

NEUVIEME COLLOQUE SUR LE TRAITEMENT DU SIGNAL ET SES APPLICATIONS

NICE du 16 au 20 MAI 1983

INSPECTION AUTOMATIQUE DE TEXTURES PAR UNE APPROCHE STATISTIQUE.

Michael A. UNSER

LABORATOIRE DE TRAITEMENT DES SIGNAUX - ECOLE POLYTECHNIQUE FEDERALE DE LAUSANNE - 16 chemin de Bellerive
CH - 1007 LAUSANNE - SUISSE.

RESUME

Résumé - Dans cet exposé, on présente un système général pour l'inspection automatique d'états de surfaces à caractère homogène (textures). Dans un premier temps, l'image numérisée subit un prétraitement assurant une compensation de distorsions éventuelles introduites par un éclairage déficient ou un capteur de sensibilité non-uniforme. Une transformation texturale est ensuite effectuée établissant la correspondance entre l'image originale et une séquence multivariée de caractéristiques locales. Cette transformation se révèle être normalement distribuée. La décision concernant la conformité ou le non-conformité d'un échantillon de texture intervient par seuillage de la distance de Mahalanobis associée au vecteur de caractéristiques locales. Il est montré que cette procédure, dans l'hypothèse d'une distribution gaussienne, est optimale dans le sens qu'elle conduit à la région d'acceptation minimale pour une probabilité de fausse réjection fixée.

SUMMARY

Abstract - This paper suggests a general system approach applicable to the automatic visual inspection of textured material. First, the input image is preprocessed in order to be independent of acquisition non-uniformities. A tone-to-texture transform is then performed by mapping the original grey level picture on a multivariate local feature sequence which turns out to be normally distributed. Decision concerning conformity or non-conformity occurs by thresholding the Mahalanobis distance computed for every feature vector. It is shown that this approach is optimum under the Gaussian assumption in the sense that it has a minimum acceptance region for a fixed probability of false rejection.



1.0 INTRODUCTION

Il est couramment admis qu'une image donne lieu à deux types d'information picturale : les contours et les textures. Il semble que dans les applications industrielles (insertion de robots dans les chaînes de fabrication, inspection ou contrôle automatique), on se soit, jusqu'à présent, principalement intéressé au premier aspect du problème débouchant ainsi sur des caractéristiques telles que la position, la forme ou l'orientation d'objets [1,2,3]. On peut cependant entrevoir un certain nombre d'applications où l'information significative est du deuxième type. En effet, l'utilisation de techniques d'analyse de textures semble approprié pour la mesure de la qualité des états de surface d'un produit [10] ou la détection de défauts ou d'inhomogénéités locales [7].

Cette étude se concentre sur le problème de la détection automatique d'inhomogénéités de textures dues à l'apparition de défauts tels que des rayures, des fissures, des inclusions d'impuretés ou encore des changements de structure. Ce type d'application touche un très large secteur d'activité et peut permettre aussi bien un contrôle de matières premières que de produits en fin de fabrication. Le système d'inspection qui a été développé est tout particulièrement adapté aux textures ayant un caractère aléatoire plus ou moins prononcé. Des méthodes de traitement plus simples peuvent être envisagées dans le cas de textures périodiques de type déterministe.

La structure générale d'un système de contrôle de textures a été proposée dans une publication antérieure [7]. Le schéma bloc associé est présenté à la figure 1.

