

# Mesure d'orientations cristallographiques par traitement d'images de microscope électronique

Jean-Paul GOGLIO, Alain CHEHIKIAN

Laboratoire de Traitement d'Images et de Reconnaissance de Formes  
Institut National Polytechnique de Grenoble  
46, avenue Félix Viallet  
38031 Grenoble Cédex

## RÉSUMÉ

Nous proposons un nouvel outil de mesure d'orientations cristallographiques à l'usage des métallurgistes. Son principe est la mesure de ces orientations par traitement d'images de microscope électronique. Après une segmentation des images grâce à un algorithme faisant coopérer une approche régions et un détecteur de contours par fonctions splines, nous classifions les régions selon trois types distincts. Pour séparer deux de ces types, il est nécessaire d'effectuer une détection d'arêtes grâce à un algorithme de laplacien multi-échelle, ainsi qu'une squelettisation. Cette dernière est réalisée grâce à un algorithme de type feu de prairie en deux passes, avec des critères différents pour éviter la formation de barbules. On effectue enfin une mesure spécifique à chacun des trois types pour extraire les orientations cristallines.

## 1 Introduction

L'accroissement des performances des machines tournantes passe par l'amélioration des matériaux magnétiques. La conduction du flux magnétique dans, les alliages FeSi se faisant préférentiellement selon les plans  $\langle 100 \rangle$ , les métallurgistes cherchent à fabriquer des tôles composées de cristaux ayant des orientations similaires ou tôles à grains orientés.

Pour ce faire, il est nécessaire de pouvoir caractériser ces tôles en mesurant les orientations cristallines de chacun des grains. Il existe trois types de méthodes de mesure :

- Les méthodes magnétiques qui analysent le comportement magnétique d'une tôle et renseigne ainsi sur sa texture cristalline. Ces méthodes donnent un résultat global pour toute la tôle.
- Les méthodes de diffraction (électronique, rayons X, protons) qui permettent une mesure locale de l'orientation, mais nécessitent des équipements lourds et coûteux.
- Les figures de corrosion [1] : on effectue sur le métal, une attaque chimique qui agit de manière préférentielle sur les plans  $\langle 100 \rangle$ . On obtient alors des figures correspondant à des empreintes de parallépipèdes rectangles, dont l'orientation est celle du cristal.

## ABSTRACT

We propose a new method to measure the crystallographic orientations for metallurgic applications. It consists of measuring these orientations by electron scan microscope image computing. After an image segmentation with an algorithm making cooperate an area approach and an edge detector using splines functions, we classify these areas in three different categories. To separate two of them, we had to make an edge detection using multi-scale laplacian, and a skeletonization. The latter is computed with a grass fire algorithm, in two steps to prevent the formation of unexpected segments. At the end, we make a specific measure for each of the three kinds of images, in order to extract the crystallographic orientations.

Dans le cas qui nous intéresse, les figures de corrosion mesurent environ  $10\mu\text{m}$  et sont visibles grâce à un microscope électronique à balayage en électrons secondaires. Nous avons donc développé un système de traitement d'images qui mesure les orientations cristallographiques à partir des images de figures de corrosion.

## 2 Connaissances a priori

Contrairement à d'autres applications du traitement d'images, on dispose ici de connaissances a priori.

Les images à traiter sont composées de cristaux, chaque cristal étant composé de figures de corrosion : figure 1.

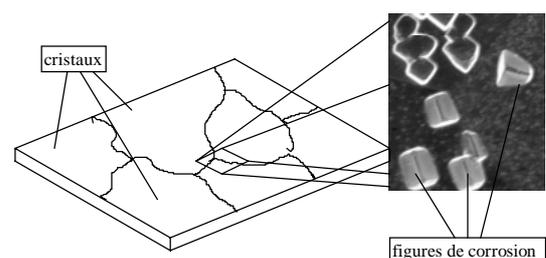


figure 1 : cristaux et figures de corrosion

Le niveau de gris de l'image est une fonction croissante de l'inclinaison de la surface de l'échantillon. On est en présence d'un fond qui est plus sombre que le reste de l'image.

