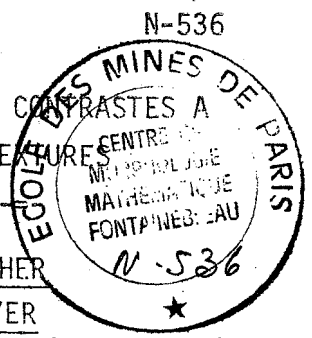


METHODES D'ANALYSE DE CONTRASTES A  
L'ANALYSEUR DE TEXTURES  
-----  
S. BEUCHER  
F. MEYER  
FONTAINEBLEAU      N-536  
SEPTEMBRE 1977



## METHODES D'ANALYSE DE CONTRASTES A L'ANALYSEUR DE TEXTURES

=====

### RESUME

On présente de nouveaux algorithmes d'analyse de contraste, élaborés sur l'analyseur de texture de Fontainebleau. Ces algorithmes sont rapides, et faciles à mettre en oeuvre. Mais leur grand intérêt est que le résultat du traitement n'est pas une mesure mais une image binaire qui n'a rien perdu de sa résolution initiale. Cette particularité permet de les insérer en aval de traitements ultérieurs de reconnaissance des formes à l'analyseur de texture. On en donnera quelques exemples.

Lorsqu'on observe une image, on perçoit intuitivement ce qu'on entend par contraste. Cette notion de contraste apparaît notamment lorsqu'on étudie, non pas l'image dans son ensemble, mais lorsqu'on s'attache à des zones ou des détails particuliers de cette image. Celle-ci est d'autant plus facile à reconnaître que ses différentes composantes se détachent bien par rapport à leur environnement. On parle alors d'image contrastée, ou de zones à fort contraste dans l'image.

Mais si la majorité des observateurs s'accordent sur cette notion, il est beaucoup plus difficile de la conceptualiser lorsque l'on désire effectuer du traitement automatique d'images sur un analyseur de texture. Cette difficulté explique qu'on n'ait pas cherché à définir le contraste a priori, car cette définition échappe à une description mathématique simple. On a, à l'inverse, essayé d'élaborer des algorithmes de traitement d'images, et de soumettre les résultats du traitement à la critique de l'observation. Si l'algorithme utilisé fait apparaître des zones qu'on s'accorde à qualifier de contrastées, il est conservé, et on appelle alors contraste, la ou les caractéristiques morphologiques qu'il fait ressortir. Ces algorithmes seront décrits plus loin. Ce ne sont en fait que plusieurs variantes d'un même procédé sur lequel nous reviendrons. Mais, avant cela, nous rappellerons brièvement les travaux antérieurs dans ce domaine.

### Historique des méthodes existantes d'analyse de contrastes

Une très bonne revue de ces méthodes a été faite par R.M. HARALICK sous le titre "Automatic Remote Senser Processing" dans Digital Picture Analysis (Réf.1).

Dans sa classification, la première catégorie contient toutes les méthodes caractérisant une image par une mesure, un nombre, la seconde comprend les transformations d'images.

a/ Nombres ou fonctions associées au contraste

- Beaucoup de méthodes se basent sur la transformation de FOURIER obtenue soit dans un système optique ou dans un ordinateur digital. Les textures fines sont riches en hautes fréquences, les textures grossières en basses fréquences.
- Une alternative à la méthode précédente est de calculer la densité des zones de haut gradient.
- Outre la covariance continue programmée sur l'ancien analyseur de textures (réf. 2) le groupe de Fontainebleau pratiquait une autre caractérisation des contrastes par la courbe de répartition des ouvertures à différents niveaux de gris (réf. 3).
- La distribution spatiale des valeurs de gris dans une image peut être analysée grâce à la matrice d'auto-corrélation des valeurs de gris.
- Les textures grossières seraient celles pour lesquelles la distribution des valeurs de gris ne change que légèrement avec la distance tandis que pour les textures fines elle changerait rapidement.

b/ Transformations d'images

Il est aisé à partir d'une quelconque des méthodes esquissées dans le précédent paragraphe de proposer une transformation d'image. En effet chacune des mesures précédentes peut être faite sur une partie de l'image initiale, et il suffirait de centrer sur chaque point qu'on voudrait transformer une certaine fenêtre, de faire les mesures à l'intérieur de cette fenêtre, et selon les résultats obtenus et des lois données au départ, transformer le point considéré. Cette méthode étant prohibitive en temps de calcul, on se borne souvent à se donner un pavage régulier de l'image et on ne transforme que le centre de chaque pavé. Ce faisant on gagne en temps de calcul mais on perd évidemment en résolution.