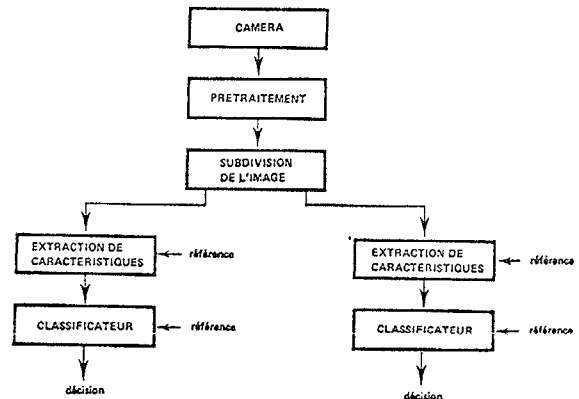


Fig. 1 : Schéma bloc général

Le traitement peut être décomposé dans les étapes suivantes. Dans un premier temps, la surface à analyser est numérisée puis stockée sous la forme d'un tableau de valeurs. Une compensation des non-uniformités de l'éclairage ou de la variation spatiale du gain du capteur est obtenue par l'application d'un algorithme efficace de prétraitement. Ce traitement, qui assure également une normalisation des données, sera décrit dans une publication ultérieure. L'analyse de l'image au travers d'une fenêtre d'observation rectangulaire fournit un ensemble de sous-images qui seront ensuite traitées séparément. Un ensemble de mesures statistiques est estimé pour chaque sous-image puis utilisé pour une classification. Le processus d'estimation des caractéristiques peut être interprété comme une transformation établissant la correspondance entre une image à tons de gris et une séquence multivariée de caractéristiques locales. Ce point de vue sera examiné dans la prochaine section. Une décision finale concernant la conformité ou la non-conformité de l'échantillon examiné peut être prise en appliquant des techniques classiques de reconnaissance de formes statistiques [6]. Ceci n'est bien sûr possible que dans le cas où une connaissance a priori des différentes catégories est à disposition sous la forme de densités de probabilité conditionnelles ou d'un ensemble important d'échantillons conformes et non-conformes. Dans cette étude, il a été supposé qu'une caractérisation préliminaire efficace de la catégorie des échantillons non conformes n'était pas possible à cause de la rareté et du caractère imprévisible de la déviation par rapport à la



normale. Pour cette raison, une procédure de décision basée uniquement sur la description de la classe de référence a été développée. Une règle de décision optimale, dans le sens qu'elle conduit à une région d'acceptation minimale pour une probabilité de fausse réjection donnée, a été retenue. Cette approche se distingue de l'approche heuristique usuelle basée sur la spécification d'un intervalle de tolérance pour chacune des caractéristiques. L'application de cette formulation conduit à la définition d'une fonction discriminante résumant l'information fournie par le vecteur de caractéristiques locales et pouvant être utilisée comme une mesure de conformité (ou d'homogénéité). Le développement de la section 3 est basé sur l'hypothèse d'une distribution gaussienne du vecteur de caractéristiques locales dans le cas d'une texture de référence sans défauts. Il a été vérifié expérimentalement que cette condition est relativement bien satisfaite pour une très large famille de caractéristiques s'exprimant comme la moyenne d'une quelconque fonction des points-image dans un voisinage proche.

2.0 EXTRACTION DE CARACTERISTIQUES

La notion de texture utilisée pour la caractérisation de la surface d'un objet ou d'un phénomène est fondamentale en traitement d'images et en reconnaissance des formes. Le qualificatif de texture désigne généralement une propriété de voisinage des constituants élémentaires d'une image. On dit d'une image qu'elle possède une texture uniforme lorsqu'elle conduit à une impression visuelle homogène. Un nombre important d'approches structurales et statistiques ont été proposées pour l'analyse de textures. Il n'en reste pas moins que le problème d'une représentation et d'une caractérisation efficace est loin d'être résolu. Une revue très complète des techniques les plus utilisées est fournie par des travaux récents d'Haralick [5].

Dans le cadre de cette étude, une caractérisation simplifiée basée sur des critères perceptuels a été retenue. La texture est représentée par un certain nombre de caractéristiques locales s'exprimant comme la moyenne d'une fonction particulière des points-image dans un voisinage de dépendance. Ce

type de représentation ne prétend pas fournir une description fine et complète de la texture; elle se contente d'accéder à certaines propriétés texturales telles que la finesse, la grossièreté, la directionnalité, la régularité, etc...

