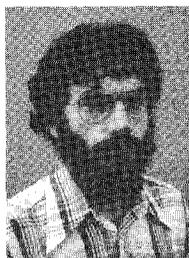


Binarisation automatique d'images

en microscopie électronique

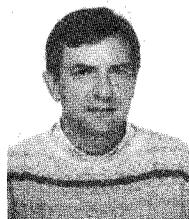
Automatic image binarisation in electron microscopy



Jean-Michel JOLION

Laboratoire d'Information Appliquée, INSA, 69621 VILLEURBANNE Cedex

Jean-Michel Jolion est diplômé de l'Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, option Informatique. Il prépare actuellement une thèse sur le traitement d'images appliqué à la microscopie électronique. Son intérêt porte plus particulièrement sur les méthodes de segmentation, la morphologie mathématique et l'utilisation de nouvelles techniques, telles que l'Intelligence Artificielle ou la logique floue, en compréhension d'images. Il est également Allocataire d'Enseignement Supérieur à l'INSA de Lyon et participe à ce titre à l'enseignement dans le département Informatique.



Patrick PRÉVOT

INSA, 502 Informatique, 69621 VILLEURBANNE

Patrick Prévot est diplômé de l'INSA de Lyon (Électronique) et Docteur ès Sciences. Spécialiste du traitement de données industrielles et de méthodologie d'analyse de systèmes, il a orienté depuis quelques années une partie de l'activité de recherche de son équipe vers l'analyse qualité et le traitement d'images. Il est Professeur à l'INSA de Lyon et enseigne au Département Informatique de cet Institut.

RÉSUMÉ

La binarisation est une étape classique du traitement d'une image. Nous présentons dans cet article une procédure rapide et performante pour des images obtenues en microscopie électronique. Cette méthode se caractérise par la prise en compte de l'intensité lumineuse ainsi que de la morphologie de l'image.

MOTS CLÉS

Image binaire/décomposition/microscopie électronique.

SUMMARY

Binarisation is a classical stage of image analysis. In this paper, we introduce a fast and efficient transform for electron microscopy images. This method is based on use of grey tone function and image morphology.

KEY WORDS

Binary image/Segmentation/Electronic microscopy.

TABLE DES MATIÈRES

Introduction

1. Les images traitées

2. Le choix d'une méthode

- 2.1. Recherche d'un seuil
- 2.2. Méthode probabiliste

3. Binarisation par classification progressive

- 3.1. Modélisation de l'histogramme
 - 3.1.1. Choix d'un modèle
 - 3.1.2. Obtention des paramètres du modèle
- 3.2. Prise en compte de l'histogramme
 - 3.2.1. Préclassification basée sur le modèle de l'histogramme
 - 3.2.2. Classification des pixels non encore affectés
- 3.3. Exemple

Conclusion

- la présence de deux classes d'objets :
 - les dislocations,
 - le matériau « vierge »;
 - la présence d'une structure cellulaire formée par l'enchevêtrement des dislocations (paroi) où les limites (contours) des cellules ne sont pas toujours apparentes.
- Nous appelons « cellules », les sous-ensembles de l'image appartenant au matériau vierge.

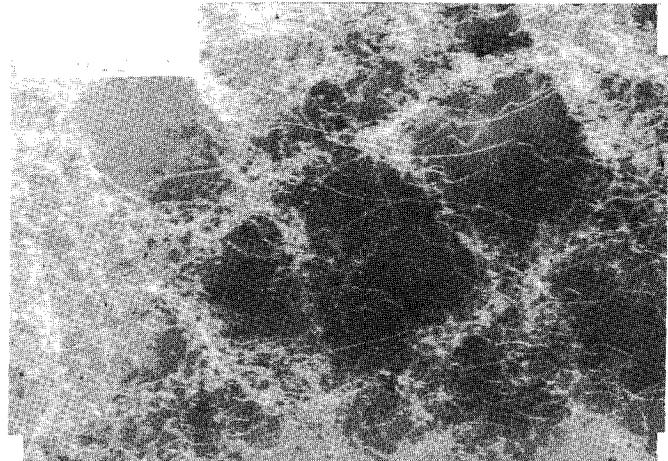


Fig. 1.

