

*Collection de notes internes
de la Direction
des Etudes et Recherches*

**CLASSIFICATION PAR APPROCHES CONNEXIONNISTES
APPLIQUEE AU CONTROLE NON DESTRUCTIF**

***CLASSIFICATION BY A NEURAL NETWORK APPROACH
APPLIED TO NON DESTRUCTIVE TESTING***

EDF

Electricité
de France

Direction des Etudes et Recherches

SYNTHÈSE :

Dans le cadre de la surveillance des matériels de centrale nucléaire, les coudes moulés de générateurs de vapeur sont radiographiés puis expertisés afin de détecter la présence de défauts. Les clichés obtenus sont ensuite numérisés selon un protocole parfaitement défini, l'objectif d'EDF étant de disposer d'un système de reconnaissance des défauts.

Dans cette note, nous décrivons la procédure de reconnaissance des zones présentant des défauts. Après avoir rappelé le protocole de numérisation et la faible qualité des images, nous proposons un prétraitement de celles-ci pour rehausser les défauts. Nous examinons ensuite le problème du choix des critères de classification. Après avoir démontré que des critères statistiques ou texturaux classiques de type homogénéité, entropie, contraste ne sont pas pertinents, nous développons une approche géométrico-statistique fondée sur la coopération de l'étude des corrélations du signal et de l'analyse des extrema régionaux. Le principe consiste à analyser puis comparer dans le cas de zones avec défauts et celui de zones sans défauts, l'évolution des matrices de probabilités conditionnelles pour une taille croissante du voisinage, l'allure des variogrammes et la localisation de minima régionaux. Il ressort que l'anisotropie et la surface de la série des "queues de comètes" associées aux probabilités conditionnelles, la pente des variogrammes et des indices statistiques, la localisation des minima régionaux sont des paramètres discriminant les zones de défauts des zones sans défauts. La classification des images est finalement réalisée par un réseau de neurones dont nous détaillons l'architecture, les propriétés et le mécanisme d'apprentissage et dont nous discutons les résultats obtenus.

B. LAVAYSSIERE : EDF/DER/SDM/TAI, 6 quai Watier, 78400 Chatou
M. LEFEVRE, F. PRETEUX : Dpt Images, TELECOM PARIS, 46 rue Barault,
75013 Paris

EXECUTIVE SUMMARY :

Radiography is used by EDF for pipe inspection in nuclear power plants in order to detect defects. The radiographs obtained are then digitized in a well-defined protocol. The aim of EDF consists of developing a non destructive testing system for recognizing defects.

In this paper, we describe the recognition procedure of areas with defects. We first present the digitization protocol, specifies the poor quality of images under study and propose a procedure to enhance defects. We then examine the problem raised by the choice of good features for classification. After having proved that statistical or standard textural features such as homogeneity, entropy or contrast are not relevant, we develop a geometrical-statistical approach based on the cooperation between signal correlations study and regional extrema analysis. The principle consists of analysing and comparing for areas with defects and without any defect, the evolution of conditional probabilities matrices for increasing neighborhood sizes, the shape of variograms and the location of regional minima. We demonstrate that anisotropy and surface of series of "comet tails" associated with probability matrices, variograms slope and stastical indices, regional extrema location, are features able to discriminate areas with defects from areas without any. The classification is then realized by a neural network, which structure, properties and learning mechanisms are detailed. Finally we discuss the results.

INTRODUCTION

Dans le cadre de la surveillance des matériels de centrale nucléaire, la Direction des Etudes et Recherches d'Electricité De France a entrepris depuis plusieurs années l'étude et la mise en oeuvre de techniques de traitement d'images adaptées aux images radiographiques et en particulier aux images gammagraphiques issues du contrôle des coudes moulés des générateurs de vapeur [PHIL88], [BRIA91], [CASN91]. Ces pièces sont soumises à de fortes contraintes physiques pouvant entraîner l'apparition de défauts (volumiques ou linéaires) qu'il s'agit de détecter et de caractériser par analyse d'images.