Les figures de corrosion correspondent à des empreintes de parallélépipèdes rectangles dans une surface plane. On a donc 3 types d'empreintes : on peut voir soit 1, 2 ou 3 faces : figure 2.

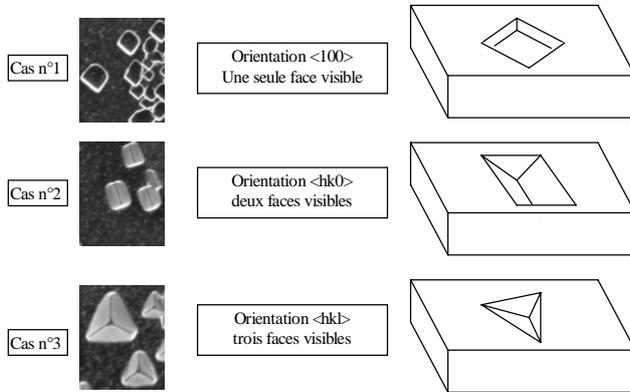


figure 2: les trois types de figures de corrosion

Dans le premier cas, on a des faces sombres délimitées par un contour clair, l'information d'orientation est contenue dans le contour de ces faces.

Dans le second cas, on a deux faces claires séparées par une arête sombre, les indices  $h$  et  $k$  sont contenus dans l'orientation de l'arête et le rapport de largeur des 2 faces.

Dans le troisième les indices  $h, k$ , et  $l$  peuvent être calculés grâce aux orientations des 3 arêtes qui séparent les 3 faces claires.

### 3 Approche du problème

Les méthodes d'analyse globales par transformée (Hough, Fourier) sont inefficaces pour plusieurs raisons : le fond est texturé, les figures de corrosion peuvent se toucher, selon les 3 types de figures, le traitement à effectuer diffère.

Nous proposons donc d'effectuer une segmentation de l'image pour séparer le fond, les faces claires et les faces sombres.

Dans le cas n°1 (faces sombres), une statistique sur l'orientation du contour nous donnera l'orientation cristalline. Pour séparer les deux autres cas, il faudra extraire les arêtes, les squelettiser et effectuer une analyse grammaticale sur les squelettes. L'orientation cristalline sera alors calculée grâce aux orientations des branches des squelettes dans le cas N°3, ainsi que par les largeurs respectives des deux faces dans le cas N°2.

### 4 Segmentation

On doit procéder à une segmentation de l'image pour séparer le fond et les figures de corrosion. Cependant, l'image étant très texturée et les contours pouvant être flous, une approche « contours » n'est pas satisfaisante car elle donne une importante sur-segmentation.

Nous proposons donc, de faire croître des régions, grâce à un algorithme inspiré de celui de Matas et Kittler [2] qui cherche à déconvoluer les différents modes de

l'histogramme des niveaux de gris de l'image en utilisant le voisinage de chaque pixel, ce qui est intéressant dans le cas d'une image texturée. Cette méthode, contrairement aux approches « textures » classiques ne cherche pas à segmenter selon des critères de fréquences spatiales, mais sur des critères de niveau de gris.

Par contre, une bonne localisation des frontières des régions étant primordiale pour effectuer les mesures d'orientations, il est nécessaire de contraindre cette croissance de régions par des contours. Nous proposons d'utiliser un filtre par fonctions splines [3] qui respecte les critères de Canny [4], et qui présente l'avantage par rapport à celui de Deriche [5] de demander un temps de calcul plus court et de donner une réponse exacte même dans le cas où le contour n'est pas un échelon.

Cette coopération permet de segmenter correctement l'image et d'extraire le fond, comme on peut le voir sur la figure 3.

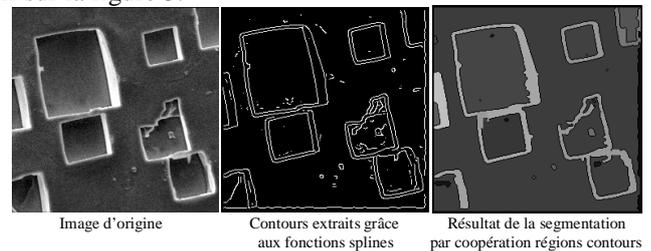


figure 3 : résultat de la segmentation utilisant la coopération régions contours.