Introduction

La binarisation est une technique classique très employée en traitement d'images. Quand celles-ci s'y prêtent, elle permet l'utilisation de méthodes connues et rapides et un gain important en place mémoire.

Cependant, l'automatisation de cette technique pose souvent des problèmes. Quand le milieu où évolue le phénomène observé est maîtrisé, ces problèmes sont résolus la plupart du temps par un choix adéquat de l'éclairage et de la nature du fond (tri d'objets défilant sur un tapis roulant).

Dans cet article, nous présentons une méthode développée pour l'analyse d'images obtenues en microscopie électronique. Celles-ci se caractérisent par la non-maîtrise du milieu observé. Elles représentent des structures cellulaires formées par l'enchevêtrement de dislocations apparaissant dans un matériau au cours d'expériences de fatigue (cycles de traction-compression).

1. Les images traitées

La figure 1 donne un exemple des images que l'on doit traiter.

Elles ont trois particularités :

- une « mauvaise qualité » d'autant plus gênante qu'elle n'est pas due à un bruit extérieur mais au phénomène physique observé;

Le but de l'étude étant une analyse statistique des caractéristiques géométriques des cellules formées, nous nous sommes orientés vers une approche binaire de ces images.

Dans cette étude préliminaire, le physicien ne considère que deux états possibles pour une cellule : existence ou non-existence. La phase de création de nouvelles cellules par un phénomène de scission n'est pas actuellement étudiée. De ce fait, une cellule incomplètement scindée devra apparaître uniforme. Ceci implique la prise en compte, dans la phase de segmentation, de critères d'appréciation définis par le physicien. Une dislocation devra être traitée différemment selon qu'elle se situe dans une paroi bien définie, dans une paroi en cours de formation ou bien au cœur du matériau vierge (dislocation isolée).

2. Le choix d'une méthode

Il existe de nombreuses techniques de seuillage. Nous présentons ici brièvement les plus connues d'entre elles ainsi que les raisons pour lesquelles nous les avons rejetées.

2.1. RECHERCHE D'UN SEUIL

La manière la plus simple de binariser une image est de choisir un seuil dans l'histogramme des niveaux de gris [2]. Ceci peut être fait par détection d'extrêmes.

APPLICATIONS

On peut également envisager l'utilisation d'une méthode de classification appliquée à la segmentation [9, 4, 5].

Nous avons rejeté cette approche pour deux raisons :

- une très grande hétérogénéité de qualité des images induisant des formes d'histogrammes très variables et rarement bimodales;
- la nécessité de traiter les dislocations en fonction de leur contexte.

Cette dernière raison nous a amenés à envisager l'utilisation d'une méthode probabiliste.

2. 2. MÉTHODE PROBABILISTE

Ce type de méthode se caractérise par la prise en compte du contexte. Nous avons testé la technique de relaxation [8, 10] et l'avons rejetée pour les raisons suivantes :

1. Trop coûteuse en temps et en place mémoire

Il faut en effet mémoriser une image dont la fonction associée est de type réelle (probabilité). De plus, quand l'histogramme est unimodal, le nombre d'itérations, nécessaires à l'apparition de deux pics nettement séparés, peut être très élevé.

2. Trop sensible aux zones d'ombres présentes dans le fond continu

L'exemple des figures 2 et 3 met ce problème en évidence. La « zone d'ombre » interne à la cellule centrale est un phénomène optique très courant en

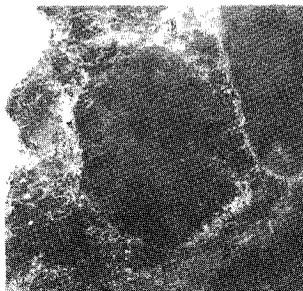


Fig. 2.

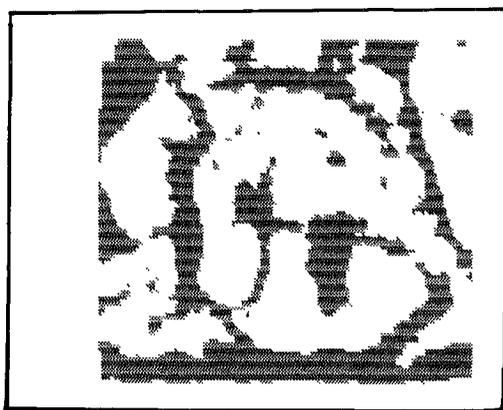


Fig. 3. — Après relaxation.

microscopie électronique. Il s'agit de la présence, au niveau de l'image, d'un phénomène sous-jacent. Cette zone, plus ou moins homogène et d'intensité voisine de celle des dislocations, a été affectée à tort au fond alors que l'œil de l'observateur humain l'affecte à la forme (cellule).