Les principaux problèmes posés par ces images sont leur faible contraste, leur fort niveau de bruit et la taille variable, mais en général faible, des défauts recherchés [LEFE92]. La majorité des techniques classiques de traitement d'images s'adaptant mal à ce type d'images, il est nécessaire de définir de nouvelles méthodes. En réalité, l'enjeu de notre étude dépasse le cadre de l'application présentée et concerne tout problème de détection de défauts de taille faible dans un environnement fortement bruité et peu contrasté.

Pour EDF, l'objectif final est de disposer d'un système de reconnaissance des défauts. Cela nécessite dans un premier temps le développement d'une procédure de classification des images en zones avec ou sans défauts. L'image de classes ainsi obtenue sera utilisée dans une seconde étape pour initialiser et guider la segmentation fine des défauts, préalable à la troisième étape relative à leur caractérisation et leur typologie.

Dans cet article, nous décrivons la procédure de reconnaissance des zones présentant des défauts. Nous rappelons tout d'abord le protocole de numérisation des images et proposons un prétraitement qui permet de rehausser les défauts. Nous examinons ensuite le problème du choix des critères de classification. Après avoir démontré que des critères statistiques ou texturaux classiques de type homogénéité, entropie, contraste ne sont pas pertinents [PHIL88], nous développons une approche géométrico-statistique fondée sur la coopération de l'étude des corrélations du signal et de l'analyse des extrema régionaux. Le principe consiste à analyser puis comparer dans le cas des zones avec défauts et celui des zones sans défauts, l'évolution des matrices de probabilités conditionnelles pour une taille croissante du voisinage, l'allure des variogrammes et la localisation de minima régionaux. Il ressort que l'anisotropie et la surface de la série des "queues de comètes" associées aux probabilités conditionnelles, la pente des variogrammes et des indices statistiques, la localisation des minima régionaux sont des paramètres discriminant les zones de défauts des zones sans défauts. La classification des images est réalisée par un réseau de neurones dont nous détaillons l'architecture, les propriétés et le mécanisme d'apprentissage et dont nous discutons les résultats obtenus.

I NUMERISATION ET PRETRAITEMENT

La numérisation des images gamma-radiographiques de coudes moulés est effectuée par le système ENTRAIGUE [LAVA93], au moyen d'une caméra CCD. La résolution des images numériques (1024x1024) correspondant à des régions d'intérêts de 5 cm de côté est de 50 μm . En dépit d'un étalonnage précis lors de la numérisation, il existe une dérive plus ou moins accentuée du signal (figure 1a), d'orientation variable (verticale, horizontale ou oblique) d'une image à l'autre, rendant très délicate voire impossible toute analyse ou interprétation directe de celles-ci et requérant donc un prétraitement pour l'éliminer.

Après étude de différentes méthodes reposant soit sur une modélisation de la composante de fond d'image (par approximation polygonale ou par interpolation linéaire) [DOCH83], soit sur un filtrage linéaire (par convolution spatiale ou par filtrage dans le

domaine de Fourier) [BRJA88], soit sur un filtrage morphologique [DUTR83], le prétraitement retenu consiste en une suppression de la dérive par soustraction de la valeur moyenne locale calculée sur une fenêtre de taille 81x81 pixels. Cette taille de fenêtre, définie de façon expérimentale [BRJA91], tient compte de la résolution des images considérées et de la taille maximale des défauts. L'image g ainsi redressée (figure 1e) définie par:

$$g(x) = f(x) - \mu(x) \text{ avec } \mu(x) = \sum_{y \in F_{81}(x)} f(y),$$

où f désigne l'image à teintes de gris initiale et $F_{81}(x)$ la fenêtre 81x81 centrée en x, est ensuite normalisée sur 8 bits après élimination des artefacts (poussières, défauts de films) apparus lors de l'acquisition:

Posons alors:

$$m = \min\{g(x), x \in \text{supp}(f)\} \in \mathbb{Z} \quad \text{et} \quad M = \max\{g(x), x \in \text{supp}(f)\} \in \mathbb{N},$$

où $\text{supp}(f)$ désigne le support de la fonction f.