### Description générale des algorithmes

Les méthodes décrites ici présentent les avantages suivants : Elles ne font intervenir que les transformations d'images couramment câblées dans les analyseurs de texture modernes que sont les opérations de seuillages, de digitalisations, d'intersection, d'union d'images, les érosions et les ouvertures. De plus ces transformations sont rapides et se font sans perte de résolution en cours de traitement. Ces algorithmes, bien que possédant de nombreuses variantes, sont basés sur l'idée suivante :

Considérons une image que nous pouvons représenter par la fonction  $f(x,y)$  du signal caméra correspondant au point  $(x,y)$  de  $R^2$ .  $f$  prend ses valeurs dans  $R^+$ . La digitalisation de l'image, en se donnant un niveau  $G$ , fournit l'ensemble des points images  $(x,y)$  tels que  $f(x,y) < G$ . Cette transformation d'image est réalisée par l'analyseur de texture. Choisissons alors deux valeurs de seuils  $G$  et  $G-L$  (l'intervalle  $L$  est constant). On obtient deux images digitalisées  $I_G$  et  $I_{G-L}$ , représentant respectivement les ensembles  $X_G$  et  $X_{G-L}$  des points  $(x,y)$  tels que  $f(x,y) < G$  et  $f(x,y) < G-L$ . La comparaison des deux images permet de mettre en évidence certaines caractéristiques du contraste entre les niveaux  $G$  et  $G-L$ . Cette comparaison s'effectue de la façon suivante : on considère les points  $(x,y)$  appartenant, par exemple, à  $X_G$  et on vérifie que ces points satisfont à certaines conditions morphologiques dans l'image  $I_{G-L}$ . On élimine alors les points de l'image  $I_G$  ne vérifiant pas ces conditions. Les critères morphologiques utilisés sont construits à partir de deux transformations bien connues en reconnaissance des formes : L'érosion et l'ouverture hexagonales (figure 1). Eroder un ensemble  $X$  par un ensemble  $B$  (élément structurant) consiste à ne conserver que les points  $x$  de  $X$  pour lesquels le disque centrée en  $x$  est tout entier contenu dans  $X$ . Une

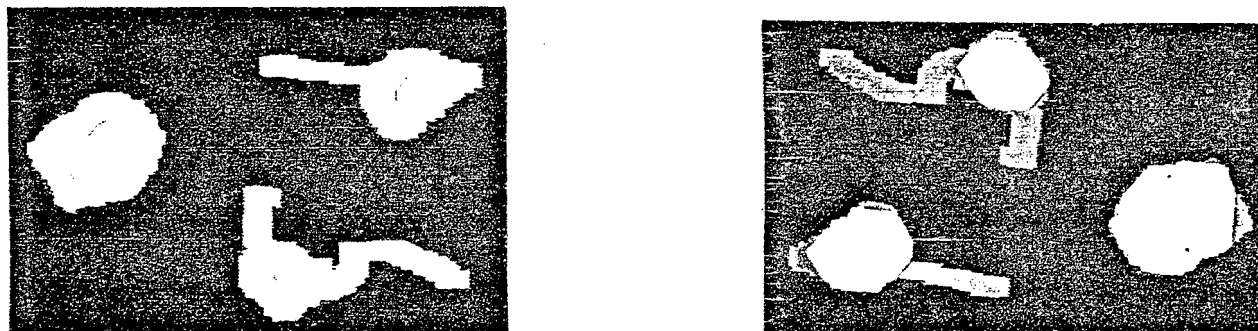


Figure 1 : érosion et ouverture

ouverture de  $X$  par  $B$  est une érosion de  $X$  par  $B$  suivie d'une dilatation. La dilatation d'un ensemble  $X$  par  $B$  conserve tous les points  $x$  de  $\mathbb{R}^2$  tels que  $B$  centré en  $x$  coupe  $X$  (réf. 5).