3. Trop sensible aux dislocations internes qui fragmentent les cellules

La figure 4 nous montre l'exemple d'une cellule fortement fragmentée par les dislocations. Cependant, celles-ci ne sont pas enchevêtrées. Elles ne forment

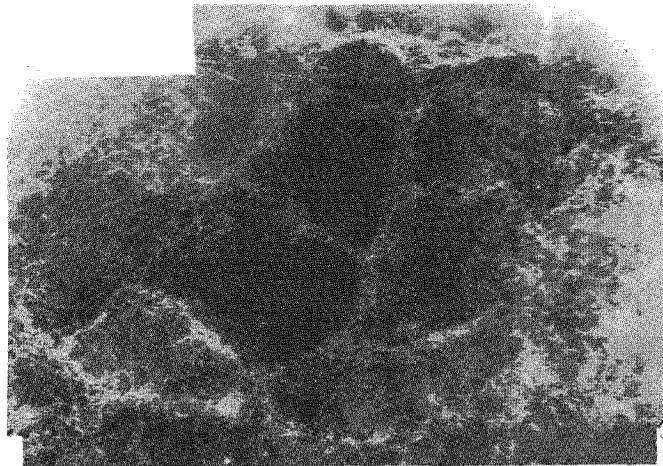


Fig. 4.

pas des branches de parois scindant cette cellule en plusieurs cellules. Il faut donc affecter ces défauts à la forme et non pas au fond comme le fait la méthode de relaxation (cf. fig. 4 et 5).

On retrouve ici les problèmes classiques de cette méthode liés à la difficulté d'initialisation du processus [1, 3].

La notion d'interprétation orientée du contenu de l'image nous a alors conduits à concevoir une méthode spécifique à ce type d'images.

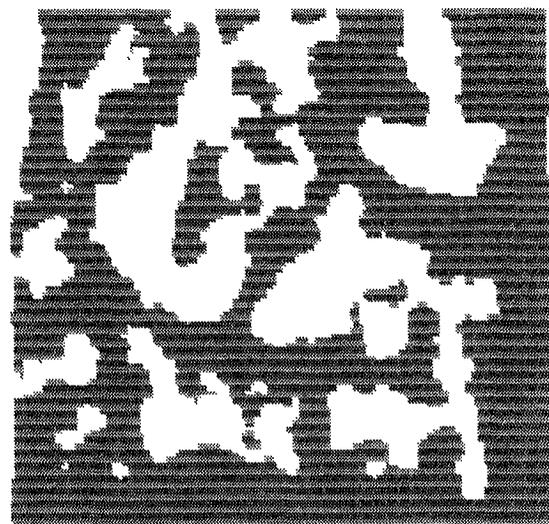


Fig. 5. — Après relaxation.

3. Binarisation par classification progressive

3.1. MODÉLISATION DE L'HISTOGRAMME

3.1.1. Choix du modèle

Soit I l'image que nous avons à traiter; elle est constituée d'une forme E (dislocations) et d'un fond F (matériau vierge). Si ces ensembles étaient parfaitement homogènes au point de vue luminosité, on aurait un histogramme bimodal parfait (cf. fig. 6).

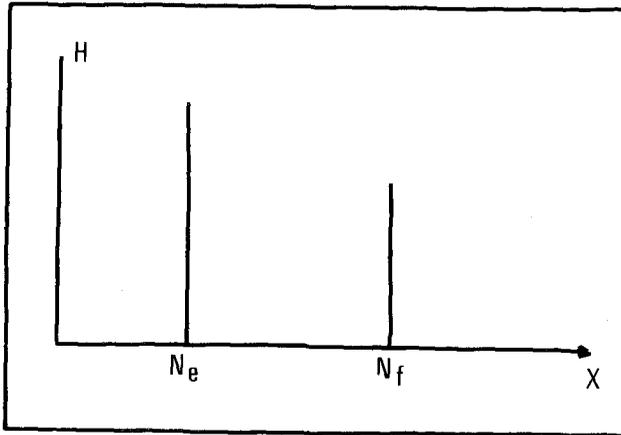


Fig. 6.