Pour éliminer les artefacts, le principe consiste à ne pas prendre en compte un certain nombre de points dans les valeurs extrêmes (minimales et maximales) de l'histogramme de g. Désignons par :

$$\forall p \in [m, M] \subset \mathbb{Z},$$

$$h(p) = \text{card}\{x \in \text{supp}(f) / g(x) = p\}, \quad s(p) = \sum_{q=m}^p h(q), \quad S(p) = \sum_{q=p}^M h(q).$$

Posons alors:

$$\begin{cases} m_0 = 1 + \max\{p \in [m, M] / s(p) \leq \alpha\} & \text{ssi } \{p \in [m, M] / s(p) \leq \alpha\} \neq \emptyset \\ m_0 = m & \text{sinon} \end{cases}$$

et

$$\begin{cases} M_0 = 1 + \min\{p \in [m, M] / S(p) \leq \beta\} & \text{ssi } \{p \in [m, M] / S(p) \leq \beta\} \neq \emptyset \\ M_0 = M & \text{sinon} \end{cases}$$

Les valeurs α et β ont été définies expérimentalement par $\alpha = \beta = 0.03\%$ du nombre total de pixels de l'image.

L'image finale après prétraitement est obtenue en considérant la fonction k définie par:

$$\forall x \in \text{supp}(f), \quad \begin{cases} k(x) = g(x) & \text{si } g(x) \in [m_0, M_0] \\ k(x) = m_0 & \text{si } g(x) \in [m, m_0[\\ k(x) = M_0 & \text{si } g(x) \in]M_0, M] \end{cases}$$

et en la normalisant entre 0 et 255.

Si la procédure ainsi développée élimine effectivement la dérive et rehausse les défauts, elle accentue le bruit (figure 1d) dont l'importance rend difficile toute utilisation directe de paramètres de type moyenne locale. Cela nous a donc conduit à effectuer une étude approfondie des propriétés géométriques et statistiques des radiographies ainsi prétraitées.

II CHOIX DES CRITERES DE CLASSIFICATION

Une première analyse des propriétés statistiques a consisté en l'étude des histogrammes, des images de moyenne et de variances sur des fenêtres de taille 64x64 et 128x128. Aucune information exploitable pour la classification n'a pu en être extraite.

Dans un second temps, nous avons développé une approche géométrico-statistique fondée sur la coopération entre matrices de probabilités conditionnelles, variogrammes et localisation des minima régionaux.

Nous rappelons que la méthode des probabilités conditionnelles [PRET91a] consiste en l'étude en chaque point (i,j) de la matrice suivante:

$$Q_{\phi,t}(i,j) = P[f(x) = j / \Phi[V_t(x)] = i],$$

où V_t désigne le voisinage de taille t centré en x et $\Phi(V_t)$ une fonction de V_t appelée fonction conditionnante.

La représentation sous forme d'images appelées "queues de comète" de ces matrices permet de rendre compte visuellement de la corrélation entre fonctions conditionnée et conditionnante. La décorrélation des fonctions se traduit alors par une image constituée d'un cylindre d'axe vertical [PRET91b].

Pour des fonctions conditionnantes de type moyenne définie dans V_t ou $f(x+v)$ avec v vecteur de norme t et de direction donnée, les matrices $Q_{\phi,t}$ présentent une évolution morphologique en fonction des valeurs croissantes de t , mettant en évidence, soit une décorrélation rapide ($t \leq 15$) dans le cas de zones sans défauts, soit une corrélation forte et persistante pour $t \geq 15$ pour des zones avec défauts (figure 2).