Il est évident que, partant de cette idée générale, de nombreuses variantes sont possibles, en utilisant pour les images de travail diverses combinaisons des images seuillées initiales. Chaque variante est d'ailleurs caractéristique d'un type de contraste.

Pour illustrer ce qui vient d'être dit, on donnera deux exemples : La mise en évidence des "pics" et "des gradients" de contraste. Les "pics" correspondent à des zones très petites de l'image, très claires sur un fond sombre, ou très sombres sur un fond clair. Les gradients permettent de mettre en évidence les dégradés dans l'image et les transitions entre les différentes nuances de gris (figure 2).

La figure 3 explique les algorithmes. Ceux-ci utilisent l'érosion comme transformation morphologique. Des résultats équivalents sont obtenus avec une ouverture. La figure 4 présente un autre algorithme d'extraction des gradients par ouverture.

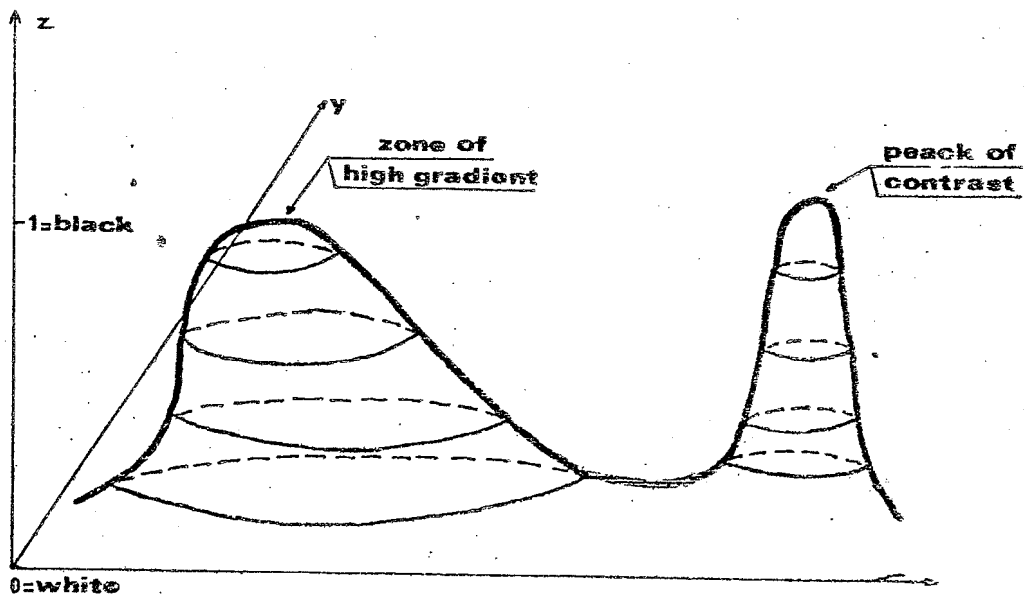


Figure 2 : Pics et gradients de contraste

Dans le 1er algorithme les images de travail sont  $H_{11}$  et  $H_{21}$ . Les points conservés sont les points de  $H_{11}$  qui n'appartiennent pas à l'érodé de  $H_{21}$ , c'est-à-dire les points de  $H_{11}$  sur lesquels on peut centrer un cercle  $B_1$  qui coupe les bords de  $H_{21}$ . On peut également utiliser l'ouverture de l'image  $H_{21}$  et la comparer avec l'image  $H_{11}$ . La figure 3 montre les résultats obtenus pour les pics et les gradients.