### 5 Description des objets.

Le résultat de la segmentation permet de séparer le premier cas des deux autres. Elle nous donne en effet le fond : la plus grande des régions sombres, et d'autres régions qui doivent être des figures de corrosion. Dans le cas où ces régions sont sombres et pleines, elles correspondent au premier cas. Si elles sont claires et creuses, il s'agit également du premier cas. Si elles sont claires et pleines, il s'agit des cas 2 ou 3. Pour ces derniers, nous devons extraire les arêtes qui correspondent à une transition : clair - sombre - clair. Le signe du laplacien permet de détecter ces transitions : figure 4.

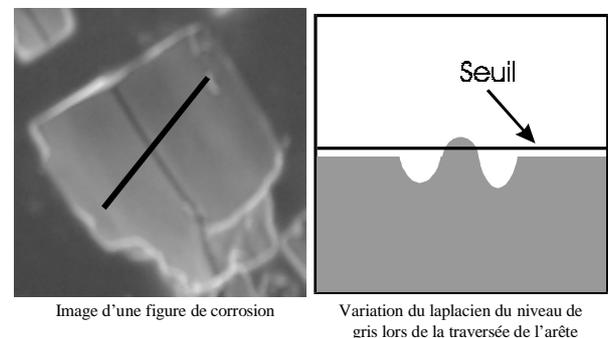


figure 4 : le laplacien permet de détecter les arêtes

Cependant, les arêtes étant de taille variable, et la précision de détection de leurs contours étant importante, nous utiliserons le signe du laplacien multi-échelle : figure 5.

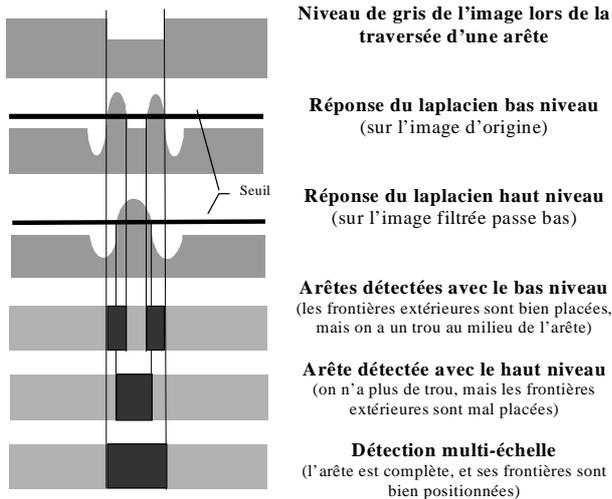


figure 5 : détection des arêtes par laplacien multi-échelle

Dans le cas N°2, les arêtes ont une forme de H et dans le cas N°3, une forme d'étoile. La classification peut donc se faire sur un critère de forme. Pour ce faire, il est nécessaire de pouvoir décrire les arêtes sous la forme d'un ensemble de segments reliés entre eux par des points de connexion. Cette description doit en effet nous permettre de faire une classification des cas 2 et 3 selon une analyse grammaticale. Nous proposons donc de squelettiser ces arêtes.

### 6 Squelettisation

Nous proposons d'utiliser un algorithme de type feu de prairie, mais en deux passes avec des critères différents afin d'éviter la formation de barbules. Les barbules sont en effet extrêmement gênantes si l'on désire effectuer une analyse grammaticale. Elles apparaissent soit lorsqu'on a un bruit de contour important sur la forme, ce cas est assez simple à résoudre, car il suffit d'effectuer une érosion de cette forme pour lisser ce contour, soit durant l'amincissement qui peut dans certains cas favoriser leur apparition si on élimine des pixels dans des zones concaves : figure 6.