Le critère défini pour caractériser la présence d'un défaut est lié à l'anisotropie de la série des "queues de comètes" et à la surface de celles-ci après sélection des seules statistiques significatives.

Nous avons poursuivi l'analyse des propriétés statistiques en calculant le variogramme des images.

Dans le cadre des fonctions aléatoires à accroissement stationnaire (schémas intrinsèques) [MATH65], G.Matheron définit le variogramme ponctuel comme étant la variance de l'accroissement $f(x+v) - f(x)$, soit pour un vecteur v quelconque:

$$2\gamma(v) = \text{var}[f(x+v) - f(x)]$$

De plus, pour une fonction aléatoire stationnaire à variance finie, la fonction intrinsèque $\gamma(v)$ converge. La distance au-delà de laquelle $\gamma(v)$ est égale ou presque égale à sa valeur asymptotique définit la portée. Au-delà de la portée, les variables aléatoires $f(x)$ et $f(x+v)$ ne sont plus corrélées. Lorsque $\gamma(v)$ croît indéfiniment quand $\|v\|$ augmente, les variables aléatoires $f(x)$ et $f(x+v)$ restent corrélées.

Dans le cadre des images à étudier, l'hypothèse de stationnarité des accroissements semble valide en raison d'une part du prétraitement réalisé et d'autre part de la faible taille des défauts. Nous avons donc calculé les variogrammes pour des vecteurs v orientés à 0 et 90° et de norme t variant de 0 à la moitié du champ d'observation (figure 3a, 3b). Ils nous ont permis de confirmer la décorrélation rapide des zones sans défauts et la corrélation persistante des zones avec défauts, précédemment mise en évidence par la méthode des probabilités conditionnelles.

En outre, de l'étude des variogrammes, nous avons extrait un nouveau critère pour discriminer les zones avec défauts des zones sans défauts. Il s'agit de la pente du variogramme, celui-ci n'étant considéré que pour des normes t supérieures à 10. Nous avons explicité cette

information de pente en créant, pour chaque direction, une nouvelle image (figure 3c) selon la procédure suivante. L'image prétraitée est découpée en imagerie de tailles fixes (64x64 ou 128x128) et décalées de la moitié de leur taille (soit 32 ou 64 pixels) les unes par rapport aux autres afin de recouvrir l'image initiale. A chacune de ces imagerie est affectée la valeur de la pente de son variogramme. Lorsque les fenêtres se recouvrent, seule la valeur maximale de la pente est prise en compte. Cette image synthétique est ensuite multipliée par l'image prétraitée. Les images texturées (figure 3d) qui en résultent font ressortir les zones de défauts comme étant homogènes et peu texturées que des paramètres simples (variance ou minimum de l'histogramme) permettent de différencier des zones sans défauts. Précisons toutefois que des techniques plus sophistiquées fondées sur des indices texturaux peuvent également être utilisées avec succès.

Enfin, dans le cadre d'une analyse morphologique des images, nous avons localisé les défauts en exploitant le fait que ceux-ci correspondent à des zones dont la moyenne locale est plus faible que celle associée à des zones sans défauts. Cette remarque nous a conduit à extraire les minima régionaux de l'image prétraitée après l'avoir filtrée par une ouverture morphologique de taille 4. Les minima sont détectés par l'algorithme classique développé dans [PRET87]. L'image de marqueurs qui en résulte est ensuite "filtrée" par reconstruction géodésique à partir de sa version ouverte. Une localisation des "noyaux" des défauts est ainsi obtenue (figure 4). Notons que plusieurs noyaux peuvent être détectés dans le cas d'un défaut allongé, et que les défauts de faible taille ne sont pas repérés en raison des filtrages successifs réalisés.

La coopération de l'ensemble des critères sélectionnés par l'approche géométrico-statistique développée, i.e. l'anisotropie des queues de comètes, l'information relative des pentes des variogrammes et la localisation des minima, nous a permis d'extraire les paramètres de classification suivants:

- indices d'anisotropie et surfaciques dans la série des "queues de comètes",
- pentes des variogrammes pour les directions 0 et 90 degrés,
- indices statistiques (minimum, variance) des images synthétisant les informations de texture pour les directions 0 et 90 degrés,
- présence de minima régionaux.