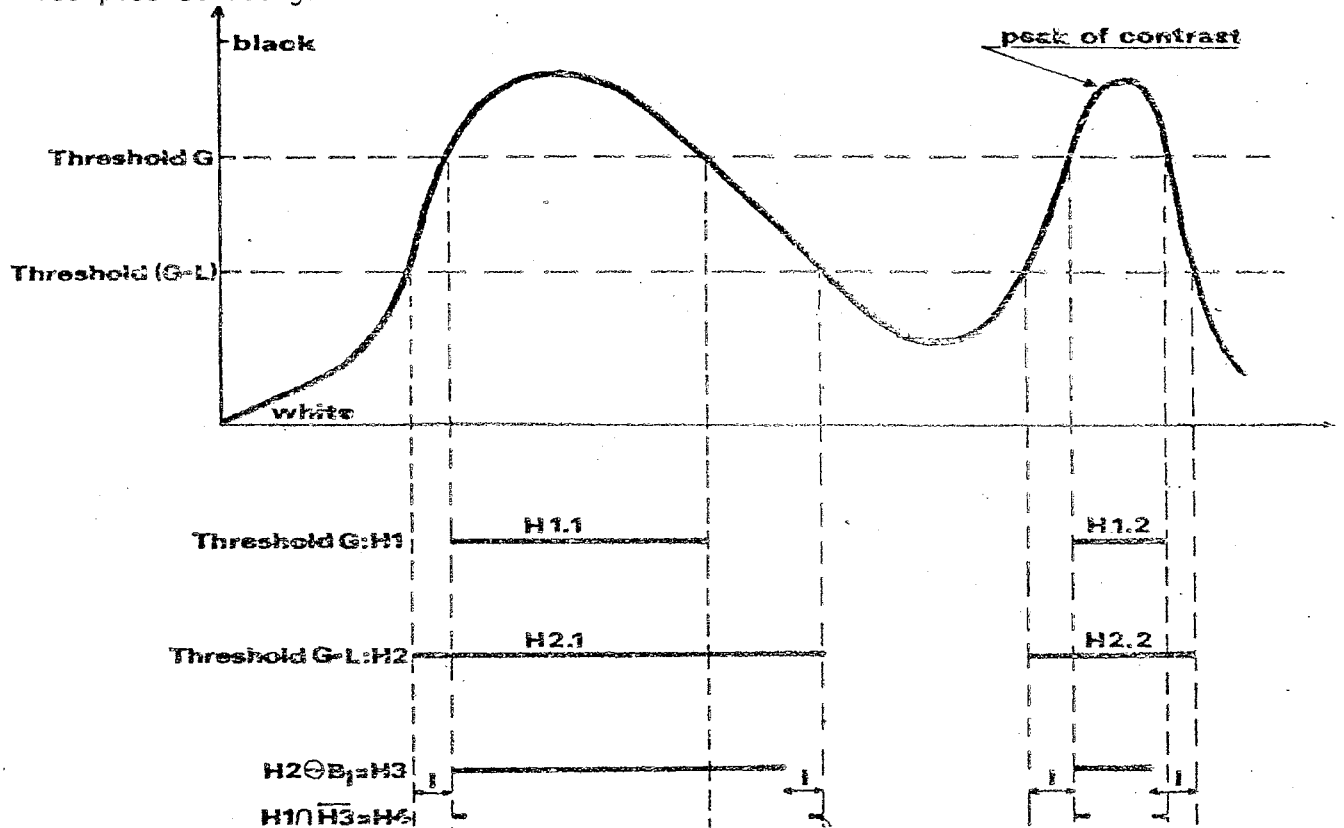


Figure 3 : Schémas explicatifs des algorithmes de "pics" et de "gradient"

On ne donnera pas d'explications supplémentaires concernant l'algorithme présenté à la figure 4. Signalons seulement qu'il utilise comme images de travail une combinaison des images seuillées initiales.