En réalité, il n'y a pas homogénéité des niveaux de gris de chaque classe E et F . Les valeurs N_e et N_f doivent être remplacées par des dispersions autour d'une valeur moyenne (cf. fig. 7).

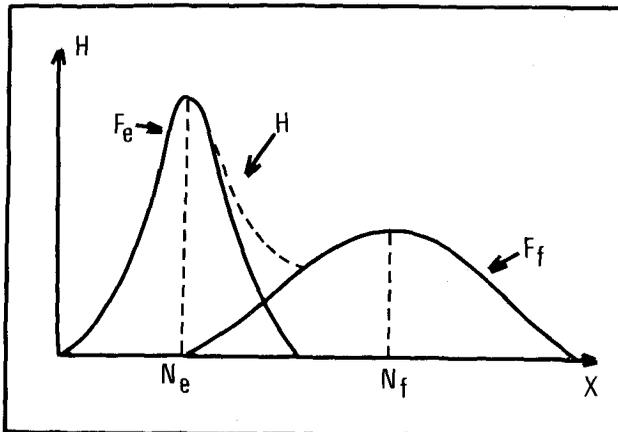


Fig. 7.

La première étape de notre procédure consiste à déterminer, au mieux, les deux distributions F_e et F_f ayant donné l'histogramme H . Pour cela, nous prendrons comme hypothèse :

« Les distributions F_e et F_f sont des lois normales. »

$$F_e(x) = A_1 * \exp(-((m_1 - x)/s_1)^2 / 2) / s_1$$

$$F_f(x) = A_2 * \exp(-((m_2 - x)/s_2)^2 / 2) / s_2$$

3.1.2. Obtention des paramètres du modèle

Le problème d'ajustement peut être résolu par un algorithme de type Newton-Raphson. Cependant, si cette méthode est efficace, elle est très coûteuse en temps. Nous lui avons donc préféré un ensemble de relations permettant l'obtention de valeurs approchées.

Dans un premier temps, supposons m_1 connue.

L'écart-type s_1 de la loi normale F_e est la valeur satisfaisant au mieux la condition :

$$F_e(x) = F_e(m_1) / 2 \quad \text{avec } x = m_1 - 1.178 s_1$$

La valeur x sera recherchée sur l'intervalle $[1, m_1]$ sur lequel nous faisons l'hypothèse : $F_e(x) \gg F_f(x)$.

La valeur A_1 est calculée par $A_1 = H(m_1) / (2 s_1)$.

La connaissance de A_1, m_1, s_1 permet le calcul de $F_f(x) = H(x) - F_e(x)$ en tout point du spectre des niveaux de gris. m_2 est alors estimée par la position du maximum de cette distribution. A_2 et s_2 sont estimés de manière analogue à A_1 et s_1 .

Les cinq paramètres A_1, s_1, A_2, m_2 et s_2 dépendent donc directement du choix de m_1 . Pour faire ce choix, nous avons besoin d'une hypothèse supplémentaire : « Il y a prédominance d'une des deux phases (dislocations ou cellules) ». La valeur m_1 , position du maximum de H , permet par sa distance aux extréma de déterminer la phase dominante.

Supposons que celle-ci soit la phase des dislocations. L'hypothèse nous permet de situer m_1 dans le voisinage de m . Le choix de m_1 se fera alors sur un critère de distance modèle-histogramme réel (critère des moindres carrés) par l'algorithme suivant :

$$m_1 = m;$$

calculer s_1 ;

$$s = s_1;$$

choisir m_1 dans $[m - s/2, m + s/2]$

qui minimise la distance $d(F_e + F_f, H)$

Si la phase dominante est celle des cellules, le principe est le même, les paramètres A_1, m_1, s_1, A_2 et s_2 dépendant directement du choix de m_2 .

A la fin de cette première étape, nous disposons de deux valeurs m_1 et m_2 représentant les niveaux de gris moyens de chaque classe (cf. fig. 8).