Tous ces paramètres sont ensuite exploités lors de l'étape de classification réalisée par un réseau de neurones.

III CLASSIFICATION PAR RESEAUX DE NEURONES ET RESULTATS

La classification est effectuée par un réseau de neurones multicouches. Rappelons qu'un neurone formel est une unité de traitement simple qui applique une fonction souvent non linéaire (appelée fonction d'activation) à la somme pondérée de ses entrées. L'association de ces unités en réseaux par des connexions pondérées, permet d'obtenir des outils possédant une grande puissance de calcul. Différents modèles de réseaux [HERT91] ont ainsi été développés, parmi lesquels le réseau de Hopfield [HOPF82] les réseaux à auto-organisation [KOH089] et les réseaux à couches [RUME86]. Les propriétés de ces différents réseaux sont définies par les fonctions d'activation des neurones formels et le type et les poids des interconnexions.

Dans notre contexte de classification, nous avons choisi un réseau à couches permettant de construire des frontières de décision par apprentissage supervisé d'exemples des différentes classes. Le réseau que nous avons utilisé comporte trois couches. Le nombre de neurones dans la couche d'entrée correspond au nombre de paramètres de classification sélectionnés. La couche de sortie ne comporte qu'un seul neurone à valeurs dans $[-1,1]$, la valeur 1 étant associée à la classe des zones avec défauts et -1 à la classe des zones sans défauts. La couche cachée est quant à elle de dimension variable.

La base d'exemples est dans notre cas constituée de deux bases disjointes, l'une d'apprentissage et l'autre de tests. Elles sont constituées de zones avec et sans défauts extraites d'une dizaine d'images bien représentatives du problème posé. Après initialisation des poids à des valeurs aléatoires faibles par tirage selon une loi uniforme sur $[-0.05, 0.05]$, ceux-ci sont mis à jour, lors de l'apprentissage, à chaque présentation au réseau de couples entrées/sortie. La loi d'apprentissage utilisée est l'algorithme de rétropropagation du gradient [LECUN87]. Pour chaque exemple présenté, la sortie du réseau est calculée par propagation de la couche d'entrée vers la couche de sortie. La valeur de sortie est alors comparée à celle désirée (valeur numérique représentant la classe de l'exemple considéré). L'erreur commise est calculée puis rétropropagée de la couche de sortie vers celle d'entrée. A chaque étape, les poids sont ainsi mis à jour. Cet algorithme visant à minimiser l'erreur de classification, s'inspire de techniques de descente de gradient. Chaque exemple présenté est tiré aléatoirement dans la base d'exemples. Etant donnée la disproportion entre le nombre de zones sans défauts par rapport à celui avec défauts, les exemples présentés sont alternativement tirés parmi la famille des zones avec défauts puis celle des zones sans défauts.

Différents critères d'arrêt peuvent être employés [HUSH93]. L'apprentissage peut par exemple être stoppé lorsque l'erreur quadratique globale devient inférieure à un seuil fixé. Un autre critère consiste à arrêter l'apprentissage lorsque les performances en classification sur une base de tests différente de la base d'apprentissage ne s'améliorent plus. Pour des raisons de rapidité de mise en oeuvre, nous avons retenu le premier critère d'arrêt.

En ce qui concerne les images de la base d'apprentissage (correspondant à des régions avec des défauts nettement identifiés et des régions totalement dépourvues de défauts), le taux de classification exacte atteint 100%. Précisons que si la base d'apprentissage n'est pas correctement construite ce taux tombe à 95% en raison, d'une part, du flou associé aux contours des défauts et d'autre part, de l'imprécision de la notion de défaut en radiographie numérique, l'expertise portant actuellement sur les clichés analogiques. Les performances en généralisation, sont estimées à partir de la base de tests et sont supérieures à 98%.