2.1. Transformation texturale

Une image de texture discrète définie sur une grille rectangulaire de dimension $K \times L$, est dénotée par $\{t_{k,l}\}$, ($k=1,2,\dots,K$; $l=1,2,\dots,L$) et considérée comme étant une réalisation particulière d'un processus stationnaire et ergodique bidimensionnel. Cette image est analysée au travers d'une fenêtre glissante de dimension $M \times N$ dont le centre est repéré par (k,l) . Pour chaque position de la fenêtre d'observation, on évalue un ensemble de q caractéristiques satisfaisant à :

$$x_i(k,l) = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{k=-M/2}^{+M/2} \sum_{l=-N/2}^{+N/2} y_i(k,l) \quad (i=1,\dots,q) \quad (1)$$

où $y_i(k,l)$ est le résultat d'une transformation locale mesurant certaines relations entre les pels dans un voisinage proche. Cette quantité peut être exprimée par

$$y_i(k,l) = F_i(N_{k,l}) \quad (2)$$

$$\text{avec } N_{k,l} = \{t_{i,j}, \quad (i=-I/2+k,\dots,I/2+k, \\ j=-J/2+1,\dots,J/2+1)\}$$

où $F_i(\cdot)$ est une fonction particulière des éléments de l'ensemble des voisins $N_{k,l}$. Ce domaine est volontairement choisi plus petit que la fenêtre d'analyse ou fenêtre de moyennage. Les caractéristiques locales $x_i(k,l)$ sont des estimations non biaisées des espérances mathématiques $E[y_i]$. Il est à remarquer que la majorité des mesures utilisés pour l'analyse de textures satisfont la formule générique (1). En particulier, on notera qu'un bon nombre de caractéristiques très usuelles (moyenne, variance, contraste, corrélation, etc..) généralement calculées à partir des matrices de co-occurrence [4-5] peuvent s'obtenir en appliquant (1).

Les paramètres locaux mesurés sur la fenêtre d'analyse centrée en (k,l) définissent les composantes d'un vecteur de caractéristiques locales :

$$X_{k,l} = [x_1(k,l) \ x_2(k,l) \ \dots \ x_q(k,l)]^T \quad (3)$$



La transformation de l'image originale $\{t_{k,1}\}$ en une séquence multivariée de caractéristiques locales est appelée "transformation texturale". Cette procédure est illustrée par la figure 2.

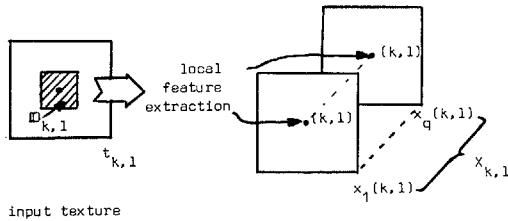


Fig. 2 : Principe de la transformation texturale

L'utilisation d'un algorithme de calcul récursif pour l'évaluation du vecteur local de caractéristiques permet un gain appréciable en temps-calcul [9]. L'ensemble particulier de paramètres qui a été utilisé à titre expérimental est donné par la table 1.

TYPE	CLOSED FORM
mean	$x_1(k,1) = \frac{1}{M,N} \sum t_{k,1}$
variance	$x_2(k,1) = \frac{1}{M,N} \sum (t_{k,1} - x_1(k,1))^2$
correl. (-2,-2)	$x_3(k,1) = \rho(-2,-2) \cdot$
correl. (-1,-2)	$x_4(k,1) = \rho(-1,-2) \cdot$
correl. (0,-2)	$x_5(k,1) = \rho(0,-2) \cdot$
correl. (1,-2)	$x_6(k,1) = \rho(1,-2) \cdot$
correl. (2,-2)	$x_7(k,1) = \rho(2,-2) \cdot$
correl. (-2,-1)	$x_8(k,1) = \rho(-2,-1) \cdot$
correl. (-1,-1)	$x_9(k,1) = \rho(-1,-1) \cdot$
correl. (0,-1)	$x_{10}(k,1) = \rho(0,-1) \cdot$
correl. (1,-1)	$x_{11}(k,1) = \rho(1,-1) \cdot$
correl. (2,-1)	$x_{12}(k,1) = \rho(2,-1) \cdot$
correl. (1,0)	$x_{13}(k,1) = \rho(1,0) \cdot$
correl. (2,0)	$x_{14}(k,1) = \rho(2,0) \cdot$

$$\cdot : \rho(i,j) = \frac{1}{M,N} \sum \frac{(t_{k,1} - x_1(k,1))(t_{k+i,1+j} - x_1(k,1))}{x_2(k,1)}$$