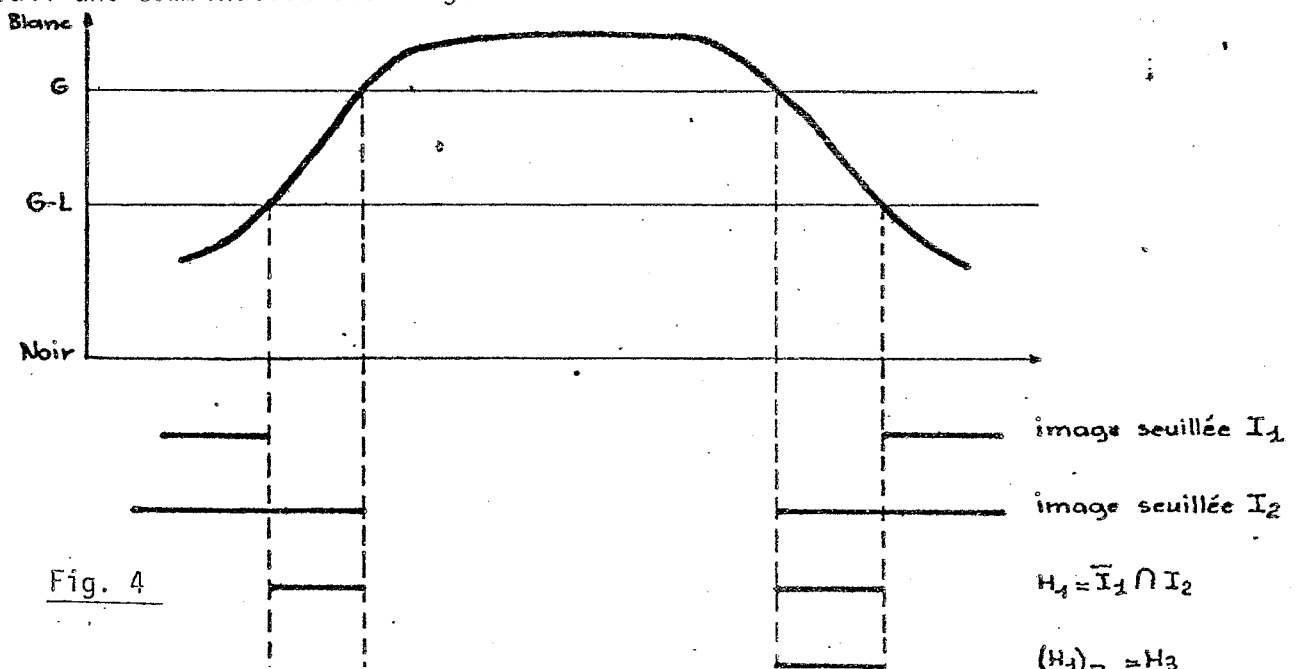


Fig. 4

L'algorithme ne conserve que les points de l'image appartenant à une zone de faible gradient. En donnant à G toutes les valeurs possibles sur l'échelle des gris et en faisant l'union de toutes les images, on extrait, en prenant le complémentaire de l'image finale, toutes les zones à fort gradient.

#### Exemples d'application

On donnera deux exemples. L'un est du domaine métallurgique, l'autre du domaine médical.

##### - fractures métalliques

La figure 5 est une photographie d'une fracture métallique prise au microscope électronique à balayage. Les algorithmes de contraste font ressortir les zones intéressantes de l'image : frontières de facettes, languettes, rivières, etc... (figure 6). Ces méthodes de contraste se sont montrées très performantes dans l'étude entreprise qui consistait à rechercher sur un couple de vues stéréoscopiques, le décalage des points homologues, afin de reconstituer le relief de la fracture.