Une fois l'apprentissage achevé, les poids des connections sont gelés et la phase d'exploitation se déroule alors de la manière suivante. Chaque image traitée est divisée en zones élémentaires qui sont successivement présentées au réseau. A chacune de ces zones est associée la valeur en sortie. Celle-ci permet de quantifier la probabilité de présence ou d'absence de défauts. L'image résultante est alors créée en associant à chaque zone élémentaire une valeur en niveau de gris fonction de la sortie du réseau. Une zone blanche correspond alors à une forte probabilité de présence d'un défaut, alors qu'une zone noire correspond à une forte probabilité d'absence de défauts. Les valeurs intermédiaires correspondent à des zones de diagnostic incertain.

Une cartographie des zones avec et sans défauts de l'image est ainsi produite.

Les premiers résultats (figure 5) nous semblent intéressants et encourageants et montrent la pertinence des paramètres sélectionnés et de l'approche de classification utilisée.

Toutefois, l'évaluation objective des performances de discrimination entre régions avec défauts et régions sans défauts passe par l'analyse par des experts radiographes des images ainsi produites au regard des images initiales.

Du point de vue de la classification, le réseau actuel peut être amélioré en raffinant les paramètres d'entrée, en optimisant le nombre de couches cachées et en mettant en oeuvre une technique utilisant un critère d'arrêt relatif à la non amélioration des performances sur la base de test.

Nous envisageons en outre de comparer l'efficacité des résultats produits pour un unique réseau de neurones avec ceux obtenus avec deux réseaux spécialisés, l'un dans la reconnaissance des défauts et l'autre dans celle des zones sans défauts.

REMERCIEMENTS

Les auteurs remercient le GRECO GT8 pour l'intérêt qu'il a porté à ces recherches.

REFERENCES

- [BRIA88] F.Y.Briand, B.Brillault, S.Philipp, "Quantification des défauts dans des images de radiographie industrielle", 2ème atelier TIPI du CNRS, Aussois, 1988.
- [BRIA91] F.Y.Briand, "Conception d'outils de traitement d'images pour l'analyse et l'interprétation de radiographies industrielles", Thèse de l'Université de Nantes, 1991.
- [BRIL88] B.Brillault, "Mesure par analyse d'images en radiographie industrielle", revue générale de l'électricité, n°8, sept.1988.
- [CASN91] M.Casin, "Détection de défauts en radiographie industrielle: étape de classification avant restauration", Rapport EDF HP-21/92-02, 1991.
- [DOCH83] C.Doche, G.Thomas, "Numérisation et traitement numérique de radiographies industrielles", LETI/MCTE n°1462, nov.1983.
- [DUTR83] V.Dutron, "Traitement numérique de radiographies industrielles", 5ème Colloque International des Méthodes de CND, Bordeaux 1983.
- [FLEU90] E.Fleuet, "Application des filtres alternés séquentiels et de l'égalisation locale d'histogramme à la radiographie industrielle numérisée", Rapport EDF HP21/90-33, 1990.
- [HERT91] J.Hertz, A.Krogh, R.G.Palmer, "Introduction to the Theory of Neural Computation", Addison-Wesley, 1991.
- [HOPF82] J.J.Hofield, Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities", "Proceedings of the National Academy of Science, USA, 79, p2554-2558, 1982.
- [HUSH93] D.R.Hush, B.G.Horne, "Progress in Supervised Neural Networks", IEEE Signal Processing Magazine, 8-39, Janv. 1993.
- [KOHO89] T.Kohonen, "Self-Organization and Associative Memory", (3ème éd.), Berlin: Springer-Verlag, 1989.
- [LAVA90] B.Lavayssière, "Description de nouveaux outils en traitement d'images: application à la radiographie industrielle", Rapport EDF, HP21/90-12, 1990.
- [LAVA93] B.Lavayssière, "Analyse d'images en radiographie industrielle", contrôle qualité par vision artificielle, Le Creusot, mai 1993 (à paraître).
- [LECUN87] Y.Le Cun, "Modèles connexionnistes de l'apprentissage", Thèse de l'université Paris 6, 1987.
- [LEFE92] M.Lefèvre, "Analyse des propriétés des radiographies de coudes moulés", rapport EDF HP21/93-08, 1992.