Table 1 : Ensemble de paramètres de texture

2.2 Distribution du vecteur de caractéristiques

L'application d'une règle de décision optimale est basée sur la connaissance de la densité de probabilité $p(X/w)$ associée à la séquence multivariée de caractéristiques locales pour une texture sans défauts. Il a été vérifié expérimentalement que cette densité peut avantageusement être approximée par une distribution de Gauss d'ordre q donnée par :

$$p(X/w) = (2\pi)^{-q/2} |\Sigma|^{-1/2} \exp\{-\frac{1}{2}(X-M)^T \Sigma^{-1} (X-M)\} \quad (4)$$

avec

$$M = E\{X\} \quad \text{et} \quad \Sigma = E\{(X-M)(X-M)^T\}$$

3.0 DECISION

En accord avec les remarques faites dans l'introduction, la distribution associée aux échantillons non-conformes $p(X/\bar{w})$ est supposée inconnue. Il est donc impossible d'appliquer des règles de décision classiques tels que les critères optimaux de Neyman-Pearson ou de Bayes. La probabilité de fausse acceptation n'est en principe pas accessible; on conçoit cependant bien que celle-ci sera dépendante du volume de la région d'acceptation. Il est alors raisonnable d'admettre que la meilleure règle de décision, pour une probabilité de fausse réjection donnée (cette grandeur étant tout à fait contrôlable), est celle qui conduit à la région d'acceptation minimale.

Théorème [8] : Pour une probabilité de fausse réjection fixée, la règle de décision optimale qui minimise le volume de la région d'acceptation, est donnée par

$$\text{Décider } \omega \text{ si } X \in R_{a0} = \{X \in S, p(X/w) > T\} \quad (5)$$

autrement décider \bar{w}

avec un choix de T satisfaisant à

$$P_{fR} = 1 - \int_{R_{a0}} p(X/w) dX \quad (6)$$

En appliquant l'équation (1), on montre que la condition

$$p(X/w) > T$$

est équivalente à

$$d(X) = (X-M)^T \Sigma^{-1} (X-M) < T' ; \quad T' = 2 \ln(2\pi)^{q/2} \frac{1}{T} \quad (7)$$

La grandeur scalaire $d(X)$ est souvent appelée la distance de Mahalanobis.

Soit Φ une matrice $q \times q$ obtenue par juxtaposition des q vecteurs propres de Φ_1 .

$$\Phi = [\Phi_1 \quad \Phi_2 \quad \dots \quad \Phi_q] \quad (8)$$

et Λ une matrice diagonale constituée des valeurs propres correspondantes :

$$\Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 & \dots & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & \dots & \lambda_q \end{bmatrix} \quad (9)$$

En appliquant la transformation linéaire $Z = \Phi^T (X-M)$, l'équation (7) peut être formulée de la manière suivante :

$$d(X) = Z^T \Lambda^{-1} Z = \sum_{i=1}^q \frac{z_i^2}{\lambda_i} \quad (10)$$

Les composantes du vecteur Z sont non corrélées :

$$E\{ZZ^T\} = \Lambda \quad (11)$$

Ceci est équivalent, dans le cas gaussien, à l'indépendance mutuelle des termes.

4.0 PROCEDURE D'APPRENTISSAGE

Une prise de décision interviendra par une application de la formule (7). Il est nécessaire, au préalable, de déterminer les paramètres de la distribution (moyenne et matrice de covariance) et de choisir une valeur appropriée du seuil T'.

4.1 Estimation des paramètres

Les paramètres de la distribution seront estimés sur des prototypes de textures de référence sans défauts. On considère un ensemble de Ms x Ns valeurs du vecteur local de caractéristiques mesurées sur un échantillonnage important de textures de référence prétraitées. Les estimateurs de maximum de vraisemblance pour la moyenne et la matrice de covariance sont respectivement donnés par :

$$\hat{M} = \frac{1}{M_s \cdot N_s} \sum_{k=1}^{M_s} \sum_{l=1}^{N_s} X_{k,l} \quad (12)$$

$$\hat{\Sigma} = \frac{1}{(M_s \cdot N_s - 1)} \sum_{k=1}^{M_s} \sum_{l=1}^{N_s} (X_{k,l} - \hat{M})(X_{k,l} - \hat{M})^T \quad (13)$$