3.2. PRISE EN COMPTE DE LA MORPHOLOGIE DE L'IMAGE

3.2.1. Préclassification basée sur le modèle de l'histogramme

Le but recherché dans la binarisation est la répartition des pixels de l'image de départ en deux classes. Le modèle ajusté à l'histogramme va permettre de pratiquer une préclassification. En effet, si l'information intensité lumineuse n'est pas suffisante pour classer tous les pixels, elle l'est pour ceux qui se trouvent aux extrêmes de l'histogramme. On construit donc, à

partir de deux seuils s et s' , deux classes de la manière suivante :

$C1 = \{M \in I / Z_i(M) < s\} \langle = \rangle$ Forme;

$C2 = \{M \in I / Z_i(M) > s'\} \langle = \rangle$ Fond en appelant $Z_i(M)$ le niveau de gris du pixel M de l'image I .

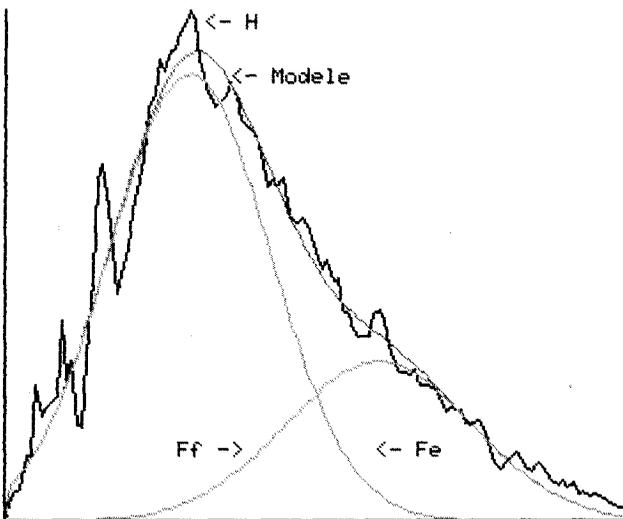


Fig. 8. - Histogramme modélisé.

De même, nous pouvons construire une classe $C3$:

$C3 = \{M \in I / s < Z_i(M) < s'\}$.

Cette dernière classe réunit l'ensemble des pixels pour lesquels l'information intensité lumineuse n'est pas suffisante pour pratiquer la classification.

Choix des seuils s et s' : Lors de la modélisation, nous avons fait l'hypothèse suivante

$$\begin{aligned} F_e(x) &\geq F_f(x) && \text{pour } x < m_1 \\ F_f(x) &\geq F_e(x) && \text{pour } x > m_2. \end{aligned}$$

On peut donc, dans un premier temps, choisir $(s, s') = (m_1, m_2)$. Les classes $C1$ et $C2$ constituent les noyaux des deux parties de l'image binaire. L'affectation des pixels de $C3$ sera d'autant plus simple que $\text{Card}(C3) \ll \text{Card}(C1) + \text{Card}(C2)$.

Nous avons donc cherché à réduire la largeur de l'intervalle $[s, s']$ pour obtenir $s - s' = (m_2 - m_1)/k$ avec $k > 1$.

Pour cela, on augmente s d'un incrément ds et on diminue s' de ds' . On a donc

$$\begin{aligned} s &= m_1 + ds \\ s' &= m_2 - ds'. \end{aligned}$$

Pour déterminer ds et ds' , nous proposons de tenir compte de l'homogénéité de chaque phase, traduite par les valeurs s_1 et s_2 du modèle. En effet, s_1 (resp. s_2) sera d'autant plus proche de m_1 (resp. m_2) que s_1 (resp. s_2) sera faible. On a alors

$$\begin{aligned} s &= m_1 + a \cdot s_1 \\ s' &= m_2 - a \cdot s_2 \end{aligned}$$

Nous voulons $s - s'$ de la forme $(m_2 - m_1)/k$. Ceci nous conduit à choisir $a = (m_2 - m_1)(k - 1) / (k(s_1 + s_2))$. La valeur de k est déterminée grâce à un jeu d'essais et est d'autant plus faible que les deux distributions F_e et F_f sont distinctes l'une de l'autre.