- [MATH65] G.Matheron, "Les variables généralisées et leur estimation: une application de la théorie des fonctions aléatoires aux sciences de la nature", Masson et C^{ie}, Editeurs, 1965.
- [PHIL88] S.Philipp, "Analyse de texture appliquée aux radiographies industrielles", Thèse de l'Université Pierre et Marie Curie, Paris 6, 1988.
- [PRET87] F.Prêteux, "Description et interprétation des images par la morphologie mathématique, application à l'imagerie médicale", Thèse de l'Université Pierre et Marie Curie, Paris 6, 1987.
- [PRET91a] F.Prêteux, X.Descombes "Synthèse et analyse de textures par coopération de processus multi-échelles", 8^{ème} congrès AFCET-RFIA, Villeurbanne, vol.2, 1015-1023, 25-29 nov. 1991.
- [PRET91b] F.Prêteux, J.C.Chappelier, "Estimation des paramètres des textures booléennes: de la théorie à la pratique", 8^{ème} congrès de Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle, Villeurbanne, vol.3, 1317-1322, 25-29 nov. 1991.
- [RUME86] D.E.Rumelhart, J.L.McClelland, and the PDP research group, "Parallel Distributed Processing", MIT Press, 1986.

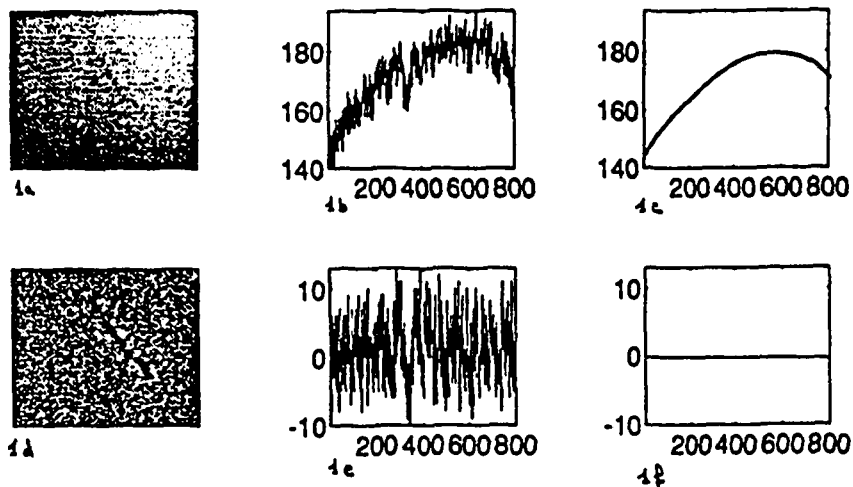


Figure 1: Elimination de la dérive du signal par prétraitement
 1a: image initiale, 1b: de 1a, 1c: dérive de 1a,
 1d: image prétraitée, 1e: profil de 1d, la dérive est éliminée
 mais le bruit est rehaussé, 1f.