4.2 Choix du seuil

La valeur du seuil est fixée par la probabilité de fausse réjection. Le choix de cette grandeur peut être simplifié par la détermination de la densité de probabilité conditionnelle associée à la grandeur scalaire d(X) sur la base de laquelle s'effectue le test. En appliquant l'équation (10), on montre que d(X) satisfait à une distribution en chi carré avec q degrés de liberté. Ainsi, pour une probabilité de fausse réjection donnée de (1-α), on choisira un seuil T' égal à la valeur χ²_s pour laquelle la répartition du χ² satisfait :

$$\text{Prob}\{ \chi^2 < \chi^2_s \} = \alpha = 1 - P_{fr} \quad (14)$$

La relation d'interdépendance entre le seuil T' et la probabilité de fausse réjection est donnée à la figure 3 pour le cas particulier d'un ensemble de q=14 caractéristiques.

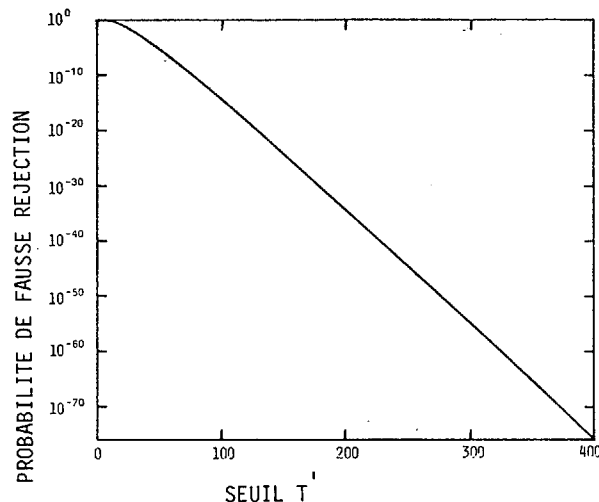
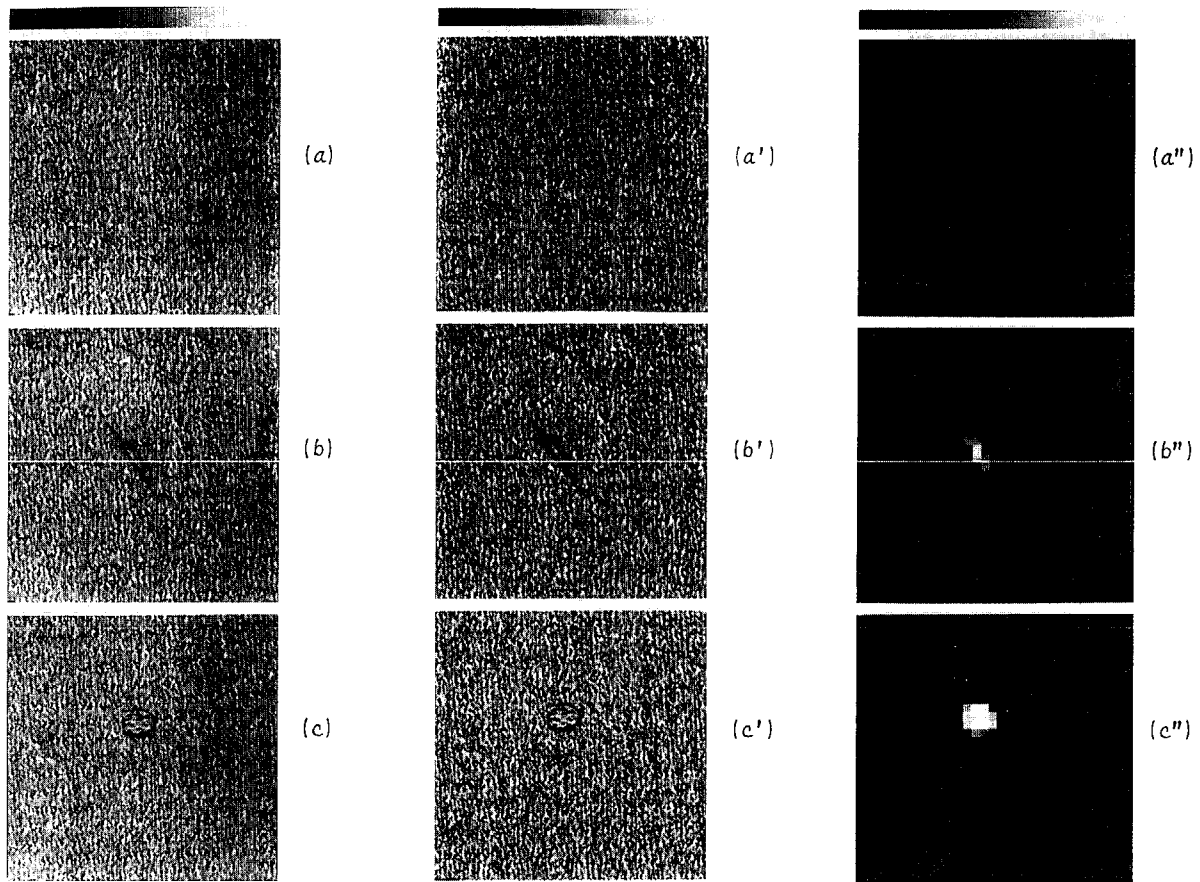