3.2.2. Classification des pixels non encore affectés

Le problème à résoudre est donc l'affectation des pixels de $C3$ à une des classes $C1$ ou $C2$. Nous laissons alors l'information intensité lumineuse pour nous intéresser à l'information contenue dans le voisinage de chaque point.

La classe $C3$ est en fait l'union de plusieurs classes Z_i correspondant à des zones très différentes.

$Z1$: zone de passage entre la cellule et la paroi. Le niveau de gris y est médian entre celui du cœur de la cellule et celui du cœur de la paroi.

$Z2$: dislocations isolées. Leur niveau de gris est plus éloigné du noir que celui de la paroi. Ceci s'explique simplement par le fait que la paroi est d'autant plus noire qu'elle est composée de nombreuses dislocations très proches les unes des autres.

$Z3$: phénomène optique sous-jacent. Il crée une zone d'ombre, à l'intérieur d'une cellule, d'un niveau de gris inférieur à celui de la paroi.

$Z4$: branche de paroi où la densité de dislocations est faible.

Pour notre application, la classification optimale est :

- $Z1$ répartie uniformément entre $C1$ et $C2$;
- $Z2$ et $Z3$ affectées à $C1$;
- $Z4$ affectée à $C2$.

Pour obtenir cela, deux étapes seulement sont nécessaires :

(1) Choix de s' comme seuil de binarisation : On obtient alors une image binaire sur-seuillée dans laquelle, d'une part, les cellules sont uniformes du fait de l'affectation des pixels de $Z2$ et $Z3$ à $C1$, et d'autre part, les parois sont minces car limitées à leurs noyaux (pixels de $C2$). Les cellules donnent l'impression d'avoir subi une dilatation dans les zones constituées par les points de $C3$.

(2) Amincissement des cellules : Cette étape permet, par une érosion sélective (seuls les pixels de $C3$ sont concernés), de reconstituer la paroi. D'une part, les pixels de $Z1$ sont répartis entre $C1$ et $C2$ de manière contextuelle. On bénéficie d'un effet de lissage des formes équivalent à une fermeture au sens de la morphologie mathématique [11]. D'autre part, les pixels de $Z2$ et $Z3$, « noyés » au cœur de la cellule, ne réapparaissent pas. Ils restent dans $C1$. Enfin, les pixels de $Z4$ sont généralement entourés de noyaux de $C2$ constituant la paroi mal définie. Ils seront affectés à celle-ci si ils ne constituent pas des blocs trop importants par rapport à la taille du masque nécessaire à la phase d'érosion.

Dans notre cas, l'érosion est réalisée sur un voisinage 3×3 .

* * *
 * M * $V3(M)$: Voisinage 3×3 de M
 * * *

Elle est sélective en ce sens qu'elle ne concerne que les pixels de C3. On peut combiner les deux étapes présentées en une seule règle d'affectation des pixels de C3 aux classes C1 ou C2.

$\forall M \in C3$, si $P \in C1 \cup C2$, $\forall P \in V3(M)$
 alors $M \rightarrow C1$
 sinon $M \rightarrow C2$.

Si l'image obtenue a un aspect « bruité », un filtrage fixant la taille minimale des segments et des blocs peut être effectué.

Ces opérations sont très rapides et très peu coûteuses en place mémoire.

3.3. EXEMPLE

La figure 9 montre un exemple d'une telle réalisation. On peut remarquer que la première étape de classification permet d'éviter la fragmentation d'une cellule comme le produit la méthode de relaxation (cf. fig. 5).

La figure 10 peut être comparée à la figure 3. On constate que les pixels de C3 affectés à la forme sont le plus souvent les pixels les plus loin du bord des cellules.

La méthode que nous venons de présenter permet de résoudre les problèmes mis en évidence par les figures 2 à 5.

