right) \quad (1)$$

Un vecteur *Gradient moyen* \vec{GM}_i pour la fenêtre i peut être calculé pour un ensemble de points. Toutefois, il n'est pas possible de faire directement la somme vectorielle des gradients obtenus, car l'information cherchée ici est une direction moyenne. Or la somme de deux gradients en opposition (l'un à 0° et l'autre à 180° par exemple) donnerait un résultat nul, alors que les deux vecteurs indiquent la même direction.

Une solution consiste à rendre soustractifs des vecteurs gradients orthogonaux et additifs des vecteurs gradients colinéaires. La somme des vecteurs gradients est calculée en



doublant au préalable leur angle par rapport à la direction de référence. Ceci permet de pénaliser au maximum les vecteurs orthogonaux et de favoriser les vecteurs indiquant des directions similaires (sans tenir compte de leur sens).



Une fois la somme calculée, on divise par deux l'argument du vecteur obtenu pour retrouver l'orientation moyenne.

b) Mesure de l'isotropie

Il reste donc à évaluer la variabilité de l'orientation de la texture sur l'ensemble de l'image (Fig. 14,15,16).

Il suffit pour cela de calculer les différences d'orientation pour l'ensemble des couples de fenêtres voisines. Cette estimation est pondérée par le module du gradient moyen de la fenêtre considérée, afin d'éviter de prendre trop fortement en compte les zones de faible contraste pour lesquelles la mesure de la direction est moins précise. Un terme de normalisation est également utilisé.

La mesure obtenue d'isotropie I_s s'exprime par:

$$I_s = \frac{\sum_{C_{i,j}} \left| \text{Arg}(\vec{GM}_i) - \text{Arg}(\vec{GM}_j) \right| \cdot \|\vec{GM}_i\| \cdot \|\vec{GM}_j\|}{\sum_{C_{i,j}} \|\vec{GM}_i\| \cdot \|\vec{GM}_j\|} \quad (2)$$

avec $C_{i,j}$: Couple de fenêtres voisines F_i et F_j ,
 et GM_i : Gradient moyen de la fenêtre F_i .

2.2 Analyse spectrale bidimensionnelle.

Les plans d'atomes étant équidistants, le périodogramme [1] révèle une concentration d'énergie sur la circonférence représentant la fréquence spatiale r_0 caractéristique de l'écart inter-atomique. L'analyse de la distribution de la densité d'énergie en coordonnées polaire $F(\theta, r_0)$ au voisinage de cette circonférence révèle le caractère anisotrope de l'image (Fig. 11,12,13).

Ainsi, à partir du périodogramme, on obtient la courbe $g(\alpha)$ (3) (avec $\alpha=2\theta$, $\theta \in [0, 2\pi]$ et $F(\theta, r_0)$ de période π (Fig. 1) correspondant à la densité énergétique sur une circonférence de rayon r_0).

$$g(\alpha) = |F(\alpha, r_0)|^2 \quad (3)$$

Comme l'énergie se concentre dans la direction orthogonale à l'orientation des plans aromatiques (Fig. 2,11,12,13), le calcul de l'orientation principale θ_0 se fait à l'aide du vecteur moyen V (4, 5).

$$V = \frac{\int_0^{2\pi} g(\alpha) e^{j\alpha} d\alpha}{\int_0^{2\pi} g(\alpha) d\alpha} \quad (4)$$

$$\theta_0 = \begin{cases} \pi + \text{Arg}(V), & \text{Re}(V) \leq 0 \\ \text{Arg}(V), & (\text{Re}(V) \geq 0) \ \& \ (\text{Arg}(V) \geq 0) \\ 2\pi + \text{Arg}(V), & (\text{Re}(V) \geq 0) \ \& \ (\text{Arg}(V) \leq 0) \end{cases} \quad (5)$$

Dans le plan complexe (représentation polaire de la courbe Fig. 1), $g(\alpha)$ forme un lobe autour de θ_0 . L'évaluation de la demi-ouverture ϕ du lobe de la rose (6) nous donne la dispersion angulaire et ainsi l'évaluation de l'anisotropie dans l'image.

$$\Phi = \left[\frac{\int_0^{2\pi} g(\alpha) \beta^p d\alpha}{\int_0^{2\pi} g(\alpha) d\alpha} \right]^{1/p} \quad \begin{cases} \theta_1 = |\theta_0 - \alpha| \\ \beta = \min[\theta_1, 2\pi - \theta_1] \end{cases} \quad (6)$$

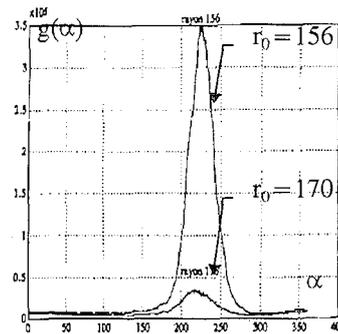


Fig. 1: Texture anisotrope. courbe des énergies.