Fig. 3 : Probabilité de fausse réjection en fonction du seuil T' (q=14).

5.0 RESULTATS EXPERIMENTAUX

Le système d'inspection automatique a été appliqué à un certain nombre d'échantillons de textures réelles. Les images de textures ont été numérisées par l'intermédiaire d'une caméra TV de type Vidicon suivit d'un convertisseur A/N. La non-uniformité du gain spatial de la caméra (effet d'ombre) est apparente sur les reproductions des images à l'entrée du système. Une suppression de cet effet ainsi qu'une normalisation des données est obtenue après prétraitement. L'ensemble particulier des caractéristiques de la table 1 a été calculé au travers d'une fenêtre glissante de dimension 32 x 32 sur les échantillons de textures de référence sans défauts et utilisé pour l'estimation des vecteurs-moyenne et des matrices de covariance correspondantes. Une distance de Mahalanobis locale par rapport à la texture de référence a été calculés pour chacune des images pour des positions de fenêtre avec un recouvrement de 25%. Une interpolation d'ordre zéro a été utilisée pour la génération d'une image de distance de Mahalanobis locale particulièrement parlante au niveau de l'interprétation. Les défauts sont mis en évidence par des pics blancs très importants et peuvent facilement être détectés par seuillage. La valeur maximale du seuil permettant une détection correcte des défauts dans les différents exemples correspond à