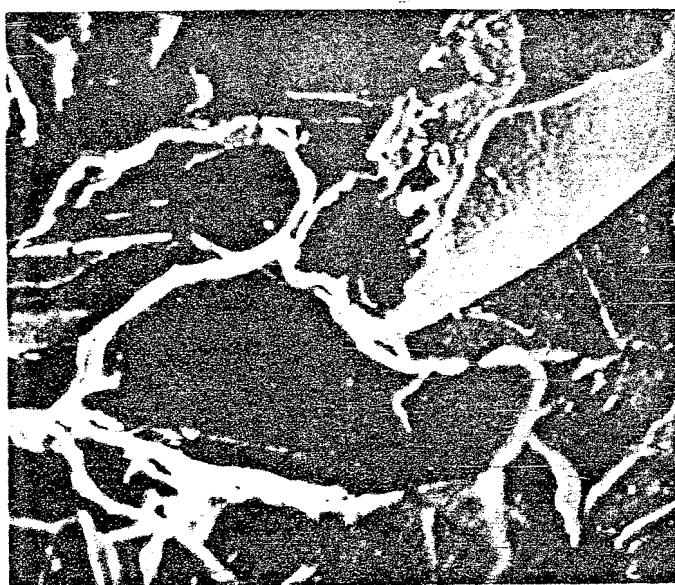


Figure 5 : fracture métallique au microscope électronique à balayage

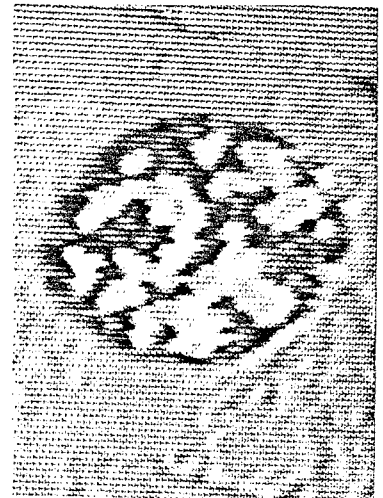
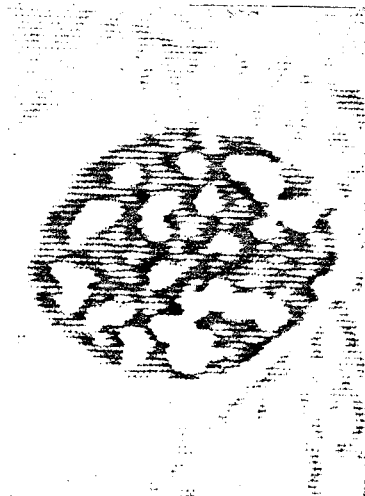
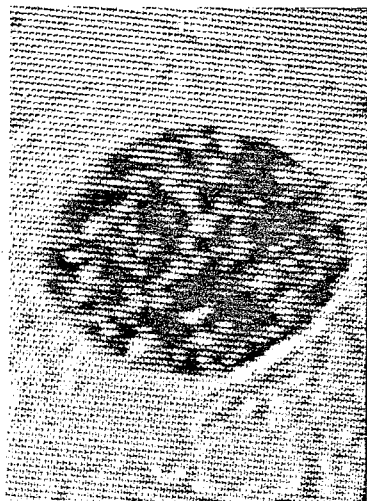


Figure 6 : image binaire du contraste obtenue en utilisant un algorithme de contraste du type "gradient".

Ces méthodes d'analyse d'images sont beaucoup plus fiables que les méthodes classiques de codage d'une image sur plusieurs niveaux de gris.

#### Analyse de chromatine

La figure 7 représente le noyau d'une cellule épithéliale du col de l'utérus. Ces cellules présentent des altérations de la chromatine en cas de cancer. C'est précisément la difficulté de caractériser finement ces altérations qui a conduit à la mise au point de l'algorithme des pics de contraste (réf. 6). Les figures 8 et 9 montrent comment ces algorithmes mettent en évidence les grains de chromatine pour deux niveaux de contraste (l'image binaire qui a été générée apparaît en blanc et se trouve superposée à l'image caméra initiale).



Figures 7 - 8 et 9



Différentes granulométries peuvent alors être mesurées sur cette image binaire. Celle-ci peut aussi être utilisée comme un masque à l'intérieur duquel on effectue des mesures densitométrique (intégrale de la lumière liée à la quantité d'ADN, histogramme des gris, etc...). Les résultats numériques ainsi obtenus permettent une bonne discrimination entre cellules saines et cellules cancéreuses.

### Conclusion

Tous ces algorithmes présentent plusieurs avantages qui les rendent intéressants et performants en analyse d'images : ils sont reproductibles, et peu sensibles au bruit. Cette particularité est intéressante, notamment lorsqu'on désire comparer deux images comme dans l'un des exemples cités. Les traitements sont rapides. Mais l'avantage essentiel est que, après traitement, l'image obtenue est une image binaire ; l'information est donc condensée sous la forme la plus intéressante pour la mise en oeuvre de traitements ultérieurs. Les transformations d'images binaires sont, en effet, bien connues en analyse d'images.

### REFERENCES

- 1/ R.M. HARALICK, Digital Picture Analysis, Springer Verlag.
- 2/ H. DIGABEL, J. SERRA : La covariance continue. Fascicules de Morphologie Mathématique Appliquée C.M.M.
- 3/ J. SERRA : Analyse des fonctions à peu près en tout ou rien, rapport interne.
- 4/ R.M. HARALICK : "A resolution Preserving Textural Transform for Images". Computer Graphics Pattern Recognition and Data Structure Conference IEEE. Computer Society and ACM Group on Computer Graphics, Beverly Hills, Calif. (1975)
- 5/ J. SERRA : Lectures on Image Analysis by Mathematical Morphology, C.M.M.
- 6/ F. MEYER : Contrast Extraction and Chromatin Analysis, Symposium Buffon, Proceedings à paraître.