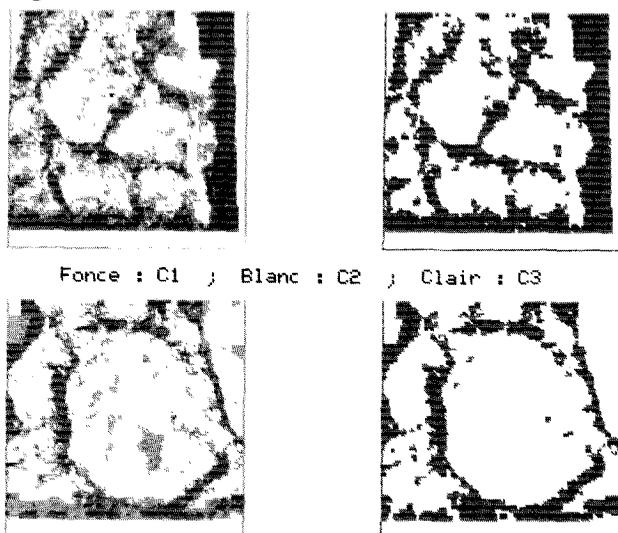


Fig. 9 et 10. — Noyaux et Images binaires finales.

Cependant, les liaisons entre cellules ne sont pas toutes éliminées. En effet, deux cellules séparées par une paroi où la concentration de dislocations est peu importante restent soudées. Ceci nécessite un traitement ultérieur. Ce traitement ainsi que l'extraction et l'exploitation des cellules sont détaillés dans [6].

Le principal avantage de notre méthode réside dans la présence de toutes les cellules dans l'image binaire.

Si un traitement est nécessaire pour séparer les cellules éventuellement soudées, celui-ci est réalisable. Par contre, par la méthode de relaxation, tout ou partie de certaines cellules a disparu lors du passage à l'image binaire. Il est alors impossible de recréer l'information manquante.

Conclusion

Nous avons présenté dans cet article une méthode de binarisation automatique pour des images obtenues en microscopie électronique dans le domaine de la physique des matériaux. Reposant sur une classification par étapes, elle s'est avérée être non seulement plus rapide (gain d'un facteur 20 environ) mais aussi plus performante que des méthodes de type relaxation car plus adaptée aux images traitées. En effet, il n'existe pas de méthode optimale de segmentation. Chaque méthode a un domaine d'application où ses critères de performance sont vérifiés (contraintes de temps, de place mémoire, qualité de l'image, ...). Simple dans son principe et sa mise en œuvre, notre méthode permet de traduire dans la pratique les critères employés par le physicien lorsqu'il analyse ce type d'images. Nous avons également appliqué cette approche à l'ensemble du système d'analyse d'images développé pour les physiciens [6, 7].

Cette étude a été réalisée en collaboration avec le laboratoire GEMPPM de l'INSA de Lyon.

Manuscrit reçu le 17 décembre 1985

BIBLIOGRAPHIE

- [1] S. BOUAKAZ, *Méthodes itératives et relaxation en analyse d'images*. Rapport DEA analyse numérique, Grenoble, Université-I, 1983.
- [2] K. A. CASTLEMAN, *Digital Image Processing*, Prentice-Hall, Signal Processing Series, Alan-V, Oppenheim Editor, 1979.
- [3] J. M. CHASSERY, *Images et Statistiques*, AFCET-INRIA, 5^e Congrès de Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle, 1985.
- [4] E. DIDAY, J. LEMAIRE, J. POUGET et F. TESTU, *Éléments d'analyse de données*, Dunod, Paris, 1982.
- [5] G. JOHANNSEN et J. BILLE, A Threshold selection method using information measures, *VI Int. Conf. on Pattern Recognition*, Munich, 1983.
- [6] J. M. JOLION et P. PREVOT, Analyse des structures cellulaires dans les matériaux fatigués. AFCET-INRIA, 5^e congrès de Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle, 1985.
- [7] J. M. JOLION et P. PREVOT, Image Understanding Strategies: Application to electronic microscopy. *Int. Conf. NATO, Pattern Recognition Theory and Applications*, Spa, June 1986.
- [8] S. PELEG et A. ROSENFELD, Determining Compatibility Coefficients for Curve Enhancement Relaxation Processes, *IEEE Trans. syst. man. cybern.* vol. SMC-8, n° 7, 1978, p. 548-555.
- [9] T. PUN, A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of histogram, *Signal Proc.*, 2, 1980, p. 223-237.
- [10] A. ROSENFELD et R. C. SMITH, Thresholding Using Relaxation, *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern.*, vol. Pami-3, n° 5, 1981, p. 598-606.
- [11] J. SERRA, *Image Analysis and Mathematical Morphology*, Academic Press, 1982.