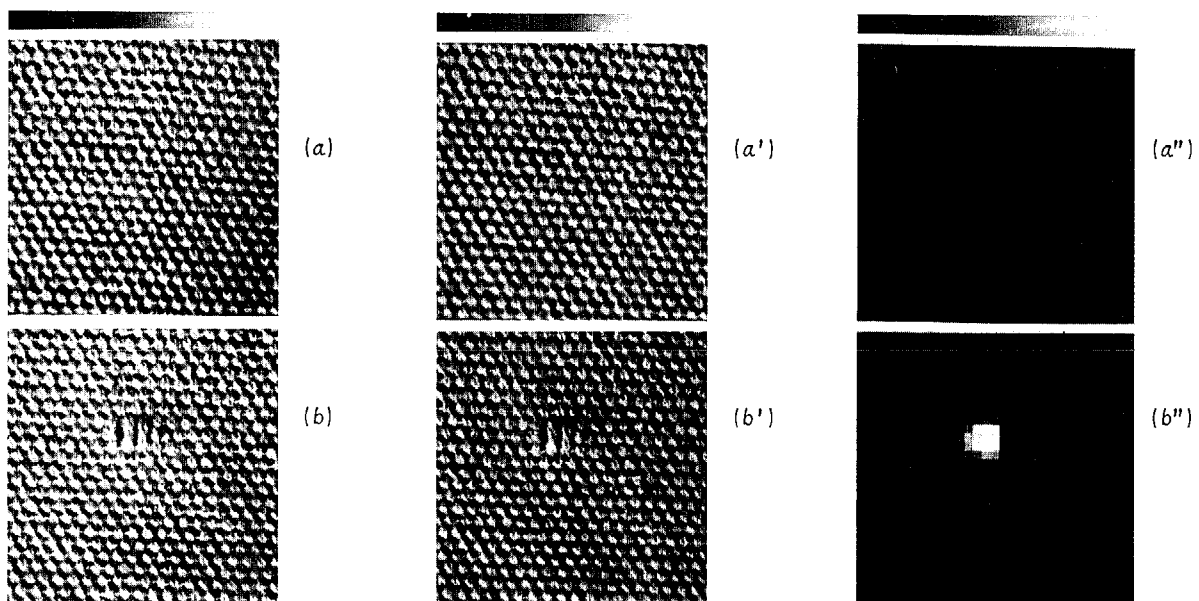


Textures originales
 . 256 x 256 pixels
 . 256 niveaux de gris

Textures prétraitées

Distance de Mahalanobis locale
 . 14 paramètres (coef. de cor.)
 . fenêtre 32x32, facteur d'échelle : 1.

Fig. 4 : Exemples expérimentaux No. 1. (a) : texture de référence, (b)-(c) textures avec défauts.



Textures originales
 . 256 x 256 pixels
 . 256 niveaux de gris

Textures prétraitées

Distance de Mahalanobis locale
 . 14 paramètres (coef. de cor.)
 . fenêtre 32x32, facteur d'éch. : 0.92

Fig. 5 : Exemples expérimentaux No. 2. (a) : texture de référence, (b) texture avec défaut.

des probabilités de fausse réjection respectives de 10^{-30} , 10^{-70} , 10^{-50} .

Des expériences additionnelles effectuées sur d'autres types de texture ont également abouti à des résultats très encourageants. Des ensembles différents de paramètres ont aussi été utilisés et se sont généralement montrés efficaces. Il n'en reste pas moins qu'une évaluation objective de la méthode nécessite encore un nombre important d'expériences. Il apparaît néanmoins que le système d'inspection de textures est assez universel pour être adapté à une application particulière par l'intermédiaire d'un choix adéquat des caractéristiques à calculer. Par exemple, une évaluation de différents moments statistiques du 1er ordre tels que la moyenne et la variance, se révélera suffisante pour des tâches d'inspection relativement simples.

6.0 CONCLUSION

Un système flexible d'inspection automatique de textures a été proposé. Le contrôle est basé sur une évaluation de caractéristiques locales de texture. La décision de conformité ou de non conformité repose sur une caractérisation de la classe de référence uniquement. La règle de décision retenue est optimale dans le sens que pour une probabilité de fausse réjection donnée, elle conduit à la région d'acceptation minimale dans l'espace des paramètres. Les expérimentations menées sur des textures réelles ont abouti à des résultats très satisfaisants et permettent une localisation précise des défauts de texture avec un taux de fausse réjection extrêmement bas. Les travaux se poursuivent pour une évaluation objective de la méthode et pour proposer une solution au problème du choix d'un ensemble de paramètres adaptés à une application spécifique.

REFERENCES

1. "Imaging Applications for Automated Industrial Inspection Assembly", Proc. of the Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, Vol 182, April 19-20, 1979, Washington, D. C.
2. Proceedings of the 1st International Conference on Robot Vision and Sensory Controls, April 1-3, 1981 Stratford-upon-Avon, UK.
3. Proceedings of the 2nd International Conference on Robot Vision and Sensory Controls, November 2-4, 1982 Stuttgart, Germany.
4. R.M. Haralick, K. Shanmugan and I. Dinstein, "Textural Features for Image Classification", IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics, Vol. SMC-3, No 6, November 1973, pp 610-621.
5. R.M. Haralick, "Statistical and Structural Approach to Texture", Proc. IEEE, Vol. 67, pp. 786-804, May 1979.
6. K. Fukunaga, "Introduction to Statistical Pattern Recognition", Academic Press, New York and London 1972.
7. M. Unser and F. de Coulon, "Detection of Defects by Texture Monitoring in Automatic Visual Inspection", in [3], pp. 27-38.
8. M. Unser, "The Statistical Conformity Testing Problem", Internal Technical Report LTS 02-83, EPF-Lausanne, Feb. 1983.
9. M. Unser, "Recursion in Short Time Signal Analysis", Signal Processing, May 1983.
10. J.S. Weska and A. Rosenfeld, "An Application of Texture Analysis to Material Inspection", Pattern Recognition, Vol. 8, 1976, pp. 195-199.