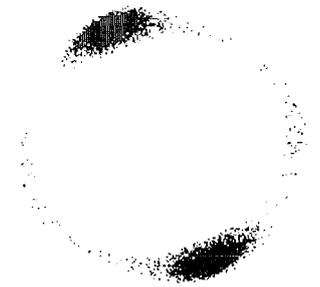


Fig. 2: FFT de Texture anisotrope après filtrage de Gabor en couronne.

2.3 Modélisation paramétrique.

L'image, considérée comme un processus stochastique bidimensionnel, est caractérisée par un ensemble de coefficients de réflexion bidimensionnels K (Fig. 4)[2]. Ces coefficients sont calculés en utilisant un filtre adaptatif bidimensionnel en treillis (filtre causal de support Quart de Plan (Fig. 3)[2]) basé sur un critère moindres carrés récursif (Two-Dimensional Fast Lattice Recursive Least Squares Filter) [2][3][4]. L'algorithme TDFLRLS procure une solution exacte, suivant un ordre colonne croissant ($0 \leq n \leq N$), aux équations normales. Il dérive d'une approche multicanal et géométrique de la prédiction linéaire bidimensionnelle [2][5].

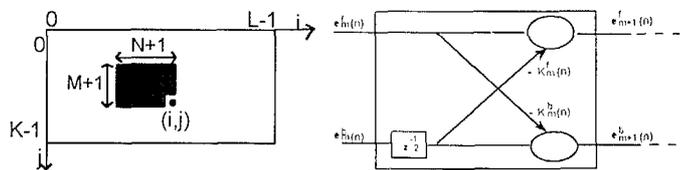


Fig. 3: Support causal QP. Fig. 4: Cellule du treillis 2D. K: matrices - e: vecteurs.

La classe d'appartenance d'une image candidate est obtenue en élaborant les distances de Mahalanobis aux différents vecteurs représentatifs des N classes.

3. RESULTATS & COMMENTAIRES

L'objectif du travail est de situer chaque image parmi trois classes possibles ($N=3$):

- a) texture anisotrope (nommée A) (Fig. 8),

b) texture partiellement isotrope (nommée A.I) (Fig. 9),

c) texture isotrope (nommée I) (Fig. 10).

Les trois approches ont donné de bons résultats.

3.1 Approche gradient.

Cette méthode sépare correctement les images des classes opposées (Fig. 5) (90% de réussite pour la classe A et 80% de réussite pour la classe I). Par contre, elle distingue plus difficilement les images de la classe intermédiaire: certaines d'entre-elles sont affectées à l'une ou l'autre des deux autres classes (Pour la classe A.I: 50% des images classées en A, 20% en A.I et 30% en I).

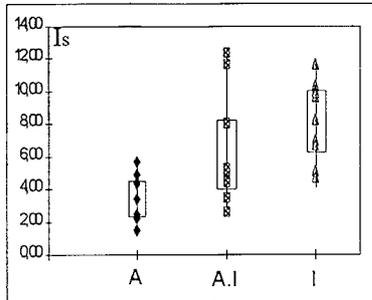


Fig. 5: Isotropie des trois classes.

Les difficultés rencontrées proviennent principalement d'un échantillonnage insuffisant pour représenter fidèlement les couches atomiques.

3.2 Analyse spectrale bidimensionnelle.

Cette méthode sépare très bien les images anisotropes (A) des autres (A.I et I confondues) (Fig. 6), ϕ étant évalué au rayon 170 correspondant à la fréquence inverse de la distance spatiale "théorique" entre deux couches inter-atomique. Toutefois, la prise en compte des variations du rayon du cercle présentant un maximum d'anisotropie a permis de parfaitement séparer les deux autres classes, A.I et I. En effet, nous avons constaté que, d'une image à l'autre, le rayon présentant le maximum d'anisotropie (Fig. 1) variait. Ainsi, un taux de 100% de classification correcte a pu être réalisé (Fig. 7).