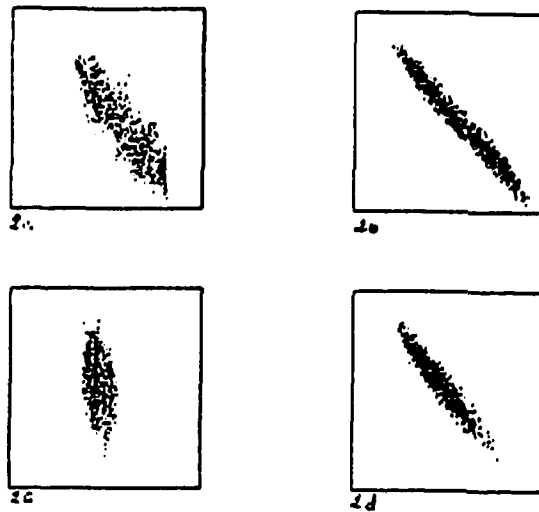


Figure 2: Matrices de probabilités conditionnelles
 2a-2b: mise en évidence de la décorrélation rapide des fonctions conditionnante et conditionnée dans le cas des zones sans défauts,
 2c-2d: persistance d'une forte corrélation dans le cas des zones avec défauts.

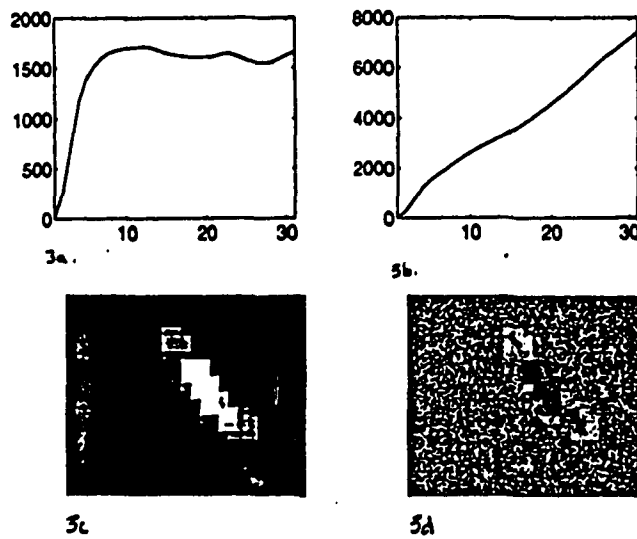


Figure 3: Variogrammes
 Variogrammes de zones sans défaut (3a) et avec défauts (3b),
 3c: image synthétisant l'information de pentes des variogrammes,
 3d: image texturée obtenue par multiplication de 3c et de l'image prétraitée.

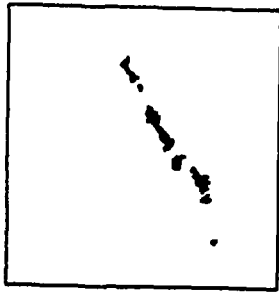


Figure 4: Extraction des minima régionaux de I_d .

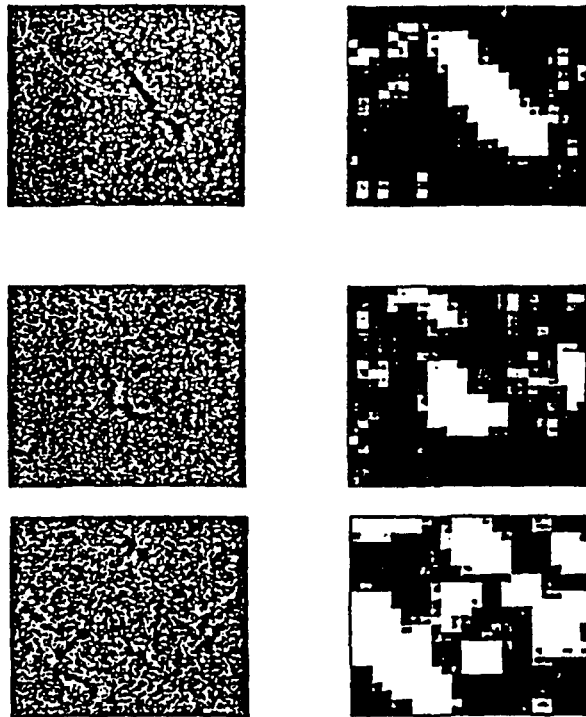


Figure 5: Couples d'images prétraitées et cartographies obtenues après classification.