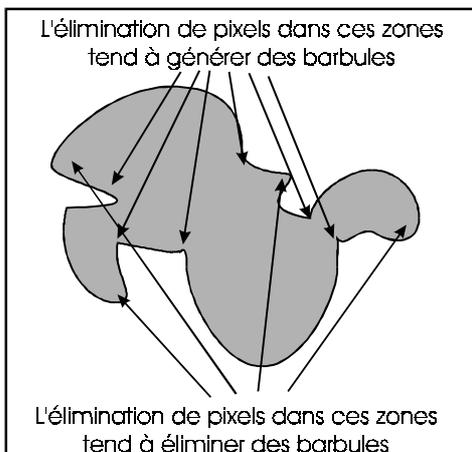


figure 6 : l'élimination de pixels dans certaines zones favorise l'apparition de barbules

Lors d'une première passe, nous n'éliminerons pas les pixels des régions concaves : figure 7.

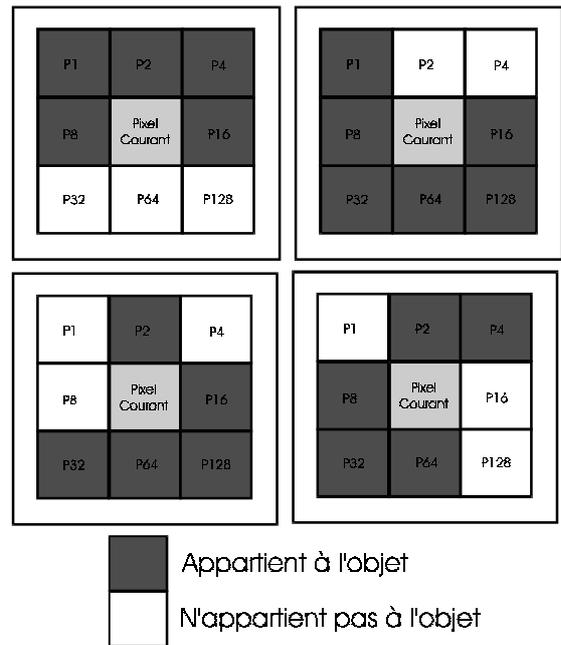


figure 7 : lors de la première passe, les pixels courants correspondant à ces configurations sont conservés

Cette première passe donne un squelette épais. On doit donc en effectuer une deuxième qui éliminera tous les pixels non essentiels. On obtient alors des squelettes fins et sans barbules : figure 8.

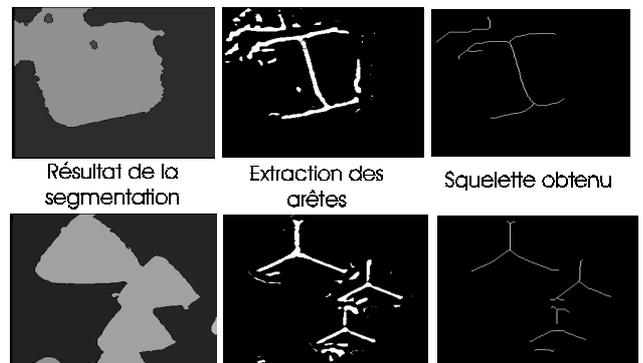


figure 8 : résultat de la squelettisation

On peut ensuite effectuer une analyse grammaticale sur les squelettes, de manière à différencier ceux en forme de H et ceux en forme d'étoile, qui apparaissent les premiers lorsque 2 faces sont visibles, et les seconds lorsque 3 faces le sont.

Les orientations sont enfin mesurées grâce à l'axe principal d'inertie des branches des squelettes.

### 7 Mesures des orientations

On peut enfin effectuer une mesure des orientations dans chacun des trois cas qui viennent d'être séparés.

- Dans le cas <100> où une seule face est visible, une mesure statistique sur l'orientation du gradient lorsqu'on parcourt le contour de la région correspondante nous donne l'inclinaison cristallographique  $\alpha$  par rapport à la direction de laminage : figure 9.