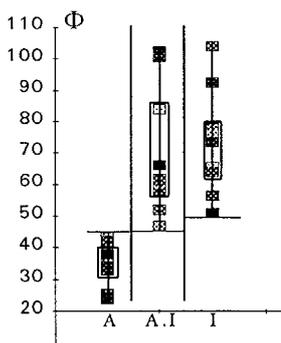


Fig. 6: Evaluation de la dispersion angulaire.

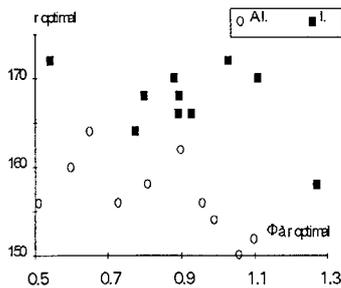


Fig. 7: Séparation des classes A.I et I.

3.3 Modélisation paramétrique.

Des résultats encourageants ont été obtenus à l'aide de cette approche (73% d'images bien classées en 1024x1024) en utilisant un préfiltrage de Gabor en couronne dans le domaine de Fourier afin de supprimer les bruits de fond ((7) avec $r_0=170$ - cf. 3.2)(Fig. 2).

$$G(u, v) = e^{-\frac{(r_0 - (u^2 + v^2)^{\frac{1}{2}})^2}{2\sigma^2}} \quad (7)$$

Seulement, les vecteurs de paramètres extraits par le filtre adaptatif en treillis sont sensibles à l'orientation générale des couches atomiques alors que seule la dispersion de cette orientation est pertinente au regard de notre problématique. Un autre préfiltrage a donc été mis au point en utilisant les informations obtenues par l'analyse spectrale. On utilise un filtrage de Gabor en couronne (avec r_0 =rayon de maximum d'anisotropie - cf. 3.2), puis, l'orientation principale des couches atomiques est ramenée à 45° à l'aide d'une rotation appropriée du plan de Fourier. Les résultats sont fournis dans les tableaux 1 à 6.

Chaque image 1024x1024 est découpée en 5 imagettes 512x512. Pour chaque classe, 3 images (15 imagettes) ont servi de représentants permettant d'élaborer un centre de gravité. L'attribution d'une imagette à une classe se fait par le calcul de la distance de Mahalanobis minimum à un centre de gravité. Deux bases différentes ont été utilisées afin de mieux vérifier la validité de la méthode. Pour des images 1024x1024, une image est attribuée à une classe si plus de 3 imagettes sur 5 appartiennent à une même classe.

Ainsi, un taux de 90% de réussite a été obtenu pour des images 1024x1024 (les mêmes images ont été rejetées par les deux bases) et un taux de 83% pour des images 512x512.

4. CONCLUSION

La classification des images de matériaux en fonction de leur anisotropie nous a permis d'expérimenter et de comparer différentes approches en traitement de l'image. Pour chaque méthode, des solutions ont été proposées afin d'améliorer les résultats; les plus performants ont été obtenus avec la méthode d'analyse spectrale et l'approche paramétrique.

Nous remercions la Société Européenne de Propulsion pour la fourniture des images de microscopie et le soutien financier des travaux.

5. REFERENCES

- [1] Jae S. Lim, "Two-Dimensional Signal and Image Processing", Prentice-Hall Int. Ed., 1990, USA.
- [2] H. Youlal, M. Janati-I., M. Najim, "Modélisation Paramétrique de signaux 2-D", Masson, 1994, Paris.
- [3] X. Liu, M. Najim, "A new 2-D fast lattice RLS algorithm", Proc. ICASSP 92, vol. 3, pp. 329-332.
- [4] O. Alata, P. Baylou, M. Najim, "Texture characterization based on 2-D reflection coefficients", Proc. ICASSP 95, vol. 4, pp. 2539-2542.
- [5] H. Lev-Ari, T. Kailath, J. Cioffi, "Least-Squares Adaptive Lattice and Transversal Filters: A Unified Geometric Theory", IEEE Trans. on Information Theory, vol. IT-30, n°2, pp. 222-236, March 1984.

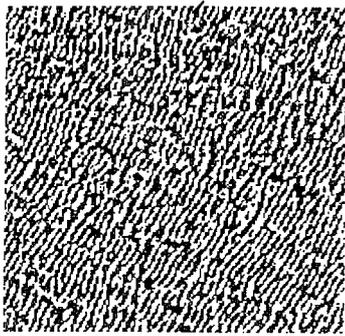


Fig. 8: Texture anisotrope.

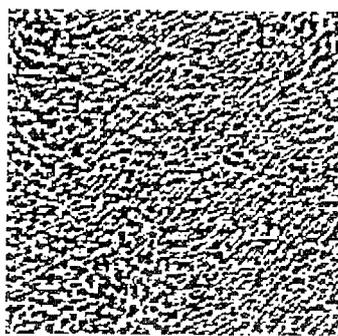


Fig. 9: Texture intermédiaire.