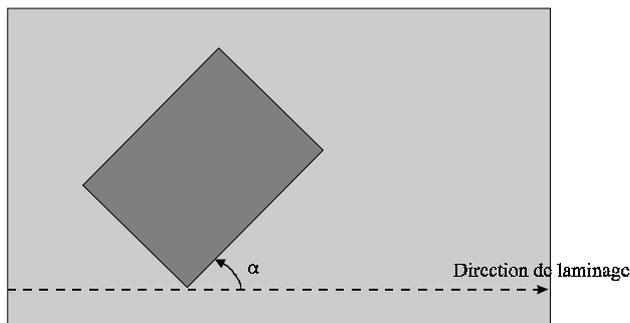


figure 9 : mesure de l'orientation dans le cas  $\langle 100 \rangle$

• Dans le deuxième cas, si deux faces sont visibles (cas  $\langle hk0 \rangle$ ), on mesure l'orientation du plus grand segment du squelette (celui au centre du H), et la largeur des faces qui se trouvent de part et d'autre. Ceci nous permet d'obtenir les deux angles correspondant à l'orientation du parallélépipède dans l'espace : figure 10.

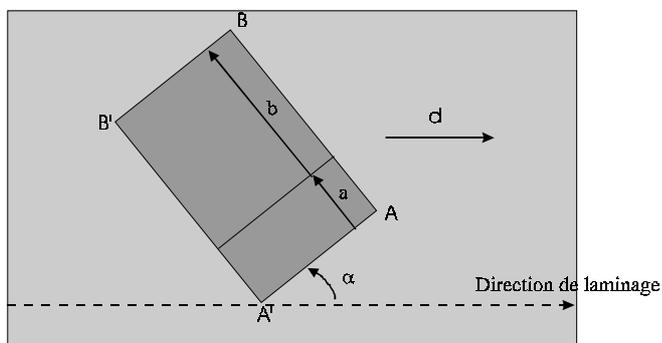


figure 10 : mesure de l'orientation dans le cas  $\langle hk0 \rangle$

• Dans le troisième cas, si trois faces sont visibles (cas  $\langle hkl \rangle$ ), on obtient les trois angles de l'orientation du parallélépipède dans l'espace grâce aux trois orientations de ses arêtes visibles. Ces orientations sont celles des trois segments du squelette qui a été extrait précédemment : figure 11.

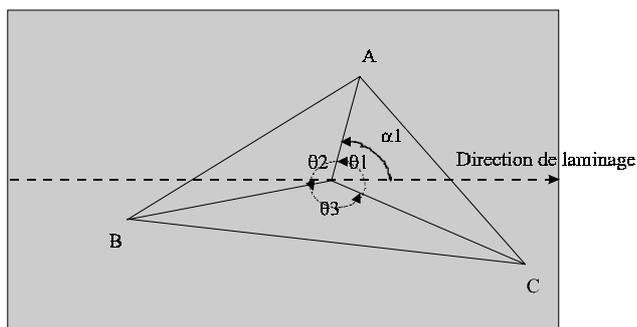


figure 11 : mesure de l'orientation dans le cas  $\langle hkl \rangle$

## 8 Conclusion

L'efficacité de cette méthode dépend bien évidemment de la qualité des images de départ et donc de l'attaque chimique. Elle est relativement robuste et donne un taux de reconnaissance quasi total si les figures de corrosion ne se touchent pas. Dans le cas contraire, on reconnaît environ 75% des figures sur une image moyenne, ce qui est suffisant pour effectuer une mesure correcte.

Le temps de calcul sur un PC équipé d'un Pentium à 100MHz est de l'ordre de 5 secondes par image 256x256, correspondant à une fenêtre d'analyse de 100x100 $\mu\text{m}$  environ.

## 7 Références

[1] Fortunati S., Abuzzese G. and Di Nunzio P.E. « *An etch-pitting technique for statistical analysis of grain size as a function of orientation in Fe-Si alloys* », Materials Science Forum Vols 94-96 (1992) pp.431-436.

[2] Matas J., Kittler J. « *Spatial and Feature Space Clustering: Application in Image Analysis* », Computer Analysis of Images and Patterns. 6th International Conference, CAIP'95, pp 162-173, Prague, Czech Republic, September 1995

[3] Chéhikian A. « *Filtres récursifs pour l'estimation du gradient et la détection de contours par interpolation spline* », Traitement du signal Vol.14 N° 1, pp 29-42, 1997.

[4] Canny J.F. « *A computational approach to edge detection* », IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 8 (6). pp679-698, 1986.

[5] Deriche R. « *Using Canny's criteria to derive recursively implemented optimal edge detector* », International Journal of Computer Vision, pp 167-187, 1987.