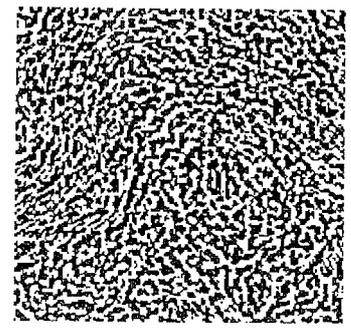


Fig. 10: Texture isotrope.



Fig. 11: FFT en courbes de niveaux.

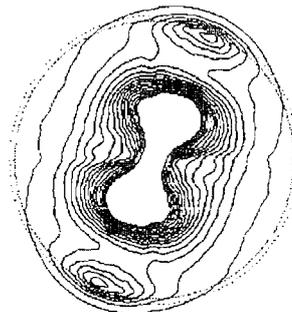


Fig. 12: FFT en courbes de niveaux.

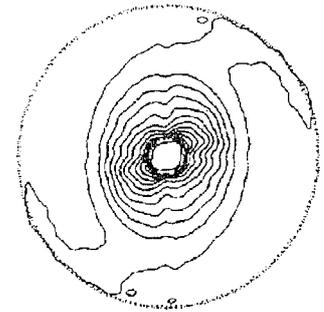


Fig. 13: FFT en courbes de niveaux.

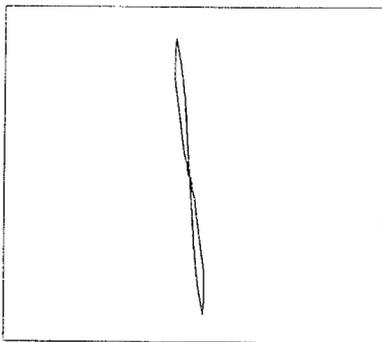


Fig. 14: Distribution des angles.

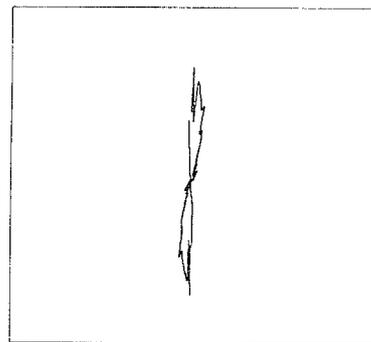


Fig. 15: Distribution des angles.

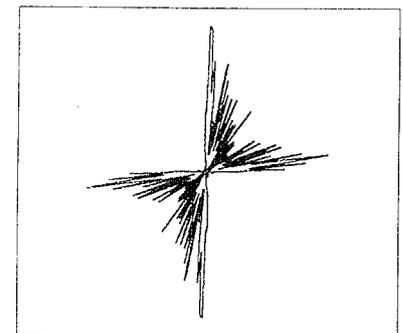


Fig. 16: Distribution des angles.

| | | | |
|-----|----|-----|----|
| | A | A.I | I |
| A | 15 | 0 | 0 |
| A.I | 0 | 15 | 0 |
| I | 0 | 0 | 15 |

Tableau 1: Base I. images 512x512.

| | | | |
|-----|----|-----|----|
| | A | A.I | I |
| A | 23 | 2 | 5 |
| A.I | 0 | 34 | 1 |
| I | 1 | 8 | 26 |

Tableau 2: Ensemble de test I. images 512x512.

| | | | |
|-----|----|-----|----|
| | A | A.I | I |
| A | 15 | 0 | 0 |
| A.I | 0 | 15 | 0 |
| I | 0 | 1 | 14 |

Tableau 4: Base II. images 512x512.

| | | | |
|-----|----|-----|----|
| | A | A.I | I |
| A | 25 | 1 | 4 |
| A.I | 1 | 34 | 0 |
| I | 2 | 10 | 23 |

Tableau 5: Ensemble de test II. images 512x512.

| | | | |
|-----|---|-----|---|
| | A | A.I | I |
| A | 5 | 0 | 1 |
| A.I | 0 | 7 | 0 |
| I | 0 | 1 | 6 |

Tableau 3: Ensemble de test I. images 1024x1024

| | | | |
|-----|---|-----|---|
| | A | A.I | I |
| A | 5 | 0 | 1 |
| A.I | 0 | 7 | 0 |
| I | 0 | 1 | 6 |

Tableau 6: Ensemble de test II. images 1024x1024